**Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

**Dados hiperespectrais na determinação do conteúdo relativo de água na
folha em cana-de-açúcar**

Magda Maria Zuleta Bonilla

Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestra em Ciências. Área de concentração: Engenharia
de Sistemas Agrícolas

**Piracicaba
2015**

Magda Maria Zuleta Bonilla
Engenheira Agrícola

Dados hiperespectrais na determinação do conteúdo relativo de água na folha em cana-de-açúcar

Orientador:
Prof. Dr. **PETERSON RICARDO FIORIO**

Dissertação para obtenção do título de Mestra em Ciências. Área de concentração: Engenharia de Sistemas Agrícolas

Piracicaba
2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA - DIBD/ESALQ/USP

Bonilla, Magda Maria Zuleta

Dados hiperspectrais na determinação do conteúdo relativo de água na folha em
cana-de-açúcar / Magda Maria Zuleta Bonilla. - - Piracicaba, 2015.
87 p. : il.

Dissertação (Mestrado) - - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz".

1. Modelos de predição 2. Regressão linear múltipla por *step-wise* 3. Espectroscopia
de reflectância I. Título

CDD 633.61
B715d

"Permitida a cópia total ou parcial deste documento, desde que citada a fonte – O autor"

*A meu esposo Rodrigo e Filha
Mariana; aos Meus pais Lucelly e
William pelo amor incondicional.*

Dedico

*A minhas irmãs pelo apoio
incondicional*

Ofereço

AGRADECIMENTOS

A meu marido Rodrigo e minha filha Mariana, pelo amor, apoio e paciência incondicional no decorrer deste longo caminho.

A meus pais, que apesar da distância, sempre estiveram presentes me apoiando.

A comissão do programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas Agrícolas da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ – USP), pela oportunidade para realizar meu curso de mestrado.

Ao Professor Peterson Ricardo Fioro, pela confiança, apoio e a orientação nos momentos que precisei.

A CAPES (Coordenação de Apoio e Pesquisa do Ensino Superior), pela concessão da bolsa de mestrado.

Ao Professor Dr. Rubens Duarte Coelho, pelo apoio ao trabalho, disponibilizando a área de estudo e o laboratório para o desenvolvimento deste projeto de pesquisa, com apoio do Projeto PITE - FAPESP / ODEBRECHT AGROINDUSTRIAL 2012/50083-7 sob sua coordenação, junto ao Departamento de Engenharia de Biossistemas da ESALQ.

Ao Prof. José Alexandre Melo Demattê, pela contribuição intelectual, indispensável ao desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores do Departamento de Engenharia de Biossistemas, pela orientação e pelos ensinamentos.

A meus colegas e amigos, especialmente Juliano, Rodrigo e Pedro, que ajudaram na condução do experimento, e que foram de grande ajuda durante meu mestrado.

Aos colegas Fernando da Silva Barbosa, Daniel Philipe Veloso Leal, Lucas Costa Santos e José Guilherme Victorelli Scanavini, que me ajudaram incondicionalmente durante o desenvolvimento do trabalho de coleta de dados na estufa experimental.

Aos estudantes do grupo TopoGeo por sua colaboração na coleta de dados na estufa experimental.

Ao pessoal do laboratório do Departamento de Engenharia de Biossistemas, que me auxiliaram durante na execução de meu trabalho.

Aos funcionários do Departamento de Engenharia de Biossistemas, pela ajuda e companherismo durante esse período.

Agradeço a todos, que direta ou indiretamente, contribuíram com a conclusão deste trabalho.

“Cada fracasso ensina ao homem que tem algo a aprender”

Charles Dickens

SUMÁRIO

RESUMO	11
ABSTRACT	13
1 INTRODUÇÃO	15
Referências	16
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	19
2.1 Resposta da cana-de-açúcar ao déficit hídrico	19
2.2 Aplicação da espectroscopia de reflectância na vegetação	20
2.3 Uso do sensoriamento remoto na quantificação do conteúdo de água da vegetação	22
Referências	24
3 INFLUÊNCIA DO ESTRESSE HÍDRICO NO COMPORTAMENTO ESPECTRAL DE FOLHAS DE CANA-DE-AÇÚCAR EM CASA DE VEGETAÇÃO	29
Resumo.....	29
Abstract.....	29
3.1 Introdução	30
3.2 Material e Métodos	31
3.2.1 Localização e caracterização da área de estudo.....	31
3.2.2 Obtenção de dados hiperespectrais da folha.....	36
3.2.3 Pre-tratamento das curvas espectrais.....	37
3.2.4 Monitoramento da umidade do solo	37
3.3 Resultados.....	38
3.3.1 Caracterização espectral da folha de cana-de-açúcar	38
3.3.2 Influência do déficit hídrico na resposta espectral da folha de cana-de-açúcar	42
3.4 Discussão	43
3.4.1 Mudanças espectrais da folha de cana-de-açúcar relacionadas ao déficit hídrico.....	43
3.5 Conclusões.....	45
3.6 Considerações finais	45
Referências	45
4 MODELOS ESPECTRAIS PARA A ESTIMATIVA DO CONTEÚDO RELATIVO DE ÁGUA NA FOLHA DE CANA-DE-AÇÚCAR	49
Resumo.....	49
Abstract.....	49
4.1 Introdução	50

4.2 Material e Métodos	51
4.2.1 Descrição da área de estudo	51
4.2.2 Descrição do tratamento.....	53
4.2.3 Determinação da umidade e área da folha	53
4.2.4 Obtenção de dados hiperespectrais na folha	54
4.2.5 Monitoramento da umidade do solo.....	56
4.2.6 Pré-tratamento das curvas espectrais de laboratório	56
4.2.7 Obtenção de bandas para predição dos modelos.....	57
4.2.8 Cálculos de índices de vegetação.....	58
4.2.9 Análise estatística.....	59
4.3 Resultados	60
4.3.1 Resposta da folha ao conteúdo de água segundo o tempo de avaliação	60
4.3.2 Relação do conteúdo de água na folha e sua resposta espectral	61
4.3.3 Relação das bandas espectrais com o conteúdo de água na folha.....	64
4.3.4 Relação dos índices com os parâmetros de água na folha	69
4.3.5 Modelos de predição baseados nas bandas selecionadas	71
4.4 Discussão	76
4.4.1 Relação da reflectância espectral com os parâmetros de água da folha de cana-de-açúcar	76
4.4.2 Resposta espectral da folha de cana-de-açúcar através de índices de vegetação.....	77
4.4.3 Estimativa do conteúdo de água da folha de cana-de-açúcar a partir de sua reflectância.....	79
4.5 Conclusões	82
Referências.....	82

RESUMO

Dados hiperespectrais na determinação do conteúdo relativo de água na folha em cana-de-açúcar

A cadeia produtiva da cana-de-açúcar vem sofrendo problemas de diversas naturezas, sendo a mais comum a estiagem, agravada pelas mudanças climáticas que reduzem a disponibilidade de água no solo, afetando diretamente a produtividade da cultura. Uma grande proporção da cultura da cana-de-açúcar não é irrigada, sendo sujeita a alterações entre estações úmidas e secas em condições tropicais e subtropicais, mas quando é irrigada, tem-se observado um incremento significativo na produtividade da cultura. As necessidades hídricas da cultura devem ser atendidas, tanto, na quantidade requerida, quanto no momento oportuno. Para isto, devem ser quantificados parâmetros relacionados com o seu estado hídrico. No entanto, os métodos empregados convencionalmente são demorados, custosos e invasivos. Como alternativa que ajuda a reduzir tempo e custos, o sensoriamento remoto hiperespectral vem sendo utilizado para estimar o estado hídrico em diferentes escalas, uma vez que permite a captura de grande quantidade de informação rapidamente. Para o presente trabalho, o comportamento espectral da vegetação de 400 a 2500 nm, foi utilizado na quantificação de alguns parâmetros que estabelecem o seu estado hídrico. As avaliações tanto em casa de vegetação quanto em laboratório foram feitas em folhas de cana-de-açúcar submetidas a déficit hídrico programado. Para os dados de laboratório foram obtidos $R^2 > 0,8$ na região do visível e $R^2 < 0,55$, na região do infravermelho próximo para CRA (conteúdo relativo de água). Para EEA (espessura equivalente da água) foi obtido um $R^2 < 0,6$ na região do infravermelho próximo.

Palavras-chave: Modelos de predição; Regressão linear múltipla por *step-wise*; Espectroscopia de reflectância

ABSTRACT

Hyperspectral data to determine the relative water content in the sugarcane leaf

The sugarcane agribusiness has been suffering several kinds of problems. The most common is the drought caused by the weather changes, which reduce the water availability in the soil, affecting directly the crop yield. A large proportion of the sugarcane crop is not irrigated undergoing changes between wet and dry seasons in tropical and subtropical conditions, but when it is irrigated, it has been possible to observe an increase in the crop yield. The crop water requirements must be provided, both at the required amount and at the right time. To do this, parameters related to its moisture status have to be quantized. However, conventional methods are slow, invasive and expensive. As an alternative to reduce time and costs, the hyperspectral remote sensing has been being used to estimate the water status at different scales, because it allows capturing big amounts of information quickly. In the present study, the spectral behavior of vegetation between 400 and 2500 nm was used to quantify some parameters that establish its water status. The evaluations were conducted both in the greenhouse and the laboratory on sugarcane leaves under programmed water deficit. The laboratory data obtained were $R^2 > 0.8$ in the visible region and $R^2 < 0.55$ in the near infrared region for the RWC (relative water content). For the EWT (equivalent water thickness) was obtained a $R^2 < 0.6$ in the near infrared region.

Keywords: Prediction models; Multiple linear regression by *step-wise*; Reflectance spectroscopy

1 INTRODUÇÃO

Disponibilidade hídrica limitada afeta o desenvolvimento das plantas e consequentemente a produtividade dos cultivos (FLEXAS et al., 2006). A agroindústria da cana-de-açúcar vem sofrendo problemas de diversas naturezas, sendo a mais comum a estiagem, agravada pelas mudanças climáticas que reduzem a disponibilidade de água no solo, o que afeta diretamente a produtividade da cultura (BARROS et al., 2012; RODRIGUES; DE LAIA; ZINGARETTI, 2009). Experimentos conduzidos para avaliar o consumo de água pela cana-de-açúcar permitiram concluir que a cana está entre as espécies cultivadas de maior consumo de água (CASTRO; CHRISTOFFOLETI, 2005), sendo de 1500 a 2500 mm por ciclo vegetativo (DOORENBOS; KASSAM, 1994).

O impacto causado pelo déficit hídrico sob a produtividade agrícola depende da fase fenológica da cultura (INMAN-BAMBER; SMITH, 2005). Segundo Pires et al. (2008), para fins de irrigação, a fase de rápido desenvolvimento vegetativo é a mais suscetível ao déficit hídrico em cana-de-açúcar, uma vez que nesta fase ocorre um rápido aumento na área foliar e portanto a demanda de água é maior. Ramesh (2000) relata que a alta demanda hídrica da cana-de-açúcar ocorre durante o perfilhamento e rápido crescimento. Uma grande proporção da cultura da cana-de-açúcar não é irrigada, sendo sujeita a alterações entre estações úmidas e secas em condições tropicais e subtropicais, mas quando é irrigada, tem-se observado um incremento na produção e, por tanto, nas rendas brutas, independente da época do plantio (BARROS et al., 2012). Nesse contexto, COSTA (2011) ressalta a importância da irrigação para a cultura da cana, uma vez que é uma ferramenta capaz de aumentar a produtividade do canavial e reduzir a dependência do clima, quando este é adverso.

As necessidades hídricas da cultura devem ser atendidas, tanto, na quantidade requerida, quanto no momento oportuno. Para isto, devem ser quantificados parâmetros relacionados ao seu estado hídrico. No entanto, os métodos convencionais empregados são demorados, custosos e invasivos (MOBASHERI; FATEMI, 2013), e em muitos casos estão relacionados com o solo e não com a planta. O método de laboratório padrão para calcular o conteúdo de água na folha envolve pesagem e secagem na estufa para determinar a perda de peso, processo simples, porém, lento que consome tempo e que dificulta a tomada de decisão para a aplicação ou não da irrigação num determinado momento sobre a cultura.

Como uma alternativa que ajuda a reduzir tempo e custos, o sensoriamento remoto vem sendo utilizado para estimar o estado hídrico das culturas em diferentes escalas, uma vez que permite capturar grande quantidade de informação de uma forma rápida e não destrutiva.

Atualmente, técnicas de sensoriamento remoto hiperespectral, no nível de campo e laboratório (espectrorradiometria) vêm sendo utilizada (MIRZAIE et al., 2014; YI et al., 2012; ZHANG et al., 2012) para ajudar na interpretação da energia refletida ou absorvida pelas plantas, simplificando o processo de estimação do estado hídrico das culturas.

Assim, vários objetivos foram propostos neste estudo, sendo eles: 1. Identificar o efeito do déficit hídrico em folhas de cana-de-açúcar através de dados hiperespectrais; 2. Definir bandas espectrais com maior correlação com o conteúdo de água na folha; 3. Gerar modelos matemáticos capazes de estimar o conteúdo de água na folha de cana-de-açúcar.

Desta forma, espera-se que os resultados obtidos sirvam como subsídio de informação para futuras pesquisas que visem a utilização do sensoriamento remoto hiperespectral no monitoramento do estado hídrico das culturas, especificamente da cana-de-açúcar.

Referências

- BARROS, A.C.; COELHO, R.D.; MARIN, F.R.; POLZER, D.L.; NETTO, A.A. Utilização do modelo canegro para estimativa de crescimento da cana-de-açúcar irrigada e não irrigada para as regiões de Gurupi – TO e Teresina – PI. **Irriga**, Botucatu, v. 17, n. 2, p. 189–207, 2012.
- COSTA, V.M. Irrigação em cana-de-açúcar: uma realidade ainda oculta no Brasil. **STAB. Açúcar, Alcool & Subprodutos**, Piracicaba, v. 30, n. 3, p. 15-17, nov./dez. 2011.
- DOORENBOS, J.; KASSAM, A.K. **Efeito da água no rendimento das culturas**. Tradução de H.R. Gheyi, A.A. Souza e F.A.V. Damasceno. Campina Grande: Universidade Federal da Paraíba, 1994. p. 220-226.
- FLEXAS, J.; RIBAS-CARBO, M.; BOTA, J.; GALMES, J.; HENKLE, M.; MARTINEZ-CANELLAS, S.; MEDRANO, H. Decreased rubisco activity during water stress is not induced by decreased relative water content but related to conditions of low stomatal conductance and chloroplast CO₂ concentration. **New Phytologist**, Oxford, v. 172, p. 73-82, 2006.
- INMAN-BAMBER, N.G.; BONNETT, G.D.; SMITH, D.M.; THORBURN, P.J. Sugarcane physiology: integrating from cell to crop to advance sugarcane production. **Field Crops Research**, Amsterdam, v.92, p.115-117, 2005.
- MIRZAIE, M.; DARVISHZADEH, R.; SHAKIBA, A.; MATKAN, A.A.; ATZBERGER, C.; SKIDMORE, A. Comparative analysis of different uni- and multi-variate methods for estimation of vegetation water content using hyper-spectral measurements. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 26, p. 1–11, 2014.

MOBASHERI, M.R.; FATEMI, S.B. Leaf equivalent water thickness assessment using reflectance at optimum wavelengths. **Theoretical and Experimental Plant Physiology**, Heidelberg, v. 25, n. 1, p. 196–202, 2013.

PIRES, R.C.M.; ARRUDA, F.B.; SAKAI, E. Irrigação e drenagem. In: DINARDO-MIRANDA, L.L.; VASCONCELOS, A.C.M. de; LANDELL, M.G.A. (Ed.). **Cana-de-açúcar**. Campinas: Instituto Agronômico. 2008. p. 631-670.

RAMESH, P. Effect of different levels of drought during the formative phase on growth parameters and its relationship with dry matter accumulation in sugarcane. **Journal of Agronomy and Crop Science**, Berlin, v. 185, p. 83-89, 2000.

RODRIGUES, F.A.; DE LAIA, M.L.; ZINGARETTI, S.M. Analysis of gene expression profiles under water stress in tolerant and sensitive sugarcane plants. **Plant Science**, Shannon, v. 176, n. 2, p. 286–302, 2009.

YI, Q. BAO, A.; WANG, Q.; ZHAO, J. Estimation of leaf water content in cotton by means of hyperspectral indices. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 90, p. 144-151, 2012.

ZHANG, L.; ZHOU, Z.; ZHANG, G.; MENG, Y.; CHEN, B.; WANG, Y. Monitoring the leaf water content and specific leaf weight of cotton (*Gossypium hirsutum* L.) in saline soil using leaf spectral reflectance. **European Journal of Agronomy**, Amsterdam, v. 41, p. 103–117, 2012.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Resposta da cana-de-açúcar ao déficit hídrico

O fator mais importante para o crescimento da cana-de-açúcar é a água (KING et al., 1965), além de ser fundamental para todos seus estágios de desenvolvimento (LUCCHESI, 2001). A disponibilidade de água para esta cultura é um dos aspectos que podem estar relacionados com a variabilidade na produtividade a cada ano (TERAMOTO, 2003).

O consumo de água da cana-de-açúcar é influenciado por vários fatores como ciclo fenológico, condições ambientais e pelas próprias características das variedades (SCARDUA; ROSENFELD, 1987).

Nos processos fisiológicos, vegetais dependem do suprimento hídrico, tanto no período do crescimento quanto no período de produção (CHAVES; MAROCO; PEREIRA, 2003). Canas com idade de 4 a 8 meses, apresentaram reduções de produção, ocasionadas pelos períodos de seca no verão, assim como no crescimento da cana-planta (BARBOSA et al., 2011).

O déficit hídrico nas plantas ocorre quando a taxa de transpiração é maior que a disponibilidade de água a ser absorvidas pelas raízes (TAIZ; ZEIGER, 2013).

Segundo Inman-Bamber; Smith (2005) a suscetibilidade da cana-de-açúcar à deficiência hídrica é maior quando as plantas estão na fase de alongamento dos colmos. A intensidade do estresse hídrico afeta a produção de folhas novas, diminuindo a área fotossinteticamente ativa e acelerando a senescência da planta toda. Sabe-se que a redução estomática é considerada uma das primeiras estratégias para evitar a perda excessiva de água sob condições de déficit hídrico (YORDANOV et al., 2003; MACHADO, 2009). Esta redução vem acompanhada de uma queda na fotossíntese (SINGELS; DONALDSON; SMIT, 2005), a qual termina reduzindo drasticamente o crescimento e o desenvolvimento.

Uma menor expansão foliar, resulta de uma reduzida disponibilidade hídrica (INMAN-BAMBER; SMITH, 2005), onde processos de expansão e alongação celular são afetados negativamente (TAIZ; ZEIGER, 2013; MACHADO, 2009).

Em conclusão, o estresse hídrico altera uma diversidade de processos fisiológicos e de crescimento, que terminam provocando diminuições na produção. Portanto, a detecção precoce do estresse hídrico é importante, considerando que parâmetros fisiológicos tais como prolina ou CRA não têm mostrado ser bons indicadores para detectar o estresse em cana-de-açúcar (ZHAO; GLAZ; COMSTOCK, 2010) e que métodos alternativos, como o

sensoriamento remoto devem ser testados, levando em conta que esta tecnologia tem sido usada em outras culturas com ótimos resultados, já que seu baixo custo e sua alta confiabilidade faz desta ferramenta uma possibilidade a ser usada na cultura da cana-de-açúcar.

2.2 Aplicação da espectroscopia de reflectância na vegetação

Cada folha atua como o meio pelo qual a radiação eletromagnética trafega, portanto, dependendo do comprimento de onda da radiação incidente, componentes da folha exercem uma influência no processo de interação entre eles que devem ser analisados separadamente (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012).

No processo de interação entre a radiação eletromagnética (espectro óptico) e uma folha, além do fator estrutural (organização dos tecidos da folha), fatores químicos (pigmentos fotossintetizantes e água) podem ser analisados sob os pontos de vista da absorção, da transmissão e da reflexão da radiação (MOREIRA, 2011). Na literatura essa análise é conhecida como o estudo do comportamento espectral da vegetação (HUETE; JACKSON, 1985), onde principalmente são estudados fatores que influenciam na reflexão da radiação tanto de folhas isoladas quanto de dosséis vegetais.

Por tanto, a quantificação de parâmetros biofísicos e bioquímicos da vegetação utilizando sensoriamento remoto é um elemento chave no monitoramento e entendimento dos processos terrestres (GOETZ; GAO; WESSMAN, 1992).

A adoção de técnicas de espectroscopia de reflectância torna-se uma alternativa viável para a obtenção de informações da vegetação, onde seu comportamento espectral ao longo do espectro eletromagnético (350 – 2500 nm) é uma descrição dos seus constituintes e características (VISCARRA-ROSSEL et al., 2006).

Pigmentos fotossintetizantes absorvem luz na região do visível (400-700 nm), a região dos 800 -1000 nm caracteriza-se pela alta reflectância das folhas (região chamada de Patamar do NIR). Várias bandas de absorção podem ser observadas dos 1100-2500 nm, algumas influenciadas pela água (1440 e 1900 nm) e outras por proteínas (2000 e 2300 nm) (ECARNOT; COMPAN; ROUMET, 2013). Condições de seca diminuem a absorção da luz no comprimento de onda da “água”, enquanto que, a senescência diminui a absorção da luz na região do visível, concluem os mesmos autores.

Os parâmetros da vegetação que tem alcançado resultados promissores em relação às suas descrições quantitativas através de informações hiperespectrais são conteúdo de água,

clorofila e nitrogênio (CARTER; KNAPP, 2001; CHENG; RIVARD; SÁNCHEZ-AZOFEIFA, 2011; HERRMANN et al., 2010), todos têm observado comportamentos espectrais característicos na região do VIS-NIR-SWIR. Estudos utilizando índices de vegetação baseados em dados hiperespectrais vêm sendo amplamente empregados (YI et al., 2012, USTIN; RIAÑO; HUNT, 2012; SMALL; LARSON; SMITH, 2014), a relação da variável de interesse com esses índices vem apresentando bons resultados (THENKABAIL; SMITH; PAUW, 2000; GUTIERREZ; REYNOLDS; KLATT, 2010; ZARCO-TEJADA et al., 2013; CAMMARANO et al., 2014).

Estudos realizados para quantificar o conteúdo de água na planta, usando reflectância espectral em folhas de algodão, obtiveram coeficientes de determinação (R^2) aceitáveis, na ordem de 0,9 a 0,6, para a região do infravermelho próximo (YI et al., 2012; ZHANG et al., 2012). Estudos têm apresentado resultados promissórios na quantificação dos parâmetros de interesse que foram avaliados, ficando evidente o potencial do sensoriamento remoto hiperespectral para coletar essas informações. No caso de laboratório, Mirzaie et al. (2014) obtiveram um $R^2 = 0,94$ com os comprimentos de onda 825 e 1443 nm, visando estimar o conteúdo de água da vegetação para quatro variedades de plantas. Ullah et al. (2014), submeteram varias especies de plantas a desidratação progressiva, obtendo $R^2 = 0,96$ e RMSE=4,74% na região do MIR (mid infrared – em 2900, 4650 e 6080 nm), sendo ela a região mais sensível para estimar o conteúdo de água na planta. Behmann, Steinrücken e Plümer (2014), utilizaram os métodos não-supervisionado e supervisionado em imagens hiperespectrais obtidas de plantas de cevada para identificar níveis de estresse hídrico.

Estudos realizados no nível de campo, Zygielbaum et al. (2009) concluíram que a região do VIS (400 – 750 nm) fornece os meios para detectar estágios iniciais de estresse hídrico e estimar o conteúdo relativo de água, quando realizaram o estudo em folhas de maiz, obtendo $R^2 = 0,96$. Já, Cammarano et al. (2014), estimaram concentração de N (%), obtendo $R^2 = 0,81$ na região do *red-edge* (705 - 745 nm) e Fu et al. (2014), obtiveram $R^2 = 0,84$ com os comprimentos de onda 670 e 800 nm na estimação de biomassa, ambos os dois em plantas de trigo.

No nível aéreo, Zarco-Tejada et al. (2012) conseguiram detectar estresse hídrico, medindo a temperatura da coroa de árvores de citrus através de imagens hiperespectrais, obtendo $R^2 = 0,78$ para condutância estomática e $R^2 = 0,34$ para potencial hídrico. Estudos realizados por Gao et al. (2014) no nível de satélite numa região litoral da China, permitiram concluir que o calculo da seca é limitado por causa da umidade do solo, a densidade da

cobertura vegetal, a temperatura da superfície terrestre e a evapotranspiração a escala regional.

2.3 Uso do sensoriamento remoto na quantificação do conteúdo de água da vegetação

A limitação hídrica, afeta o desenvolvimento das plantas e consequentemente a produtividade agrícola (FLEXAS et al., 2006). Por tanto, conhecer como as plantas respondem ao estresse hídrico é necessário, uma vez que facilita a seleção de variedades toleráveis a essa condição e permite aperfeiçoar as práticas de manejo tanto da cultura quanto do recurso água.

Atualmente, e desde há décadas, o sensoriamento remoto tem-se tornado uma ferramenta auxiliar na determinação de parâmetros bióticos e abióticos da vegetação, sendo um deles o estado hídrico (BEHMANN; STEINRÜCKEN; PLÜMER, 2014; ECARNOT; COMPAN; ROUMET, 2013; MOBASHERI; FATEMI, 2013; PACUMBABA; BEYL, 2011; SANCHES et al., 2013).

Na década de 1940, foram realizados os primeiros trabalhos, aplicando técnicas de sensoriamento remoto em vegetação no Brasil, com a obtenção de mapas temáticos, apartir de fotografias aéreas, representando espacialmente classes fisionômicas de coberturas vegetais, elementos do meio ambiente e recursos naturais. Estudos posteriores, na década de 1990, as pesquisas com sensoriamento remoto da vegetação passaram de ser meramente qualitativos a ter uma ênfase mais quantitativa. Correlações entre os parâmetros geofísicos do meio ambiente e ou biofísicos da vegetação com dados radiométricos foram estabelecidas, gerando modelos matemáticos cujo objetivo era estabelecer uma conexão lógica entre os parâmetros biofísicos da vegetação e as suas propriedades espectrais (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012).

A detecção precoce de estresse em plantas é altamente relevante, mas difícil de alcançar (BEHMANN; STEINRÜCKEN; PLÜMER, 2014), no entanto é uma propriedade que por sua relevância pode ser estudada com sensoriamento remoto hiperespectral (YI et al., 2012). Com os avanços tecnológicos alcançados pelo sensoriamento remoto hiperespectral, aproximações para calcular o conteúdo de água na vegetação tem sido mais eficientes, visando estabelecer as condições hídricas das culturas.

Os parâmetros usualmente utilizados na literatura que descrevem o conteúdo de água na vegetação através de sensoriamento remoto são: teor de umidade (fuel moisture content-FMC em %, por sua sigla em inglês), (BURGAN, 1996) e espessura equivalente de água da

folha (leaf equivalent water thickness-EWT em cm, por sua sigla em inglês) (DANSON et al., 1992). Outros estudos utilizam outros nomes para expressar o estado hídrico da folha, conteúdo gravimétrico de água (gravimetria water content-GWC em %, por sua sigla em inglês) (DATT, 1999), que pode ser expressada como o conteúdo de água da folha em base seca (leaf water content-LWC_D em %, por sua sigla em inglês) e conteúdo de água da folha em base fresca (leaf water content-LWC_F em %, por sua sigla em inglês) (CHENG; RIVARD; SÁNCHEZ-AZOFEIFA, 2011; USTIN; RIAÑO; HUNT, 2012). Outro parâmetro muito utilizado em termos da fisiologia de plantas para medir o estado hídrico é o conteúdo relativo de água (CRA) ou RWC % por sua sigla em inglês (BARRS; WEATHERLY, 1962), que leva em consideração o peso turgido da folha. A literatura define o CRA como o parâmetro que estima o conteúdo atual do tecido foliar amostrado em relação ao conteúdo máximo de água (turgescência) que pode conter o tecido quando está cheio de água. O sensoriamento remoto tem utilizado o parâmetro CRA em vários estudos (JIANG, 2009; PU et al., 2003; ZYGIELBAUM et al., 2009), visando avaliar as condições de seca da vegetação.

Por outro lado, índices de vegetação (relação simples, normalizado ou combinado) têm sido desenvolvidos a partir de dados hiperespectrais como uma ferramenta apropriada para monitorar variáveis biofísicas e bioquímicas da vegetação relacionadas com a água e sua evolução temporal (HANSEN; SCHJOERRING, 2003). Segundo Rouse, Hass e Schell (1974), o cálculo de índices de vegetação, tanto simples, quanto de diferença normalizada, baseia-se no contraste da reflectância entre duas bandas geralmente entre o vermelho e o infravermelho próximo. Com base na relação empírica entre as variáveis relacionadas à água e a reflexão em comprimentos de onda específicos, as principais vantagens dos métodos baseados em índices são o seu rápido processamento e sua efetividade (CASAS et al., 2014) para ressaltar as características da vegetação (vigor, biomassa, atividade fotossintética e índice de área foliar (IAF) (MASELLI, 2004). Além disso, os índices de vegetação reduzem a variabilidade da reflectância causadas pelas condições de iluminação, ruídos dos aparelhos, condições atmosféricas e do solo (van LEEUWEN; HUETE, 1996).

Vários autores têm desenvolvido índices relacionados diretamente com a água na planta (PEÑUELAS et al., 1994; GAO, 1996; SERRANO et al., 2000; SIMS; GAMON 2003; STRACHAN; PATTEY; BOISVERT, 2002; RODRIGUEZ-PEREZ et al., 2007; YI et al., 2012), uma vez que estes índices têm mostrado mais sensibilidade às variações do conteúdo de água, tanto no dossel, quanto na folha (SERRANO et al., 2000). Vários estudos (EITEL et al., 2006; ULLAH et al., 2014; YILMAZ; HUNT; JACKSON, 2008; ZHANG et al., 2012) têm mostrado que as regiões do espectro NIR e SWIR apresentam um maior domínio para estimar

água na planta. No entanto, melhores resultados têm sido observados na região do SWIR, uma vez que NIR tem mostrado maior sensibilidade devido a outros fatores, principalmente relacionados às características estruturais da folha (CECCATO, et al., 2002).

Referências

- BARBOSA, A.; CAMPOS, S.; ZIMBACK, C.R.; XAVIER, Z.B. Comparação de métodos de classificação de imagens na identificação de áreas cultivadas com citros. **Revista Energia na Agricultura**, Botucatu, v. 26, p. 14–25, 2011.
- BARRS, H.; WEATHERLEY, P. A re-examination of the relative turgidity technique for estimating water deficits in leaves. **Australian Journal of Biological Sciences**, Victoria, v. 24, p. 519–570, 1962.
- BEHMANN, J.; STEINRÜCKEN, J.; PLÜMER, L. Detection of early plant stress responses in hyperspectral images. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 93, p. 98–111, July 2014.
- BURGAN, R. Use of remotely sensed data for fire danger estimation. **EARSeL Advances in Remote Sensing**, Hannover, v. 4, n. 4, p. 1–8, 1996.
- CAMMARANO, D. FITZGERALD, G.J.; CASA, R.; BASSO, B. Assessing the robustness of vegetation indices to estimate wheat N in Mediterranean environments. **Remote Sensing**, Basel, v. 6, n. 4, p. 2827–2844, 2014.
- CARTER, G.; KNAPP, A. Leaf optical properties in higher plants: linking spectral characteristics to stress and chlorophyll concentration. **American Journal of Botany**, St. Louis, v. 88, n. 4, p. 677–684, 2001.
- CASAS, A.; RIAÑO, D.; USTIN, S.L.; DENNISON, P.; SALAS, J. Estimation of water-related biochemical and biophysical vegetation properties using multitemporal airborne hyperspectral data and its comparison to MODIS spectral response. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 148, p. 28–41, 2014.
- CECCATO, P.; GOBRON, N.; FLASSE, S.; PINTY, B.; TARANTOLA, S. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data. Part 1. Theoretical approach. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 82, p. 188–197, 2002.
- CHAVES, M.; MAROCO, J.; PEREIRA, J. Understanding plant responses to drought from genes to the whole plant. **Functional Plant Biology**, Victoria, v. 30, p. 239–264, 2003.
- CHENG, T.; RIVARD, B.; SÁNCHEZ-AZOFEIFA, A. Spectroscopic determination of leaf water content using continuous wavelet analysis. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 2, p. 659–670, Feb. 2011.
- DANSON, F.; STEVEN, M.; MALTHUS, T.; CLARK, J. Highspectral resolution data for determining leaf water content. **International Journal Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 13, p. 461–470, 1992.

DATT, B. Remote sensing of water content in Eucalyptus leaves. **Australian Journal of Botany**, Victoria, v. 47, p. 909–923, 1999.

ECARNOT, M.; COMPAN, F.; ROUMET, P. Assessing leaf nitrogen content and leaf mass per unit area of wheat in the field throughout plant cycle with a portable spectrometer. **Field Crops Research**, Amsterdam, v. 140, p. 44–50, 2013.

EITEL, J.U.H.; GESSLER, P.E.; SMITH, A.M.S.; ROBBERECHT, R. Suitability of existing and novel spectral indices to remotely detect water stress in *Populus spp.* **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v. 229, n. 1/3, p. 170–182, July 2006.

FLEXAS, J.; CARBÓ, M.R.; BOTA, J.; GALMÉS, J.; HENKLE, M.; CAÑELLAS, S.M.; MEDRANO, H. Decreased Rubisco activity during water stress is not induced by decreased relative water content but related to conditions of low stomatal conductance and chloroplast CO₂ concentration. **New Phytologist**, Oxford, v. 172, p. 73–82, 2006.

FU, Y.; YANG, G.; WANG, J.; SONG, X.; FENG, H. Winter wheat biomass estimation based on spectral indices, band depth analysis and partial least squares regression using hyperspectral measurements. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 100, p. 51–59, Jan. 2014.

GAO, Z.; WANG, Q.; CAO, X.; GAO, W. The responses of vegetation water content (EWT) and assessment of drought monitoring along a coastal region using remote sensing. **GIScience & Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 52, n. 1, p. 1–16. 2014.

GAO, B. NDWI-a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 58, p. 257–266, 1996.

GOETZ, A.; GAO, B.; WESSMAN, C. Vegetation biochemistry: what can imaging spectrometry tell us about canopies? In: AUSTRALASIAN REMOTE SENSING CONFERENCE, 6., 1992, Wellington. Proceedings of the 6th Australasian Remote Sensing Conference, Wellington, New Zealand, v. 3. p. 150 – 160, 1992.

GUTIERREZ, M.; REYNOLDS, M.; KLATT, A. Association of water spectral indices with plant and soil water relations in contrasting wheat genotypes. **Journal of Experimental Botany**, Oxford, v. 61, n. 12, p. 3291–3301, 2010.

HANSEN, P.; SCHJOERRING, J. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 86, p. 542–553, 2003.

HERRMANN, I.; KARNIELI, A.; BONFIL, D.J.; COHEN, Y.; ALCHANATIS, V. SWIR-based spectral indices for assessing nitrogen content in potato. **International Journal of Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 31, n. 19, p. 37–41, 2010.

HUETE, A.; JACKSON, R.D. Spectral response of a plant canopy with different soil background. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 17, p. 37–53, 1985.

INMAN-BAMBER, N.; SMITH, D.M. Water relations in sugarcane and response to water deficits. **Field Crops Research**, Amsterdam, v. 92, p. 185–202, 2005.

JIANG, Y. Correlations of leaf relative water content, canopy temperature, and spectral reflectance in perennial ryegrass under water deficit conditions. **HortScience**, Alexandria, v. 44, n. 2, p. 459–462, 2009.

KING, N.; MUNGOMERY, R.; HUGHES, C. **Manual of cane growing**, New York: Elsevier, 1965. 375 p.

LUCCHESI, A. Ecofisiologia de culturas extrativas: cana-de-açúcar, seringueira, coqueiro, dendezeiro e oliveira. In: CASTRO, P.; KLUGE R. (Coord.). **Cana-de-açúcar**. Piracicaba: STAB, 2001. 138 p.

MASELLI, F. Monitoring forest conditions in a protected Mediterranean coastal area by the analysis of multiyear NDVI data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 89, p. 423–433, 2004.

MACHADO, R. **Resposta fisiológica de genótipos de cana-de-açúcar ao déficit hídrico imposto na fase inicial de desenvolvimento**. 2009. 79 p. Dissertação (Mestrado em Agricultura Tropical e Subtropical) – Instituto Agronômico, Campinas, 2009.

MIRZAIE, M.; DARVISHZADEH, R.; SHAKIBA, A.; MATKAN, A.A.; ATZBERGER, C.; SKIDMORE, A. Comparative analysis of different uni- and multi-variate methods for estimation of vegetation water content using hyper-spectral measurements. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 26, p. 1–11, Feb. 2014.

MOBASHERI, M.R.; FATEMI, S.B. Leaf equivalent water thickness assessment using reflectance at optimum wavelengths. **Theoretical and Experimental Plant Physiology**, Heidelberg, v. 25, n. 1, p. 196–202, 2013.

MOREIRA, M. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 4. ed. Viçosa: UFV, 2011. 422 p.

PACUMBABA, R.O.; BEYL, C.A. Changes in hyperspectral reflectance signatures of lettuce leaves in response to macronutrient deficiencies. **Advances in Space Research**, Oxford, v. 48, n. 1, p. 32–42, July 2011.

PEÑUELAS, J.; GAMON, J.; FREDEEN, A.; MERINO, J.; FIELD, C. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen and water-limited sunflower leaves. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 48, p. 135–146, 1994.

PONZONI, F.; SHIMABUKURO, Y.; KUPLICH, T. **Sensoriamento remoto da vegetação**. 2. ed. São Paulo: Ed. Parêntese, 2012. 176 p.

PU, R.; GE, S.; KELLY, N.M.; GONG, P. Spectral absorption features as indicators of water status in coast live oak (*Quercus agrifolia*) leaves. **International Journal of Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 24, n. 9, p. 1799–1810, Jan. 2003.

- RODRIGUEZ-PEREZ, J.; RIAÑO, D.; CARLISLE, E.; USTIN, S.; SMART, D. Evaluation of hyperspectral reflectance indexes to detect grapevine water status in vineyards. **American Journal of Enology and Viticulture**, California, v. 58, p. 302-317, 2007.
- ROUSE, J.; HASS, R.; SCHELL, J. **Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation**. Madison: NASA; GSFC, 1974. 371 p.
- SANCHES, I.D. FILHO, C.R.; MAGALHÃES, L.A.; QUINTÉIRO, G.C.M.; ALVES, M.N.; OLIVEIRA, W.J. Assessing the impact of hydrocarbon leakages on vegetation using reflectance spectroscopy. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 78, p. 85–101, 2013.
- SCARDUA, R.; ROSENFELD, U. Irrigação da cana-de-açúcar. In: PARANHOS, S.B. (Ed.). **Cana-de-açúcar: cultivo e produção**. Campinas:Fundação Cargill, 1987. p. 373-431.
- SERRANO, L. USTIN, S.L.; ROBERTS, D.A.; GAMON, J.A.; PEÑUELAS, J. Deriving water content of chaparral vegetation from AVIRIS data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 74, n. 3, p. 570–581, 2000.
- SIMS, D.; GAMON, J. Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance : a comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 84, p. 526–537, 2003.
- SINGELS, A.; DONALDSON, R.; SMIT, M. Improving biomass production and partitioning in sugarcane: theory and practice. **Field Crops Research**, Amsterdam, v. 92, p. 291-303, 2005.
- SMALL, E.; LARSON, K.; SMITH, W. Normalized microwave reflection index: validation of vegetation water content estimates from Montana grasslands. **Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, New Jersey, v. 7, n. 5, p. 1512-1521, 2014.
- STRACHAN, I.; PATTEY, E.; BOISVERT, J. Impact of nitrogen and environmental conditions on corn as detected by hyperspectral reflectance. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 80, p. 213-224. 2002.
- TAIZ, L.; ZEIGER, E. **Fisiologia vegetal**. Porto Alegre: Artmed, 2013. 917 p.
- TERAMOTO, E. **Avaliação e aplicação de modelos de estimativa de produção de cana-de-açúcar (*Saccharum spp*) baseados em parâmetros do solo e clima**, 2003. 85 p. Tese (Doutorado em Fitotecnia) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2003.
- THENKABAIL, P.; SMITH, R.; PAUW, E. Hyperspectral vegetation indices and their relationships with agricultural crop characteristics. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 71, p. 158–182, 2000.
- ULLAH, S. SKIDMORE, A.K.; RAMOELO, A.; GROEN, T.A.; NAEEM, N.; ALI, A. Retrieval of leaf water content spanning the visible to thermal infrared spectra. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 93, p. 56–64, July 2014.

USTIN, S.L.; RIAÑO, D.; HUNT, E.R. Estimating canopy water content from spectroscopy. **Israel Journal of Plant Sciences**, Oxfordshire, v. 60, n. 1, p. 9–23, Dec. 2012.

VAN LEEUWEN, W.; HUETE, A. Effects of standing litter on the biophysical interpretation of plant canopies with spectral indices. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 55, p. 123–138, 1996.

VISCARRA-ROSSEL, R.; WALWORT, D.; MCBRATNEY, A.; JANIK, L.; SKJESMSTAD, J. Visible near infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, Amsterdam, v. 131, p. 59–75, 2006.

YI, Q.; BAO, A.; WANG, Q.; ZHAO, J. Estimation of leaf water content in cotton by means of hyperspectral indices. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 90, p. 144–151, 2012.

YILMAZ, M.T.; HUNT, E.R.; JACKSON, T.J. Remote sensing of vegetation water content from equivalent water thickness using satellite imagery. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 112, n. 5, p. 2514–2522, 2008.

YORDANOV, I.; VELIKOVA, V.; TSONEV, T. Plant responses to drought and stress tolerance. **Bulgarian Journal of Plant Physiology**, Sofia, v. 29, n. 3/4 special issue, p. 187–206, 2003.

ZARCO-TEJADA, P.J.; DUGO, V.G.; BERNI, J.A.J. Fluorescence, temperature and narrow-band indices acquired from a UAV platform for water stress detection using a micro-hyperspectral imager and a thermal camera. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 137, p. 322–337, 2012.

ZARCO-TEJADA, P.J.; CLIMENT, M.L.; CLEMENTE, R.H.; CATALINA, A.; GONZÁLEZ, M.R.; MARTÍN, P. Estimating leaf carotenoid content in vineyards using high resolution hyperspectral imagery acquired from an unmanned aerial vehicle (UAV). **Agricultural and Forest Meteorology**, Amsterdam, v. 171/172, p. 281–294, 2013.

ZHANG, L.; ZHOU, Z.; ZHANG, G.; MENG, Y.; CHEN, B.; WANG, Y. Monitoring the leaf water content and specific leaf weight of cotton (*Gossypium hirsutum* L.) in saline soil using leaf spectral reflectance. **European Journal of Agronomy**, Amsterdam, v. 41, p. 103–117, Aug. 2012.

ZHAO, D.; GLAZ, B.; COMSTOCK, J.C. Sugarcane response to water-deficit stress during early growth on organic and sand soils. **American Journal of Agricultural and Biological Science**, New York, v. 5, n. 3, p. 403–414, 2010.

ZYGIELBAUM, A.I.; GITELSON, A.A.; ARKEBAUER, T.J.; RUNDQUIST, D.C. Non-destructive detection of water stress and estimation of relative water content in maize. **Geophysical Research Letters**, New Jersey, v. 36, n. 12, p. 1–4, 2009.

3 INFLUÊNCIA DO ESTRESSE HÍDRICO NO COMPORTAMENTO ESPECTRAL DE FOLHAS DE CANA-DE-AÇÚCAR EM CASA DE VEGETAÇÃO

Resumo

O sensoriamento remoto têm-se tornado uma das ferramentas mais promissoras para o cálculo do estado hídrico da vegetação, uma vez que é uma técnica não destrutiva e rápida na quantificação de parâmetros biofísicos da vegetação, particularmente, do estado hídrico. Portanto, o objetivo do presente estudo foi identificar o efeito do déficit hídrico em folhas de cana-de-açúcar, provenientes de plantas irrigadas com diferentes lâminas de água, utilizando dados hiperespectrais. O estudo foi realizado no Departamento de Engenharia de Biosistemas da Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz" (ESALQ/USP), Piracicaba-SP, em ambiente protegido (casa de vegetação). Para cada semana foram estabelecidos três dias de coletas de dados espectrais na folha+1 em cinco tratamentos, com 12 repetições por tratamento, para um total de 240 leituras por dia, utilizando o espectrorradiômetro ASD FieldSpec (ASD - Analytical Spectral Device Inc., Boulder, Colorado, EUA). A irrigação de cada tratamento foi baseada na evapotranspiração acumulada (ET_{oAc}). Cada curva espectral obtida foi pré-processada no software ParLes 3.1 e a umidade do solo foi monitorada utilizando tensiometria e TDR (*Time Domain Reflectometer*). Com base nos dados analisados foi possível observar variações na intensidade da reflectância entre os tratamentos quando o déficit hídrico foi imposto, sendo que as curvas espectrais dos tratamentos com mais dias após à irrigação apresentaram maior reflectância. As mudanças nas curvas espectrais foram marcantes na região do infravermelho próximo.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto hiperespectral; Déficit hídrico; Curva espectral; Casa de vegetação

Abstract

Remote sensing has become one of the most promissory tools for calculating the state of vegetation water, since it is a fast and non-destructive technique for quantification of vegetation biophysical parameters, particularly the water state. Therefore, the aim of this study was to identify the effect of drought on sugarcane leaves using hyperspectral data in greenhouse. The study was conducted at the Department of Biosystems Engineering of the College of Agriculture "Luiz de Queiroz" (ESALQ / USP), Piracicaba-SP, in a protected environment (greenhouse). In each week were established three days to collect spectral data in frond +1 in five treatments, with 12 repetitions per treatment, for a total of 240 readings per day, using the ASD spectroradiometer FieldSpec (ASD - Analytical Spectral Device Inc., Boulder, Colorado, USA). The irrigation treatment was based on each accumulated evapotranspiration (ET_{oAc}). Each spectral curve obtained was pre-processed in ParLes 3.1 software and soil moisture was monitored using tensiometers and TDR (*Time Domain Reflectometer*). Based on the analyzed data it was possible to observe variations in the intensity of the reflectance between when the treatment water stress was imposed, and the spectral curves of the treatments with more days after irrigation had higher reflectance. The changes in the spectral curves were striking in the near infrared region.

Keywords: Hyperspectral remote sensing; Water deficit; Spectral curve; Greenhouse

3.1 Introdução

A expansão do setor sucroenergético vem sendo ameaçado no Brasil devido às restrições climáticas que têm afetado a cultura nos últimos anos, especificamente as altas temperaturas e elevada radiação solar, associadas à má distribuição de chuvas (COSTA, 2011). Isso provoca períodos de seca prolongados que geram um ambiente restritivo para a produção da cana-de-açúcar.

A resposta de produtividade da cana-de-açúcar irrigada depende da quantidade de água e fertilizantes aplicados (NETO et al., 2006), do manejo da irrigação (RAMESH; KAILASAM; SRINIVASAN, 1994), entre outros, situação que sugere ao setor que o planejamento para avaliação de posterior investimento em infraestrutura de irrigação deve ser considerado, a fim de aproveitar todo o potencial do uso da irrigação, ferramenta capaz de aumentar a produtividade do canavial (COSTA, 2011).

Condição de estresse abiótico, particularmente a seca, é um dos fatores que atualmente reduz a produtividade das culturas a nível mundial (ZHANG et al., 2012). Estudos focados na determinação do estado fisiológico da vegetação são usados para detectar e estudar plantas estressadas (SILVA, 2013; BARBOSA, 2010), o que tem sido de grande importância para o avanço da agricultura. No entanto, medições confiáveis do conteúdo de água na planta, especificamente na folha, são atividades que consomem tempo, são destrutivas, além de caras e frequentemente sujeitas a erros humanos (RIÑO et al., 2005).

Atualmente, o sensoriamento remoto têm-se tornado uma das ferramentas mais utilizadas para o cálculo do estado hídrico da vegetação, uma vez que é uma técnica não destrutiva e rápida na quantificação de parâmetros biofísicos da vegetação, particularmente, do estado hídrico (MIRZAIE et al., 2014).

Devido ao alto conteúdo de água da vegetação, as características de absorção da água dominam a reflectância em várias regiões do espectro eletromagnético, principalmente no infravermelho próximo (CHENG; RIVARD; SÁNCHEZ-AZOFEIFA, 2011; SIMS; GAMON, 2003; WANG; LI, 2012). Segundo Palmer e Williams (1974), a absorção pela água na folha nas regiões do infravermelho próximo e infravermelho de onda curta, acontece pela combinação e transição vibracional das moléculas de água, onde são observados picos de absorção nos comprimentos de onda 970, 1200, 1450 e 1950 nm, relatam os autores. Knipling (1970) e Thomas et al. (1971) também tinham observado esses picos de absorção, além do comprimento de onda 2500 nm. Quando são observadas mudanças na intensidade da curva espectral, principalmente nesses picos de absorção, isso pode ser reconhecido e quantificado

como a variação no conteúdo de água da planta (YI et al., 2012). O estudo realizado por Zhang et al. (2012) confirmam tal afirmação, uma vez que eles observaram variações na intensidade da curva espectral em folhas de algodão nos comprimentos de onda 920 a 1120 nm, 1650 a 1850 nm e 2000 a 2400 nm, quando as plantas foram submetidas a diferentes níveis de sal no solo, atribuindo esse fato ao conteúdo de água na folha e à absorção da matéria seca.

As variações na forma da curva espectral na região do visível são explicadas pela ação e quantidade de pigmentos fotossintetizantes (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). Quando a folha perde água, quimicamente ocorre uma degradação desses pigmentos, além de proteínas, reduzindo as capacidades da folha para absorver radiação eletromagnética, o que provoca um aumento dos valores do fator de reflectância nessa região, expressam os mesmos autores.

Concentração de clorofila pode ser obtida usando a reflectância dos comprimentos de onda 550 e 675 nm, relacionados ao estado nutricional da planta e nos 970 nm para plantas com estresse hídrico (PEÑUELAS; FILELLA, 1998). Segundo os mesmos autores, o cálculo da reflectância de diferentes variáveis fisiológicas pode ser desenvolvida para auxiliar no diagnóstico de graves condições de estresse na planta.

Nesse contexto, técnicas de sensoriamento remoto hiperespectral, no nível de campo e laboratório vêm sendo utilizadas para ajudar na interpretação da energia refletida ou absorvida pelas plantas (YI et al., 2013, 2014a; ZHANG et al., 2012; ZYGIELBAUM et al., 2009), o que pode simplificar e agilizar o processo de estimação do estado hídrico das culturas.

O objetivo do presente estudo foi verificar o efeito do déficit hídrico em folhas de cana-de-açúcar utilizando dados hiperespectrais em condições de ambiente protegido (casa de vegetação). Curvas espectrais de cinco tratamentos submetidos a déficit hídrico foram obtidas em campo para observar as mudanças na intensidade da reflectância espectral.

3.2 Material e Métodos

3.2.1 Localização e caracterização da área de estudo

O estudo foi realizado no Departamento de Engenharia de Biosistemas da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ/USP), em ambiente protegido (casa de vegetação), localizado no município de Piracicaba-SP, Brasil (coordenadas geográficas

22°42'32" latitude sul e 47°37'45" longitude oeste de Greenwich, considerando o *Datum* WGS84) (Figura 1).

Figura 1 - Localização da área de estudo (Casa de vegetação) - ESALQ/USP

O presente trabalho de pesquisa foi executado através de uma parceria de pesquisa com o Prof. Dr. Rubens Duarte Coelho (LEB / ESALQ-USP) e limitou-se à coleta de dados de sensoriamento remoto em sua área experimental, vinculada ao experimento de seu orientado de Mestrado, José Guilherme Victorelli Scanavini (2014), o qual foi responsável pela implantação e pela condução do experimento dentro da estufa juntamente com o grupo de pesquisa GEPIBE, resultando na dissertação de mestrado intitulada *“Estratégias de irrigação para viveiros de cana-de-açúcar com mudas provenientes de micropropagação (Biofábrica)”*. Os objetivos deste trabalho foram distintos e adaptados ao trabalho original, para atender à linha de pesquisa de Sensoriamento Remoto.

Pela classificação Köppen, o clima da região é *Cwa*, sendo subtropical úmido, com três meses secos (junho, julho e agosto), com chuvas no verão e seca no inverno. A temperatura média do mês quente é superior a 22 °C e a do mês mais frio, inferior a 18 °C.

Dentro da área de estudo, um total de 60 caixas foram utilizadas, sendo que cada caixa de amianto apresentava umas dimensões de 60 x 40 x 15 cm para um volume de 100 L (Figura 2).

Figura 2 - Croqui da distribuição dos tratamentos irrigados

O solo usado foi classificado como um Latossolo Vermelho Amarelo (LVA), de textura franca arenosa, segundo a classificação brasileira de solos da Empresa Brasileira de Pesquisas Agropecuárias (EMBRAPA, 2013). As características químicas e físicas do solo são apresentadas nas Tabelas 1 e 2. As características químicas foram determinadas por uma amostragem de 0-20 cm e 20-40 cm, sendo que cada amostra foi composta por uma amostragem de seis unidades experimentais diferentes do bloco e as características físicas utilizadas foram as mesmas determinadas por Barbosa, (2010), por se tratar do mesmo solo.

Tabela 1 - Resultado das análises químicas do solo utilizado no estudo

pH	M.O.	P	S	K	Ca	Mg	H+Al	SB	T	V
CaCl ₂	(g dm ⁻³)	---(mg dm ⁻³)	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	%
5,3	7	27	11	1,0	20	8	16	29	45	64
5,4	5	28	8	1,2	20	8	18	29	47	62
5,4	5	28	14	1,2	19	8	18	28	46	61

Fonte: Scanavini (2014)

Tabela 2 - Caracterização físico-hídrica do solo em camadas com espessura de 10 cm

Camada (cm)	CC	PMP	CAD (mm)	D _s	D _p	PT (%)	Frações granulométricas		
							Areia	Silte	Argila
	g g ⁻¹			g cm ⁻³				%	
0 - 10	0,148	0,069	12,11	1,53	2,65	42,3	75,1	7,8	17,1
10 - 20	0,151	0,065	12,81	1,50	2,65	43,4	74,5	8,0	17,5
20 - 30	0,151	0,065	12,81	1,50	2,65	43,4	74,5	8,0	17,5
30 - 40	0,143	0,078	10,88	1,69	2,64	36,0	74,4	8,6	17,0

CC: umidade na capacidade de campo (correspondente ao potencial mátrico (ψ_m) de 4,85 kPa). PMP: umidade no ponto de murcha permanente (correspondente ao potencial mátrico (ψ_m) de 1500 kPa). CAD: capacidade de água disponível. D_s: densidade do solo. D_p: densidade de partículas do solo. PT: porosidade total do solo.

Fonte: Scanavini (2014)

O plantio de todos os tratamentos foi realizado no dia 12 de abril de 2013. A variedade utilizada no estudo corresponde à *RB93509*. Segundo o Boletim Técnico da Rede Interinstitucional para o Desenvolvimento do Setor Sucroalcooleiro (RIDESA, 2003), essa variedade apresenta resistência média para à seca, bom perfilhamento na cana planta e cana soca. Além disso, apresenta velocidade de crescimento e fechamento entre linhas, resultando em uma produtividade agrícola alta. Quatro plantas foram avaliadas, realizando as leituras espectrais segundo o déficit hídrico ao que foram submetidas.

As leituras espectrais foram realizadas para todos os tratamentos no início do estágio vegetativo (03/05/2013), sendo que a maioria das plantas já apresentava perfilhamento.

Com relação à irrigação, que foi estabelecida pelo grupo de pesquisa do Prof. Coelho, foram considerados cinco tratamentos (Figura 2), sendo que cada tratamento constou de 12 repetições para um total de 60 caixas. Na Tabela 3 podemos observar os tratamentos que foram estabelecidos, em função da evapotranspiração acumulada (ET_{oAc}) teórica e real, ou seja, durante a condução do experimento as estratégias foram seguidas com relação ao número de irrigações, pois ET_{oAc} foi alterada de acordo com as leituras das informações climatológicas, resultando na ET_{oAc} real. Variáveis meteorológicas (temperatura do ar, umidade relativa do ar, e radiação solar) foram monitoradas ao longo de todo o experimento.

Tabela 3 - Estratégias de irrigação considerando intervalos de EToAc pré-estabelecidas e EToAc reais

EToAc teórica (mm)	EToAc real(mm)	T1	T2	T3	T4	T5
-	0,00	M	L	L	L	
10	11,28	M				L
15	16,40	M	L			
30	29,41	M				
40	40,17	M				L
45	47,12	M	L			
55	55,96	M				
70	70,83	M				L
75	75,40	M	L			
95	94,53	M		L		
100	101,46	M				L
105	105,99	M	L			
130	129,23	M			L	L
135	135,49	M	L			
140	140,70	M				
160	160,30	M				L
165	167,18	M	L			
170	171,31	M				
175	176,22	M				
190	188,63	M		L		L
195	193,32	M	L			
200		M				
205		M				
210		M				

M: Manejo da irrigação, mantendo o solo a capacidade de campo; L: Lâmina de irrigação de 30 mm
 Fonte: Scanavini (2014)

No início da irrigação, os primeiros quatro tratamentos (T1 a T4) receberam uma lâmina de 30 mm. Já para o tratamento T5, não foi aplicada lâmina nenhuma, sendo as mudas transplantadas em solo seco.

3.2.2 Obtenção de dados hiperespectrais da folha

Para a obtenção dos dados hiperespectrais, foram realizadas três leituras por semana para cada tratamento durante cinco meses. Em cada tratamento, quatro plantas foram avaliadas, para um total de 240 plantas por dia de avaliação (Figura 3). Para cada tratamento, a média de refletância foi obtida. As leituras espectrais iniciaram às 10:00 da manhã, usando o terço meio da folha +1 no lado adaxial.

Figura 3 – Disposição das plantas na caixa e ordem para a realização das leituras espectrais

O sensor foi colocado sobre a folha a 2 cm de distância da superfície da mesma (ZYGIELBAUM et al., 2009) (Figura 4). A cada quatro linhas, o sensor foi calibrado com a placa branca de sulfato de bário (BaSO_4).

O sensor utilizado foi o espectrorradiômetro ASD FieldSpec (ASD - Analytical Spectral Device Inc., Boulder, Colorado, EUA) com fibra ótica. A refletância medida pelo sensor foi na região espectral entre 350 e 2500 nm, com resolução espectral de 1 nm de 350 a 1000 nm e 2 nm de 1000 a 2500 nm, com campo de visada de 25°. Cada refletância foi a média de dez varreduras repetidas que foram automaticamente adquiridas pelo FieldSpec. A calibração do sensor foi realizada com a placa branca de sulfato de bário (BaSO_4), considerada como padrão com 100% de refletância.

O espectrorradiômetro calcula a razão entre o fluxo radiante espectral refletido pela superfície de uma amostra (folha) e o fluxo radiante espectral refletido por o padrão de referência, iluminados sob as mesmas condições geométricas, gerando o *Fator de Refletância Bidirecional (FRB)* (ZHANG et al., 2014; MARTINS, 2011).

Figura 4 - Leitura espectral realizada sob a folha +1

3.2.3 Pre-tratamento das curvas espectrais

Uma vez realizadas as leituras espectrais, cada curva foi pré-processada no software ParLes 3.1, com a finalidade de reduzir efeitos do ruído aleatório e remover picos estreitos do espectro, além de melhorar a relação sinal-ruído e reduzir a não linearidade (VISCARRA ROSSEL, 2008). A técnica denominada de *suavização* foi realizada sobre os dados de *reflectância bruta*.

3.2.4 Monitoramento da umidade do solo

O monitoramento da umidade do solo durante a condução do estudo foi realizado utilizando dois sistemas: tensiometria e TDR (*Time Domain Reflectometer*).

No tratamento 1 (T1), os dois sistemas foram instalados, sendo que o sistema de tensiometria foi usado para monitorar a umidade do solo e manejar a irrigação, e assim elevar a umidade a capacidade de campo quando fosse necessária durante o tempo que durou o experimento. O critério de irrigação foi manter o potencial de água no solo a níveis na faixa de 25 a 30 kPa, inferior ao patamar crítico de 40 kPa (STEDUTO et al., 2012). Os tensiômetros de punção foram instalados a 10, 20, 30 e 40 cm, de profundidade. As leituras foram realizadas em um intervalo máximo de três dias, utilizando um tensiômetro digital.

Para os demais tratamentos, o manejo da irrigação foi pré-estabelecido levando em conta o apresentado na Tabela 3 e que foi baseado nos intervalos definidos de ETo.

Nos tratamentos T2 até T5 foi instalado o sistema de TDR, utilizando o Reflectômetro TDR100 (Campbell Scientific, Logan-Utah), sendo que uma sonda foi colocada no centro de cada caixa, definindo a umidade do solo na camada de 0 a 25 cm. Para a utilização do TDR como sensor de umidade, foi necessária uma calibração, realizada pelo método proposto por

Miranda (2012). Posteriormente, foi obtida a equação de umidade do solo. As leituras do TDR foram realizadas nos mesmos dias das leituras espectrais.

3.3 Resultados

3.3.1 Caracterização espectral da folha de cana-de-açúcar

Fatores ambientais, entre eles o déficit hídrico, atuam na composição química ou estrutural das folhas, alterando as suas propriedades espectrais (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). A água absorve energia eletromagnética ao longo de todo o espectro eletromagnético, por tanto, se a água diminui dentro da folha, os valores do Fator de Reflectância aumentam, afetando regiões espectrais associadas à água. Isso pode ser observado através do comportamento espectral da vegetação.

Para entender o comportamento espectral das folhas de cana-de-açúcar relacionado com seu estado hídrico, foram realizadas leituras espectrais em folhas de plantas submetidas a déficit hídrico baseado em diferentes intervalos de evapotranspiração acumulada (ET_{oAc}; Tabela 3). As curvas espectrais obtidas apresentaram alto ruído nas faixas 1300 até 1400 nm, 1750 até 1950 nm e de 2200 até 2500 nm, por causa da interferência da atmosfera, como observado por Fiorio (2002). Por tanto, esses comprimentos de onda foram apagados em todas as curvas espectrais obtidas.

Curvas espectrais típicas de folhas dos cinco tratamentos (T1 a T5) com diferentes intervalos de irrigação são apresentados na Figura 5.

Figura 5 – Comportamento espectral dos cinco tratamentos irrigados baseado nos intervalos de evapotranspiração acumulada (EToAc). (a) 12 DAP, (b) 33 DAP, (c) 68 DAP, (d) 96 DAP, (e) 115 DAP. DAI: dias após a irrigação. DAP: dias após o plantio. VIS: visível. IVP: infravermelho próximo. Us:umidade do solo. IR:intensidade de reflectância

A primeira leitura espectral foi realizada 12 dias após o plantio (12 DAP) (Figura 5a). O que significa que o T1 recebeu uma irrigação dois dias antes da leitura, ou seja, a leitura foi realizada 2 dias após a irrigação para esse tratamento (2 DAI). Da mesma forma, para os outros tratamentos na leitura 12 DAP o T2 já estava a 5 dias da sua irrigação, o T3 e T4 a 12 dias da sua irrigação e o T5 a 7 dias da sua irrigação.

Os cinco tratamentos avaliados apresentaram o mesmo comportamento da curva espectral como um todo, porém com intensidades de reflectância diferentes (Figura 5a). O T5 apresentou a maior intensidade de reflectância da curva espectral em todos os comprimentos de onda (com 7 DAI) quando comparado com os demais tratamentos.

Para a região do visível (VIS), principalmente no comprimento de onda do vermelho apresentando uma menor absorção de energia no comprimento de onda do vermelho que esta relacionado com a fotossíntese da planta de acordo com Ponzoni, Shimabukuro e Kuplich (2012) em relação aos demais tratamentos (T1 a T4). Tal fato, pode já estar relacionado a uma degradação da clorofila, pois pela curva podemos notar uma maior reflectância nos comprimentos de onda do amarelo e laranja o que está de acordo com Ponzoni, Shimabukuro e Kuplich (2012) e Moreira (2011).

As plantas do T5 foram plantadas em solo seco, e só receberam a primeira irrigação 6 DAP, enquanto que os T3 e T4 receberam uma irrigação inicial no momento do plantio. Este fato pode ter afetado o estado hídrico das plantas do T5, ficando evidenciado na curva espectral. Os tratamentos 1 e 2 apresentaram comportamentos espectrais similares, já que ambos os tratamentos receberam cinco e duas irrigações respectivamente até o momento da leitura espectral. Pode-se observar como a umidade do solo do tratamento 5, mesmo que não foi a mais baixa, a intensidade de reflectância da curva espectral foi maior, seguido dos tratamentos 3 e 4 (Figura 5a).

Na região do infravermelho próximo (750 até 1300 nm), observaram-se mudanças na intensidade de reflectância das curvas espectrais entre os cinco tratamentos, sendo que foram observadas diminuições nas feições de absorção da energia eletromagnética localizadas em 970 e 1200 nm, comprimentos de onda associadas ao conteúdo de água na folha (ZHANG et al., 2010) (Figura 5a).

Na avaliação dos 33 DAP (Figura 5b), foi observado uma variação da intensidade de reflectância na região do visível para os tratamentos T3 e T4, ou seja, uma diminuição na absorção dos pigmentos fotossintetizantes que dominam essa região (445 nm no azul e 670 nm no vermelho) (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012), lembrando que estes tratamentos não tinham recebido a primeira irrigação. Na região do infravermelho próximo as

curvas espectrais desses tratamentos apresentaram um aumento na intensidade da reflectância comparado com os demais tratamentos. É possível que a falta de irrigação tenha afetado a estrutura da folha. Segundo Moreira (2011), fatores como a disponibilidade de água alteram a estrutura do mesofilo, aumentando o espalhamento da radiação incidente e, conseqüentemente, os valores de reflectância.

A umidade do solo para os tratamentos T3 e T4 foi de 4,75% e 4,14% respectivamente, valores que foram baixos, considerando que umidades até 6% correspondem a solos no ponto de murcha permanente (PMP). Isso está sendo refletido nas curvas espectrais, ou seja, se observa um aumento na intensidade de reflectância da curva espectral quando a umidade do solo é baixa ($< 6\%$). Já para os tratamentos T1, T2 e T5 onde as umidades do solo foram maiores de 6,7%, a intensidade de reflectância da curva espectral diminuiu, sendo que estes tratamentos receberam várias irrigações.

Para 68 DAP, a intensidade de reflectância da curva espectral aumentou em todos os tratamentos (Figura 5c). No visível, observou-se uma diminuição nas feições de absorção dos pigmentos, principalmente do tratamento T5. Enquanto que, no infravermelho próximo o incremento na intensidade de reflectância observou-se entre o tratamento T3 e os demais tratamentos, causado, possivelmente, pelo déficit hídrico. As feições de absorção da água diminuíram, principalmente no comprimento de onda 970 nm.

Observando os valores de umidade do solo (Figura 5c), foi possível detectar alguns erros na obtenção da leitura espectral dos tratamentos T2 e T3 cujos valores de umidade do solo foram muito similares mas, o comportamento espectral destas duas foi diferente. Os erros podem estar associados à falta de calibração do aparelho oportunamente, variações na luminosidade dentro da estufa e o sensor utilizado não ser o mais apropriado para essas condições, entre outros. Leituras espectrais do tratamento T4 não foram realizadas, considerando a ausência da folha +1 (folha seca), devido à falta de irrigação durante os 67 dias, e que foi conferido com a umidade do solo (3,8%).

Finalmente, decorridos 96 DAP observa-se um aumento na intensidade da reflectância nos tratamentos T1, T2 e T5 (Figuras 5d). No visível, não se observaram variações na intensidade das curvas espectrais para os três tratamentos. No entanto, no infravermelho próximo, foram observadas variações na intensidade das curvas espectrais entre os tratamentos. O tratamento T1 apresentou menores valores de reflectância quando os valores de umidade do solo foram maiores. No caso dos tratamentos T2 e T5, observaram-se aumentos nos valores de reflectância, quando os valores de umidade do solo dos respectivos tratamentos foram menores. As feições de absorção da água em 970 e 1200 nm se observam

muito leves. Leituras espectrais dos tratamentos 3 e 4 não foram realizadas, considerando a ausência da folha +1 (folha seca).

Entretanto, para 115 DAP (Figura 5e), observa-se um aumento na intensidade da reflectância dos tratamentos 1 e 2, tanto no visível quanto no infravermelho próximo, com uma pequena diferença entre eles, ou seja, quanto maior o valor da umidade do solo, menor o valor de reflectância foi observado. Após os 115 dias do plantio, só foi possível obter leituras espectrais nos tratamentos 1 e 2, devido à ausência da folha +1 nos outros tratamentos.

Com a análise visual realizada, é possível que há uma relação entre a umidade do solo e o comportamento espectral da folha de cana-de-açúcar, uma vez que, quanto maior era a umidade do solo, menores foram os valores de reflectância dos tratamentos. Isso foi observado em todas as datas avaliadas, mesmo quando se observaram alguns erros nas leituras espectrais. Por tanto, novas pesquisas devem ser desenvolvidas visando comprovar tal relação, utilizando sensoriamento remoto hiperespectral.

3.3.2 Influencia do déficit hídrico na resposta espectral da folha de cana-de-açúcar

Estabelecer a condição hídrica das plantas é importante na determinação do estado de saúde e produtividade da vegetação (ZYGIELBAUM et al., 2009), uma vez que essa informação pode ser vital para estudos climáticos, pesquisas sob o ciclo do carbono, cálculo de seca, riscos de incêndio e maximização da eficiência na irrigação agrícola.

A continuação são apresentadas as curvas espectrais do tratamento T5 antes e depois de cada irrigação (Figura 6). Este tratamento foi escolhido, considerando que não recebeu uma irrigação inicial e que teve intervalos maiores de 15 dias entre uma e outra irrigação, permitindo observar as possíveis mudanças na intensidade de reflectância durante quase todo o experimento.

As curvas espectrais nas diferentes épocas de avaliação apresentaram um comportamento espectral similar, ou seja, se observaram variações na intensidade de reflectância relacionadas aos dias após à irrigação e à umidade do solo (Figuras 6a – 6b). Plantas com 15 dias sem irrigar apresentaram um fator de reflectância (FR) de 0,5 (Figura 6a). No entanto, após três dias da irrigação o valor de FR diminuiu a 0,45, indicando, possivelmente um ganho de umidade da folha, ou seja, uma rehidratação da mesma. Já, após 5 dias da irrigação, onde se observa uma queda da umidade do solo, a intensidade da reflectância aumentou (FR=0,6).

Após 23 dias sem irrigação, a intensidade da reflectância ficou acima de 0,6 valor que pode estar relacionado com a baixa umidade do solo (Figura 6b). Entretanto, após 3 dias da irrigação o valor de FR diminuiu até 0,53 e aumentou levemente após 12 dias da irrigação. Estes valores indicam não só a rehidratação das plantas, mas também que a través das curvas espectrais foi possível observar esse comportamento. É importante salientar que as variações na intensidade de reflectância foram observadas, principalmente, na região do infravermelho próximo em ambas as situações com leves variações na região do visível.

Figura 6 – Resposta espectral do tratamento 5 antes e depois de uma irrigação. a) terceira irrigação; b) quarta irrigação. DAI: dias após a irrigação. Us:umidade do solo

3.4 Discussão

3.4.1 Mudanças espectrais da folha de cana-de-açúcar relacionadas ao déficit hídrico

Quería-sse verificar se era possível identificar o estado hídrico de folhas de cana-de-açúcar (déficit) a través de dados hiperespectrais. Observaram-sse mudanças na intensidade da reflectância quando as plantas foram submetidas ao déficit hídrico.

Vários estudos tem utilizado a região do NIR (700 – 1300 nm) para mostrar a relação com o estado hídrico da planta (IMANISHI; SUGIMOTO; MORIMOTO, 2004; PU et al., 2003; STIMSON et al., 2005). Baixa reflectância na região do infravermelho próximo e marcantes feições de absorção no visível foram observadas com 5 DAI, possivelmente porque umidade das plantas era apropriada. Características espectrais de plantas saudáveis nestas regiões são dominadas pela absorção dos pigmentos fotossintetizantes, a estrutura da folha e, em menor grau pela água (ZHAI et al., 2013; ZHANG; LI; ZHANG, 2012).

A partir dos 7 DAI as mudanças na intensidade da reflectância começaram a ser percebidas, principalmente no infravermelho próximo. Já para 33 DAI as mudanças no infravermelho foram mais marcantes. Na faixa 950 - 970 nm observaram-se leves feições de absorção causadas pela água. Segundo Peñuelas et al. (1997), as feições nessa faixa tende a desaparecer, quando as plantas são submetidas a estresse hídrico. Feições de absorção em 975 nm e 1200 nm tornaram-se evidentes à medida que o conteúdo de água na folha aumenta (PU et al., 2003). Assim mesmo, Yi et al. (2014) observaram fortes picos de absorção nas regiões do NIR e SWIR quando o conteúdo de água das folhas aumentou.

Zhang, Li e Zhang (2012) observaram baixa reflectância na região de 700 a 1000 nm e alta reflectância na região de 400 a 700 nm em folhas de *Epipremnum aureum* com alto teor de água. Vales próximos de 585, 670 (causado pela absorção da clorofila) e 986 nm, também foram observados, além disso, uma fraca absorção da água próximo de 970 nm. Os autores finalizam afirmando que o forte incremento da reflectância em 680 a 780 nm mascarou completamente a informação de absorção da água em 760 nm.

Na região do visível, feições de absorção associadas aos pigmentos fotossintetizantes não mostraram mudanças para os diferentes dias após a irrigação e que pudessem ser associadas ao déficit hídrico. Muitas culturas fotossintetizam ainda quando submetidas a um estresse hídrico inicial, fato que ocorre provavelmente porque os estômatos respondem mais lentamente à tensão do que à turgência das células responsável pela expansão das folhas (INMAN-BAMBER; SMITH, 2005).

A disponibilidade de água no solo tem um efeito importante sobre o estágio hídrico das plantas (CAMPBELL; CAMPBELL, 1982). A resposta espectral das folhas apresentou uma relação directa com a umidade do solo, ou seja, quanto menor a umidade do solo maior foi o valor do FR para os dias avaliados. Se a disponibilidade de água no solo é suficiente, as plantas conseguem manter sua condição hídrica constante. Porém, se o solo está seco por períodos prolongados, as plantas não conseguem substituir totalmente a perda da água, resultando na diminuição hídrica das mesmas (EITEL et al., 2006).

Calcular o conteúdo de água da planta é um processo destrutivo como já expressado. Por tanto, não foi possível coletar folhas para o cálculo do CRA e EEA nos cinco meses que durou o experimento, uma vez que, participou-se dentro de um experimento previamente estabelecido com objetivos diferentes, sendo possível realizar somente as leituras espectrais. Portanto, foi possível observar mudanças na intensidade da reflectância utilizando dados hiperespectrais conforme o déficit hídrico foi imposto nos tratamentos.

3.5 Conclusões

- Foi possível observar variações na intensidade da reflectância entre os tratamentos quando o déficit hídrico foi imposto.
- As curvas espectrais dos tratamentos com mais dias após à irrigação apresentaram maior reflectância, principalmente na região do infravermelho próximo.
- Foi observada uma relação entre a intensidade da curva espectral e a umidade do solo, sendo que, quanto menor foi a umidade do solo, maior foi a reflectância da folha, sugerindo que o estado hídrico da planta é baixo.

3.6 Considerações finais

Novos estudos devem ser realizados em ambientes protegidos para a identificação do estado hídrico de plantas de cana-de-açúcar através de dados hiperespectrais, onde possam ser controlados vários fatores, portanto, sugere-se: a) A utilização de espectrorradiômetros apropriados para tais condições que permitam a obtenção de espectros com o menor erro possível, b) coletar a quantidade de amostras apropriada para o cálculo do conteúdo de água da folha, visando correlacioná-lo com os dados hiperespectrais e, c) definir lâminas e frequências de irrigação para a imposição do déficit hídrico.

Referências

- BARBOSA, F. **Resistência à seca em cana-de-açúcar para diferentes níveis de disponibilidade hídrica no solo**. 2010. 82 p. Dissertação (Mestrado em Irrigação e Drenagem) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2010.
- CAMPBELL, G.; CAMPBELL, M. Irrigation scheduling using soil moisture measurements: theory and practice. In: HILLEL, D. (Ed.). **Advances in irrigation**. New York: Academic Press, 1982. v. 1, p. 25–41.

CHENG, T.; RIVARD, B.; SÁNCHEZ-AZOFEIFA, A. Spectroscopic determination of leaf water content using continuous wavelet analysis. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 2, p. 659–670, 2011.

COSTA, V.M. Irrigação em cana-de-açúcar: uma realidade ainda oculta no Brasil. **STAB. Açúcar, Alcool & Subprodutos**, Piracicaba, v. 30, n. 3, p. 15-17, nov./dez. 2011.

EITEL, J.U.H.; GESSLER, P.E.; SMITH, A.M.S.; ROBBERECHT, R. Suitability of existing and novel spectral indices to remotely detect water stress in *Populus spp.* **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v. 229, n. 1/3, p. 170–182, 2006.

EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Rio de Janeiro, 2013. 353 p.

FIORIO, P.R. **Dados radiométricos obtidos nos níveis terrestre e orbital na avaliação de solos**. 2002. 213 p. Tese (Doutor em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2002.

IMANISHI, J.; SUGIMOTO, K.; MORIMOTO, Y. Detecting drought status and LAI of two *Quercus* species canopies using derivative spectra. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 43, n. 2, p. 109–129, 2004.

INMAN-BAMBER, N.G.; SMITH, D.M. Water relations in sugarcane and response to water deficits. **Field Crops Research**, Amsterdam, v. 92, n. 2/3, p. 185–202, 2005.

KNIPLING, E.B. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 1, n.3, p. 155–159, 1970.

MARTINS, J. **Resposta espectral do nitossolo submetido a diferentes doses de vinhaça**. 2011. 104 p. Dissertação (Mestrado em Irrigação e Drenagem) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2011.

MIRANDA, J.H.D. **Aplicação da refletômetria no domínio do tempo (TDR) na estimativa da condutividade elétrica da solução do solo e concentração de nitrato, potássio, e cloreto em coluna de solo não saturado**. 2012. 114 p. Dissertação (Mestrado em Irrigação e Drenagem) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2012.

MIRZAIE, M.; DARVISHZADEH, R.; SHAKIBA, A.; MATKAN, A.A.; ATZBERGER, C.; SKIDMORE, A. Comparative analysis of different uni- and multi-variate methods for estimation of vegetation water content using hyper-spectral measurements. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 26, p. 1–11. 2014.

MOREIRA, M. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. 4. ed. Viçosa: UFV, 2011. 422 p.

NETO, J.D.; FIGUEREDO, J.L.; FARIAS, C.H.; AZEVEDO, H.; AZEVEDO, C.A. Resposta da cana-de-açúcar, primeira soca, a níveis de irrigação e adubação de cobertura. **Revista**

Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, Campina Grande, v. 10, n. 2, p. 283–288, 2006.

PALMER, K.F.; WILLIAMS, D. Optical properties of water in the near infrared. **Journal of the Optical Society of America**, Washington, v. 64, n. 8, p. 1107-1110, 1974.

PENUELAS, J.; FILELLA, I. Visible and near-infrared reflectance techniques for diagnosing plant physiological status. **Trends in Plant Science**, Cambridge, v. 3, n. 4, p. 151-156, 1998.

PENUELAS, J.; PIÑOL, J.; OGAYA, R.; FILELLA, I. Estimation of plant water concentration by the reflectance Water Index WI (R900/R970). **International Journal of Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 18, n. 13, p. 2869–2875, Sept. 1997.

PONZONI, F.; SHIMABUKURO, Y.; KUPLICH, T. **Sensoriamento remoto da vegetação**. 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2012. 176 p.

PU, R.; GE, S.; KELLY, N.M.; GONG, P. Spectral absorption features as indicators of water status in coast live oak (*Quercus agrifolia*) leaves. **International Journal of Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 24, n. 9, p. 1799–1810, 2003.

REDE INTERINSTITUCIONAL PARA O DESENVOLVIMENTO DO SETOR SUCROALCOOLEIRO. **Três novas variedades RB**. Rio Largo, 2003. 17 p. (Boletim Técnico, 2).

SCANAVINI, J. **Estratégias de irrigação para viveiros de cana-de-açúcar com mudas provenientes de micropropagação (Biofábrica)**. 2014. 90 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Sistemas Agrícolas) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2014.

SIMS, D.A.; GAMON, J.A. Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance: a comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 84, n. 4, p. 526–537, 2003.

STEDUTO, P.; HSIAO, T.C.; FERERES, E.; RAES, D. **Crop yield response to water**. Rome: FAO, 2012. 503 p. (FAO. Irrigation and Drainage Paper, 66).

STIMSON, H.C.; BRESHEARS, D.D.; USTIN, S.L.; KEFAUVER, S.C. Spectral sensing of foliar water conditions in two co-occurring conifer species: *Pinus edulis* and *Juniperus monosperma*. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 96, n. 1, p. 108–118, 2005.

THOMAS, J.R.; NAMKEN, L.N.; OERTHER, G.F.; BROWN, R.G. Estimating leaf water content by reflectance measurements. **Agronomy Journal**, Madison, v. 63, n. 6, p. 845–847, 1971.

VISCARRA ROSSEL, R.A. ParLeS: software for chemometric analysis of spectroscopic data. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Amsterdam, v. 90, n. 1, p. 72–83, 2008.

WANG, Q.; LI, P. Identification of robust hyperspectral indices on forest leaf water content using PROSPECT simulated dataset and field reflectance measurements. **Hydrological Processes**, West Sussex, v. 26, n. 8, p. 1230–1241, 2012.

YI, Q.; BAO, A.; WANG, Q.; ZHAO, J. Estimation of leaf water content in cotton by means of hyperspectral indices. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 90, p. 144–151, 2012.

YI, Q.; WANG, F.; BAO, A.; JIAPAER, G. Leaf and canopy water content estimation in cotton using hyperspectral indices and radiative transfer models. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 33, p. 67–75, 2014b.

YI, Q.; JIAPAER, G.; CHEN, J.; BAO, A.; WANG, F. Different units of measurement of carotenoids estimation in cotton using hyperspectral indices and partial least square regression. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 91, p. 72–84. 2014a.

ZHAI, Y.; CUI, L.; ZHOU, X.; GAO, Y.; FEI, T.; GAO, W. Estimation of nitrogen, phosphorus, and potassium contents in the leaves of different plants using laboratory-based visible and near-infrared reflectance spectroscopy: comparison of partial least-square regression and support vector machine regression met. **International Journal of Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 34, n. 7, p. 2502–2518, 2013.

ZHANG, J.; XU, Y.; YAO, F.; WANG, P.; GUO, W.; LI, L.; YANG, L. Advances in estimation methods of vegetation water content based on optical remote sensing techniques. **Science China Technological Sciences**, Beijing, v. 53, n. 5, p. 1159–1167, 2010.

ZHANG, L.; ZHOU, Z.; ZHANG, G.; MENG, Y.; CHEN, B.; WANG, Y. Monitoring the leaf water content and specific leaf weight of cotton (*Gossypium hirsutum* L.) in saline soil using leaf spectral reflectance. **European Journal of Agronomy**, Amsterdam, v. 41, p. 103–117, 2012.

ZHANG, Q.; LI, Q.; ZHANG, G. Rapid determination of leaf water content using VIS/NIR Spectroscopy analysis with wavelength selection. **Journal of Spectroscopy**, New York, v. 27, n. 2, p. 93–105, 2012.

ZYGIELBAUM, A.I. GITELSON, A.A.; ARKEBAUER, T.J.; RUNDQUIST, D.C. Non-destructive detection of water stress and estimation of relative water content in maize. **Geophysical Research Letters**, New Jersey, v. 36, n. 12, p. L12403, June 2009.

4 MODELOS ESPECTRAIS PARA A ESTIMATIVA DO CONTEÚDO RELATIVO DE ÁGUA NA FOLHA DE CANA-DE-AÇÚCAR

Resumo

O sensoriamento remoto por ser um método não invasivo de obtenção de informações, torna-se uma ferramenta útil na determinação de parâmetros biofísicos e bioquímicos da vegetação a diferentes escalas. Dois parâmetros biofísicos da folha que são utilizados com frequência em sensoriamento remoto para estabelecer o estado hídrico da planta foram avaliados no presente estudo: conteúdo relativo de água (CRA) e espessura equivalente de água (EEA), os quais foram correlacionados com dados hiperespectrais no intervalo de 450 até 2000 nm. Assim, o objetivo do presente estudo foi identificar bandas espectrais com maior correlação com o conteúdo de água na folha, definindo modelos matemáticos capazes de estimar o conteúdo de água em folhas de cana-de-açúcar. O estudo foi desenvolvido no Departamento de Engenharia de Biosistemas da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ/USP) - Piracicaba-SP, em ambiente protegido. Plantas de cana-de-açúcar foram irrigadas regularmente durante cinco meses e posteriormente expostas à seca por 10 dias, tempo onde foram realizadas leituras espectrais e coleta de amostras foliares para o cálculo de CRA e EEA em laboratório. Os dados espectrais foram obtidos com a Esfera de Integração de Reflectância/Transmitância (ASD, Inc., Boulder, Colorado, EUA) acoplada ao espectrorradiômetro ASD FieldSpec. Para a determinação da umidade da folha, as bandas importantes dos modelos estiveram na região do visível com $R^2 > 0,8$ e parte da região do infravermelho próximo ($R^2 < 0,55$) para CRA. As bandas importantes na predição da EEA, encontram-se na região do infravermelho próximo com $R^2 < 0,6$. O parâmetro EEA mostrou ser mais sensível às variações no conteúdo de água na folha o que permitiu sugerir que novos estudos devem considerar o EEA para estimar o estado hídrico das folhas de cana-de-açúcar por respostas hiperespectrais.

Palavras-chave: Parâmetros biofísicos; análise multivariada; sensoriamento remoto hiperespectral; CRA; EEA

Abstract

The remote sensing is a method noninvasive that obtains information of an object without physical contact with the target. This becomes a useful tool for the determination of biophysical and biochemical parameters of vegetation at different scales. Two leaf biophysical parameters that are often used in remote sensing to establish the water status of the plant were evaluated in this study: relative water content (RWC) and water equivalent thickness (EWT), which were correlated with the hyperspectral data range of 450 to 2000 nm. The objective of this study was to identify spectral bands with higher correlation with the water content in the leaf, defining mathematical models to estimate the water content in sugarcane leaves. The study area was carried out in the Department of Biosystems Engineering of the College of Agriculture "Luiz de Queiroz" (ESALQ / USP) - Piracicaba-SP, in a protected environment (greenhouse). Sugarcane plants were irrigated regularly during five months and exposed subsequently to dry for 10 days, time where spectral readings and collecting leaf samples to calculate the RWC and EWT in the laboratory were performed. The spectra were obtained with the Integrating Sphere Reflectance / Transmittance (ASD, Inc., Boulder, Colorado, USA) coupled to ASD spectroradiometer FieldSpec. To determine the moisture of the leaf, the bands that participated in the models were those of the visible region

($R^2 > 0.8$) and part of the near infrared region ($R^2 < 0.55$) for RWC. Meanwhile, to predict EWT, the important bands were located in the near infrared region ($R^2 < 0.6$). The EWT parameter proved to be sensitive faster to changes in the water content in the leaf which allowed suggest that further studies should consider the EWT to estimate the water status of sugarcane leaves.

Keywords: Biophysical parameters; Multivariate analysis; Hyperspectral remote sensing; RWC; EWT

4.1 Introdução

O sensoriamento remoto, técnica que obtem informações de um objeto sem ter contato físico com o alvo (COLWELL, 1983), tem-se tornado uma ferramenta útil na determinação de parametros biofísicos e bioquímicos da vegetação a diferentes escalas (ULLAH et al., 2014). Por ser uma técnica não destrutiva, tempo e custo são reduzidos, tornando-a viável e de alta precisão. Estudos com diferentes espécies vegetais têm sido realizados (GAULTON et al., 2013; MIRZAIE et al., 2014; MOBASHERI; FATEMI, 2013; ULLAH et al., 2014; YI et al., 2013; ZHANG et al., 2012), visando estimar o conteúdo de umidade da planta.

Quando existe água no interior da estrutura foliar, grande parte da radiação eletromagnética é absorvida, ou seja, a quantidade de radiação refletida é menor (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). Estudos têm demonstrados que a reflectância espectral da folha aumenta em regiões do infravermelho (HANSEN; SCHJOERRING, 2003; CHENG; RIVARD; SÁNCHEZ-AZOFEIFA, 2011). Isso pode ser quantificado através de modelos de predição os quais são obtidos a partir da alta relação que existe entre a reflectância espectral e o conteúdo de água da planta (ZHANG et al., 2012). Água na folha tem sido estimada, usando relações simples de comprimentos de onda estreita no NIR e SWIR ou com suas derivadas (CECCATO et al., 2001).

Já que a água na folha domina o comportamento espectral da folha no SWIR, tem-se observado, de forma consistente, fortes correlações entre a água da folha e sua espessa espectral, afirmam Wang e Li (2012). Os resultados obtidos pelos autores permitiram concluir que os melhores índices relacionados com a água em folhas de floresta decídua foram observados nos comprimentos de onda 1510 e 1550 nm para o parâmetro EWT (equivalent water thickness) e 2110 e 2260 nm para FMC (fuel moisture content), cujos valores de R^2 foram 0,60-0,75 e 0,63-0,87 respectivamente.

Dois parâmetros biofísicos da folha são utilizados com frequência em sensoriamento remoto para estabelecer o estado hídrico da planta: conteúdo de água da folha (CAF) e

espessura equivalente de água (EEA) (MOBASHERI; FATEMI, 2013; ULLAH et al., 2014; YEBRA et al., 2013; YI et al., 2013; ZHANG et al., 2012). Outros estudos utilizam conteúdo relativo de água (CRA) (CECCATO et al., 2001; DAVIDSON; WANG; WILMSHURST, 2006; ZYGIELBAUM et al., 2009). Além disso, índices de vegetação espectral são calculados e correlacionados com tais parâmetros, uma vez que estes combinam dados de duas ou mais bandas, para estimar o conteúdo de água da planta (SIMS; GAMON, 2003; ULLAH et al., 2014).

Para a análise das respostas espectrais de plantas, vários métodos são adotados, onde são incluídos os parâmetros da vegetação e as análises de regressão (RAMOELO et al., 2011; WANG; LI, 2012). Segundo Zhang et al. (2012), o sucesso de selecionar bandas e índices espectrais adequados, depende do tipo de cultura e das condições de desenvolvimento do experimento, uma vez que os parâmetros utilizados ou o modelo de predição obtido pode não ser aplicável em todas as situações.

O monitoramento por sensoriamento remoto das mudanças no CRA e EEA em folhas de cana-de-açúcar, causados pelo déficit hídrico pode auxiliar de modo significativo na tomada de decisão para as boas práticas agrícolas no que tange um melhor aproveitamento dos recursos hídricos na irrigação de culturas. Portanto, o objetivo do presente estudo foi definir bandas espectrais melhor correlacionada com o conteúdo de água na folha e partindo disso, gerar modelos matemáticos capazes de estimar o estado hídrico da cultura.

4.2 Material e Métodos

4.2.1 Descrição da área de estudo

O estudo foi realizado no Departamento de Engenharia de Biosistemas da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ/USP), em ambiente protegido (casa de vegetação) localizada no município de Piracicaba-SP, Brasil (coordenadas geográficas 22°42’32” latitude sul e 47°37’45” longitude oeste de Greenwich, considerando o *Datum* WGS84).

Esta pesquisa foi executada em parceria com estudos desenvolvidos pelo Prof. Dr. Rubens Duarte Coelho (LEB / ESALQ-USP) e limitou-se à coleta de dados de Sensoriamento Remoto em sua área experimental, vinculada ao experimento de seu orientado de Mestrado, José Guilherme Victorelli Scanavini, o qual foi responsável pela implantação e pela condução do experimento dentro da estufa juntamente com o grupo de pesquisa GEPIBE, resultando na

dissertação de mestrado intitulada “*Estratégias de irrigação para viveiros de cana-de-açúcar com mudas provenientes de micropropagação (Biofábrica)*”. Os objetivos deste trabalho foram distintos e adaptados do experimento original, para atender à linha de pesquisa de Sensoriamento Remoto.

Pela classificação Köppen, o clima da região é *Cwa*, sendo subtropical úmido, com três meses mais secos (junho, julho e agosto), chuvas no verão e seca no inverno. A temperatura média do mês mais quente é superior a 22 °C e a do mês mais frio, inferior a 18 °C.

Dentro da área de estudo, um total de 12 caixas foram utilizadas para as leituras espectrais, cada caixa possuía quatro plantas. As dimensões de cada caixa de cimento eram de 60 x 40 x 15 cm, com um volume de 100 L (Figura 1).

Figura 1 - Croqui da distribuição do tratamento 1 submetido a déficit hídrico

A variedade utilizada no estudo foi a *RB93509*, caracterizada por apresentar velocidade regular de crescimento, produtividade agrícola muito alta e resistência média à seca.

O solo utilizado foi classificado como Latossolo Vermelho Amarelo (LVA), de textura franca arenosa, segundo a classificação brasileira de solos da Empresa Brasileira de Pesquisas Agropecuárias (EMBRAPA, 2013). As características químicas e físicas do solo são apresentadas nas Tabelas 1 e 2.

Tabela 1 - Resultado das análises químicas do solo utilizado no estudo

pH	M.O.	P	S	K	Ca	Mg	H+Al	SB	T	V
CaCl ₂	(g dm ⁻³)	--(mg dm ⁻³) --	----- (mmol _c dm ⁻³) -----							%
5,3	7	27	11	1,0	20	8	16	29	45	64
5,4	5	28	8	1,2	20	8	18	29	47	62
5,4	5	28	14	1,2	19	8	18	28	46	61

Fonte: Scanavini (2014)

Tabela 2 - Caracterização físico-hídrica do solo em camadas com espessura de 10 cm

Camada (cm)	CC	PMP	CAD (mm)	D _s	D _p	PT (%)	Frações granulométricas		
							Areia	Silte	Argila
							%		
0 - 10	0,148	0,069	12,11	1,53	2,65	42,3	75,1	7,8	17,1
10 - 20	0,151	0,065	12,81	1,50	2,65	43,4	74,5	8,0	17,5
20 - 30	0,151	0,065	12,81	1,50	2,65	43,4	74,5	8,0	17,5
30 - 40	0,143	0,078	10,88	1,69	2,64	36,0	74,4	8,6	17,0

CC: umidade na capacidade de campo (correspondente ao potencial mátrico (ψ_m) de 4,85 kPa). PMP: umidade no ponto de murcha permanente (correspondente ao potencial mátrico (ψ_m) de 1500 kPa). CAD: capacidade de água disponível. D_s: densidade do solo. D_p: densidade de partículas do solo. PT: porosidade total do solo.

Fonte: Scanavini (2014)

4.2.2 Descrição do tratamento

As plantas desde a fase inicial de crescimento foram irrigadas por cinco meses, onde a umidade do solo foi sempre mantida em condições ideais ao desenvolvimento da cultura.

Após cinco meses de irrigação, as plantas foram expostas à seca durante 10 dias, tempo no qual foram realizadas a cada dois dias leituras espectrais e a coleta de amostras foliares para a determinação da umidade da folha. O tempo entre avaliações foi a cada 2 dias.

Considerando que cada caixa continha quatro plantas, foi realizada a leitura espectral e a coleta de folha de uma planta por caixa, num total de 12 amostras por dia.

4.2.3 Determinação da umidade e área da folha

Para o cálculo do conteúdo relativo de água (CRA), seguiu-se a metodologia de Dhopte e Manuel (2002). Cada amostra foliar foi representada pelo terço médio da folha +1, uma vez cortadas, estas foram colocadas em sacolas plásticas umedecidas, fechadas e acondicionadas em caixa de isopor com gelo. No laboratório, cada folha foi pesada e, obtido seu peso fresco (PF em gramas). Imediatamente, foram realizadas as leituras espectrais para cada folha amostrada.

Posteriormente, cada folha foi colocada em placa de petri com água destilada por 24 horas. Após esse período de tempo, cada folha foi pesada novamente e, obtido o peso turgido (PT em gramas). Finalmente, as folhas foram colocadas em sacolas de papel, levadas para a estufa e secadas a 70 °C por 72 horas, pesadas e obtido o peso seco (PS em gramas). O cálculo do conteúdo relativo de água (CRA) foi seguindo a equação 1.

$$CRA = \frac{PF - PS}{PT + PS} \times 100 \quad (1)$$

Sendo:

CRA (%) o conteúdo relativo de água

PF o peso fresco da folha (g)

PT o peso turgido (g)

PS o peso seco (g)

Antes de colocar as folhas em água destilada, uma fotografia foi tirada de cada uma delas. Posteriormente, as folhas foram digitalizadas com o auxílio do software *ImageJ* (<http://rsbweb.nih.gov/ij>) (SCHNEIDER et al., 2009), para calcular sua área foliar (AF).

O valor de área folhar (AF) foi utilizado no cálculo de do parâmetro relacionado com a água na folha: espessura equivalente de água (EEA) (equação 2).

$$EEA = \frac{PF - PS}{AF} \quad (2)$$

Sendo:

EEA é a espessura equivalente de água (g cm⁻²)

PF é o peso fresco da folha (g)

PS é o peso seco (g)

AF é a área foliar (cm²)

4.2.4 Obtenção de dados hiperespectrais na folha

As leituras espectrais foram realizadas sob folhas frescas no mesmo momento de cada avaliação da umidade da folha. Para a obtenção dos dados foi utilizada a Esfera de Integração de Reflectância/Transmitância (ASD, Inc., Boulder, Colorado, EUA) acoplada ao espectrorradiômetro ASD FieldSpec (Figura 2).

Figura 2 – Esfera de Integração de Reflectância/Transmitância acoplada ao espectrorradiômetro ASD FieldSpec

A Esfera de Integração coleta luz refletida ou transmitida por uma amostra no hemisfério completo, ou seja, obtém a média da energia refletida ou transmitida da amostra em todos os ângulos ao mesmo tempo. A geometria da esfera de integração é de 13° , ou seja, permite a incidência da energia próxima dos 13° através da fibra ótica (receptor da radiação).

O interior da esfera de integração está recoberta de um material polimérico difuso chamado Zenith®, considerado altamente refletivo ($>95\%$) e Lambertiano, que abrange de 350 até 2500 nm do espectro eletromagnético. A fonte de luz da esfera que incide sob a amostra chama-se de Luz Tungstênio colimada, considerada semelhante à radiação solar.

A calibração da esfera foi realizada, utilizando uma placa de referencia branca de Fluorilon. O Fluorilon é conhecido comercialmente como Fluorilon-99W, material extremadamente refletivo ($>97\%$) nas regiões do espectro entre 300 e 2200nm. Com a esfera calibrada procedeu-se a realizar a leitura espectral no lado adaxial da folha +1, no ponto intermediário da mesma (Figura 3). A esfera foi configurada no modo de leitura “reflectância”, sendo que também foi calculado o Fator de Reflectância Bidirecional (FRB).

As curvas espectrais obtidas, a partir do Fator de Reflectância Bidirecional, apresentaram alto ruído na faixa de 350 a 450 nm e de 2000 a 2500 nm, como observado por Mirzaie et al. (2014). Portanto, para o presente estudo foram utilizados os comprimentos de onda de 450 a 2000 nm.

Figura 3 – Montagem da folha no lado adaxial na esfera de integração de Reflectância/Transmitância (ASD, Inc., Boulder, Colorado, EUA)

4.2.5 Monitoramento da umidade do solo

Durante os 10 dias de avaliação, a umidade do solo foi monitorada, utilizando unicamente as leituras de TDR (*Time Domain Reflectometer*). No tratamento T1 foi instalado o sistema de TDR, utilizando o Reflectômetro TDR100 (Campbell Scientific, Logan-Utah), sendo que uma sonda foi colocada no centro de cada caixa, definindo a umidade do solo na camada de 0 a 25 cm. Para a utilização do TDR como sensor de umidade, foi necessária uma calibração, realizada pelo método proposto por Miranda (2012). Posteriormente, foi obtida a equação de umidade do solo. As leituras do TDR foram realizadas nos mesmos dias das leituras espectrais.

4.2.6 Pré-tratamento das curvas espectrais de laboratório

Para a obtenção dos modelos de predição da água em folhas, foi realizado o pré-processamento das curvas espectrais, utilizando o filtro médio, cujo objetivo é reduzir os efeitos do ruído aleatório e remover picos estreitos do espectro, além de melhorar a relação sinal-ruído e reduzir a não linearidade. A técnica é denominada de *suavização*. Cada curva espectral obtida foi pré-processada antes da obtenção dos modelos no software ParLes 3.1 (VISCARRA ROSSEL, 2008).

4.2.7 Obtenção de bandas para predição dos modelos

Para reduzir o número de variáveis dos dados hiperespectrais da cana-de-açúcar foram utilizados dois critérios para seleção dos comprimentos de onda a serem utilizados na obtenção dos modelos de predição da água na folha. O primeiro passo foi realizar análises de correlação univariada entre os parâmetros CRA e EEA com os dados hiperespectrais (450 – 2000 nm). As correlações foram submetidas ao teste t de student, para verificação da significância.

O segundo passo visou reduzir o efeito da multicolinearidade, partindo do princípio que muitos dos comprimentos de onda correlacionados com as variáveis preditas, também possuíam alta correlação entre elas. Os dados hiperespectrais sofrem alta multi-colinearidade (CURRAN et al., 1989), considerando que a multi-colinearidade entre variáveis surge quando uma ou mais variáveis independentes (bandas espectrais estreitas) estão altamente correlacionadas com uma ou mais variáveis dependentes (parâmetros da água), ou seja, bandas contínuas podem estar explicando a mesma variância, condição que deve ser reduzida ao máximo (MOBASHERI; FATEMI, 2013; YI Q-X et al., 2012).

Portanto, neste passo foi realizada análise de correlação entre as bandas espectrais, iniciando pelos comprimentos de onda com maior correlação com as variáveis preditas em diferentes regiões do espectro eletromagnético (região do visível, região do infravermelho próximo, e região do infravermelho médio). Uma vez detectadas altas correlações entre estas variáveis preditoras, se mantém a variável melhor correlacionada com as variáveis preditas e a de menor correlação é descartada. Posteriormente, foram calculados os coeficientes de determinação (R^2), sendo selecionadas as variáveis de maior R^2 . Isto, a fim de selecionar as melhores bandas para a obtenção dos modelos de predição.

Este processo visou viabilizar o conjunto de dados para a geração dos modelos pela análise de Regressão Linear Múltipla por step-wise, uma vez que esta metodologia pode reduzir problemas de multi-colinearidade. Esta metodologia, após executada, permite reduzir o universo de variáveis preditoras, para um número bem abaixo dos observados no conjunto inicial de dados.

4.2.8 Cálculos de índices de vegetação

A partir de índices já conhecidos na literatura (Tabela 1) foram realizadas correlações com os parâmetros CRA e EEA. O objetivo foi determinar a relação entre os parâmetros e os índices, visando obter modelos de predição dos mesmos.

Além disso, foram calculados os próprios índices do tipo simples RVI (*ratio vegetation index* – JORDAN, 1969) e normalizado NDVI (*normalized difference vegetation index* – ROUSE et al., 1973) (equação 3 e 4), utilizando a reflectância espectral. Os índices foram calculados utilizando as bandas selecionadas pelos seus maiores R^2 do item 4.2.6. (ULLAH et al., 2014; MIRZAIE et al., 2014). Posteriormente, o índice selecionado foi utilizado na geração do modelo de predição.

$$RVI = \frac{R_{\lambda 1}}{R_{\lambda 2}} \quad (3)$$

$$NDVI = \frac{(R_{\lambda 1} - R_{\lambda 2})}{(R_{\lambda 1} + R_{\lambda 2})} \quad (4)$$

Os parâmetros $R_{\lambda 1}$ e $R_{\lambda 2}$ representam a reflectância nos comprimentos de onda particular λ_1 e λ_2 respectivamente

Tabela 1 – Índices de água publicados na literatura avaliados no estudo

Índice de água	Nome	Formula	Referência
MSI	Moisture stress index	R_{1600}/R_{820}	Rock et al.(1986) e Hunt et al.(1991)
NDWI	Normalized different water index	$(R_{860} - R_{1240}) / (R_{860} + R_{1240})$	Gao 1996
SRWI	Simple ratio water index	R_{858}/R_{1240}	Zarco-Tejada et al. (2001), (2003)
WI	Water index	R_{900}/R_{970}	Peñuelas et al. (1993), (1997)
DR1647/DR1133		DR_{1647}/DR_{1133}	Yi, Q.-X et al. (2012)

R: é a reflectância bruta no comprimento de onda particular. DR: é a primeira derivada da reflectância no comprimento de onda particular

4.2.9 Análise estatística

Para a quantificação dos parâmetros relacionados com a água na folha (CRA e EEA), foram realizados modelos de predição. O método empregado para obter os modelos é conhecido como Regressão Linear Multipla pelo método *step-wise*, sendo que o melhor modelo foi selecionado pelo critério do AIC (*Akaike's Information Criterion*) (Equação 5), onde modelos com mais bandas são penalizados em comparação com modelos de menos bandas, ou seja, valores baixos de AIC indicam modelos bons. Este índice evita o excesso de variáveis preditoras, minimizando o “*superajuste*” (*overfitting*) dos modelos.

$$AIC = n \times \log(RSS/n) + 2m \quad (5)$$

Sendo:

RSS é a soma do quadro dos resíduos (*Residual Sum of Squares*) descrito pela equação 6

m representa o número de variáveis de regressão empregadas pelo modelo

n o número de observações

$$RSS = \sum (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (6)$$

Sendo:

y_i representa o valor observado do parâmetro para a amostra *i*

ŷ_i o valor estimado do parâmetro para a amostra *i*

Todas as análises estatísticas foram realizadas com o auxílio do software R 3.1.1 (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2014).

A calibração dos modelos foi realizada utilizando parâmetros estatísticos para avaliar seus desempenhos. Os parâmetros utilizados foram: o coeficiente de determinação (*R*²), sendo que os maiores valores foram considerados e o erro quadrático médio da predição (*Root Mean Squared Error* - RMSE), onde se selecionaram os menores valores (Equação 7).

$$RMSE = (1/n \times \sum (y_i - \hat{y}_i)^2)^{1/2} \quad (7)$$

Sendo:

y_i representa os valores observados do parâmetro para a amostra *i*

ŷ_i representa o valor estimado do parâmetro para a amostra *i*

n o número de observações

As unidades do RMSE são dadas na mesma unidade do parâmetro, o que facilita a interpretação dos resultados.

Por último, foram considerados os maiores valores do índice do desvio padrão do erro (*Relative Percent Desviation* - RPD), (WILLIAMS, 2001) (Equação 8), onde valores de RPD acima de 2 indicam modelos com desempenho ótimo na predição do parâmetro. Valores de RPD entre 2 e 1,4 indicam desempenho intermediário e valores de RPD menores que 1,4, o desempenho do modelo é considerado ruim, ou seja, predições de pouca acurácia (CHANG et al., 2001; DUNN et al. 2002).

$$RPD = SD/RSME \quad (8)$$

Sendo:

SD é o desvio padrão

Com a utilização dos índices anteriormente descritos, foram selecionados os modelos de melhor desempenho na predição dos parâmetros relacionados com a água na folha.

4.3 Resultados

4.3.1 Resposta da folha ao conteúdo de água segundo o tempo de avaliação

O conhecimento do estado hídrico da vegetação é importante pois permite estabelecer o estado fisiológico da mesma. Com isto, é possível a tomada de decisões em termos de irrigação. Portanto, avaliou-se o estado hídrico da planta através de dois parâmetros relacionados com o conteúdo de umidade (CRA, conteúdo relativo de água; EEA, espessura específica da água). Para isso, plantas com 7 meses de idade foram submetidas a déficit hídrico durante 10 dias, tempo no qual foi calculado a perda de água na folha.

Para as duas variáveis analisadas se observou uma queda na umidade da folha através dos dias avaliados (Tabela 1). No entanto, os menores valores no conteúdo de água na folha foram observados no nono dia de avaliação para CRA, diminuindo um 30% e no terceiro dia para EEA, diminuindo um 22%. Além disso, foi observada uma maior variação nos teores de umidade para os dois parâmetros, significando que em um mesmo dia de avaliação, algumas plantas estiveram mais umidas do que outras. Estas diferenças nas leituras foram de grande ajuda para relacioná-las com a resposta espectral da folha.

Tabela 1 – Descrição estatística dos parâmetros conteúdo relativo de água (CRA) e espessura específica da água (EEA)

	Dias de avaliação	Média	Desvio Padrão	Erro Padrão	Máximo	Mínimo
CRA (%)	1	96,4	26,5	7,6	99,9	93,9
	3	94,6	26,0	7,5	99,1	89,4
	6	91,2	38,1	11,5	98,9	79,3
	9	68,0	34,0	10,2	93,1	32,4
EEA (mg cm ⁻²)	1	29,8	5,3	1,5	40,8	20,9
	3	23,1	3,9	1,1	29,9	17,8
	6	24,3	7,9	2,4	34,7	20,6
	9	19,6	8,6	2,6	29,4	6,6

Para os dias de avaliação 1 e 3, o número de observações foi de 12, enquanto que para os dias 6 e 9 foi de 11

4.3.2 Relação do conteúdo de água na folha e sua resposta espectral

Atualmente são diversos os trabalhos na área da agricultura que visam estimar parâmetros biofísicos das plantas, sendo o estado hídrico um dos mais importantes, considerando seu papel nos processos fisiológicos e metabólicos (LAWLOR, 2013; PRABU et al., 2010; VERSLUES, 2006; ZHAO; GLAZ; COMSTOCK 2010). No entanto, para a obtenção desses parâmetros, deve-se considerar que podem ser invasivos, custosos e podem demandar muito tempo.

Para identificar níveis de estresse hídrico na planta, foram selecionadas bandas do espectro electromagnético que estivessem relacionadas com o conteúdo de água na folha, permitindo assim, auxiliar na toma de decisões a nível agrônômico.

A intensidade da reflectância (IR) da folha variou ao longo de todo o espectro eletromagnético conforme a umidade da folha variou (Figura 4) nas quatro datas avaliadas. Em outras palavras, a IR aumentou quando o CRA e EEA da folha diminuíram ao longo do tempo avaliado.

A diferença na IR foi observada principalmente entre o primeiro e o nono dia após a irrigação para o parâmetro CRA, sendo que o conteúdo de umidade da folha foi muito similar nas três primeiras datas de avaliação e a partir do terceiro dia para o parâmetro EEA, cujo conteúdo de umidade diminuiu notoriamente (Figura 4).

Para a região do visível, as bandas do verde e do vermelho foram sensíveis a redução de umidade na folha. Ao nono dia após a última irrigação, onde as condições de seca foram maiores, observou-se no comprimento de onda do vermelho uma maior diminuição da feição de absorção da energia eletromagnética (Figura 4). A saída de água na folha acarreta

mudanças relacionadas a fenômenos químicos na folha, na região do visível, a degradação química de proteínas e de pigmentos fotossintetizantes, diminuindo assim a absorção de energia eletromagnética (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). Entretanto, para o primeiro dia após a irrigação, observam-se as feições de absorção da energia eletromagnética nas bandas do azul e do vermelho, com alta reflectância na banda do verde, caracterizando a resposta espectral de uma folha sadia. Este mesmo comportamento foi observado no terceiro e no sexto dia de avaliação (Figura 4).

Já nas regiões do infravermelho próximo (bandas 950 e 1200 nm) e infravermelho médio (banda 1450 nm), conhecidas como bandas da água, foram observadas diferenças na IR para todos os dias avaliados (Figura 4). No entanto, as maiores diferenças na IR ocorreram entre o primeiro e o nono dia nessas bandas, como observado nas variações dos valores medidos para CRA (Dia 1= 96,40 %, Dia 9=68 %) e EEA (Dia 1=29,8 mg cm⁻², Dia 9=19,6 mg cm⁻²) da folha (Tabela 1).

Figura 4 – Resposta espectral da folha após o corte da irrigação nos dias de avaliação. Cada curva espectral representa a média de 12 leituras (para os dias 1 e 3) e 11 leituras (dias 6 e 9)

Quando analisado o comportamento espectral da folha para cada dia avaliado, observam-se diferenças entre plantas dentro de um mesmo dia (Figura 5). As diferenças foram observadas a partir do sexto e do nono dia após a irrigação, sendo mais marcantes no nono dia, onde a região do visível (450 até 700 nm) e do infravermelho médio (1400 até 1500 nm) se mostraram mais sensíveis ao déficit hídrico.

Figura 5 - Resposta espectral da folha para cada dia de avaliação. Em cada figura se apresentam 12 linhas que representam a reflectância de 12 folhas. Avaliações 6 e 9 apresentam 11 amostras

4.3.3 Relação das bandas espectrais com o conteúdo de água na folha

Quantificar as propriedades da vegetação em diferentes escalas é possível com o auxílio do sensoriamento remoto (ULLAH et al., 2014; YI et al., 2012). Neste trabalho, procurou-se quantificar parâmetros relacionados com água na folha, utilizando dados hiperespectrais. A reflectância espectral de 450 até 2000 nm foi correlacionada com os parâmetros propostos para este estudo (CRA, EEA).

Uma correlação negativa ao longo de todo o espectro eletromagnético foi observada entre a reflectância espectral e os parâmetros CRA e EEA (Figura 6a e 6b). Além disso, houve uma alta correlação negativa (r) para o parâmetro CRA com os comprimentos de onda 660 até 700 nm, sendo que o maior valor de correlação se apresentou na banda 689 nm ($r = -0,91$) (Figura 6a). Entretanto, para o parâmetro EEA, os maiores coeficientes de correlação se observaram nas bandas 1200 até 1350 nm com valor de $r = -0,76$ (Figura 6b).

Figura 6 – Coeficiente de correlação (r) entre os parâmetros de água CRA (a) EEA (b) e a reflectância espectral. r (0.01) indica diferencia significativa com um nível de confiança de 99%

Assim como foram calculados os coeficientes de correlação, também foram determinados os coeficientes de determinação (R^2) entre os parâmetros de água na folha e o espectro eletromagnético (450 até 2000 nm).

Os maiores valores de R^2 (0,80 – 0,83) foram observados na faixa de 645 até 700 nm (região do vermelho), região onde ocorre a absorção da clorofila (DAVIDSON; WANG; WILMSHURST, 2006), sendo que o maior valor se observou na banda 689 nm ($R^2 = 0,83$) para o parâmetro CRA (Figura 7a). Valores de R^2 acima de 0,50 foram observados na faixa de 476 até 515 nm (faixa do azul) e, na região do infravermelho médio, na faixa de 1275 até 1470 nm. Estas últimas bandas se caracterizam por sua relação com a água na folha (DAVIDSON; WANG; WILMSHURST, 2006).

Já para o parâmetro EEA, os valores de R^2 se caracterizaram por ser menores do que os R^2 de CRA. As mais altas correlações estiveram entre 0,50 e 0,57, e representaram a faixa de 1145 até 1382 nm, sendo que o maior valor foi observado na banda 1335 nm (Figura 7b).

Como apresentado previamente, onde algumas bandas foram relacionadas com parâmetros que definem o estado hídrico da planta, pode-se observar por exemplo analisando a banda 689 nm, que o fator de reflectância (FR) diminui a uma taxa de -0,48% quando o CRA aumenta em 1% (Figura 8a). No entanto para EEA na banda 1335 nm, o fator de reflectância (FR) diminui a uma taxa de -0,46% quando EEA aumenta em 1% (Figura 8b).

Figura 7 – Valores de R^2 da regressão linear múltipla entre os parâmetros CRA (a) e EEA (b) e a reflectância espectral

Figura 8 – Relação entre o fator de reflectância com o conteúdo relativo de água (CRA) para a banda 689 e para a espessura específica da água (EEA) na banda 1335

Um total de 282 bandas, distribuídas nas regiões do visível e infravermelho médio apresentaram um alto coeficiente de determinação para CRA com características similares às apresentadas na Figura 8a, enquanto que um total de 238 bandas no infravermelho médio foram obtidas para EEA. Isto significa que, dentro de cada região, várias bandas contínuas tiveram valores similares de R^2 , apresentando uma alta colinearidade, o que é um problema inerente aos dados hiperespectrais (MIRZAIE et al., 2014). Em outras palavras, um alto número de variáveis independentes altamente correlacionadas entre si se correlacionaram com poucas variáveis dependentes, o que determina uma redundância na informação. Portanto, para reduzir esta condição se selecionaram bandas com os melhores valores de R^2 em várias regiões do espectro eletromagnético (visível, infravermelho próximo e infravermelho médio), as quais foram usadas como parte da obtenção dos modelos de predição.

Após a seleção das melhores bandas, foi necessário incluir outras bandas com valores baixos de R^2 , que permitiram reforçar o modelo, já que estas ajudaram a explicar melhor a variabilidade dos dados (Tabela 2).

Tabela 2 – Seleção de bandas para a obtenção de modelos de predição dos parâmetros conteúdo relativo de água (CRA) e espessura relativa de água (EEA), com seus respectivos R^2

CRA		EEA	
Bandas (nm)	R^2	Bandas (nm)	R^2
520	0,48	542	0,13
570	0,58	670	0,37
689	0,83	754	0,24
745	0,18	880	0,33
870	0,26	1335	0,57
1300	0,51	1450	0,36
1320	0,55		
1460	0,50		

4.3.4 Relação dos índices com os parâmetros de água na folha

Os índices de vegetação são descritos na literatura como eficientes para o monitoramento do estado da vegetação, através de combinações de bandas, que permitem a identificação de característica de interesse. Além disso, o uso de índices de vegetação minimiza a variabilidade da reflectância causada pelas condições de iluminação, ruídos gerados pelo equipamento, condições atmosféricas e efeito do solo (*background*) (VAN LEEUWEN; HUETE, 1996). Neste estudo, índices de água do tipo simples e normalizado foram correlacionados com os parâmetros CRA e EEA avaliados neste estudo.

Na Tabela 3 são apresentados os resultados dos coeficientes de correlação (r) e determinação (R^2), usando os índices referenciados na literatura (Tabela 1), tanto para CRA quanto para EEA. Os coeficientes foram baixos, sendo piores para CRA. As combinações dos índices referenciados pela literatura são baseadas em bandas associados à água na planta (infravermelho próximo e médio), razão pela qual não foram as melhores para expressar o estado hídrico das folhas avaliadas, uma vez que as bandas que se apresentaram mais sensíveis às mudanças do conteúdo de água estiveram relacionadas à região do visível, no caso do CRA.

Tabela 3 - Análise de correlação entre índices de água publicados na literatura e os parâmetros avaliados

Índices de vegetação	CRA		EEA	
	r (p-value)	R ²	r (p-value)	R ²
MSI	-0,17 (0,27)	0,028	-0,33 (0,02)	0,111
NDWI	0,32 (0,03)	0,099	0,48 (0,0007)	0,232
SRWI	0,31 (0,03)	0,098	0,49 (0,0006)	0,237
WI	0,20 (0,17)	0,042	0,50 (0,0004)	0,253

CRA: conteúdo relativo de água (%), EEA: espessura equivalente de água (mg*cm⁻²). MSI: Moisture Stress Index; NDWI: Normalized Different Water Index; SRWI: Simple Ratio Water Index; WI: water Index. r 0.01 indica diferença significativa com um nível de confiança de 99%. R²: coeficiente de determinação. n = 46

Considerando que o desempenho dos índices de vegetação descritos na literatura não foram satisfatórios, quando relacionados com os parâmetros CRA e EEA, foram propostos índices de vegetação, utilizando as bandas que foram selecionadas no item 4.3.3. Para isso, foram realizadas combinações, do tipo simples e normalizado entre cada banda selecionada e, posteriormente, cada índice foi correlacionado com os parâmetros CRA e EEA, visando selecionar o melhor índice. Na Tabela 4 são apresentadas as combinações de bandas que tiveram os maiores valores de R².

Tabela 4 – Melhores combinações de banda (λ) para os parâmetros CRA e EEA. λ_1 e λ_2 em nm

Tipo de índice		CRA			EEA		
		λ_1	λ_2	R ²	λ_1	λ_2	R ²
Simples	λ_1 / λ_2	689	745	0,83	670	520	0,41
		689	520	0,82			
		689	870	0,81			
Normalizado	$(\lambda_1 - \lambda_2) / (\lambda_1 + \lambda_2)$	689	520	0,79	754	880	0,39

Altos valores de R² foram observados tanto para o índice simples quanto para o índice normalizado no parâmetro CRA (Tabela 4). Pode-se dizer que as bandas que participaram na formação dos índices, localizadas nas regiões do visível, mais especificamente na região do azul (520 nm), vermelho (689 nm) e do infravermelho próximo (bandas 745 e 870 nm), foram as que se apresentaram mais sensíveis aos diferentes conteúdos de água na folha. Já para o parâmetro EEA os valores de R² foram baixos para os dois tipos de índices, quando comparados com os de CRA.

Os índices de vegetação desenvolvidos com a finalidade de fornecer informações de parâmetros da vegetação, a qual se incluem entre outros, a estimativa do conteúdo de clorofila

e outros pigmentos tem se mostrado de maneira geral mais estáveis (HANSEN; SCHJOERRING, 2003). No entanto, são poucos os estudos utilizando os índices de vegetação e parâmetros relacionados com a água na planta (YI et al., 2012). Pu et al. (2003), realizaram um trabalho similar, sendo que estes correlacionaram o CRA de folhas de carvalho, com três bandas absorção de água (975, 1200 e 1750 nm) e dois índices baseados nessas três bandas.

O cálculo do índice da água foi realizado tanto para CRA quanto para EEA, utilizando para cada parâmetro sua respectiva banda da água (Tabela 5). Os índices calculados foram utilizados na obtenção de modelos de predição dos parâmetros CRA e EEA.

Tabela 5 – Índices relativos à água para CRA e EEA utilizando as bandas selecionadas

CRA	EEA
520/1460	542/1450
570/1460	670/1450
689/1460	754/1450
745/1460	880/1450
870/1460	1335/1450
1300/1460	
1320/1460	

4.3.5 Modelos de predição baseados nas bandas selecionadas

A quantificação de parâmetros biofísicos e bioquímicos, usando modelos de predição com a ajuda do sensoriamento remoto, tem-se tornado em uma ferramenta útil para o monitoramento do meio ambiente a diversas escalas e com objetivos diferentes (agricultura, florestal, ambiental) (ZHANG et al., 2012; CHUVIECO et al., 2002; DARVISHZADEH et al., 2008).

Para a obtenção dos modelos, foram realizadas Análises de Regressão Linear Multipla pelo método *step-wise* com os parametros CRA e EEA. As análises foram realizadas tanto com as bandas simples quanto com todos os tipos de índices calculados. Na Tabela 6 são apresentados todos os modelos de predição, tanto para o parâmetro CRA quanto para EEA, os quais foram obtidos com uma única banda (a de maior R^2), com todas as bandas selecionadas, com os índices relativos à banda da água (IA), com os índices simples (IS) e com os índices normalizados (IN).

Os modelos de predição de melhor desempenho foram observados para o parâmetro CRA (Tabela 7). Neste, todos os modelos obtidos tiveram um bom desempenho, sendo que os melhores foram os que utilizaram o IA ($R^2 = 0,93$, AIC = -153,54 e RDP = 3,87) e bandas selecionadas ($R^2 = 0,92$, AIC = -150,05 e RDP=3,58). No entanto, para o parâmetro EEA, onde os modelos obtidos apresentaram R^2 mais baixos, observou-se que o melhor modelo foi aquele que usou as bandas selecionadas ($R^2 = 0,66$, AIC = -375,09 e RDP = 1,77).

Os resultados encontrados indicam que os modelos que utilizaram as bandas selecionadas tiveram bons desempenhos na predição dos parâmetros CRA e EEA, sendo que os modelos obtidos a partir dos índices tiveram um desempenho discreto, a exceção do IA para o CRA. Além disso, fica evidente uma relação entre as bandas das regiões do visível e do infravermelho medio com o estado hídrico da folha de cana-de-açúcar. No entanto, é difícil de interpretar, o que respeito às bandas do visível, e que será assunto de futuras pesquisas.

Por ultimo, os melhores modelos de predição foram calibrados, usando as equações com melhor R^2 , tanto para CRA quanto para EEA, gerando valores preditos para cada parâmetro (Figura 9). Os resultados obtidos indicam uma forte relação linear entre os modelos de predição e os valores medidos no laboratório para CRA ($R^2 = 0,93$, Figura 9a; $R^2 = 0,92$, Figura 9b). Já para EEA, mesmo que o R^2 haja sido menor, a relação entre o valor medido e a equação de predição foi de 0,71 (Figura 9c).

A validação do conjunto de dados, visando predizer o conteúdo de água em folhas de cana-de-açúcar através dos parâmetros CRA e EEA, não foi possível realizar, uma vez que não se contou com a quantidade necessária de amostras. Portanto, o estudo foi concluído com a obtenção das equações de predição.

Figura 9 – Calibração do modelo com os índices relativos à banda da água para CRA (a), Calibração do modelo com bandas selecionadas para CRA (b), Calibração do modelo com bandas selecionadas para EEA (c). n= 46

Tabela 6 – Modelos de predição dos parâmetros para conteúdo relativo de água (CRA) e espessura equivalente da água (EEA)

-----CRA-----			-----EEA-----		
Variáveis Independentes		Modelos	Variáveis Independentes		Modelos
Única banda	$\lambda = R689$	$y = -1,745192 * \lambda + 1,149725$	Única banda	$\lambda = R1335$	$y = 0,12504535 * \lambda + 0,06509583$
Bandas selecionadas	$\lambda 1 = R520$	$y = -2,0866005 * \lambda 1 + 1,5999578 * \lambda 2$ $- 1,6715246 * \lambda 3 + 2,8602334 * \lambda 4$ $- 2,2084610 * \lambda 5 + 0,7260898$	Bandas selecionadas	$\lambda 1 = R542$	$y = -0,01614478 * \lambda 1 - 0,16560676 * \lambda 2 + 0,10298378 * \lambda 4$ $- 0,31482082 * \lambda 5 + 0,12488081 * \lambda 6 + 0,50806343 * \lambda 7$ $+ 0,08019827$
	$\lambda 2 = R570$			$\lambda 2 = R670$	
	$\lambda 3 = R689$			$\lambda 3 = R754$	
	$\lambda 4 = R745$			$\lambda 4 = R880$	
	$\lambda 5 = R870$			$\lambda 5 = R1335$	
	$\lambda 6 = R1300$			$\lambda 6 = R1450$	
	$\lambda 7 = R1320$			$\lambda 7 = R542/R670$	
	$\lambda 8 = R1460$				
Índice relativo à banda da água	IA1 = R520/R1460	$y = -1,8884867 * IA1 + 0,2620101 * IA2$ $- 0,1940740 * IA3 + 0,2677764 * IA4$ $- 0,1623551 * IA6 + 1,1842527 * IA7$ $- 0,9244803 * (IA4/IA1)$ $+ 0,5644820 * (IA4/IA7) - 0,114023$	Índice relativo à banda da água	IA1 = R542/R1450	$y = 0,008804990 * IA1 - 0,011368796 * IA2 - 0,048897714 * IA3$ $+ 0,05956865 * IA4 - 0,017914072 * (IA5/IA4) - 0,008566667$ $* (IA3/IA4) - 0,032762026$
	IA2 = R570/R1460			IA2 = R670/R1450	
	IA3 = R689/R1460			IA3 = R754/R1450	
	IA4 = R745/R1460			IA4 = R880/R1450	
	IA5 = R870/R1460			IA5 = R1335/R1450	
	IA6 = R1300/R1460				
	IA7 = R1320/R1460				
Índice simples	IS1 = R689/R745	$y = -6,03375076 * IS1 - 0,01435449$ $* IS2 + 5,45560627 * IS3 + 1,12900506$	Índice simples	IS = R670/R542	$y = -0,01897081 * IS + 0,03617290$
	IS2 = R689/R520				
	IS3 = R689/R870				
Índice normalizado	IN = (R689-R520) /(R689+R520)	$y = -1,3200666 * IN + 0,7920356$	Índice normalizado	IN = (R754-R880) /(R754+R880)	$y = 0,55960415 * IN + 0,02410412$

CRA: conteúdo relativo de água (%); EEA: espessura específica da água ($\text{mg} \cdot \text{cm}^{-2}$); R: é o valor da reflectância no comprimento de onda específico λ (nm); IA: índice relativo à água; IS: índice do tipo simples; IN: índice do tipo normalizado

Tabela 7 - Desempenho dos modelos de predição obtidos para CRA e EEA

CONTEÚDO DE ÁGUA	-----CRA-----								
	R ²	R S E (%)	DF	F-static	p-value *	AIC	MSE	RMSE	RPD
$y = -1,745192 * \lambda + 1,149725$	0,83	0,064	44	219,5	2,2E-16	-117,69	0,0042	0,06	2,42
$y = -2,0866005 * \lambda_1 + 1,5999578 * \lambda_2 - 1,6715246 * \lambda_3 + 2,8602334 * \lambda_4 - 2,2084610 * \lambda_5 + 0,7260898$	0,92	0,044	40	107,2	2,2E-16	-150,05	0,0019	0,04	3,58
$y = -1,8884867 * IA_1 + 0,2620101 * IA_2 - 0,1940740 * IA_3 + 0,2677764 * IA_4 - 0,1623551 * IA_6 + 1,1842527 * IA_7 - 0,9244803 * (IA_4/IA_1) + 0,5644820 * (IA_4/IA_7) - 0,114023$	0,93	0,040	35	64,1	2,2E-16	-153,54	0,0016	0,04	3,87
$y = -6,03375076 * IS_1 - 0,01435449 * IS_2 + 5,45560627 * IS_3 + 1,12900506$	0,86	0,058	42	94,6	2,2E-16	-125,59	0,0034	0,06	2,69
$y = -1,3200666 * IN + 0,7920356$	0,79	0,072	44	166,7	2,2E-16	-107,40	0,0052	0,07	2,16
CONTEÚDO DE ÁGUA	-----EEA-----								
	R ²	R S E (%)	D F	F-static	p-value *	AIC	MSE	RMSE	RPD
$y = 0,12504535 * \lambda + 0,06509583$	0,56	0,004	44	58,6	1,3E-09	-367,20	0,000018	0,0043	1,55
$y = -0,01614478 * \lambda_1 - 0,16560676 * \lambda_2 + 0,10298378 * \lambda_4 - 0,31482082 * \lambda_5 + 0,12488081 * \lambda_6 + 0,50806343 * \lambda_7 + 0,08019827$	0,66	0,004	39	15,9	3,9E-09	-375,09	0,000014	0,0037	1,77
$y = 0,008804990 * IA_1 - 0,011368796 * IA_2 - 0,048897714 * IA_3 + 0,05956865 * IA_4 - 0,017914072 * (IA_5/IA_4) - 0,008566667 * (IA_3/IA_4) - 0,032762026$	0,55	0,004	38	9,0	1,7E-06	-361,14	0,000018	0,0043	1,53
$y = -0,01897081 * IS + 0,03617290$	0,39	0,005	44	30,1	1,9E-06	-352,24	0,000025	0,0050	1,32
$y = 0,55960415 * IN + 0,02410412$	0,37	0,005	44	27,8	3,9E-06	-350,74	0,000026	0,0051	1,30

n=46, (*)= 0.01 indica diferencia significativa com um nível de confiança de 99%. R²: coeficiente de determinação, RSE: Residual Standard Error, DF: degrees of freedom, AIC: Akaike's Information Criterion, SME: Squared Mean Error, RMSE: Root Mean squared Error, RPD: Relative Percent Desviation

4.4 Discussão

4.4.1 Relação da reflectância espectral com os parâmetros de água da folha de cana-de-açúcar

Identificar o início do estresse hídrico na planta oportunamente é vital, mas dificilmente alcançável (BEHMANN; STEINRÜCKEN; PLÜMER, 2014). No presente estudo foram utilizados os parâmetros biofísicos: conteúdo relativo de água (CRA) e espessura específica da água (EEA), para estabelecer as condições hídricas da folha da cana-de-açúcar através de dados hiperespectrais. Foi observado a partir do nono dia, que os valores de umidade das plantas diminuíram consideravelmente para CRA e a partir do terceiro dia para EEA. Para CRA, até o sexto dia, os valores de umidade da folha foram similares, no entanto que, os valores de EEA mostrou-se mais rapidamente sensível ante o déficit hídrico, situação também observada espectralmente. Behmann, Steinrücken e Plümer (2014), conseguiram distinguir plantas de cevada irrigadas das não irrigadas, após seis dias do início do déficit hídrico. Estudos realizados por Zygielbaum et al. (2009), em plantas de milho submetidas a estresse hídrico, permitiram observar um incremento progressivo na reflectância das folhas desde o dia 1 até o dia 7, tanto no visível quanto no infravermelho médio. Além disso, o CRA mostrou um decrescimento linear no período avaliado, cujos valores de CRA estiveram acima de 90%. Segundo Ceccato et al. (2001), consideram mais vantajoso utilizar EEA do que CRA para estimar o conteúdo de água da vegetação, uma vez que o CRA depende da matéria seca e a EEA não. Os autores comentam que existe uma relação logarítmica entre EEA e reflectância. Isto implica que quando EWT aumenta, os valores de reflectância são menos sensíveis às variações do EWT e viceversa.

Variações na estrutura interna da folha, sua espessura e as características da superfície causam diferenças na reflectância espectral que não são relacionadas ao conteúdo de água (DATT, 1999). Segundo Carter e Knapp (2001), comprimentos de onda em 1412, 1978, 2004 e 2401 nm se mostraram muito sensíveis às mudanças do CRA. No entanto, para folhas grossas com altos conteúdos de água não foram encontradas variações nestes comprimentos de onda. Da mesma forma, no presente estudo não foram encontrados esses comprimentos de onda relacionados com mudanças nos teores de umidade. É provável que mais trabalhos relacionados a este assunto para cana-de-açúcar sejam necessários, considerando os resultados obtidos.

Diferentes autores (DAVIDSON; WANG; WILMSHURST, 2006; FOLEY et al., 2006), concluíram que o desempenho do CRA não foi satisfatório na estimativa do conteúdo de água da vegetação, sugerindo o estudo de outros parâmetros (AWC – Absolute Water Content e EWT – Equivalente Water Thickness). Yi et al. (2012), Zhang et al. (2012) e Mobasheri e Fatemi (2013) observaram melhores relações entre os valores de reflectância de folhas e EWT do que com outros parâmetros relacionados com a água (FMC – Full Moisture Content; LWC – Leaf Water Content) principalmente na região do infravermelho próximo, Mobasheri e Fatemi (2013) consideram esta resposta como resultado da relação direta entre EWT e a profundidade das bandas de absorção nessa região.

Estabelecer o estado hídrico da cana-de-açúcar é importante, já que a produtividade é afetada quando as necessidades hídricas são desconhecidas ou não são avaliadas oportunamente. Portanto, segundo o encontrado neste estudo e como sugerido na literatura, o EEA é um parâmetro que deve ser utilizado com mais frequência no sensoriamento remoto como um indicador do estado hídrico das plantas, para uso no planejamento da irrigação (ULLAH et al., 2014), uma vez que este se mostrou mais sensível ante o déficit hídrico imposto.

4.4.2 Resposta espectral da folha de cana-de-açúcar através de índices de vegetação

Vários índices relacionados com a água na vegetação têm sido desenvolvidos atualmente a partir de dados hiperespectrais (ULLAH et al., 2014; YI et al., 2012; ZHANG et al., 2012), sendo os mais utilizados os de tipo normalizado (NDII – Normalized Difference Infrared Index) e índice de água de razão simples (WI – Water Index). Quando a conexão entre a variável de interesse e o dado espectral é conhecida, o desempenho dos índices de vegetação melhora em termos da estimação (YI et al., 2012). Neste estudo foram utilizados alguns índices propostos pela literatura, além da obtenção de índices próprios, para estimar o conteúdo de água em folhas de cana-de-açúcar, no intuito de quantificar a sensibilidade dos índices utilizados.

Os índices de vegetação são utilizados para ressaltar características relacionadas ao estado fisiológico das plantas (CAMMARANO et al., 2014; CECCATO et al., 2001; SOUDANI et al., 2014; ZARCO-TEJADA et al., 2013). Nesste estudo, os melhores índices obtidos para estimativa do conteúdo de água na folha de cana-de-açúcar foram os compostos pelas bandas da região do visível e do infravermelho próximo. Para CRA, índices do tipo simples e normalizado usaram a banda 689 no numerador, e 520 e 745 nm no denominador.

Para EEA, o índice simples foi calculado com a banda 670 nm no numerador e a 520 nm no denominador e o índice tipo normalizado foi calculado com a banda 754 nm no numerador e 880 nm no denominador.

Incrementos na intensidade de reflectância na região do visível estão associados a mudanças dos pigmentos da folha (clorofila, carotenoides), uma vez que eles dominam a reflectância nessa região, referindo-se à propriedade do objeto de refletir a radiação incidente, e não à sua estimativa quantitativa, feita mediante o emprego dos fatores de reflectância (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPPLICH, 2012). Segundo Ceccato (2001), o conteúdo de clorofila é proporcional ao conteúdo de umidade na folha. No entanto, isto não deve ser generalizado para todas as espécies, uma vez que as variações no conteúdo de clorofila podem ser causadas, além do estresse hídrico, por seu estado fenológico, poluição atmosférica, deficiência de nutrientes, toxicidade, doenças e estresse por radiação.

É possível que as folhas avaliadas neste estudo estivessem apresentando um tipo de estresse, que não estivesse associado apenas ao déficit hídrico, uma vez que os índices obtidos para a estimação dos parâmetros CRA e EEA não utilizaram as bandas de absorção de água que são encontradas ao longo do espectro eletromagnético em múltiplos estudos.

Estudos realizados com folhas (MOBASHERI; FATEMI, 2013) em 80 espécies diferentes, mostraram que partes do infravermelho próximo e do infravermelho de onda curta apresentaram alta acurácia no cálculo do parâmetro avaliado (EEA), com correlações acima de 90%, mesmo quando as bandas selecionadas nestas regiões não corresponderam às bandas típicas de absorção de água. Porém, não podemos ignorar os trabalhos que mostram bandas relacionadas com as regiões do espectro que envolvem as variações do conteúdo de umidade na planta. Ullah et al. (2014), observaram que as regiões do infravermelho médio ($R^2=0,93$) e do infravermelho de onda curta ($R^2=0,89$) se relacionavam com o conteúdo de água na folha. Assim mesmo Yi et al. (2012), estimando os parâmetros EEA e conteúdo de umidade, encontraram altas correlações entre as bandas da região do infravermelho próximo (950 a 1100 nm) e do infravermelho de onda curta (1650 a 1700 nm) com os parâmetros avaliados.

Segundo os estudos citados utilizando sensoriamento remoto hiperespectral, a combinação de duas bandas, através de índices de vegetação, se apresentam como uma alternativa promissora para estimar parâmetros relacionados ao conteúdo de água em folhas, o que sugere que novas pesquisas devem ser realizadas, visando selecionar os melhores índices para diferentes culturas, incluindo a cana-de-açúcar.

4.4.3 Estimativa do conteúdo de água da folha de cana-de-açúcar a partir de sua reflectância

Para identificar plantas com déficit hídrico de plantas sem déficit hídrico, utilizando dados espectrais, a imposição do déficit hídrico deve ser bem planejada (COHEN, 1991). As regiões espectrais do visível, infravermelho próximo e infravermelho de onda curta respondem de forma diferente a mudanças no conteúdo de água (FOLEY et al., 2006). Para este estudo na região do visível, a variação da intensidade da reflectância não se mostrou imediatamente sensível às mudanças no conteúdo de água, já que foi a partir do sexto DAI que se observaram mudanças na reflectância nessa região, sendo ainda maior no nono DAI, onde foi observado na planta um enrolamento e amarelamento das folhas. O contrário ocorreu quando se analisaram as regiões do infravermelho próximo e do infravermelho de onda curta, onde houve variações no conteúdo de água a partir do terceiro DAI, segundo o observado nas curvas, principalmente nas bandas de absorção de água, perto de 1000, 1200, 1450 e 1940 nm, como observado por vários autores (FOLEY et al., 2006; PU et al., 2003; ULLAH et al., 2014).

Com relação aos parâmetros avaliados neste estudo, foi encontrado que as maiores correlações negativas apresentaram-se na região do visível, especificamente no vermelho para o CRA, enquanto que para o EEA estiveram na região do infravermelho de ondas curtas. Zygielbaum et al. (2009), concluíram que a região do visível pode ser utilizada para estimar CRA, uma vez que eles têm observado correlações de $r > 0,95$ entre essa região espectral e o decréscimo do CRA em folhas de milho. O recente estudo realizado por Zygielbaum et al. (2102), sugerem que as mudanças da reflectancia na região do visível são indiretas e ocasionadas pelas mudanças na estrutura dos cloroplastos quando as plantas sofrem estresse hídrico. Caso contrário foi observado em outros estudos em relação ao conteúdo de água e a reflectância para a região do visível, onde as correlações foram de $r = 0,47$ (YI et al., 2012) e $r < -0,5$ (ULLAH et al., 2014) para o conteúdo de água em base seca (FMC, pelas siglas em inglês - *Full Moisture Content*). Enquanto que, na região do infravermelho de ondas curtas, os resultados foram similares aos obtidos neste trabalho, sendo que as correlações entre a reflectância e o parâmetro EEA foram de $r = -0,668$ (YI et al., 2012) e $r > -0,8$ (ULLAH et al., 2014).

A alta correlação obtida entre CRA e a reflectância na região do visível pode estar associada a outros fatores que provavelmente não foram controlados no estudo, uma vez que as propriedades espectrais das folhas não estão influenciadas somente pelo seu estado hídrico,

mas também por outros fatores (idade, anatomia, espessura, ângulo, área e propriedades na estrutura da folha), reduzindo a correlação entre as medições da condição hídrica e a resposta espectral das folhas (EITEL et al., 2006). Além disso, foi observado que o parâmetro EEA apresentou correlações aceitáveis ($r = -0,76$) próximas das bandas de absorção de água, tanto neste estudo quanto nos reportados pela literatura. Segundo Davidson et al. (2006) e Maki et al. (2004), a forte correlação entre EEA e a reflectância se deve a que esta última está mais relacionada com as mudanças na EEA da folha do que ao conteúdo de água em base seca (fuel moisture content - FMC, por sua sigla em inglês), ou seja, o conteúdo de água depende da EEA e da área da massa seca da folha, uma vez que envolvem a mediação a área da folha. Danson e Bowyer (2004) explicam que o conteúdo de água da folha (FMC) é uma variável que depende das variáveis antes mencionadas, variáveis que geralmente permanecem constantes. Por exemplo, no caso do NDVI, o índice normaliza o efeito das mudanças na matéria seca, mas continua sendo sensível às mudanças no EEA da folha, relatam os autores.

Em resumo, fica evidente que os melhores modelos para estimar o conteúdo de água nas folhas foram para CRA (que incluiu a banda de maior R^2) do que para EEA, uma vez que foram utilizadas várias bandas da região do visível, além de outras no infravermelho próximo. No entanto, quando utilizados os índices relativos da água (IA), o desempenho dos modelos de predição melhorou para ambos os parâmetros.

Os modelos gerados indicam que a banda 689 nm (região do vermelho) é apropriada para estimar o conteúdo de água nas folhas de cana-de-açúcar, uma vez que ela esteve presente em todos os modelos de predição para CRA. É sabido que a clorofila é a responsável pela absorção da radiação na região do vermelho (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). Portanto, não fica descartável uma possível interação da clorofila com os resultados apresentados, considerando que o conteúdo da clorofila é proporcional ao conteúdo de umidade da folha (PALTRIDGE; BARBER, 1988 apud CECCATO, 2001).

No caso do EEA, o desempenho dos modelos de estimação foi melhor quando utilizadas as bandas da região do infravermelho de onda curta, perto das bandas de absorção de água, mesmo quando os valores de R^2 dos modelos foram baixos comparados com os de CRA. Isso permite sugerir que o EEA pode ser estudado com mais frequência no sensoriamento remoto, como um parâmetro que expressa melhor o conteúdo de água da planta para fins do monitoramento de risco por seca ou planejamento da irrigação (ULLAH et al., 2014), considerando que as regiões do infravermelho próximo e do infravermelho de ondas curtas são os mais fortes para prever conteúdo de água na folha.

Em outros estudos, Cheng, Rivard e Sánchez-Azofeifa, (2011), conseguiram estimar o conteúdo de água em folhas de espécies tropicais na região do infravermelho próximo ($R^2=0,69$). Mobasheri e Fatemi (2013), obtiveram baixos R^2 ($< 0,3$) entre a reflectância das folhas e EEA, tanto no visível quanto no infravermelho próximo, atribuindo esse fato possivelmente aos conteúdos de clorofila que puderam mascarar os efeitos da água nessas regiões.

Outro fator que pode ter afetado os modelos de predição gerados neste trabalho foi a pouca quantidade de amostras medidas, sendo que os modelos só conseguiram estimar valores extremos de CRA, ou seja, valores altos ($>90\%$) e baixos ($<50\%$), ficando a incerteza do que pode ter acontecido no intervalo de 50 até 90% da umidade da folha expressada pelo CRA. Problemas similares foram observados por Pu et al. (2003), já que, a distribuição dos dados de CRA não foi a melhor devido à falta de amostras com valores de CRA no intervalo de 20-40%, ou seja, os gráficos de dispersão mostraram dois grupos de dados de CRA, um localizado na extremidade superior (CRA entre 40-60%, típico de folhas verdes) e o outro no inferior (CRA $< 20\%$, típico de folhas marrons-cinza). Já, para o parâmetro EEA, os valores estimados pelo modelo mostraram-se melhor distribuídos ao longo da linha de tendência.

Diversos estudos (MIRZAIE et al., 2014; ULLAH et al., 2014; ZHANG; LI; ZHANG, 2012) têm mostrado que uma ampla variedade de bandas espectrais pode ser usada para o cálculo de parâmetros de água na vegetação. Porém, Mobasheri e Fatemi (2013) afirmam que não necessariamente as bandas de absorção de água citadas na literatura sejam sempre as responsáveis de estabelecer o estado hídrico da folha, e que provavelmente outros comprimentos de onda tenham potencial para estimar estas relações.

Contudo, sugere-se que novas pesquisas devem ser realizadas, visando estimar o conteúdo de água em folhas de cana-de-açúcar utilizando sensoriamento remoto hiperespectral. Segundo a literatura, novas técnicas de análise estão sendo aplicadas para este tipo de dados na estimação de parâmetros biofísicos da vegetação. Análise multivariada de regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) entre parâmetros biofísicos (planta e solo) e dados hiperespectrais vem sendo muito utilizados para a obtenção de modelos de predição (MIRZAIE et al., 2014), uma vez que a análise por PLSR ajuda a minimizar os efeitos da multi-colinearidade que, comumente sofrem os dados hiperespectrais (Da-WEN, 2010).

Várias limitações se apresentaram neste estudo (amostragem ao longo do estudo e quantidade de amostras coletadas, aplicação das lâminas de irrigação, condições de iluminação, estado fenológico da planta, frequências da irrigação para a imposição do déficit hídrico) que não puderam ser controladas, mas, espera-se que para pesquisas futuras essas

limitações possam ser superadas, afim de obter resultados sólidos e melhores acurácias nos modelos.

4.5 Conclusões

Os resultados apresentados por esta pesquisa, permitiu concluir que:

- As regiões mais sensíveis ante as variações no conteúdo de água da folha foram na região do visível (650 a 700 nm, $R^2 > 0,8$) e parte da região do infravermelho próximo (1250 a 1350 nm, $R^2 < 0,55$), isso para CRA. Já para EEA, a região que se mostrou mais sensível foi a do infravermelho próximo (1200 a 1400 nm, $R^2 < 0,6$).
- O parâmetro espessura equivalente da água (EEA) mostrou ser sensível mais rapidamente às variações no conteúdo de água na folha. Estas evidências permitiram sugerir que novos estudos devem considerar o parâmetro EEA para estimar o estado hídrico das folhas de cana-de-açúcar, focando a atenção nas regiões do infravermelho de onda curta e do infravermelho médio.
- As bandas envolvidas nos modelos de predição não se encontraram nas regiões das bandas de absorção da água como reportado pela literatura. Portanto, é provável que outros fatores estejam interagindo na reflectância das folhas avaliadas, o que devera ser levado em conta para pesquisas futuras.

Referências

BEHMANN, J.; STEINRÜCKEN, J.; PLÜMER, L. Detection of early plant stress responses in hyperspectral images. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 93, p. 98–111, 2014.

CAMMARANO, D.; FITZGERALD, G.J.; CASA, R.; BASSO, B. Assessing the robustness of vegetation indices to estimate wheat N in Mediterranean environments. **Remote Sensing**, Basel, v. 6, n. 4, p. 2827–2844, 2014.

CARTER, G.; KNAPP, A.; Leaf optical properties in higher plants: linking spectral characteristics to stress and chlorophyll concentration. **American Journal of Botany**, St. Louis, v. 88, n. 4, p. 677–684, 2001.

CECCATO, P.; FLASSE, S.; TARANTOLA, S.; JACQUEMOUND, S.; GRÉGOIRE, J. Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 77, p. 22–33, 2001.

CHANG, C.W.; LAIRD, D.A.; MAUSBACH, M.J.; HURBURGH JR., C.R. Near- infrared reflectance spectroscopy – principal components regression analysis of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 65, p. 480-490, 2001.

CHENEY, P.; SULLIVAN, A. **Grassfires fuel, weather and fire behaviour**. Collingwood: CSIRO Publ., 1997. 102 p.

CHENG, T.; RIVARD, B.; SÁNCHEZ-AZOFEIFA, A. Spectroscopic determination of leaf water content using continuous wavelet analysis. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 2, p. 659–670, 2011.

CHUVIECO, E.; RIANO, D.; AGUADO, I.; COCERO, D. Estimation of fuel moisture content from multitemporal analysis of landsat thematic mapper reflectance data: applications in fire danger assessment. **International Journal of Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 23, p. 2145–2162, 2002.

COHEN, W.B. Temporal versus spatial variation in leaf reflectance under changing water stress conditions. **International Journal of Remote Sensing**. Oxfordshire, v. 12, p. 1865-1876, 1991.

COLWELL, R.N. **Manual of remote sensing**. 2nd ed. Falls Church: American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, 1983. 2440 p.

CURRAN, P.J. Remote sensing of foliar chemistry. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 30, p. 271–278, 1989.

DANSON, F.M.; BOWYER, P. Estimation live fuel moisture content from remotely sensed reflectance. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 92, p. 309-321, 2004.

DARVISHZADEH, R.; SKIDMORE, A.; ATZBERGER, C.; WIEREN, S.V. Estimation of veg- etation LAI from hyperspectral reflectance data: effects of soil type and plant architecture. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**. Amsterdam, v. 10, p. 358–373, 2008.

DAVIDSON, A.; WANG, S.; WILMSHURST, J. Remote sensing of grassland–shrubland vegetation water content in the shortwave domain. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 8, n. 4, p. 225–236, 2006.

Da-WEN, S. **Hyperspectral imaging for food quality analysis and control**. San Diego: Academic Press; Elsevier. 2010. 471 p.

DUNN, B.W.; BEECHER, H.G.; BATTEN, G.D.; CIAVARELLAS, S. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy for soil analysis – a case study from the Riverine Plain of south eastern Australia. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, Melbourne, v. 42, p. 607- 614, 2002.

EITEL, J.U.H.; GESSLER, P.E.; SMITH, A.M.S.; ROBBERECHT, R. Suitability of existing and novel spectral indices to remotely detect water stress in *Populus* spp. **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v. 229, n. 1, p. 170–182, 2006.

EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Rio de Janeiro, 2013. 353 p.

FOLEY, S.; RIVARD, B.; AZOFEIFA, G.A.; CALVO. Foliar spectral properties following leaf clipping and implications for handling techniques. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 103, n. 3, p. 265–275. 2006.

GAO, B.C. NDWI-a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment**. New York, v. 58, p. 257-266, 1996.

GAULTON, R.; DANSON, F.M.; RAMIREZ, F.A.; GUNAWAN, O. The potential of dual-wavelength laser scanning for estimating vegetation moisture content. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 132, p. 32–39, 2013.

GROSSMAN, Y.L.; USTIN, S.L.; JACQUEMOUD, S.; SANDERSON, E.W.; SCHMUCK, G.; VERDEBOUT, J. Critique of stepwise multiple linear regression for the extraction of leaf biochemistry information from leaf reflectance data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 56, n. 1, p. 182–193. 1996.

HANSEN, P.M.; SCHJOERRING, J.K. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 86, p. 542–553, 2003.

HUNT Jr., E.R. Airbone remote sensing of canopy water thickness scaled from leaf spectrometer data. **International Journal of Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 12, p. 643-649, 1991.

JORDAN, C.F. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor. **Ecology**, Washington, v. 50, p. 663-666, 1969.

LARCHER, W. **Physiological plant ecology**: ecophysiology and stress physiology of functional groups. 3rd ed. New York: Springer, 1995. 528 p.

LAWLOR, D.W. Genetic engineering to improve plant performance under drought: physiological evaluation of achievements, limitations, and possibilities. **Journal of Experimental Botany**, Oxford, v. 64, n. 1, p. 83–108, 2013.

MAKI, M.; ISHIAHRA, M.; TAMURA, M. Estimation of leaf water status to monitor the risk of forest fire by using remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 90, p. 441-450, 2004.

MIRANDA, J.H.D. **Aplicação da refletômetria no domínio do tempo (TDR) na estimativa da condutividade elétrica da solução do solo e concentração de nitrato, potássio, e cloreto em coluna de solo não saturado**. 2012. 114 p. Dissertação (Mestrado em Irrigação e Drenagem) -Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2012.

- MIRZAIE, M.; DARVISHZADEH, R.; SHAKIBA, A.; MATKAN, A.A.; ATZBERGER, C.; SKIDMORE, A. Comparative analysis of different uni- and multi-variate methods for estimation of vegetation water content using hyper-spectral measurements. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 26, p. 1–11, 2014.
- MOBASHERI, M.; FATEMI, S. Leaf equivalent water thickness assessment using reflectance at optimum wavelengths. **Theoretical and Experimental Plant Physiology**, Heidelberg, v. 25, n. 1, p. 196–202, 2013.
- PEÑUELAS, J.; PINOL, J.; OGAYA, R.; FILELLA, I.; Estimation of plant water concentration by the reflectance Water Index WI (R900/R970). **International Journal of Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 14, p. 1887-1905, 1997.
- PEÑUELAS, J.; FILELLA, I.; BIEL, C.; SERRANO, L.; SAVE, R. The reflectance at the 950-970 nm region as an indicator of plant water status. **International Journal of Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 14, p. 1887-1905, 1993.
- PONZONI, F.; SHIMABUKURO, Y.; KUPLICH, T. **Sensoriamento remoto da vegetação**. 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2012. 176 p.
- PRABU, G.; KAWAR, P.G.; PAGARIYA, M.C.; PRASAO, D.T. Identification of water deficit stress upregulated genes in sugarcane. **Plant Molecular Biology Reporter**, New York, v. 29, n. 2, p. 291-304, 2010.
- PU, R.; GE, S.; KELLY, N.M.; GONG, P. Spectral absorption features as indicators of water status in coast live oak (*Quercus agrifolia*) leaves. **International Journal of Remote Sensing**, Oxfordshire, v. 24, n. 9, p. 1799–1810, 2003.
- RAMOELO, A.; SKIDMORE, A.K.; SCHLERF, M.; MATHIEU, R.; HEITKÖNIG, I.M.A. Water-removed spectra increase the retrieval accuracy when estimating savanna grass nitrogen and phosphorus concentrations. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 66, n. 4, p. 408–417, 2011.
- RASBAND, W.S. Bethesda: ImageJ. US National Institutes of Health: 1997-2006. 2009. Disponível em: <<http://rsb.info.nih.gov/ij/>>. Acesso em: 03 novembro 2013.
- ROCK, B.N.; VOGELMANN, J.E.; WILLIAMS, D.L.; VOGELMANN, A.F.; HOSHIZAKI, T. Remote detection of forest damage. **Journal of Bioscience**, Karnataka, v. 36, p. 439-445. 1986.
- ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE-1 SYMPOSIUM, 3., 1973, Washington. **Proceedings...** Washington: NASA; Goddard Space Flight Center, 1973. v. 1, p. 309-317.
- SCANAVINI, J. **Estratégias de irrigação para viveiros de cana-de-açúcar com mudas provenientes de micropropagação (Biofábrica)**. 2014. 90 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Sistemas Agrícolas) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2014.

SIMS, D.A.; GAMON, J.A. Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance: a comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 84, n. 4, p. 526–537, 2003.

SOUDANI, K.; HMIMINA, G.; DUFRÊNE, E.; BERVEILLER, D.; DELPIERRE, N.; OURCIVAL, J.; RAMBAL, S.; JOFFRE, R. Relationships between photochemical reflectance index and light-use efficiency in deciduous and evergreen broadleaf forests. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 144, p. 73–84, 2014.

ULLAH, S.; SKIDMORE, A.K.; RAMOELO, A.; GROEN, T.A.; NAEEM, M. Retrieval of leaf water content spanning the visible to thermal infrared spectra. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 93, p. 56–64, 2014.

VAN LEEUWEN, W.; HUETE, A. Effects of standing litter on the biophysical interpretation of plant canopies with spectral indices. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 55, p. 123–138, 1996.

VERSLUES, P.E.; AGARWAL, M.; KATIYAR-AGARWAL, S.; ZHU, J.; ZHU, J.-K. Methods and concepts in quantifying resistance to drought, salt and freezing, abiotic stresses that affect plant water status. **The Plant Journal**, Oxford, v. 45, n. 4, p. 523–539, 2006.

WANG, Q.; LI, P. Identification of robust hyperspectral indices on forest leaf water content using PROSPECT simulated dataset and field reflectance measurements. **Hydrological Processes**, West Sussex, v. 26, n. 8, p. 1230–1241, 2012.

WILLIAMS, P. Implementation of near-infrared technology. In: WILLIAMS, P.; NORRIS, K. **Near-infrared technology in the agricultural and food industries**. Saint Paul: American Association of Cereal Chemists, 2001. p. 145–169.

YEBRA, M.; DENNISON, P.E.; CHUVIECO, E.; RIAÑO, D.; ZYLSTRA, P.; HUNT Jr. , E.R.; DANSON, F.M.; QI, Y.; JURDAO, S. A global review of remote sensing of live fuel moisture content for fire danger assessment: moving towards operational products. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 136, p. 455–468, 2013.

YI, Q.; BAO, A.; WANG, Q.; ZHAO, J. Estimation of leaf water content in cotton by means of hyperspectral indices. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 90, p. 144–151, 2013.

ZARCO-TEJADA, P.J.; RUEDA, C.A.; USTIN, S.L. Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 85, p. 109–124, 2003.

ZARCO-TEJADA, P.J.; MORALES, A.; TESTI, L.; VILLALOBOS, F.J. Spatio-temporal patterns of chlorophyll fluorescence and physiological and structural indices acquired from hyperspectral imagery as compared with carbon fluxes measured with eddy covariance. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 133, p. 102–115, 2013.

ZARCO-TEJADA, P.J.; MILLER, J.R.; NOLAND, T.L.; MOHAMMED, G.H.; SAMPSON, P.H. Scaling-up and model inversion methods with narrow-band optical indices for chlorophyll content estimation in closed forest canopies with hyperspectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New Jersey, v. 39, n. 7, p. 1491-1507, 2001.

ZHANG, L.; ZHOU, Z.; ZHANG, G.; MENG, Y.; CHEN, B.; WANG, Y. Monitoring the leaf water content and specific leaf weight of cotton (*Gossypium hirsutum* L.) in saline soil using leaf spectral reflectance. **European Journal of Agronomy**, Amsterdam, v. 41, p. 103–117, 2012.

ZHAO, D.; GLAZ, B.; COMSTOCK, J.C. Sugarcane response to water-deficit stress during early growth on organic and sand soils. **American Journal of Agricultural and Biological Sciences**, New York, v. 5, n. 3, p. 403-414, 2010.

ZYGIELBAUM, A.I.; ARKEBAUER, T.J.; WALTER-SHEA, E.E.; SCOBY, D.L. Detection and measurement of vegetation photoprotection stress response using PAR reflectance. **Israel Journal of Plant Sciences**, Oxford, v. 60, n. 1, p. 37-47, 2012.

ZYGIELBAUM, A.I.; GITELSON, A.A.; ARKEBAUER, T.J.; RUNDQUIST, D.C. Non-destructive detection of water stress and estimation of relative water content in maize. **Geophysical Research Letters**, Hoboken, v. 36, n. 12, p. L12403, 2009.