

GLAUCIO LUCIANO ARAUJO

**ESTIMATIVA DA PRODUÇÃO EM ÁREAS IRRIGADAS SOB CULTIVO DE
CANA-DE-AÇÚCAR UTILIZANDO UM MODELO MULTIESPECTRAL**

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

VIÇOSA
MINAS GERAIS - BRASIL
2013

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

T

A663e
2013 Araujo, Glaucio Luciano, 1987-
Estimativa da produção em áreas irrigadas sob cultivo de
cana-de-açúcar utilizando um modelo multiespectral / Glaucio
Luciano Araujo. – Viçosa, MG, 2013.
vii, 43 f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Orientador: Everardo Chartuni Mantovani.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.

Referências bibliográficas: f. 39-43.

1. Cana-de-açúcar - Irrigação. 2. Cana-de-açúcar -
Rendimento. 3. Sensoriamento remoto. 4. Produtividade.
I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Engenharia
Agrícola. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola.
II. Título.

CDD 22. ed. 631.587

GLAUCIO LUCIANO ARAUJO

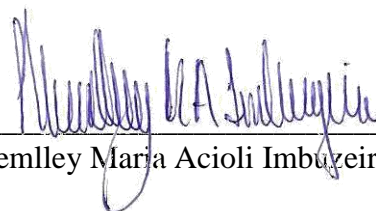
**ESTIMATIVA DA PRODUÇÃO EM ÁREAS IRRIGADAS SOB CULTIVO DE
CANA-DE-AÇÚCAR UTILIZANDO UM MODELO MULTIESPECTRAL**

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

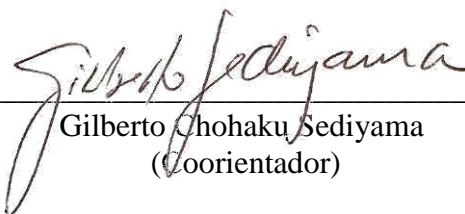
APROVADA: 26 de julho de 2013.



Edvaldo Fialho dos Reis



Hemlley Marja Acioli Imbuzeiro



Gilberto Chohaku Sedyama
(Coorientador)



Everardo Chartuni Mantovani
(Orientador)

“Eu não creio que exista algo mais emocionante para o coração humano do que a emoção sentida pelo inventor quando ele vê alguma criação da mente se tornando algo de sucesso. Essas emoções fazem o homem esquecer comida, sono, amigos, amor, tudo.”

Nikola Tesla.

Concordo com Tesla em quase tudo,
não existe emoção maior que ter amor, família e amigos.

Dedico a meus pais Célio da Silva Araujo e
Zélia Maria Araujo, exemplos de
honestidade, perseverança,
companheirismo e força.

Ofereço a minha Irmã, pelo apoio e carinho,
Mirella Dayana Araujo Diniz
a meu cunhado e sobrinhos,
Eloizio de Paula Diniz
Marco Aurélio Araujo Diniz (in-memorian),
Luiz Fernando Araujo Diniz e
Guilherme Araujo Diniz.

E a meus grandes amigos,
Luiz Fernando Mezabarba Mendonça e
Renan Macedo Rangel

"As ciências têm as raízes amargas, porém os frutos são doces".

Aristóteles

AGRADECIMENTOS

Reconhecer a importância de todas as pessoas que de alguma forma contribuíram em meu trabalho científico, que é fruto de uma longa caminhada, antes de tudo é um ato de agradecimento. Saber que nunca estive sozinho, e que minha ausência foi sentida por familiares e amigos, serviu de motivação para contornar as adversidades encontradas, e sem dúvida foi a maior motivação que tive para chegar ao fim desta jornada.

Agradeço primeiro a Deus pela vida, sabedoria, curiosidade e pelas pessoas que colocou em meu caminho, principalmente meus pais.

Agradeço a meus pais Célio da Silva Araujo e Zélia Maria Araujo, pelo carinho, compreensão, amor e apoio incondicional, sem eles este momento em minha vida não seria possível, inúmeras vezes meus pais se sacrificaram pela educação dos filhos. Se eu um dia conseguir educar meus futuros filhos com a metade da dedicação e empenho que eles tiveram, não tenho dúvidas, serei um pai exemplar. Agradeço também a minha irmã Mirella Dayana Araujo Diniz e a seu marido Eloizio de Paula Diniz, pelo apoio, incentivo e pela presença em minha vida.

Agradeço a meu orientador Prof. Everardo Chartuni Mantovani, não apenas pela orientação, mas também pelo apoio, preocupação, convivência e por todos os conhecimentos transmitidos.

Agradeço a meu coorientador Prof. Gilberto Chohaku Sedyama principalmente pela gentileza que dispensou a minha pessoa, pelos conhecimentos transmitidos e também pelos bate papo intermináveis que tivemos.

Agradeço a meu ex-orientador e amigo Prof. Edvaldo Fialho dos Reis, a este agradecimento imensamente pela amizade, confiança conhecimentos transmitidos, e pelo incentivo pela carreira acadêmica.

Agradeço a meus grandes amigos Luiz Fernando Mezabarba Mendonça e Renan Macedo Rangel, os quais mesmo longe sempre estiveram perto, agradeço pelo apoio nos momentos difíceis. Eu sempre soube que em qualquer momento poderia contar com vocês, agradeço pela amizade sincera, pelos conselhos, agradeço por estarem ao meu lado. Com estes aprendi que mesmo quando as coisas não vão bem isto não é motivo para tirar o sorriso do rosto. Um amigo é alguém com quem podemos pensar em voz alta e é aquele que vai lhe entender nas horas mais incompreensíveis. Estes foram grandes aliados em muitas conquistas, e por isto serei eternamente grato.

Agradeço aos amigos e inseparáveis companheiros de graduação, Wanderson Bucker Moraes e Leonardo Azevedo Peixoto, agradeço pela convivência e amizade, estes sem dúvida serão grandes cientistas.

Agradeço aos amigos Fernando Silva Rego e Mateus da Mota Salvador, por tornarem minha vida em Viçosa mais feliz, agradeço pelos momentos memoráveis que sem dúvida serão eternizados em minha memória.

Agradeço aos tios Tomaz de Aquino Emerick de Paula, Marlene Nunes Emerich de Paula e Filhos, Matheus N. E. de Paula, Séfora N. E. de Paula, Thiago N. E. de Paula e Abner N. E. de Paula, pelo apoio e amizade. E também a todos os outros familiares, Avós, Tios e Primos.

Agradeço a todos os integrantes do GESAI (Grupo de Estudos e Soluções para a Agricultura Irrigada). Assim como a todos os amigos dos cursos de pós-graduação em Engenharia Agrícola e Meteorologia Agrícola.

Agradeço a todos os professores que contribuíram para a minha formação.

Em fim agradeço a todos que de alguma forma contribuíram para que este momento se realizasse, pois a vida não tem graça se não pudermos compartilhar momentos e emoções com aqueles que amamos.

A todos o meu sincero obrigado.

Glaucio L. Araujo.

SUMÁRIO

RESUMO	vi
ABSTRACT	vii
1. INTRODUÇÃO	1
2. MATERIAIS E MÉTODOS	4
2.1. Área de estudo	4
2.2. Obtenção das imagens de satélite e dos dados meteorológicos.....	5
2.3. Descrição e aplicação do algoritmo SEBAL	6
2.4. Estimativa da biomassa da cana-de-açúcar	20
2.4. Estimativa do índice de penalização.....	23
2.5. Comparações e análises estatísticas.....	24
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	25
4. CONCLUSÕES	38
5. REFERÊNCIAS	39

RESUMO

ARAÚJO, Glaucio Luciano, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, julho de 2013. **Estimativa da produção em áreas irrigadas sob cultivo de cana-de-açúcar utilizando um modelo multiespectral.** Orientador: Everardo Chartuni Mantovani. Coorientador: Gilberto Chohaku Sedyama.

A estimativa de produtividade das culturas, antes da colheita é de suma importância para a agricultura. Avaliações precisas e confiáveis das safras trazem uma série de benefícios, permitindo aos agricultores e a órgãos ligados ao setor o planejamento eficiente de suas atividades. Hoje, o Brasil é o maior produtor mundial de cana-de-açúcar (*Saccharum officinarum* L.), sendo que o setor sucroalcooleiro demonstra certa dependência de estimativas precisas de produção, tanto para planejamento, como para industrialização e comercialização da safra. Tendo em vista esta necessidade, objetivou-se com este trabalho estimar a produtividade de áreas irrigadas sob cultivo de cana-de-açúcar por meio de um modelo multiespectral, utilizando imagens do sensor Thematic Mapper (TM) a bordo do satélite Landsat 5, comparando as estimativas do modelo multiespectral com os dados reais de campo. Para alcançar este objetivo modelos foram acoplados, sendo o principal deles um modelo para a estima da biomassa produzida pelas culturas. este modelo é dependente de um fator de conversão da energia luminosa em biomassa, este fator foi determinado por um modelo que é dependente da fração evaporativa, que por sua vez foi estimada por meio do algoritmo SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land). O modelo multiespectral se mostrou eficiente para a estimativa da produção da cana-de-açúcar em áreas irrigadas, demonstrando sensibilidade para prever a produtividade da cultura, tanto de forma temporal como espacial. A resolução espacial permitiu identificar uma gama de detalhes, proporcionando precisão às estimativas. O modelo quando comparado com valores de produção observados a campo, apresentou elevado coeficientes de determinação, indicando concordância entre valores estimados e observados. Verificou-se que não existem diferenças significativas entre os valores estimados e observados, comprovando a eficácia do modelo para estimar a produtividade da cana-de-açúcar em áreas irrigadas.

ABSTRACT

ARAUJO, Glaucio Luciano, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, July, 2013. **Estimate of production in irrigated areas cultivated with sugar cane using a multispectral model.** Adviser: Everardo Chartuni Mantovani. Co-Adviser: Gilberto Chohaku Sedyama.

The estimated crop yield before harvest is very important for agriculture. Reliable and accurate assessments of the harvests bring a number of benefits, allowing farmers and agencies connected to the sector, the efficient planning of their activities. Today, Brazil is the largest producer of sugarcane (*Saccharum officinarum* L.), and the sugar and alcohol sector shows some dependence on accurate estimates of production, both for planning and for industrialization and commercialization of the harvest. Considering this necessity, the aim of this study was estimate yield of irrigated areas cultivated with sugarcane using a multispectral model, using images of sensor Thematic Mapper (TM) onboard satellite Landsat 5, comparing estimates of multispectral model with real data fields. To accomplish this goal models were coupled, the principal one a model to estimate the biomass produced by the crop, this model is dependent on a conversion factor of light energy into biomass, this factor was determined by a model that is dependent on the fraction evaporative, which in turn was estimated by the SEBAL algorithm. The multispectral model proved to be efficient to estimate the production of sugarcane in irrigated areas, demonstrating sensitivity to predict crop yield, both temporally and spatially. The spatial resolution allowed the identification of a high range of details, providing a high level of accuracy to estimates. The model compared with production values observed in the field, showed high coefficients of determination, indicating a high degree of agreement between estimated and observed. It is observed that there are no statistical differences between the estimated and observed, confirmed the effectiveness of the model to estimate the productivity of sugarcane in irrigated areas.

1. INTRODUÇÃO

A cultura da cana-de-açúcar (*Saccharum officinarum* L.), devido sua importância para a economia nacional, expandiu-se, praticamente por todos os estados brasileiros. Atualmente, o Brasil é o maior produtor mundial, sendo que na última safra foram processadas 588.916 mil toneladas de cana-de-açúcar (CONAB, 2013).

A lavoura de cana-de-açúcar continua em expansão no Brasil. As áreas em produção continuam com progressivo aumento. Mato Grosso do Sul, São Paulo, Goiás e Mato Grosso foram os estados com maior crescimento em área plantada, sendo responsáveis por 61,8 mil hectares, 49,4 mil hectares, 47,5 mil hectares e 15,5 mil hectares, respectivamente. Este crescimento tem origem nas lavouras das novas plantas implantadas recentemente, e na expansão da área de unidades mais antigas (CONAB, 2013).

As condições climáticas exercem grandes influências na produtividade da cana-de-açúcar, sendo que as intempéries que afetaram a safra 2012/2013 no Brasil podem ser divididas em dois períodos. Em 2011, nos meses de agosto e setembro, o período foi de precipitações abaixo da média em São Paulo, principal produtor brasileiro, o que prejudicou o desenvolvimento e a brotação dos canaviais. Em 2012 o mesmo fato ocorreu nos meses de fevereiro e março, repetindo os efeitos do período anterior e atingindo a mesma região antes castigada. Nos meses de janeiro, outubro, novembro e dezembro as chuvas foram satisfatórias para o desenvolvimento dos canaviais (CONAB, 2013), contribuindo para reduzir os impactos na produção.

Considerando estes fatores, é possível avaliar a importância do suprimento adequado de água para a cultura. Dessa forma, a irrigação se torna um componente essencial, da produtividade das áreas cultivadas com cana-de-açúcar. Doorenbos e Kassam (1994) citam que os rendimentos da cana-de-açúcar produzida em condições de sequeiro nos trópicos úmidos variam entre 70 a 100 t ha⁻¹ e, nos trópicos e sub-trópicos secos, com irrigação, os rendimentos estão entre 100 e 150 t ha⁻¹.

A irrigação se faz presente nos cultivos de maior tecnologia e esta técnica se traduz em maiores índices produtivos, melhor qualidade dos produtos e independência do fator precipitação, propiciando acréscimo na produtividade. Desta forma, a técnica da irrigação na cana-de-açúcar está em plena expansão no Brasil.

Devido à tendência no decréscimo da disponibilidade de água para a agricultura e ao aumento dos custos de energia além da crescente preocupação mundial com os

recursos hídricos, torna-se necessária a adoção de estratégias de manejo que possibilitem economia de água sem prejuízos à produtividade agrícola (LÓPEZ-MATA et al., 2010). Uma boa estratégia de manejo da irrigação é fundamental para economizar água sem por em risco o rendimento das culturas (JALOTA et al., 2006).

O rendimento das culturas é o indicador final para descrever as respostas para a gestão de recursos hídricos na agricultura (MOLDEN e SAKTHIVADIVEL, 1999). A necessidade de acompanhar o crescimento das plantas e avaliar as relações entre o rendimento e os processos hidrológicos é fundamental para melhorar a produtividade por unidade de água aplicada. A produtividade das culturas é um dos elementos chave para o desenvolvimento rural sustentável e é um indicador da segurança alimentar de um País.

A estimativa do rendimento da cultura alguns meses antes da colheita é de suma importância e traz uma série de benefícios, como exemplo, permite saber se a safra suprirá a demanda nacional, também permite planejar o transporte da safra dentro do país ou de um país para outro de forma eficiente, permite a comercialização da safra antes mesmo da colheita, e no caso da cana-de-açúcar permite o planejamento da industrialização da safra.

Uma das formas de estimar a produtividade das culturas é por meio de modelos matemáticos, que podem ser empíricos ou modelos que possuem fundamentação física e biológica.

Um modelo muito conhecido e utilizado é o modelo que descreve o acúmulo de biomassa por meio do somatório ou acúmulo da fração da radiação fotossinteticamente ativa absorvida (APAR) multiplicado por um fator de eficiência de conversão da radiação em biomassa. Este modelo foi proposto por Monteith (1972), ele tem grande potencial, pois este pode ser aplicado em conjunção com dados de sensoriamento remoto.

Um dos principais parâmetros do modelo de Monteith (1972) é o fator de eficiência do uso da radiação, que traduz a porção da energia luminosa que é metabolizada em biomassa. Para estimar com eficiência este fator o modelo de Monteith (1972) pode ser acoplado ao modelo proposto por Field et al. (1995) que promove a estimativa da eficiência do uso da radiação em função da eficiência máxima da cultura, da temperatura e de um fator dependente da umidade do solo, que pode ser substituído pela fração evaporativa.

A fração evaporativa, por sua vez, é estimada pela razão entre o fluxo de calor latente de evaporação pelo somatório do fluxo de calor sensível e do fluxo de calor latente de evaporação. Desta forma, a fração evaporativa pode ser determinada por meio do balanço de energia, que pode ser realizado, por exemplo, utilizando o algoritmo SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land).

O algoritmo SEBAL, que utiliza técnicas de sensoriamento remoto, foi formulado por Bastiaanssen et al. (1998a) e possibilita a estimativa do fluxo de calor latente (LE) por meio da utilização de imagens de satélites, como um resíduo da equação clássica do balanço de energia, permitindo a estimativa da evapotranspiração da cultura imageada. Ele é constituído, em sua grande parte, por parametrizações físicas bem estabelecidas e pouco complexas, sendo que do total de passos existentes, poucos são aqueles que envolvem parametrizações empíricas.

As técnicas de sensoriamento remoto vêm sendo empregadas visando à predição da produtividade agrícola (BASTIAANSEN e ALI, 2003; SAMARASINGHE, 2003). Diversos modelos têm sido desenvolvidos objetivando uma melhor estimativa da produção das culturas. Nesse contexto, o modelo de Monteith (1972) tem sido adotado por vários pesquisadores (FIELD et al., 1995; BASTIAANSEN e ALI, 2003; SAMARASINGHE, 2003; BRADFORD et al., 2005) que utilizaram como dados de entrada do modelo, informações obtidas de radiômetros de alta, média e baixa resolução espacial e temporal.

Dado o exposto, os objetivos deste trabalho foram estimar a produtividade de áreas irrigadas sob cultivo de cana-de-açúcar por meio de um modelo multiespectral, utilizando imagens do sensor Thematic Mapper (TM) a bordo do satélite Landsat 5 e comparar a estimativa do modelo multiespectral com os dados reais de campo.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

A pesquisa consistiu em estimar a biomassa produzida pela cultura da cana-de-açúcar irrigada, por meio da técnica de sensoriamento remoto. Para alcançar os objetivos da pesquisa, modelos foram acoplados, sendo o principal deles, um modelo que estima a biomassa produzida pelas culturas, em função da radiação absorvida pelas plantas. Esse modelo foi proposto por Monteith (1972), o modelo de Monteith é dependente de um fator que expressa a eficiência de conversão da energia luminosa em biomassa. Esse fator foi estimado pelo modelo de Field et al. (1995), sendo que este é dependente da fração evaporativa. Por sua vez, a fração evaporativa foi determinada por meio do algoritmo SEBAL (BASTIAANSEN et al., 1998a).

2.1. Área de estudo

A área de estudo está localizada no norte do estado de Minas Gerais no município de Jaíba, mais precisamente no perímetro irrigado Projeto Jaíba. A área cultivada com cana-de-açúcar pertence ao grupo SADA Bioenergia e Agricultura. A Figura 1 mostra a área de estudo.

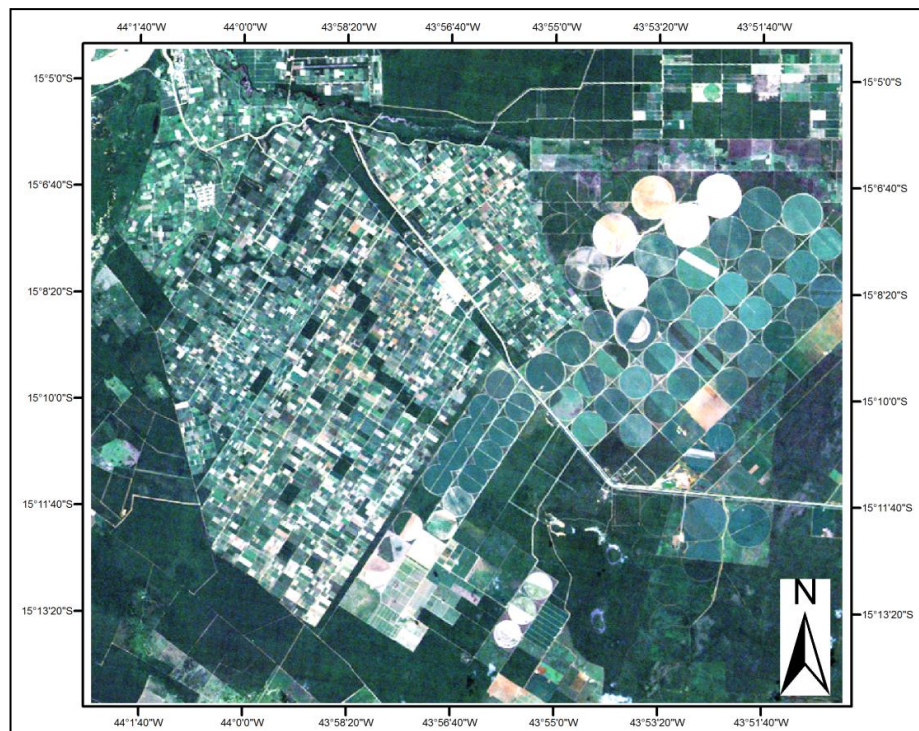


Figura 1. Vista parcial do Projeto Jaíba, imagem obtida por meio de uma composição RGB (vermelho, verde e azul) do sensor TM, embarcado na plataforma Landsat 5.

As áreas circulares na Figura 1 são pivôs de irrigação sob a cultura da cana-de-açúcar, pertencentes ao grupo SADA Bioenergia. À esquerda, é possível visualizar os lotes microempresariais de irrigação do Projeto Jaíba.

2.2. Obtenção das imagens de satélite e dos dados meteorológicos

As imagens do satélite Landsat 5, sensor TM, para o período de estudo foram obtidas diretamente do site do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), mediante a um cadastro e autorização do órgão. As imagens estão alojadas no catálogo de imagens. Imagens com cobertura de nuvens foram desconsideradas. Neste estudo foram utilizadas 36 imagens sendo a primeira imagem obtida no dia 15/06/2008 e a última imagem datada no dia 12/09/2011.

As imagens TM, Landsat 5 são compostas de sete bandas espectrais, sendo que seis bandas são reflectivas e uma termal (banda 6). Informações detalhadas de cada banda, juntamente com os coeficientes de calibração radiométrica, estão na Tabela 1.

Tabela 1. Descrição das bandas do Mapeador Temático (TM) do satélite Landsat 5, com os correspondentes intervalos de comprimento de onda, coeficientes de calibração (radiância mínima e máxima) e irradiancias espectrais no topo da atmosfera.

Bandas	Comprimento de Onda (μm)	Coeficientes de Calibração*		Irradiância Espectral no Topo da Atmosfera ($\text{Wm}^{-2}\mu\text{m}^{-1}$)
		Lmin	Lmax	
1 (azul)	0,45 – 0,52	-1,52	193,0	1957
2 (verde)	0,52 – 0,60	-2,84	365,0	1829
3 (vermelho)	0,63 – 0,69	-1,17	264,0	1557
4 (IV-próximo)	0,76 – 0,79	-1,51	221,0	1047
5 (IV-médio)	1,55 – 1,75	-0,37	30,2	219,3
6 (IV-termal)	10,4 – 12,5	1,2378	15,303	-
7 (IV-médio)	2,08 – 2,35	-0,15	16,5	74,52

* Imagens datadas após 05/05/2003.

Fonte : Chander e Markham (2003).

Os dados climatológicos de superfície foram obtidos junto ao banco de dados climáticos do grupo SADA Bioenergia, por meio da empresa IRRIGER – Gerenciamento e Engenharia de Irrigação, a qual era responsável pela gestão da irrigação, no período estudado. Os dados são referentes às safras 2008/2009, 2009/2010 e 2010/2011, sendo utilizadas as seguintes variáveis: velocidade do vento a 2 metros de altura, radiação solar, temperaturas máxima e mínima, umidade relativa do ar e pluviometria. Estas variáveis foram coletadas por uma estação meteorológica

automática pertencente ao grupo SADA Bioenergia, a estação é da marca *Davis*, sendo do modelo *Vantage Pro*.

2.3. Descrição e aplicação do algoritmo SEBAL

O algoritmo SEBAL possibilita a determinação da fração evaporativa, que foi utilizada para a determinação da eficiência do uso da radiação solar pela cultura.

O SEBAL necessita de informações da superfície obtidas por sensoriamento remoto e dados meteorológicos para estimar os componentes do balanço de energia. A necessidade de informações multiespectrais e termais permite que o algoritmo seja aplicado somente a imagens adquiridas livres da cobertura de nuvens.

O fluxo de calor latente instantâneo (LE) foi estimado por meio da equação do balanço de energia, contabilizando a diferença entre o saldo de radiação (Rn), o fluxo de calor no solo (G) e o fluxo de calor sensível (H). A descrição do algoritmo também pode ser obtida em Bastiaansen et al. (1998 a, b) e Allen et al. (2002).

O saldo de radiação foi calculado por meio da reflectância e emitância da radiação variável espacialmente. O fechamento do balanço de energia, pixel a pixel, foi processado considerando o fluxo de calor latente como um resíduo da equação do balanço de energia, desconsiderando fluxos de menor expressividade, como visto na Equação 1:

$$LE = Rn - H - G \quad (1)$$

Em que, LE, Rn, H e G são dados em Wm^{-2} .

Para Estimar o fluxo de calor latente, o SEBAL requer imagens de satélite que contenham informações espectrais nas bandas reflectivas do visível, infravermelho próximo, e também na banda do infravermelho termal. O SEBAL pode ser aplicado a imagens de uma extensiva gama de sensores de plataformas orbitais, como: ASTER, NOAA-AVHRR, MODIS-Terra/Acqua, e TM - Landsat 5, entre outros.

A radiância espectral dos alvos observados pelo sensor TM a bordo da plataforma Landsat 5, são armazenadas em níveis de cinza, ou número digital, os quais variam de 0 a 255 (resolução radiométrica de 8 bits), tendo resolução espacial de 30 m nas bandas reflectivas e 120 m na banda do termal. A resolução temporal é de 16 dias.

Para solucionar a equação do balanço de energia, primeiramente procedeu-se com a determinação do saldo de radiação. No entanto, para isto, uma série de etapas foram cumpridas. A primeira foi a determinação da radiância espectral de cada banda (L_{λ_i}).

Para o cálculo da Radiância Espectral de cada banda, ou efetivação da calibração radiométrica, em que o número digital (ND) de cada pixel da imagem é convertido em radiância espectral monocromática, representando a energia solar refletida por cada pixel por unidade de área de tempo de ângulo sólido e de comprimento de onda, medida ao nível do satélite TM - Landsat 5, foi utilizada a Equação 2, proposta por Markham e Baker (1987):

$$L_{\lambda_i} = L_{\min_i} + \frac{L_{\max_i} - L_{\min_i}}{255} * ND \quad (2)$$

Em que, L_{\max} , L_{\min} são as radiâncias espectrais mínimas e máximas ($Wm^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$), encontrados na Tabela 1; ND é a intensidade do pixel (número digital de 0 a 255); i são as bandas (1,2,3,4,5,6 e 7) do satélite TM - Landsat 5.

A próxima etapa foi a determinação da reflectância monocromática de cada banda (ρ_{λ_i}), definida como sendo a razão entre o fluxo de radiação solar refletido pela superfície e o fluxo de radiação global incidente, esta foi obtida segundo a Equação 3, proposta por Allen et al. (2002):

$$\rho_{\lambda_i} = \frac{\pi * L_{\lambda_i}}{k_{\lambda_i} * \cos Z * d_r} \quad (3)$$

Em que, L_{λ_i} é a radiância espectral de cada banda; k_{λ_i} é a irradiância solar espectral de cada banda no topo da atmosfera (Tabela 1; $Wm^{-2}\mu m^{-1}$); Z é o ângulo solar zenital (obtido por meio do cabeçalho das imagens adquiridas, depende da órbita, ponto e época do ano) e d_r é a razão entre a distância média Terra-Sol. A distância relativa Terra-Sol foi calculada por meio da Equação 4 (ALLEN et al., 2002):

$$d_r = 1 - \left(0,01674 * \cos \left(\frac{\pi}{180 * 0,9856 * (DJ - 4)} \right) \right) \quad (4)$$

Em que, DJ é o dia Juliano.

Com a reflectância de cada banda foi possível obter o albedo planetário (α_{toa}) por meio da Equação 5, isto é, o albedo não ajustado a transmissividade atmosférica, este foi obtido pela combinação linear das reflectâncias monocromáticas dos canais reflectivos do TM - Landsat 5 (SILVA, 2005):

$$\alpha_{toa} = 0,293 * \rho_1 + 0,274 * \rho_2 + 0,233 * \rho_3 + 0,157 * \rho_4 + 0,033 * \rho_5 + 0,011 * \rho_7 \quad (5)$$

Em que, ρ_1 , ρ_2 , ρ_3 , ρ_4 , ρ_5 e ρ_7 são as reflectâncias monocromáticas das bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7. O cálculo do albedo de superfície ou albedo corrigido para os efeitos atmosféricos (α) foi dado pela Equação 6 (SILVA, 2005):

$$\alpha = \frac{\alpha_{toa} - \alpha_p}{\tau_{sw}^2} \quad (6)$$

Em que, α_{toa} é o albedo planetário; α_p é a radiação solar refletida pela atmosfera, que varia entre 0,025 e 0,04, para o algoritmo SEBAL foi utilizado o valor de 0,03 (o qual é mais comumente utilizando, considerado como valor médio) e τ_{sw} é a transmissividade atmosférica. Para as condições de céu claro, a transmissividade atmosférica foi calculada por meio da Equação 7 (ALLEN et al., 2002):

$$\tau_{sw} = 0,75 + 2 * 10^{-5} z \quad (7)$$

Em que, z é a altitude média do local de estudo (m).

O Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI) é um indicador sensível da quantidade e da condição da vegetação verde. Seus valores variam de -1 a $+1$. Para superfícies com alguma vegetação o NDVI varia de 0 a 1, já para água e nuvens o NDVI é menor que zero. O valor do NDVI foi obtido por meio da Equação 8, que expressa a razão entre a diferença

das refletividades do Infravermelho próximo (IV-próximo, ρ_{IV}) e do vermelho (ρ_V) pela soma das mesmas (ALLEN et al., 2002):

$$NDVI = \frac{\rho_{IV} - \rho_V}{\rho_{IV} + \rho_V} \quad (8)$$

Em que, ρ_{IV} , ρ_V correspondem, respectivamente, as bandas 4 e 3 do sensor TM do Landsat 5. O NDVI é um dos índices de vegetação mais citados em trabalhos científicos, provavelmente devido à sua variação finita (-1 a 1), o que facilita a interpretação dos resultados. Estudos empíricos mostram que este índice apresenta correlações significativas com as variáveis biofísicas da vegetação, principalmente com aquelas que descrevem a fração responsável pela fotossíntese, tais como biomassa verde e índice de área foliar (GAMON et al., 1995).

O NDVI também apresenta correlação significativa com a radiação fotossinteticamente ativa absorvida ou interceptada pelo dossel (ASRAR et al., 1984; SELLERS, 1985; STEINMETZ et al., 1990) e, por esse motivo, oferece um avançado método para a avaliação da eficiência biológica da cultura (DAUGHTRY et al., 1992).

Para o cálculo do Índice de Vegetação Ajustado para os efeitos do Solo (Soil Adjusted Vegetation Index – SAVI), que é um índice que busca amenizar os efeitos de exposição do solo, foi utilizada a Equação 9, de Huete (1988):

$$SAVI = \frac{(1+L) * (\rho_{IV} - \rho_V)}{(L + \rho_{IV} + \rho_V)} \quad (9)$$

O SAVI é um índice que busca diminuir a influência da resposta espectral do solo, mediante a inclusão de um fator de ajuste (L) que é variável com o grau de fechamento do dossel, permitindo uma melhora na interpretação das variáveis da vegetação. Neste estudo utilizou o valor de L igual a 0,5 (SILVA, 2005).

O Índice de Área Foliar (IAF), definido pela razão entre a área foliar de toda a vegetação pela unidade de área utilizada por essa vegetação, o IAF da uma idéia da biomassa de cada pixel da imagem, este foi calculado pela Equação 10, sugerida por Allen et al. (2002):

$$IAF = -\frac{\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (10)$$

Para obtenção da temperatura da superfície (T_s , em kelvin), foi utilizada a equação de Planck invertida, válida para um corpo negro (Equação 11):

$$T_s = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{\epsilon_{NB} * K_1}{L_{\lambda,6}} + 1\right)} \quad (11)$$

Em que, K_1 ($607,76 \text{ Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$) e K_2 ($1260,56 \text{ Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$) são constantes de calibração da banda termal do sensor TM - Landsat 5 e $L_{\lambda,6}$ é a radiância espectral da banda termal. Como cada superfície não emite radiação eletromagnética como se fosse um corpo negro, existe a necessidade de introduzir a emissividade de cada pixel no domínio espectral da banda termal (ϵ_{NB}). Assim, quando foi calculada a radiação de onda longa emitida da superfície, foi considerada a emissividade da banda larga (ϵ_o ; 6-14 μm). Segundo Allen et al. (2002), as emissividades ϵ_{NB} e ϵ_o podem ser obtidas, para $NDVI > 0$ e $IAF < 3$, pelas Equações 12 e 13:

$$\epsilon_{NB} = 0,97 + 0,00331 * IAF \quad (12)$$

$$\epsilon_o = 0,95 + 0,01 * IAF \quad (13)$$

Sendo adotado o valor de $\epsilon_{NB} = \epsilon_o = 0,98$, para pixels com $IAF \geq 3$. E conforme Allen et al. (2002), será utilizado para corpos d'água ($NDVI < 0$ e $\alpha < 0,47$) os valores de $\epsilon_{NB} = 0,99$ e $\epsilon_o = 0,985$.

Após o cálculo de ϵ_o , a equação de Stefan-Boltzmann foi utilizada na obtenção da radiação de onda longa emitida pela superfície ($R_{L\uparrow}$, em Wm^{-2} ; Equação 14):

$$R_{L\uparrow} = \epsilon_o * \sigma * T_s^4 \quad (14)$$

Em que, ϵ_o é a emissividade de cada pixel, σ é a constante de Stefan-Boltzmann ($5,67 \cdot 10^{-8} \text{ Wm}^{-2}\text{K}^{-4}$) e T_s é a temperatura da superfície (K).

A estimativa da radiação de onda longa incidente emitida pela atmosfera na direção da superfície ($R_{L\downarrow}$, em Wm^{-2}), também foi determinada por meio da equação de Stefan-Boltzmann (Equação 15), como demonstrado abaixo, só que considerando a emissividade atmosférica (Equação 16):

$$R_{L\downarrow} = \epsilon_a * \sigma * T_a^4 \quad (15)$$

$$\epsilon_a = 0,85 * (-\ln\tau_{sw})^{0,09} \quad (16)$$

Em que, ϵ_a é a emissividade atmosférica (ALLEN et al., 2002), T_a é a temperatura do ar (K). A temperatura do ar em Kelvin foi dada pelos dados coletados na estação meteorológica para a hora da passagem do satélite pelo local, já corrigida para o horário de Brasília.

A radiação incidente de onda curta ($R_{s\downarrow}$, em Wm^{-2}), definida como o fluxo de radiação solar direta e difusa que atinge a superfície terrestre, foi estimada para condição de céu claro, utilizando a Equação 17:

$$R_{s\downarrow} = S * \cos Z * d_r * \tau_{sw} \quad (17)$$

Em que, S é a constante solar (1367 Wm^{-2}), Z é ângulo solar zenital.

$R_{s\downarrow}$ pode ser considerado constante em toda a área de estudo, quando a mesma é de pequena dimensão (50 km x 50 km).

Depois de calculado o valor de $R_{s\downarrow}$, foi calculado o saldo de radiação à superfície (R_n , Wm^{-2}), por meio da Equação 18:

$$R_n = R_{s\downarrow} + \alpha * R_{s\downarrow} + R_{L\downarrow} - R_{L\uparrow} - (1 - \epsilon_o) * R_{L\downarrow} \quad (18)$$

Posteriormente foi obtido o fluxo de calor no solo (G , Wm^{-2}) por meio da Equação 19, proposta por Bastiaanssen (2000):

$$G = \left[\frac{T_s}{\alpha} * (0,0038 * \alpha + 0.0074 * \alpha^2)(1 - 0,98 * NDVI^4) \right] Rn \quad (19)$$

Após determinados os parâmetros saldo de radiação e fluxo de calor no solo, o ultimo parâmetro necessário para a determinação do fluxo de calor latente instantâneo de evaporação é o fluxo de calor sensível.

O fluxo de calor sensível (H) é a taxa de perda de calor para o ar por convecção e condução, devido a uma diferença de temperatura. Este fluxo foi estimado com base na velocidade do vento (u) e temperatura da superfície usando uma calibração interna da diferença da temperatura entre dois níveis próximos à superfície, como demonstrado na Equação 20 (BASTIAANSSEN et al., 1998a).

$$H = \rho * c_p \frac{(a + b * T_s)}{r_{ah}} \quad (20)$$

Em que, ρ é a densidade do ar ($1,15 \text{ kg m}^{-3}$), c_p é o calor específico do ar ($1004 \text{ Jkg}^{-1}\text{K}^{-1}$), a e b são constantes de calibração da diferença de temperatura, T_s é a temperatura da superfície (K) e r_{ah} é a resistência aerodinâmica ao transporte de calor (sm^{-1}).

Para estimativa de H, o processo tem início considerando a condição de atmosfera neutra. Primeiramente, obtém-se o parâmetro de rugosidade inicial (z_{om} inicial) ao aplicar a Equação 21, sugerida por Allen et al. (2002):

$$z_{om} = 0,12 * h \quad (21)$$

Em que, h é a altura média da vegetação (m). Nesse caso foi utilizado $h = 1,0 \text{ m}$.

Posteriormente, calculou-se a velocidade de fricção (u^*) para a condição de atmosfera neutra (Equação 22):

$$u^* = \frac{k * u_x}{\ln\left(\frac{z_x}{z_{om}}\right)} \quad (22)$$

Em que, k é constante de Von Karman, u_x é a velocidade do vento (ms^{-1}) na altura Z_x (2 m) e Z_{om} é o coeficiente de rugosidade (m).

Com as informações de z_{om} inicial e u^* foi possível estimar a velocidade do vento a uma altura (z) de 100 m (u_{100}) chamada de “blending height” altura de mistura, onde se assume que os efeitos da rugosidade da superfície são desprezíveis (Equação 23):

$$u_{100} = u^* \frac{\ln\left(\frac{100}{Z_{0m}}\right)}{k} \quad (23)$$

Posteriormente, foi calculada a velocidade de fricção em cada pixel. Com a hipótese de que u_{100} é constante em toda a cena estudada, foi obtida a velocidade de fricção u^* (m s^{-1}) para cada pixel da imagem, por meio da Equação 24:

$$u^* = \frac{k * u_{100}}{\ln\left(\frac{100}{Z_{0m}}\right)} \quad (24)$$

Em que, Z_{om} em cada pixel foi obtido em função do SAVI segundo a Equação 25, desenvolvida por BASTIAANSEN (2000):

$$z_{0m} = \exp(-5,809 + 5,62 * \text{SAVI}) \quad (25)$$

Para a obtenção de H no algoritmo SEBAL, é necessário o conhecimento de dois pixels, denominados pixels âncoras, para que se possa determinar a variação de temperatura (dT) e a resistência aerodinâmica ao transporte de calor (r_{ah}) em todos os pixels da área de estudo.

Inicialmente, a resistência aerodinâmica r_{ah} (s m^{-1}) foi calculada admitindo-se a atmosfera em condição de estabilidade neutra pela Equação 26:

$$r_{ah} = \frac{\ln\left(\frac{Z_2}{Z_1}\right)}{u_* * k} \quad (26)$$

Em que, Z_1 e Z_2 são as alturas em metros acima da superfície (foram utilizados $Z_1=0,1$ m e $Z_2=2,0$ m), u^* velocidade de fricção (ms^{-1}) e k é a constante de von Karman (0,41).

Para obter o calor sensível foi preciso resolver o LE para cada pixel usando a equação do balanço de energia. Os valores de H foram distribuídos na imagem pelo SEBAL de acordo com a temperatura da superfície, T_s ($^{\circ}\text{C}$). Isto foi feito usando uma função dT versus T_s , onde dT é a diferença entre a temperatura do ar perto da superfície (0,1 m acima do plano zero da altura de deslocamento e a temperatura do ar a 2 m acima do plano zero da altura de deslocamento). A equação linear para dT versus T_s foi desenvolvida usando os valores de dT para os pixels quente e frio.

O cálculo da diferença de temperatura próxima à superfície dT ($^{\circ}\text{C}$) para cada pixel foi dado pelo SEBAL por meio de uma relação linear entre dT e T_s (temperatura da superfície)(Equação 27):

$$dT = a + b * T_s \quad (27)$$

Em que, os coeficientes a e b foram obtidos através dos pixels âncoras (quente e frio), conforme será apresentado na sequência.

Seleção do Pixel Frio: O pixel frio é usado no SEBAL para definir a quantidade de evapotranspiração, que ocorre na imagem de uma área bem irrigada e completamente vegetada. Presume-se que a área representa a máxima quantia de energia disponível que estará sendo consumida na evaporação. O pixel “frio” representa uma região agricultável bem irrigada e de vegetação com excelente cobertura. Foi assumido que H do pixel frio (H_{frio}) é igual a zero, isto é, toda a energia disponível será usada para evaporar a água (Equação 28):

$$\lambda ET_{\text{frio}} = R_n - G \quad (28)$$

Seleção do Pixel Quente: O pixel “quente” está localizado em áreas secas ou áreas onde há campos vazios (áreas já colhidas ou em preparo agrícola), assumindo assim que não há evaporação nestas áreas. São evitadas áreas desérticas, áreas impermeabilizadas e áreas extremamente quentes (asfaltos, telhados). O dT do pixel quente é determinado por meio de H , assumindo que para o pixel quente, o fluxo de

calor latente é nulo (Equação 29), sendo o fluxo de calor sensível do pixel quente (H_{quente} ; Wm^{-2}) dado pela Equação 30:

$$H = Rn - G \quad (29)$$

$$H_{\text{quente}} = Rn - G = \frac{\rho * c_p (a + b * T_s)}{r_{\text{ah}}} \quad (30)$$

Em que, T_s , Rn , G e r_{ah} são obtidos exatamente no pixel quente da imagem. Com base nesses valores, obteve-se uma relação linear (Equação 31):

$$a + b * T_s = \frac{r_{\text{ah}} (Rn - G)}{\rho * c_p} \quad (31)$$

Como no pixel frio $dT = 0$, ou seja, $a + b * T_s = 0$, tem-se um sistema com duas equações e duas incógnitas, o que possibilita o cálculo de a e b . Logo, pode-se obter H segundo a equação de fluxo de calor sensível. O processo para a estimativa de a e b , é demonstrado nas Equações 32, 33, 34, 35 e 36:

Sabe-se que:

$$dT = \frac{r_{\text{ah}} (Rn - G)}{\rho * c_p} \quad (32)$$

$$a + b * T_s = dT \quad (33)$$

$$a + b * T_s = 0 \rightarrow a = -b * T_s \quad (34)$$

Substituindo 34 em 33, temos:

$$-b * T_{\text{pixel frio}} + b * T_{\text{pixel quente}} = dT \rightarrow b (T_{\text{pixel quente}} - T_{\text{pixel frio}}) = dT \quad (35)$$

$$b = \frac{dT}{(T_{\text{pixel quente}} - T_{\text{pixel frio}})} \quad (36)$$

Com os valores de $T_{\text{pixel frio}}$, $T_{\text{pixel quente}}$, R_n , G e r_{ah} , calcula-se dT na equação 32, que por sua vez é utilizada na estimativa da constante b na equação 36. Ao obter o valor de b volta-se na equação 34 determinando-se a constante a .

Como dito anteriormente, depois de determinados esses parâmetros, foi possível determinar H . No entanto, os valores obtidos não representam adequadamente o H de cada pixel e servem, tão somente, como valores iniciais de um processo iterativo, e que nas etapas seguintes é considerada a condição de estabilidade de cada pixel. Dessa forma, devido aos efeitos turbulentos aquecerem a camada de ar acima da superfície e afetarem as condições atmosféricas e a resistência aerodinâmica, foi aplicada a teoria da similaridade de Monin-Obukhov.

A atmosfera, em algum momento, pode apresentar as seguintes condições de estabilidade: instável, neutro e estável. As condições de estabilidade foram consideradas durante o cálculo do fluxo de calor sensível (H) porque elas afetam a resistência aerodinâmica do transporte de calor (r_{ah}). Foi assumida a condição inicial para a atmosfera neutra e a correção da estabilidade foi posteriormente aplicada usando o comprimento de Monin-Obukhov (L , m), que exprime a relação entre o fluxo turbulento de origem mecânica e convectiva. L é utilizado para avaliar o grau de estabilidade atmosférica sendo L a altura na qual a turbulência mecânica se iguala a térmica, $L < 0$ (condição de instabilidade); $L > 0$ (condição de estabilidade) e $L = 0$ (condição de neutralidade). A Equação 37 exprime o comprimento de Monin-Obukhov (BASTIAANSSEN et al., 1998a):

$$L = - \frac{\rho * c_p * u_*^3 * T_s}{k * g * H} \quad (37)$$

Em que, ρ é a densidade do ar ($1,15 \text{ kgm}^{-3}$); c_p é o calor específico do ar ($1004 \text{ Jkg}^{-1}\text{K}^{-1}$); u_* é a velocidade de fricção de cada pixel da imagem (ms^{-1}); T_s é a temperatura da superfície (K); g é a constante gravitacional ($9,81 \text{ ms}^{-2}$); H é o fluxo de calor sensível (Wm^{-2}).

Em função das condições atmosféricas os valores das correções para o transporte de momentum e de calor (ψ_m e ψ_h), foram calculados usando as Equações de 38 a 46 (BASTIAANSSEN et al., 1998a):

Se $L < 0$; condição instável:

$$\Psi_{m(100m)} = 2\ln\left(\frac{1 + x_{(100m)}}{2}\right) + \ln\left(\frac{1 + x_{(100m)}^2}{2}\right) - 2 * \text{ArcTan}(x_{(100m)}) + 0,5\pi \quad (38)$$

$$\Psi_{h(2m)} = 2\ln\left(\frac{1 + x_{(2m)}^2}{2}\right) \quad (39)$$

$$\Psi_{h(0,1m)} = 2\ln\left(\frac{1 + x_{(0,1m)}^2}{2}\right) \quad (40)$$

Em que,

$$x_{(100m)} = \left(1 - 16 * \frac{100}{L}\right)^{0,25} \quad (41)$$

$$x_{(2m)} = \left(1 - 16 * \frac{2,0}{L}\right)^{0,25} \quad (42)$$

$$x_{(0,1m)} = \left(1 - 16 * \frac{0,1}{L}\right)^{0,25} \quad (43)$$

Se $L > 0$; condição estável:

$$\Psi_{m(100m)} = -5\left(\frac{100}{L}\right) \quad (44)$$

$$\Psi_{h(2m)} = -5\left(\frac{2}{L}\right) \quad (45)$$

$$\Psi_{h(0,1m)} = -5\left(\frac{0,1}{L}\right) \quad (46)$$

Se $L = 0$; condição neutra: ψ_m e $\psi_h = 0$.

Desta maneira, o valor corrigido para a velocidade de fricção u^* (ms^{-1}) foi dado pela Equação 47 (BASTIAANSEN et al., 1998a):

$$u_* = \frac{u_{100} * k}{\ln\left(\frac{100}{Z_{om}}\right) - \Psi_{m(100m)}} \quad (47)$$

Em que, u_{100} é a velocidade do vento à 100 m de altura (ms^{-1}); k é a constante de Von Karman (0,41); Z_{om} é o comprimento da rugosidade de cada pixel (m); $\Psi_{m(100m)}$ é a correção da estabilidade para o transporte do momentum à 100 m.

De posse do valor corrigido de u_* , foi calculado o valor corrigido para a resistência aerodinâmica ao transporte de calor r_{ah} (sm^{-1}) (Equação 48).

$$r_{ah} = \frac{\ln\left(\frac{z_2}{z_1}\right) - \Psi_{h(z_2)} + \Psi_{h(z_1)}}{u_* * k} \quad (48)$$

Em seguida, retornou-se ao cálculo da função da diferença de temperatura (dT), repetindo-se os cálculos mencionados anteriormente até que a estabilidade nos valores sucessivos de dT e r_{ah} para o pixel quente fosse atingida. A Figura 2 mostra o fluxograma do processo iterativo para o cálculo de H .

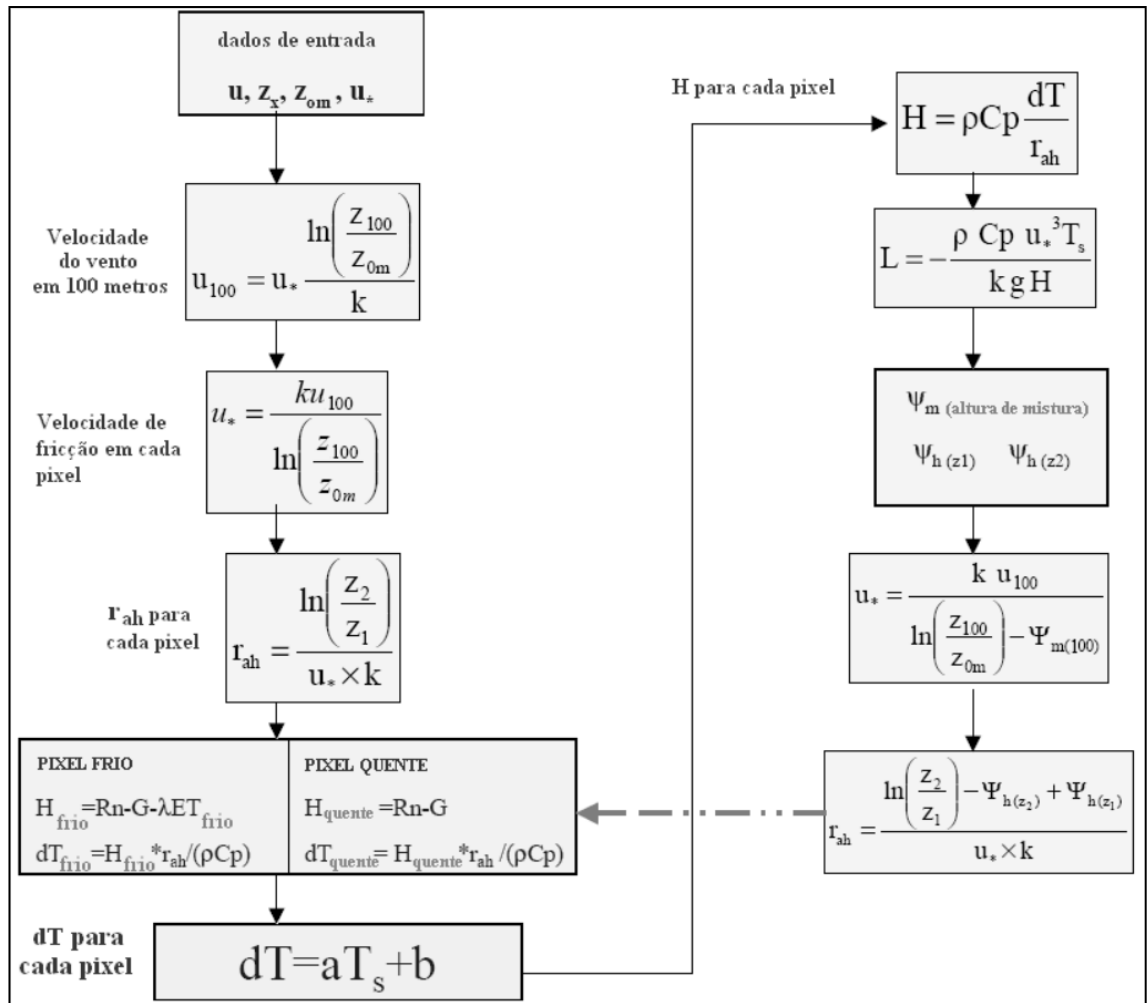


Figura 2. Fluxograma da iteraço realizada no algoritmo SEBAL.

Fonte: Adaptado de Allen et al. (2002).

O algoritmo SEBAL inicialmente foi idealizado para a estimativa da evapotranspirao de reas extensas, no entanto surgiram diversas aplicaes para o mesmo. A evapotranspirao  obtida como resduo da equao clssica do balano de energia  superfcie, mostrado anteriormente, onde o fluxo de calor latente  definido como a taxa de calor cedido  gua da superfcie (solo e/ou planta) para que a mesma evapore ou evapotranspire, este fluxo foi calculado pela diferena entre o saldo de radiao, o fluxo de calor no solo e o fluxo de calor sensvel, rearranjando a equao do saldo de radiao (Equao 1).

Em sequncia, determinou-se a frao evaporativa (λ). A frao evaporativa (BRUTSAERT e SUGITA, 1992) descreve a partio do saldo de radiao em fluxo de calor latente e este processo de particionamento varia significativamente com as condies de umidade do solo. A frao evaporativa  determinada pela razo entre o

fluxo de calor latente e a soma entre o fluxo de calor latente e o fluxo de calor sensível, a fração evaporativa é aproximadamente constante durante o período diurno, e pode ser calculada pela Equação 49 (SHUTTLEWORTH et al., 1989).

$$\lambda = \frac{LE}{LE + H} = \frac{Rn - G - H}{(Rn - G - H) + H} = \frac{LE}{Rn - G} \quad (49)$$

Para a estimativa da evapotranspiração diária (mm d^{-1}), foi empregada a Equação 50 proposta por Ayenew (2003):

$$ET_{\text{diário}} = \frac{\lambda * Rn_{\text{diário}}}{28} \quad (50)$$

Em que, a constante no denominador é requerida para conversão de unidades, ou seja, para transformar Wm^{-2} para mm d^{-1} ; $Rn_{\text{diário}}$ é o saldo de radiação integrado em 24 horas, dado pela Equação 51:

$$Rn_{\text{diário}} = (1 - a) * K_{\text{diário}}^{\downarrow} + L_{\text{diário}}^{\downarrow} \quad (51)$$

Em que, $K_{\text{diário}}^{\downarrow}$ é a radiação solar global integrada para um período de 24 horas (Wm^{-2} , obtida na estação meteorológica); $L_{\text{diário}}^{\downarrow}$ representa o balanço diário de radiação de ondas longas (Wm^{-2}), calculado pela Equação 52:

$$L_{\text{diário}}^{\downarrow} = \sigma * (0,34 - 0,14e_a^{0,5}) * T_a^4 \quad (52)$$

Em que, e_a é a pressão parcial de vapor (mbar); T_a é a temperatura do ar (K).

2.4. Estimativa da biomassa da cana-de-açúcar

A estimativa da biomassa acima do solo para a cultura da cana-de-açúcar foi feita por meio do modelo de Monteith (1972), o qual também foi aplicado por Bastiaanssen e Ali (2003). Esse modelo descreve o acúmulo de biomassa em função da radiação

absorvida pela cultura (APAR) em um dado tempo (t) e de um fator de eficiência do uso da radiação (ε), o modelo pode ser visto a seguir (Equação 53):

$$\text{Bio} = \varepsilon * [\text{APAR}(t)] * 0,864 \quad (53)$$

Em que, Bio é a biomassa total acumulada (kg ha^{-1} ; matéria seca) no intervalo de tempo t, ε é o fator de eficiência de uso da radiação (g MJ^{-1}), APAR é a radiação absorvida pela cultura (Wm^{-2}) e 0,864 é um fator de conversão que possibilita obter a biomassa em kg ha^{-1} .

Algumas melhorias do modelo de Monteith (1972) resultaram em termos de correção para as condições ambientais sobre a eficiência do uso da radiação, principalmente no que diz respeito disponibilidade hídrica do solo e temperatura.

A eficiência do uso da radiação é afetada diretamente pela umidade do solo, a qual é de difícil quantificação devido a sua distinta variabilidade espacial e temporal. Asrar et al. (1984) propuseram uma correção para o fator de eficiência em função do stress hídrico usando a temperatura da superfície como um indicador de umidade do solo, no entanto esta correção ficou restrita a áreas limitadas onde as condições climáticas e do solo são semelhantes. Field et al. (1995) desenvolveram um modelo de ecologia global mais abrangente para a correção do fator de eficiência do uso da radiação, que incorpora a seguinte formulação (Equação 54):

$$\varepsilon = \varepsilon_{\max} * T_1 * T_2 * \lambda \quad (54)$$

Em que, ε_{\max} é a máxima eficiência do uso da radiação, cujo valor utilizado para cana-de-açúcar, conforme literatura, foi de $3,7 \text{ g MJ}^{-1}$ (BASTIAANSSEN e ALI, 2003), T_1 é um fator que descreve os efeitos por causa do ar frio; T_2 é um fator de redução da eficiência do uso da radiação devido ao ar quente e λ é a fração evaporativa.

A fração evaporativa é essencialmente controlada pela umidade do solo na zona radicular (BASTIAANSSEN et al., 1997), possuindo correlação elevada e positiva. Medições de campo na cultura do trigo irrigado e lavouras de algodão no Paquistão confirmaram a relação entre a fração de evaporação do solo e a umidade existente no mesmo.

O cálculo dos escalares de temperatura T1 e T2 foram dados pelas Equações 55 e 56:

$$T_1 = 0,8 + 0,02 * T_{opt} - 0,0005 * T_{opt}^2 \quad (55)$$

$$T_2 = \frac{1}{1 + \exp(0,2 * T_{opt} - 10 - T_{mon})} * \frac{1}{1 + \exp(0,3 * (-T_{opt} - 10 - T_{mon}))} \quad (56)$$

Em que, T_{opt} é a temperatura média do ar (°C) durante o mês de máximo índice de área foliar ou NDVI; T_{mon} é a temperatura do ar média mensal (°C).

Para determinar a APAR primeiramente foi estimada a radiação fotossinteticamente ativa (PAR, Wm^{-2}) por meio da Equação 57:

$$PAR = 0,48 * K_{diário} \downarrow \quad (57)$$

Esta equação, expressa a PAR como 48% da radiação de onda curta incidente num período de 24 horas. Sabe-se que a radiação absorvida e utilizada pelos pigmentos da planta encontra-se na faixa correspondente ao espectro de luz visível (0,4 e 0,7 μm). Também, é sabido que a radiação na faixa do infravermelho próximo é fortemente refletida pela vegetação. Devido a esta absorção seletiva e reflexão pelas plantas, a combinação da reflectância do visível e do infravermelho próximo deu origem aos chamados índices de vegetação, sendo o NDVI um dos mais usados na estimativa da fração da radiação PAR absorvida pelo dossel das plantas (FPAR). Com base nesse conceito, determinou-se a FPAR por meio da Equação 58, sugerida por Daughtry et al. (1992):

$$FPAR = -0,161 + 1,257 * NDVI \quad (58)$$

Após as estimativas de PAR e FPAR, pode-se então determinar a APAR (Wm^{-2}) empregando a Equação 59:

$$APAR = FPAR * PAR \quad (59)$$

Após aplicar o procedimento descrito, em cada uma das imagens do ciclo da cultura foi possível quantificar a biomassa seca total produzida pela mesma. A conversão de biomassa seca total acumulada para produtividade potencial foi realizada por meio da Equação 60 abaixo:

$$Y_c = \frac{I_c * Biomassa_{total}}{1 - U_c} \quad (60)$$

Em que, Y_c é a produtividade potencial da cultura ($kg\ ha^{-1}$); I_c é o índice de colheita, sendo utilizado o valor de 0,80 para a cana-de-açúcar conforme sugerido por Bastiaanssen e Ali (2003) e U_c é a umidade no ponto de colheita sendo utilizado o valor de 0,65 para a cultura da cana-de-açúcar (BASTIAANSSEN e ALI, 2003).

2.4. Estimativa do índice de penalização

Depois de realizado o processo de estimativa da biomassa e produtividade potencial para todas as 36 imagens das safras 2008/2009, 2009/2010 e 2010/2011, foram tomados como base o valor de produtividade a campo de dez lotes ou unidades de pivô central da safra 08/09. Estes dez lotes possibilitaram o cálculo do índice de penalização. O critério para a seleção destes lotes foram as datas de plantio e colheita, sendo selecionados pivôs com datas semelhantes.

O índice de penalização (I_p) é um coeficiente multiplicativo utilizado para converter os valores de produtividade potencial em produtividade estimada, se tornado parte do modelo. O índice é dado pela razão entre a produtividade real de campo e a produtividade potencial (Equação 61):

$$I_p = \frac{Produtividade}{Y_c} \quad (61)$$

Nesta equação a produtividade real e a produtividade potencial são dadas em toneladas por hectare. O valor de I_p adotado no modelo foi o valor médio referente aos dez pivôs, esse valor foi utilizado para as três safras sendo uma forma de validação do índice.

2.5. Comparações e análises estatísticas

Após a estimativa da produtividade da cultura por meio do modelo multiespectral os valores estimados foram comparados com os dados obtidos a campo. Para comparar os valores estimados com os observados foram selecionados aleatoriamente 30 lotes de pivô central em cada uma das safras, totalizando 90 pontos para comparação.

Foram feitas análises de regressão linear entre os valores observados e estimados, além de analisados os erros, quantificando o erro absoluto médio (EAM) (Equação 62), e a raiz do erro quadrático médio (REQM) (Equação 63) também foi realizado o cálculo do índice de concordância de Willmott (d) (Equação 64). Além das estatísticas citadas, também foi realizado o teste “t” pareado.

$$\text{EAM} = \frac{\sum_{i=1}^n |P_i - O_i|}{N} \quad (62)$$

$$\text{REQM} = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{N} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (63)$$

$$d = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - O_i| + |O_i - O|)^2} \right) \quad (64)$$

Em que, P_i é o i ésimo valor estimado, O_i é o i ésimo valor observado, O é o valor médio observado, N é o número de observações.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

As Figuras a seguir, 3 e 4, foram apresentadas a título de exemplificação. Elas demonstram o resultado da aplicação do modelo multiespectral nas imagens do sensor TM a bordo do satélite Landsat 5. Estas imagens apresentam os valores de biomassa total produzida no dia em que ocorreu o imageamento pelo sensor a bordo do satélite. As imagens apresentam, em cada pixel, valores de biomassa total em quilogramas por hectare, sendo a resolução de 8 bits totalizando 256 tons de cinza, que foram relacionados com valores de biomassa.



Figura 3. Caracterização espacial da biomassa total produzida, pela cultura da cana-de-açúcar na área de produção da usina SADA Bioenergia. Data do imageamento 04/07/2009.



Figura 4. Caracterização espacial da biomassa total produzida, pela cultura da cana-de-açúcar na área de produção da usina SADA Bioenergia. Data do imageamento 24/08/2010.

Nas Figuras 3 e 4, os locais que possuem maiores índices de área foliar, como as áreas sob os pivôs de irrigação, são mais claras, exprimindo maiores valores de biomassa produzida. Os círculos de coloração mais escura representam locais onde o solo foi recentemente preparado para plantio ou áreas onde o plantio ou colheita ocorreram recentemente.

A resolução espacial das imagens é de 30 x 30 metros, sendo a mesma resolução das imagens de satélite utilizadas no processo de modelagem. Esta resolução permitiu uma elevada gama de detalhes, trazendo alto nível de precisão às estimativas, fato este não observado quando se utiliza imagens de satélite, com menor resolução espacial, como exemplo, imagens do satélite Terra sensor MODIS, que possuem resolução espacial de 500 metros. Neste caso, plantios menores, quando observados nestas imagens, sofreriam influências da vegetação circundante, devido ao tamanho do pixel e isto traz ao modelo certo nível de imprecisão nas estimativas.

O problema de uma elevada resolução espacial é o comprometimento da resolução temporal, que no caso das imagens do satélite Landsat 5 sensor TM é de 16 dias. Já a resolução temporal das imagens do satélite Terra sensor MODIS é de apenas um dia. As técnicas de sensoriamento remoto são aprimoradas a cada dia e fornecem informações precisas e valiosas, sendo que possuem elevado potencial na medição de parâmetros biofísicos, como exemplo, o índice de área foliar, permitindo a detecção da variabilidade tanto temporal, como espacial (MORAN et al., 1997; DAUGHTRY et al., 2000).

Na Tabela 2 apresenta-se os valores de produtividade de dez lotes de pivôs de irrigação selecionados para o cálculo do índice de penalização. Como mencionado anteriormente o índice de penalização foi utilizado no modelo, para estimar a produtividade real das áreas de cultivo, com base na produtividade potencial.

Tabela 2. Pivôs de irrigação selecionados para o cálculo do índice de penalização com seus respectivos valores de produtividade, índices de penalização e diferenças entre produtividade observada e estimada pelo modelo. Valores de produtividade e diferenças entre valores observados e estimados em t ha⁻¹.

Pivô	Produtividade	Produtividade	Produtividade	Índice de Penalização	Produtividade	Diferenças
	Observada	Estimada	Potencial		Corrigida	Observado
	Matéria Fresca	Matéria Seca	Matéria Fresca		Matéria Fresca	Estimado
1	127,02	119,02	272,05	0,467	122,85	4,17
2	74,19	99,43	227,27	0,326	102,62	-28,43
3	116,85	107,63	246,01	0,475	111,09	5,76
4	120,28	111,81	255,56	0,471	115,40	4,88
5	114,34	110,38	252,29	0,453	113,92	0,42
6	116,24	104,78	239,49	0,485	108,14	8,10
7	131,43	113,22	258,78	0,508	116,85	14,58
8	101,85	93,70	214,17	0,476	96,71	5,14
9	86,79	93,35	213,38	0,407	96,35	-9,56
10	108,08	105,59	241,34	0,448	108,98	-0,90
Média	109,707	105,890	242,035	0,452	109,292	0,415

Para os dez pivôs de irrigação apresentados na Tabela 2, observa-se valores subestimados e valores superestimados, sendo as maiores diferenças encontradas nos pivôs 2 e 7. Quando são comparados os valores médios o modelo apresenta resultado muito próximo ao real observado. O índice médio de penalização calculado (0,452) foi utilizado para as demais estimativas, nas safras 2008/2009, 2009/2010 e 2010/2011.

Os resultados da produtividade estimada pelo modelo em comparação com os dados de produtividade observada a campo, juntamente com dados de diferença percentual para as safras 2008/2009, 2009/2010 e 2010/2011 são apresentados nas Figuras 5, 6 e 7, respectivamente.

Na safra 2008/2009, o modelo demonstra desempenho satisfatório, apresentando em média 3,26 t ha⁻¹ de superestimativa. A média de produtividade observada no campo nos 30 lotes de pivô central foi 115,98 t ha⁻¹ e a média de produtividade estimada dos mesmos 30 lotes foi de 119,25 t ha⁻¹.

A maior diferença ocorreu na estimativa do pivô de número dois apresentando 28,43 t ha⁻¹ de diferença, superestimando o valor real em 38,32%. A menor diferença entre valores observados e estimados foi encontrada no pivô de número cinco, sendo a diferença de 0,42 t ha⁻¹, subestimando o valor real em 0,36%.

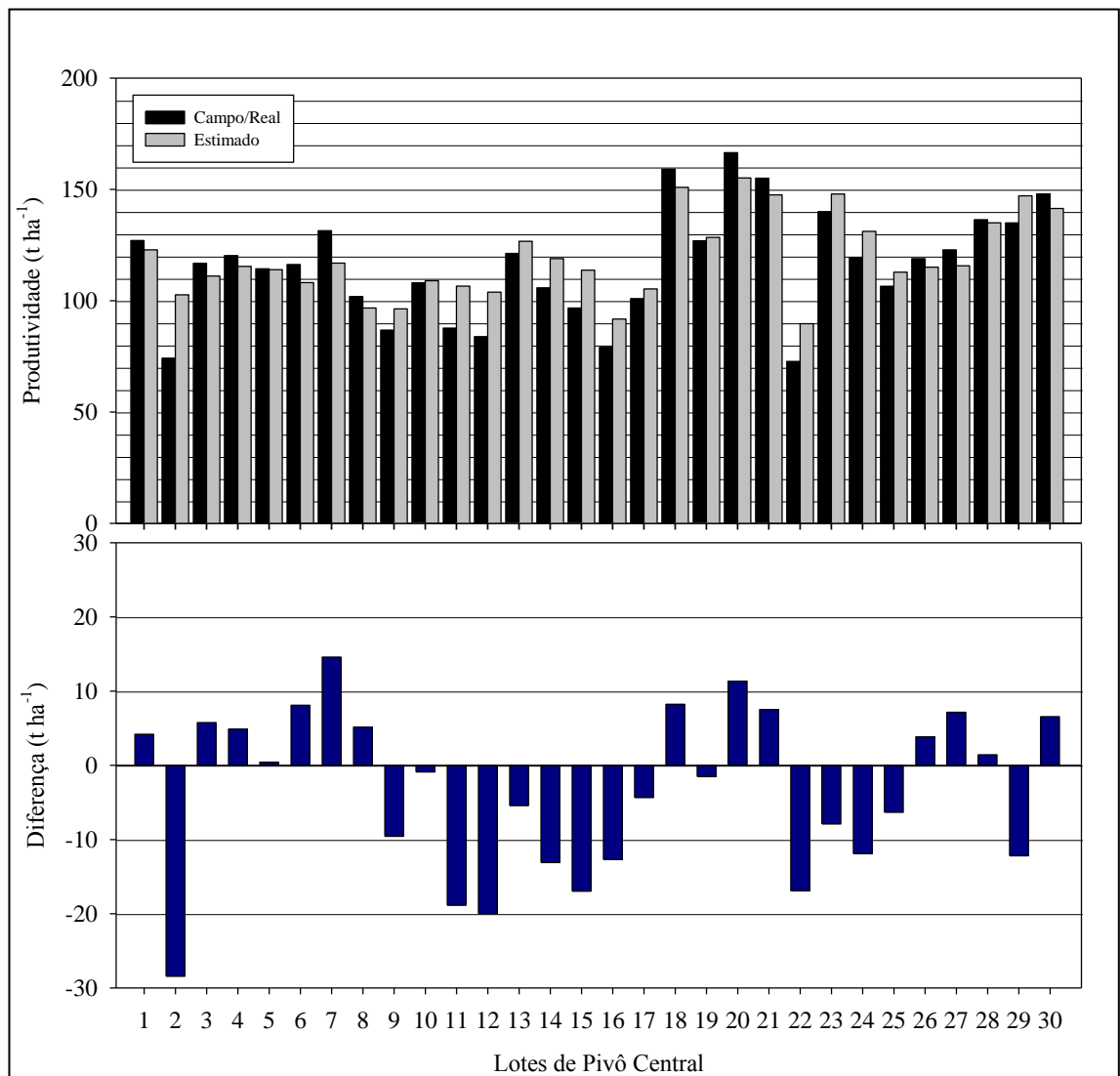


Figura 5. Comparativo da produtividade observada a campo e estimada pelo modelo multispectral na cultura da cana-de-açúcar irrigada e diferenças percentuais entre valores estimados e observados, para 30 lotes de pivô central na safra 2008/2009 na usina SADA Bioenergia.

Na Figura 5, quando o foco é a tendência do modelo, é possível notar que a estimativa acompanha os valores observados de forma adequada, fato que pode ser

confirmado com a observação isolada dos valores estimados e observados nos pivôs 16 até o pivô 23.

Na safra 2009/2010, assim como na safra anterior o modelo apresenta elevado desempenho, com média $1,71 \text{ t ha}^{-1}$ de superestimativa, sendo que a média de produtividade observada a campo nos 30 lotes de pivô central amostrados foi de $95,34 \text{ t ha}^{-1}$, e a média da produtividade estimada para os mesmos 30 lotes foi de $97,06 \text{ t ha}^{-1}$.

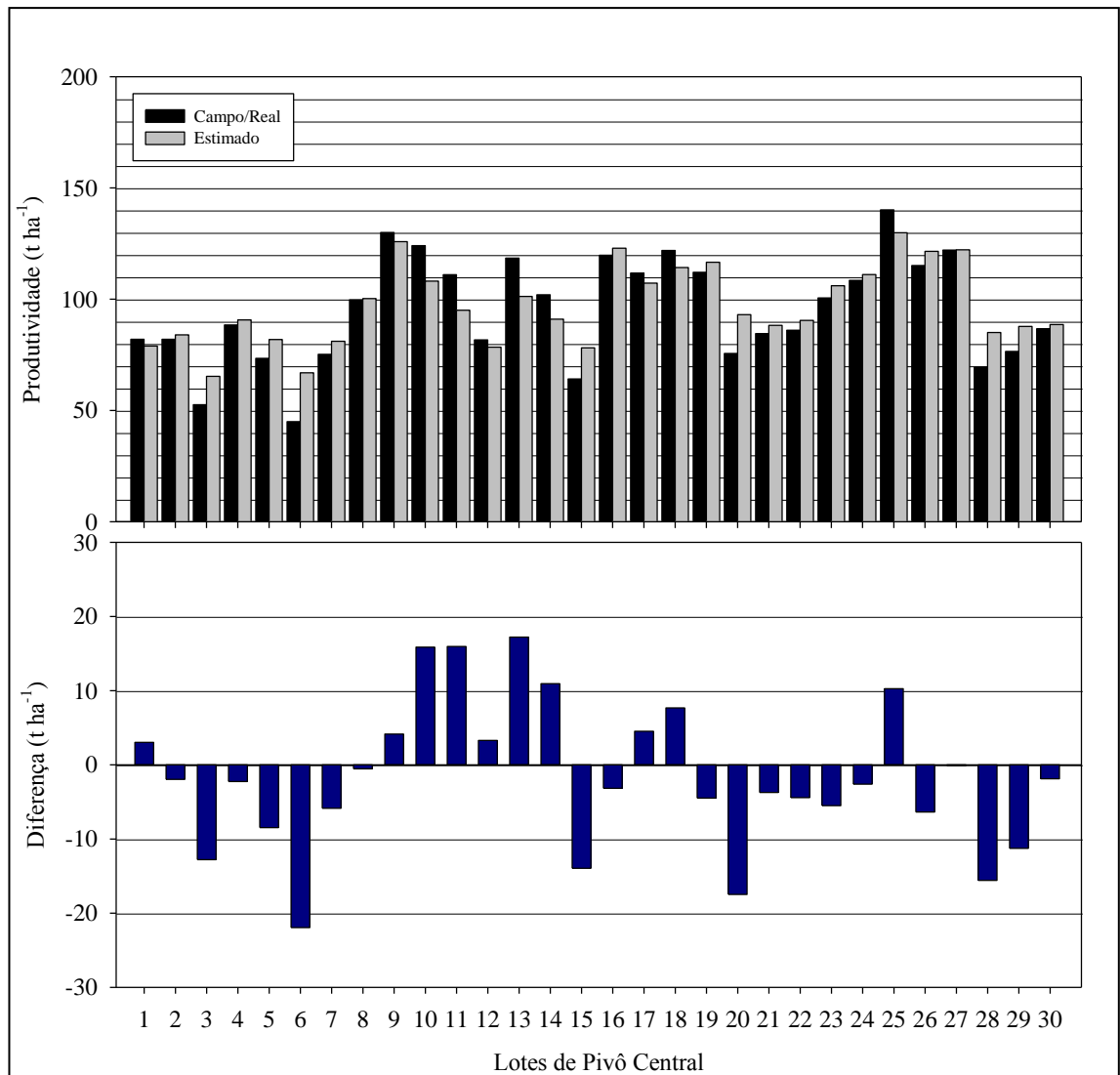


Figura 6. Comparativo da produtividade observada a campo e estimada pelo modelo multiespectral na cultura da cana-de-açúcar irrigada e diferenças percentuais entre valores estimados e observados, para 30 lotes de pivô central na safra 2009/2010 na usina SADA Bioenergia.

Na safra 2009/2010, a maior diferença entre valores observados e estimados ocorreu no pivô de número seis, sendo a diferença de $21,95 \text{ t ha}^{-1}$, superestimando o valor real em 48,79%. A menor diferença foi encontrada no pivô de número 27, sendo a diferença de $0,09 \text{ t ha}^{-1}$, superestimando o valor real em 0,07%.

Uma vez mais, quando o foco é a tendência do modelo, observa-se que a estimativa acompanha os valores observados de forma precisa, fato que pode ser confirmado com a observação isolada dos valores estimados e observados nos pivôs 6 até o pivô 16 (Figura 6).

Na ultima safra avaliada 2010/2011, concordando com as safras anteriores o modelo demonstra elevado grau de precisão nas estimativas da produtividade da cana-de-açúcar irrigada.

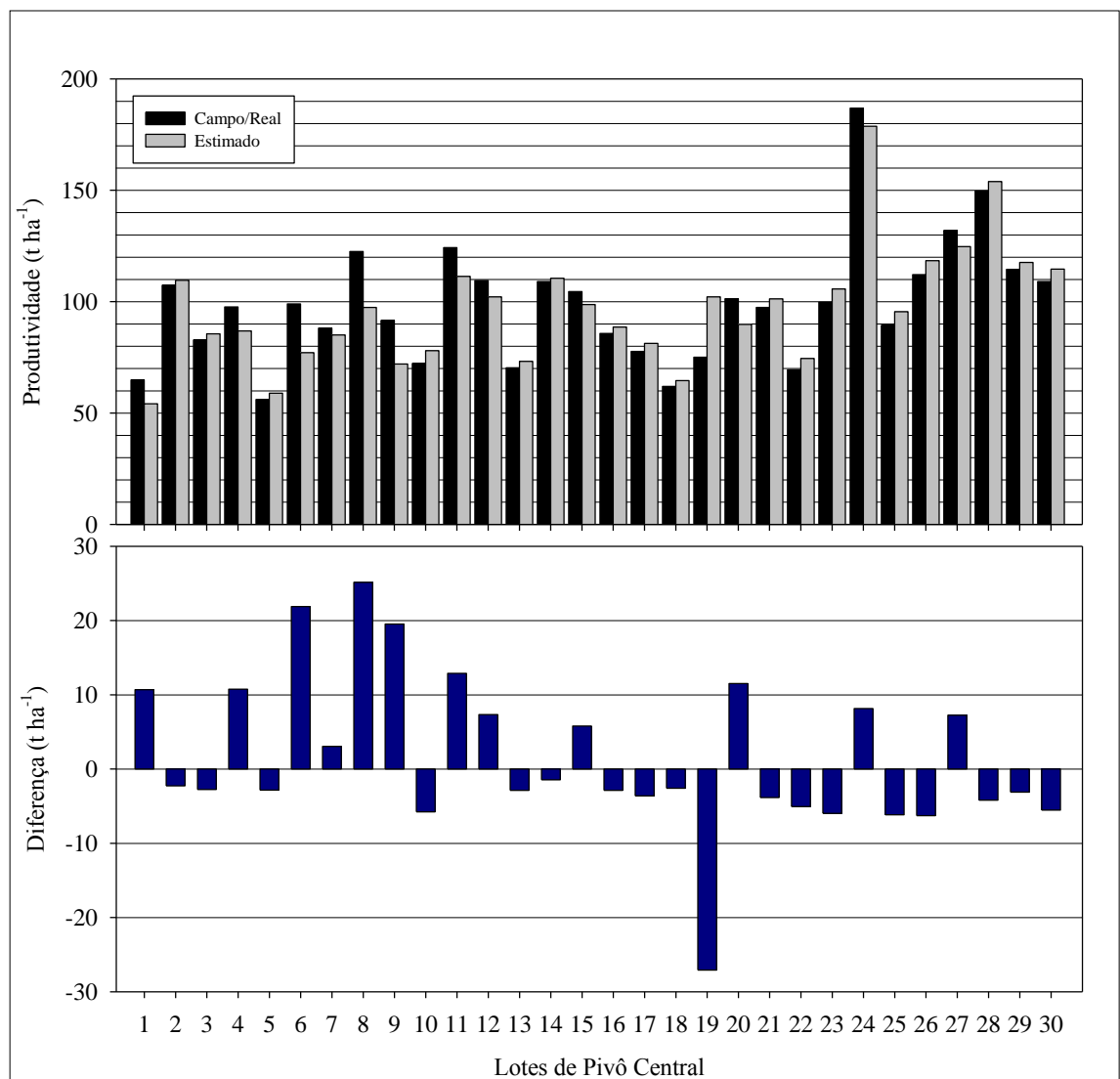


Figura 7. Comparativo da produtividade observada a campo e estimada pelo modelo multiespectral na cultura da cana-de-açúcar irrigada e diferenças percentuais entre valores estimados e observados, para 30 lotes de pivô central na safra 2010/2011 na usina SADA Bioenergia.

Os resultados do modelo apresentaram em média $1,63 \text{ t ha}^{-1}$, de subestimativa. A média de produtividade observada a campo para os 30 lotes de pivô central observados foi de $98,71 \text{ t ha}^{-1}$, e a média da produtividade estimada para os mesmos 30 lotes de pivô central foi de $97,05 \text{ t ha}^{-1}$.

Na safra 2010/2011 a maior diferença entre valores observados e estimados ocorreu no pivô de número 19, sendo a diferença de 27,07 t ha⁻¹, superestimando o valor real em 36,06%. Já a menor diferença entre valores observados e estimados foi encontrada no pivô de número 14, sendo a diferença igual a 1,45 t ha⁻¹, superestimando o valor real em 1,33%.

Observando a tendência dos resultados da safra 2010/2011 observa-se que os valores de produtividade estimada acompanham os valores de produtividade observada em quase sua totalidade, fato que pode ser confirmado com a observação isolada dos valores estimados e observados dos pivôs 21 até o pivô 30 (Figura 7).

Considerando as três safras em análise 2008/2009, 2009/2010 e 2010/2011 o maior valor de produtividade observado foi de 186,90 t ha⁻¹, encontrado no pivô de número 24 na safra 2010/2011, o valor estimado pelo modelo em questão para o mesmo lote na mesma safra foi de 178,75 t ha⁻¹, sendo a diferença de 8,15 t ha⁻¹. Ainda considerando as três safras o menor valor de produtividade observado foi de 44,98 t ha⁻¹, encontrado no pivô de número seis na safra 2009/2010, o valor correspondente estimado foi de 66,92 t ha⁻¹, sendo a diferença de 21,94 t ha⁻¹.

Os dados de produtividade estimados e observados para a cultura da cana-de-açúcar irrigada, nas safras 2008/2009, 2009/2010 e 2010/2011 foram representados em gráficos de dispersão para permitir uma melhor visualização das relações entre as duas variáveis, os gráficos serão apresentados na Figura 8.

Os gráficos de dispersão apresentados revelam elevado grau de concordância em todas as safras analisadas. Observando a linha de tendência da safra 2008/2009 em comparação com a reta 1:1 é possível notar que em média para estimativas acima de 120 t ha⁻¹ ocorrem subestimativas por parte do modelo e para estimativas abaixo deste valor ocorre em média superestimativas.

Na safra 2009/2010, comparando a linha de tendência com a reta 1:1 nota-se que em média para estimativas acima de 100 t ha⁻¹ ocorrem subestimativas por parte do modelo e para estimativas abaixo deste valor ocorre em média superestimativas. Quando o mesmo tipo de comparação é realizado na safra 2010/2011 nota-se que em média para estimativas acima de 80 t ha⁻¹ ocorrem subestimativas por parte do modelo e para estimativas abaixo de 80 t ha⁻¹ ocorre em média superestimativas.

Observa-se que todas as safras apresentaram elevados coeficientes de determinação (r^2), todos acima de 0,80, indicando elevado grau de concordância entre valores estimados e observados.

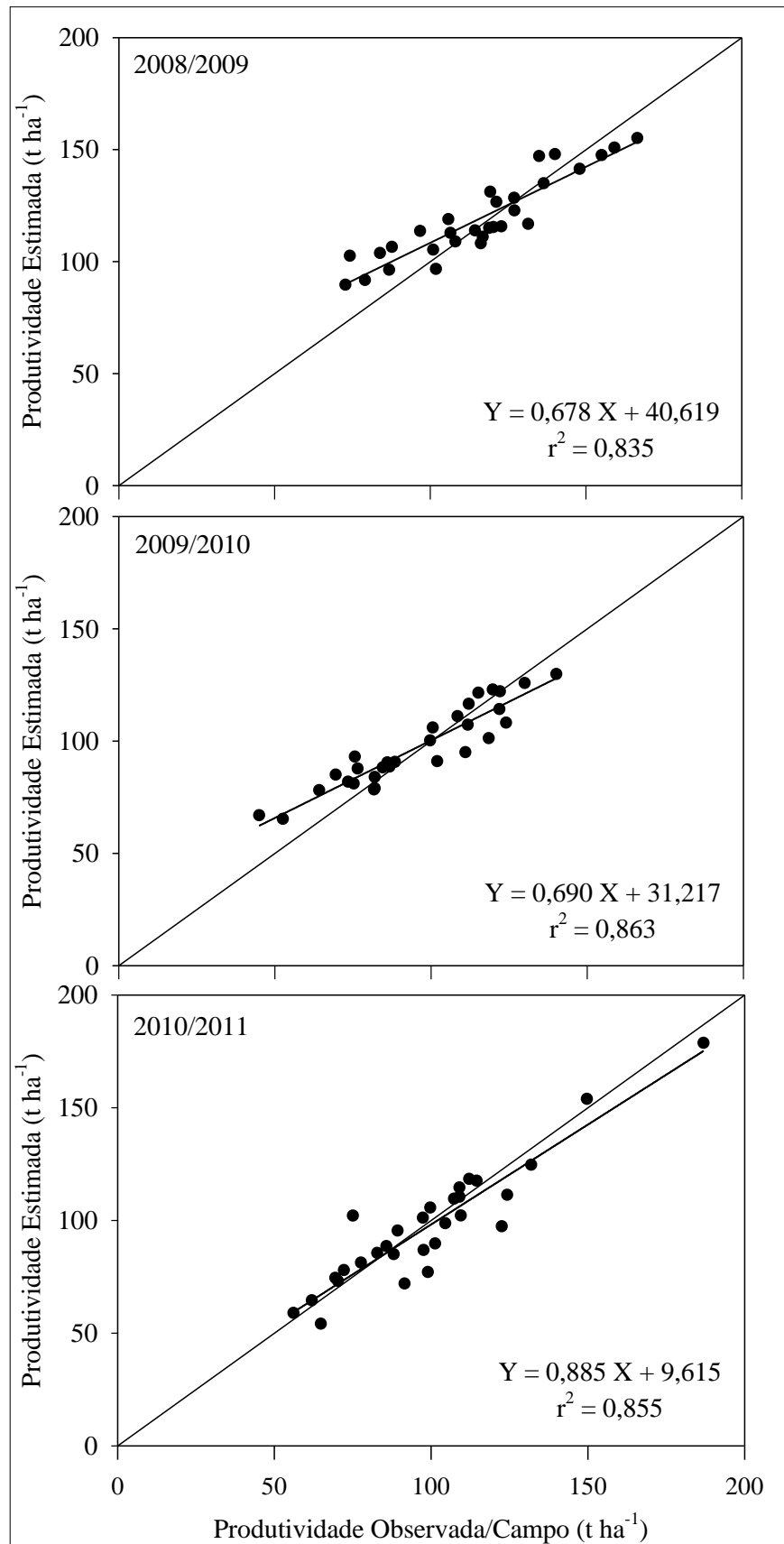


Figura 8. Gráficos de dispersão sob a reta 1:1 entre valores de produtividade estimada e produtividade real observada a campo e linhas de tendência juntamente com suas respectivas equações de regressão linear, para valores de 30 lotes de pivô central, nas safras 2008/2009, 2009/2010 e 2010/2011, dados coletados na usina SADA Bioenergia.

A Figura 9 apresenta o gráfico da dispersão entre os valores de produtividade estimada da cana-de-açúcar irrigada em função da produtividade observada a campo, para as três safras em estudo.

Os dados de produtividade se distribuem de forma homogênea acima e abaixo da reta 1:1, demonstrando equilíbrio entre sub e superestimativas. A linha de tendência na Figura 9 apresenta elevado coeficiente de determinação que é um indicativo da precisão do modelo, demonstrando a elevada capacidade do modelo para prever a produtividade da cana-de-açúcar irrigada.

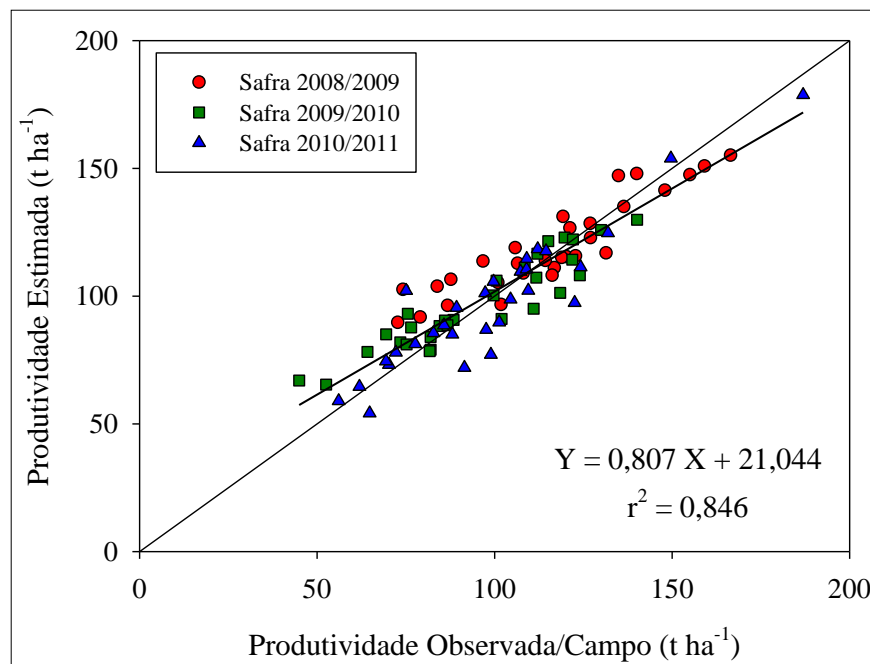


Figura 9. Dispersão sob a reta 1:1 entre valores de produtividade estimada e produtividade real observada a campo e linha de tendência juntamente com sua equação de regressão linear, para valores de 90 lotes de pivô central em três safras 2008/2009, 2009/2010 e 2010/2011 na usina SADA Bioenergia.

A análise de desempenho do modelo multiespectral foi realizada por meio da comparação dos valores de produtividade estimada com os valores de produtividade observada. A metodologia adotada para a comparação dos resultados foi fundamentada na estimativa do índice de correlação de Pearson, na estimativa do erro absoluto médio, da raiz do erro quadrático médio e do índice de concordância de Willmott.

Na Tabela 3 observa-se que existe um elevado grau de correlação entre os valores estimados e observados, o índice de correlação de Pearson se aproxima da correlação perfeita positiva, tanto nas safras de forma isolada como na análise conjunta das três safras.

Dada a dimensão dos valores estimados e observados para a produtividade, variando de 40 a 180 t ha⁻¹, o modelo apresenta baixos índices de erro absoluto, sendo menores que 10 t ha⁻¹, tanto nas safras de forma isolada como na análise conjunta das três safras.

A raiz do erro quadrático médio é uma medida da precisão do modelo, como se trata de um erro quadrático inerentemente associa maior peso aos maiores desvios, o ideal para este índice é que ele seja o menor possível, no entanto, dada a magnitude das estimativas, os erros apresentados pelo modelo podem ser considerados baixos, tanto na análise das safras isoladas como das três safras em conjunto.

Todas as três safras apresentaram elevados índices de concordância (d), assim como as três safras juntas, o índice de concordância ou ajuste de Willmott é uma das formas de medir exatidão, que está relacionada à aproximação dos valores estimados em relação aos observados, seus valores variam desde zero, onde não existe concordância, a 1, para a concordância perfeita.

Tabela 3. Índices de correlação de Pearson, erro absoluto médio (EAM), erro padrão de estimativa (EPE), raiz do erro quadrático médio (REQM) e índice de concordância de Willmott (d), aplicados aos dados de produtividade da cana-de-açúcar irrigada nas safras 2008/2009, 2009/2010, 2010/2011 e nas três safras juntas para a usina SADA Bioenergia.

Safra	Correlação de Pearson	EAM (t ha ⁻¹)	REQM (t ha ⁻¹)	d
2008-2009	0,914	9,205	11,180	0,942
2009-2010	0,929	7,907	9,864	0,954
2010-2011	0,925	7,945	10,447	0,964
Três Safras	0,920	8,353	10,511	0,954

O resultado do teste “t” pareado é apresentado na Tabela 4. Este teste foi realizado com a hipótese de igualdade ($H_0 = 0$) entre valores observados e estimados para a produtividade da cana-de-açúcar irrigada.

Tabela 4. Resultados do teste “t” pareado aplicado aos dados de produtividade da cana-de-açúcar irrigada, nas safras 2008/2009, 2009/2010, 2010/2011 e nas três safras juntas, para a usina SADA Bioenergia.

Safra	Média Observada	Média Estimada	Viés	t	t crítico unilateral	P unilateral
2008/2009	115,99	119,25	3,27	-1,64	1,70	0,06
2009/2010	95,35	97,06	1,71	-0,95	1,70	0,18
2010/2011	98,71	97,06	-1,65	0,86	1,70	0,20
Três Safras	103,35	104,46	1,11	-1,00	1,66	0,16

Verifica-se por meio do teste t pareado que não existem diferenças estatísticas entre os valores estimados e observados, pois em nenhum momento o valor do módulo da estatística “t” superou o valor de “t” crítico, desta forma não se rejeita a hipótese de

nulidade, comprovado a eficácia do modelo para estimar a produtividade da cana-de-açúcar em áreas irrigadas.

Diferentes métodos foram desenvolvidos para estimar o rendimento das culturas por meio de dados de sensoriamento remoto, sendo que a grande maioria dos métodos utiliza o desenvolvimento das relações empíricas entre o NDVI e a produtividade das culturas.

A desvantagem geral da maioria dos métodos que utilizam relações estatísticas entre o NDVI e a produtividade, é o forte caráter empírico, sendo que os coeficientes de correlação são taxados de moderados a baixos (GROTEN, 1993). As abordagens empíricas requerem programas excessivos de medição a campo, que em escala regional é laborioso e extremamente caro.

O modelo de produção de biomassa em questão é amplamente conhecido pelos ecologistas em escala global, no entanto este modelo é raramente testado para a estimativa da produtividade em áreas agrícolas.

Alguns trabalhos realizados com procedimentos semelhantes aos demonstrados neste trabalho, não obtiveram o mesmo sucesso que o apresentado por esta pesquisa, existem relatos que a principal causa do insucesso de outros pesquisadores seja a imprecisão na determinação dos valores observados a campo.

Como exemplo pode ser citado o trabalho realizado por Bastiaanssen e Ali (2003), que trabalharam no Paquistão com modelos semelhantes aos apresentados neste trabalho, estes pesquisadores utilizaram dados de campo (dados observados) obtidos por meio de entrevistas com agricultores e órgãos governamentais, para quatro culturas, algodão, cana-de-açúcar, trigo e arroz.

No entanto, o experimento de Bastiaanssen e Ali (2003) apresentou estimativas do erro absoluto médio ($9,80 \text{ t ha}^{-1}$) e do erro quadrático médio quadrático ($13,48 \text{ t ha}^{-1}$), para a produtividade da cana-de-açúcar em áreas irrigadas, no mesmo patamar que o encontrado por esta pesquisa.

Picoli (2007) estimou a produtividade da cana-de-açúcar na usina Catanduva no estado de São Paulo. O modelo utilizado por este pesquisador se tratava de um agregado de redes neurais artificiais, alimentado por variáveis quantitativas e qualitativas. Uma das variáveis quantitativas deste modelo foi estimada a partir de um modelo agrônomo-espectral, que utilizava variáveis meteorológicas e agronômicas, sendo uma delas o índice de área foliar (IAF), cujos valores foram estimados para cada talhão de cana, a partir do NDVI das imagens do sensor MODIS a bordo do satélite Terra. O

modelo explicou 66% da variabilidade da produtividade dos talhões com cana soca, cuja média estimada foi de $81,9 \text{ t ha}^{-1}$, sendo o erro quadrático médio (EQM) de $13,9 \text{ t ha}^{-1}$, e o valor médio da produtividade real observada a campo foi de $81,5 \text{ t ha}^{-1}$, portanto o modelo superestimou a produtividade em apenas 0,5% ($0,4 \text{ t ha}^{-1}$). No entanto o modelo de Picoli (2007) se trata de um modelo empírico não generalista, válido apenas para a região ao qual foi aplicado.

Outro modelo empírico foi o proposto por Fortes et al. (2009). Neste modelo, os pesquisadores propuseram estimar a produtividade da cana-de-açúcar, utilizando imagens do sensor orbital ETM+, a bordo do satélite Landsat 7. Esses pesquisadores utilizaram um modelo de regressão múltipla, tendo como variáveis independentes os valores de refletância das sete bandas do sensor ETM+ e índices de vegetação, já como variáveis dependentes, dados reais de produção de cana-de-açúcar, o trabalho foi desenvolvido na região de Paraguaçu Paulista, SP. Os pesquisadores concluem que é possível estimar essa produtividade da cana-de-açúcar por meio dos dados espectrais orbitais do ETM+, indicado um coeficiente de determinação (R^2) igual a 0,69.

Nascimento (2009), utilizando um modelo matemático, proposto por Pellegrino (2001), promoveu a estimativa da produtividade da cana-de-açúcar para seis municípios localizados no Estado de São Paulo (Araraquara, Cravinhos, Jaboticabal, Pitangueiras, Ribeirão Preto e Sertãozinho). O modelo utilizado requer informações espectrais, representadas pelo índice de vegetação NDVI, obtidos de uma série temporal de imagens do satélite AVHRR/NOAA-17. Os valores estimados pelo modelo foram comparados com valores de referência fornecidos pelo IBGE (Instituto Nacional de Geografia e Estatística). As estimativas apresentaram erros inferiores a 6% em comparação com dados do IBGE. Os autores relatam que a resolução espacial alcançada era de 1,1 km, trazendo um inconveniente para estimativas em plantios menores. Por se tratar de outro modelo empírico ele apenas foi validado para o estado de São Paulo.

Conforme Muchow et al. (1994) e Gitelson et al. (2002), a biomassa da cana-de-açúcar é função da quantidade de radiação interceptada e da eficiência do uso desta radiação, ou seja, o desempenho fotossintético. Modelos estatísticos de crescimento de cana-de-açúcar são confiáveis apenas para os dados locais, não podendo ser extrapolados para outras regiões diferentes daquelas em que as relações de regressão foram desenvolvidas. Este fato reforça a confiabilidade no modelo utilizado nesta pesquisa, pois este possui embasamento físico e biológico, e não basicamente o empirismo dos demais.

Dados de refletância espectral provenientes de sensoriamento remoto são os únicos com capacidade de fornecer observações consistentes em grande escala, que podem ser relacionadas a fenômenos ecológicos (ROUGHGARDEN et al., 1991), isto inclui a produtividade primária líquida (NPP), a NPP está intimamente relacionada com a atividade fotossintética das plantas (SELLERS et al., 1995). Técnicas de sensoriamento remoto que quantificam a energia luminosa absorvida surgiram como a principal fonte de informações de larga escala a respeito de NPP (BRADFORD et al., 2005).

A adequação das estimativas obtidas por esta pesquisa pode ser explicada por fatores já conhecidos e bem estudados por vários pesquisadores, como exemplo, a relação linear existente entre o acúmulo de fitomassa e a absorção de radiação pelas plantas. Em uma planta saudável e devidamente abastecida com água e nutrientes, a fotossíntese líquida e a produção de fitomassa são proporcionais à quantidade de radiação fotossinteticamente ativa absorvida pelo dossel.

4. CONCLUSÕES

O modelo multiespectral se mostrou eficiente para a estimativa da produção da cana-de-açúcar em áreas irrigadas, demonstrando sensibilidade para prever a produtividade da cultura, tanto de forma temporal como espacial.

A elevada resolução espacial permitiu identificar uma elevada gama de detalhes, proporcionando nível de precisão satisfatório às estimativas. O modelo apresentou em média 3,26 t ha⁻¹ de superestimativa na safra 2008/2009; 1,71 t ha⁻¹ de superestimativa, na safra 2009/2010 e 1,63 t ha⁻¹, de subestimativa, na safra 2010/2011.

O modelo quando comparado com valores de produção observados a campo apresentou elevado coeficientes de determinação, indicando alto grau de concordância entre valores estimados e observados.

Dada a dimensão dos valores estimados e observados para a produtividade, variando de 40 a 180 t ha⁻¹, o modelo apresentou baixos valores de erro absoluto (EAM) e raiz do erro quadrático médio (REQM), todos menores que 12 t ha⁻¹.

Os índices de correlação de Pearson apresentados se aproximaram da correlação perfeita positiva. Todas as três safras apresentaram elevados índices de concordância de Willmott, próximos a 1.

Por meio do teste “t” verifica-se que não existem diferenças significativas estatisticamente entre os valores estimados e observados, comprovado a eficácia do modelo para estimar a produtividade da cana-de-açúcar em áreas irrigadas.

5. REFERÊNCIAS

ALLEN, R.; TASUMI, M.; TREZZA, R.; BASTIAANSEN, W. G. M.; WATERS, R. **SEBAL Surface Energy Balance Algorithms for Land - Idaho Implementation - Advanced Training and Users Manual**, Version 1.0, 2002, 98p.

ASRAR, G.; FUCHS, M.; KANEMASU, E. T.; HATFIELD, J. L. Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. **Agronomy Journal**, v.76, p.300-306, 1984.

AYENEW, T. Evapotranspiration estimation using thematic mapper spectral satellite data in the Ethiopian rift and adjacent highland. **Journal of Hidrology**, v.279, p.83-93, 2003.

BASTIAANSEN, W. G. M.; PELGRUM, H.; DROOGERS, P.; de BRUIN, H. A. R.; MENENTI, M. Area-average estimates of evaporation, wetness indicators and top soil moisture during two golden days in EFEDA. **Agricultural and Forest Meteorology**, v.87, p.119-137, 1997.

BASTIAANSEN, W. G. M.; PELGRUM, H.; WANG, J.; MA, Y.; MORENO, J. F.; ROERINK, G. J.; VAN DER WAL, T. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL): 2. Validation. **Journal of Hydrology**, v.212-213, p.213-229, 1998b.

BASTIAANSEN, W. G. SEBAL - Based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. **Journal of Hydrology**, v.229, p.87-100, 2000.

BASTIAANSEN, W. G.; ALI, S. A new crop yield forecasting model based on satellite measurements applied across the Indus Basin, Pakistan. **Agriculture Ecosystems & Environment**, v.94, p.321-340, 2003.

BASTIAANSEN, W. G.; MENENTI, M.; FEDDES, R. A.; HOLTSLAG, A. A. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL): 1. Formulation. **Journal of Hidrology**, v.212-213, p.198-212, 1998a.

BRADFORD, J. B.; HICKE, J. A.; LAUENROTH, W. K. The relative importance of light-use efficiency modifications from environmental conditions and cultivation for estimation of large-scale net primary productivity. **Remote Sensing of Environment**, v.96, p.246-255, 2005.

BRUTSAERT, W.; SUGITA, M. Applications of self preservation in the diurnal evolution of the surface energy budget to determine daily evaporation. **Journal of Geophysics Research**, v.97, p.377-382, 1992.

CHANDER, G., MARKHAM, B. Revised Landsat-5 TM radiometric calibration procedures and postcalibration dynamic ranges. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.41, p.2674-2677, 2003.

CONAB - Companhia Nacional de Abastecimento. **Acompanhamento de safra brasileira: cana-de-açúcar, quarto levantamento, abril/2013** - Companhia Nacional de Abastecimento. - Brasília: Conab 2013. 18p.

DAUGHTRY, C. S. T.; WALTHALL, C. L.; KIM, M. S.; BROWN de COLSTOUN, E.; MCMURTREY III, J. E. Estimating corn leaf chlorofila concentration from leaf and canopy reflectance. **Remote Sensing Environment**, v.74, p.229-239, 2000.

DAUGHTRY, C. S.; GOWARD, K. P.; PRINCE, S. D.; KUSTAS, W. P. Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies. **Remote Sensing of the Environment**, v.39, p.141-152, 1992.

DOORENBOS, J.; KASSAM, A. H. **Efeito da água no rendimento das culturas**. Estudos FAO: Irrigação e Drenagem, 33 ed., 1979. Tradução de GHEYI, H. R.; SOUSA, A. A.; DAMASCENO, F. A.; MEDEIROS, J. F.. Campina Grande, UFPB, 1994. 306p.

FIELD, C. B.; RANDERSON, J. T.; MALMSTROM, C. M. Global net primary production: combining ecology and remote sensing. **Remote Sensing of Environment**, v.51, p.74-88, 1995.

FORTES, C.; DEMATTÊ, J. A. M.; GENÚ, A. M. Estimativa de produtividade agroindustrial de cana-de-açúcar por dados espectrais orbitais ETM+/LANDSAT 7. **Ambiência**, v.5, p.489-504, 2009.

GAMON, J. A.; FIELD, C. B.; GOULDEN, M. L.; GRIFFIN, K. L.; HARTLEY, A. E.; JOEL, G.; PENUELAS, J.; VALENTINI, R. Relationships between NDVI, canopy structure and photosynthesis in three californian vegetation types. **Ecological Applications**, v.5, p.28-41, 1995.

GITELSON, A. A.; STARK, R.; GRITS, U.; RUNDQUIST, D.; KAUFMAN, Y.; DERRY, D. Vegetation and soil lines in visible spectral space: a concept and technique for remote estimation of vegetation fraction. **International Journal of Remote Sensing**, v.23, p.2537-2562, 2002.

GROTEN, S. M. E. NDVI - crop monitoring and early yield assessment of Burkina Faso. **International Journal of Remote Sensing**, v.14, p.1495-1515, 1993.

HUETE, A. R. Soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v.25, p.89-105, 1988.

JALOTA, S. K.; SOOD, A. G. B. S.; CHAHAL, B. U. Crop water productivity of cotton (*Gossypium hirsutum* L.) – wheat (*Triticum aestivum* L.) system as influenced by deficit irrigation, soil texture and precipitation. **Agricultural Water Management**, v.84, p.137-146, 2006.

LÓPEZ-MATA, E.; TARJUELLO, J. M.; JUAN, J. A. DE; BALLESTEROS, R.; DOMÍNGUEZ, A. Effect of irrigation uniformity on the profitability of crops. **Agricultural Water Management**, v.98, p.190-198, 2010.

MARKHAM, B. L.; BARKER, L. L. Thematic mapper bandpass solar exoatmospherical irradiances. **International Journal of Remote Sensing**, v.8, p.517-523, 1987.

MOLDEN, D. J.; SAKTHIVADIVEL, R. Water accounting to assess use and productivity of water. **International Journal of Water Resources Development**, v.1, p.55-71, 1999.

MONTEITH, J. L. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. **Journal of Applied Ecology**, v.9, p.747-766, 1972.

MORAN, M. S.; INOUE, Y.; BARNES, E. M.. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. **Remote Sensing of Environment**, v.61, p.319-346, 1997.

MUCHOW, R. C.; SPILLMAN, M. F.; WOOD, A. W.; THOMAS, M. R. Radiation interception and biomass accumulation in a sugarcane crop grown under irrigated tropical conditions. **Australian Journal of Agricultural Research**, v.45, p.37-49, 1994.

NASCIMENTO, C. R.; ZULLO JÚNIOR, J.; MOURA, G. B. A. Estimativa de produtividade da cana-de-açúcar utilizando séries temporais de imagens AVHRR/NOAA-17 e modelo fenológico-espectral. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v.4, p.329-337, 2009.

PELLEGRINO, G. Q. **Utilização de Dados Espectrais do Satélite NOAA14/AVHRR como Fonte de Dados para Modelos Matemáticos de Estimativa da Fitomassa da Cana-de-Açúcar**. 2001. 116p. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP. Campinas, 2001.

PICOLI, M. C. A. **Estimativa da produtividade agrícola da cana-de-açúcar utilizando agregados de redes neurais artificiais: estudo de caso usina Catanduva**. 2007. 93p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE. São José dos Campos, 2007.

ROUGHGARDEN, J.; RUNNING, S. W.; MATSON, P. A. What does remote sensing do for ecology? **Ecology**, v.72, p.1918-1922, 1991.

SAMARASINGHE, G. B. Growth and yields of Sri Lanka's major crops interpreted from public domain satellites. **Agricultural Water Management**, v.58, p.145-157, 2003.

SELLERS, P. J. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. **International Journal of Remote Sensing**, v.6, p.1335-1372, 1985.

SELLERS, P. J.; MEESON, B. W.; HALL, F. G.; ASRAR, G.; MURPHY, R. E.; SCHIFFER, R. A. Remote sensing of the land surface for studies of global change: Models - algorithms - experiments. **Remote Sensing of Environment**, v.51, p.3-26, 1995.

SHUTTLEWORTH, W. J.; GURNEY, R. J.; HSU, A. Y.; ORMSBY, J. P. **FIFE: the variation in energy partition at surface flux sites**. IAHS Publ. No. 186, 1989.

SILVA, B. B.; LOPES, G. M.; AZEVEDO, P. V. Determinação do albedo de áreas irrigadas com base em imagens Landsat 5-TM. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.13, p.201-211, 2005.

STEINMETZ, S.; GUERIF, M.; DELECOLLE, R.; BARET, F. Spectral estimates of the absorbed photosynthetically active radiation and light-use efficiency of a winter wheat crop subjected to nitrogen and water deficiencies. **International Journal of Remote Sensing**, v.11, p.1797-1808, 1990.