

GLAUCIO LUCIANO ARAUJO

**ESTIMATIVAS DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO E PRODUTIVIDADE DO
MILHO IRRIGADO UTILIZANDO UM MODELO MULTIESPECTRAL E
IMAGENS DO SATÉLITE LANDSAT 8**

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

VIÇOSA
MINAS GERAIS - BRASIL
2016

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

A663e
2016 Araujo, Glaucio Luciano, 1987-
Estimativas da evapotranspiração e produtividade do milho irrigado utilizando um modelo multiespectral e imagens do satélite Landsat 8 / Glaucio Luciano Araujo. – Viçosa, MG, 2016.

vii, 85f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Orientador: Everardo Chartuni Mantovani.
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.
Referências bibliográficas: f.76-85.

1. Milho - Cultivo - Irrigação. 2. Milho - Produtividade.
3. Evapotranspiração. 4. Imagens de sensoriamento remoto.
5. Água - Uso. I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de Engenharia Agrícola. Programa de Pós-graduação em Engenharia Agrícola. II. Título.

CDD 22 ed. 633.15

GLAUCIO LUCIANO ARAUJO

**ESTIMATIVAS DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO E PRODUTIVIDADE DO
MILHO IRRIGADO UTILIZANDO UM MODELO MULTIESPECTRAL E
IMAGENS DO SATÉLITE LANDSAT 8**

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

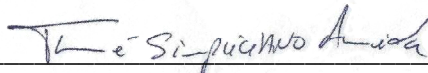
APROVADA: 17 de novembro de 2016.



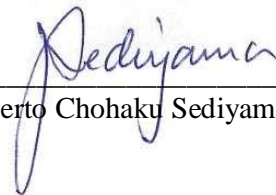
Edvaldo Fialho dos Reis



Elpídio Inácio Fernandes Filho



Thome Simpliciano Almeida



Gilberto Chohaku Sedyama



Everardo Chartuni Mantovani
(Orientador)

“Nem o homem sábio nem o corajoso se deita nos trilhos da história para esperar que o trem do futuro o atropele.”...“O mundo pertence aos otimistas: os pessimistas são meros espectadores.”

Dwight Eisenhower.

Comandante Supremo das Forças Aliadas durante a Segunda Guerra Mundial.

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

Ofereço a minha noiva Fernanda Cota Trindade
pelo companheirismo, apoio e carinho,
e também a minha irmã
Mirella Dayana Araujo Diniz
a meu cunhado e sobrinhos,
Eloizio Paulo Diniz
Marco Aurélio Araujo Diniz (in-memorian),
Luiz Fernando Araujo Diniz e
Guilherme Araujo Diniz.

E a meus grandes amigos,
Luiz Fernando Mezabarba Mendonça,
Wanderson Bucker Moraes e
Renan Macedo Rangel.

“O homem científico não pretende alcançar um resultado imediato. Ele não espera que suas ideias avançadas sejam imediatamente aceitas. Seus trabalhos são como sementes para o futuro. Seu dever é lançar as bases para aqueles que estão por vir e apontar o caminho.”

Nikola Tesla.

AGRADECIMENTOS

A caminhada foi longa, mas chegou ao fim, sem dúvida alguma aprender é uma dádiva e ensinar é uma missão. Se hoje escolhi ser professor, sem dúvida foi pelos exemplos que tive, professores honrados e dedicados.

Agradeço primeiramente ao maior professor de todos os tempos, a Deus, pela vida que me deu, pela sabedoria que está me agraciando e ajudando a construir, pela 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, com eles aprendi o respeito, a dedicação e a perseveranças. 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 minha noiva Fernanda Cota Trindade, pela ajuda nos momentos difíceis, principalmente nos momentos finais do doutorado, me incentivou, compreendeu momentos onde eu infelizmente não pude me dedicar a sua companhia, a seu carinho, com ela aprendi o sentido da palavra companheirismo e também da palavra amor.

Agradeço a meu orientador Prof. Everardo Chartuni Mantovani, não apenas pela orientação, mas também pelo apoio, preocupação e por todos os conhecimentos transmitidos, aprendi com ele que perseverança e esperança são fundamentais, também aprendi que empreender é aprender, desde o início de meu trabalho ele se preocupou com os benefícios que poderíamos trazer para a agricultura, me fez enxergar que mais importante que o doutorado é a contribuição que o trabalho pode trazer para a sociedade.

Agradeço a meu amigo Prof. Edvaldo Fialho dos Reis, a este agradeço imensamente pela amizade, confiança conhecimentos transmitidos, e pelo incentivo pela carreira acadêmica. Se segui este caminho ele foi o responsável, com ele aprendi que ser professor é muito mais do que simplesmente dar aulas, é se preocupar com seus alunos, é querer o sucesso dos mesmos e ficar feliz com isso é se dedicar ao próximo.

Agradeço ao Prof. Gilberto Chohaku Sedyama principalmente pela gentileza que dispensou a minha pessoa, pelos conhecimentos transmitidos e também pelos papos intermináveis que tivemos, pelo exemplo de professor dedicado e cientista brilhante. Sem dúvida é um exemplo a ser seguido.

Agradeço a meus grandes amigos Luiz Fernando Mezabarba, Helieide Delprete Mezabarba, Renan Macedo Rangel, Thaiz Benevenuti Almagro, Wnaderson Bucker Moraes, Cecília Freitas, George Andrade Werner, Victor Valério e Lucas Brandão, 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. 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 também aos amigos Rita de Cássia Martins de O. Ventura, Jeferson Oliveira Ventura, Reginaldo Adriano de Souza, Lilian Beatriz Ferreira Longo e Ronaldo Longo, agradeço por tornarem o retorno a minha cidade natal mais feliz.

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.

“O que sabemos é uma gota; o que ignoramos é um oceano.”

Isaac Newton.

SUMÁRIO

RESUMO	vi
ABSTRACT	vii
1. INTRODUÇÃO	1
2. MATERIAL E MÉTODOS.....	5
2.1. Áreas de estudo e obtenção dos dados das fazendas	5
2.2. Imagens utilizadas	9
2.3. Descrição e aplicação do algoritmo SEBAL.....	11
2.4. Estimativa da biomassa do milho	26
2.5. Estimativa da produtividade potencial do milho.....	29
2.6. Estimativa da produtividade real do milho	30
2.7. Comparações, análises estatísticas, seleção e validação do modelo	31
2.8. Cálculo da evapotranspiração da cultura observada a campo.....	32
2.9. Estimativa da eficiência do uso da água.....	33
2.10. Análise da sensibilidade do modelo devido à ausência de imagens.....	35
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	36
4. CONCLUSÕES	74
5. REFERÊNCIAS.....	76

RESUMO

ARAUJO, Glaucio Luciano, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, novembro de 2016. **Estimativas da evapotranspiração e produtividade do milho irrigado utilizando um modelo multiespectral e imagens do satélite Landsat 8.** Orientador: Everardo Chartuni Mantovani.

A cada dia são utilizados, com mais frequência, modelos para estimativas da produção na agricultura. Com o lançamento dos primeiros satélites com a capacidade de imageamento da superfície terrestre, alguns pesquisadores pioneiros passaram a utilizar imagens obtidas por meio de sensoriamento remoto orbital na composição de modelos, trazendo maior precisão às estimativas. Neste contexto, diversos modelos têm sido desenvolvidos objetivando estimativas mais precisas da produção e da produtividade agrícola. Esta pesquisa teve como objetivo, buscar formas de estimar a produtividade da cultura do milho irrigado, assim como estimar sua evapotranspiração e a eficiência do uso da água, por meio de técnicas de sensoriamento remoto, comparando as estimativas com dados reais observados a campo, assim como verificar a dependência das estimativas em relação ao número de imagens orbitais disponíveis. Para alcançar os objetivos da pesquisa, alguns modelos foram acoplados, compondo um novo modelo, sendo o principal deles utilizado para a estimativa da biomassa produzida pelas culturas, em função da radiação absorvida pelas plantas. A área utilizada para testes do modelo pertence à Fazenda Triflora (São Desidério - BA) e a área utilizada para validação do modelo pertence à Fazenda Busato II (Serra do Ramalho - BA). Conclui-se que ocorreu superestimativa da evapotranspiração da cultura do milho, no entanto uma calibração realizada corrigiu as estimativas. A produtividade estimada utilizando método IP (índice de penalização) e o método que utiliza o NDVI, para penalização não se diferem estatisticamente dos valores observados a campo, o mesmo não aconteceu quando o NDWI e o SAVI foram utilizados. O fato de o NDVI ser um índice que representa a quantidade e qualidade da vegetação, sendo o mesmo não dependente de informações prévias do cultivo, fez com que o método que utiliza o NDVI para penalização seja o mais indicado para as estimativas de produtividade. O modelo multiespectral utilizando o NDVI para a penalização se mostra robusto, apresentando boas estimativas. O modelo permitiu a caracterização dos momentos de maior eficiência e dependência da cultura em relação à utilização da água. O modelo identificou que a maior eficiência ocorre juntamente no início do período reprodutivo. O modelo apresenta-se altamente dependente do número de imagens de satélite utilizadas para as estimativas.

ABSTRACT

ARAÚJO, Glaucio Luciano, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, November, 2016. **Estimates of evapotranspiration and yield of irrigated corn using a multispectral model and images of Landsat 8 satellite.** Adviser: Everardo Chartuni Mantovani.

Models for estimating production in agriculture are more often used every day. After the launch of the first satellites with capacity to image of terrestrial surface, some pioneer researchers began to use images obtained by orbital remote sensing in the composition of models, bringing more precision in the parameter estimation. In this context, several models have been developed to obtain more precise estimates of agricultural production and yield. This research aimed: i) find ways to estimate irrigated maize yield, evapotranspiration, and efficiency of water using remote sensing techniques; ii) compare estimated data with real data observed in the field; and iii) verify the dependence of the estimates in relation to the number of available orbital images. To reach the research objectives, some models were coupled, composing a new model, being the main one used to estimate the biomass produced by the crops as a function of the radiation absorbed by the plants. The area used to test the model belongs to Fazenda Triflora (São Desidério - BA) and the area used for model validation belongs to Fazenda Busato II (Serra do Ramalho - BA). It was concluded that a super estimation of the evapotranspiration of the maize crop occurred, but a calibration carried out corrected the estimates. The estimated yield using the PI method (penalization index) and the method using NDVI for penalization do not differ statistically from the values observed in the field. However, the same did not happen when NDWI and SAVI were used. The fact that the NDVI is an index that represents the amount and quality of the vegetation, and it not dependent on previous information of the crop, made that the method that uses the NDVI for penalization be the most appropriate for the yield estimates. The multispectral model using the NDVI for the penalty is the most robust, presenting good estimates. The model allowed the characterization of the moments of greater efficiency and dependence of the culture in relation to the water use. The model identified that the highest efficiency occurs together at the beginning of the reproductive period. The model is highly dependent on the number of satellite images used for the estimates.

1. INTRODUÇÃO

O Brasil se encontra entre os maiores produtores mundiais de milho (*Zea mays* L.) sendo superado atualmente pelos Estados Unidos da América, maiores produtores mundiais e pela República Popular da China. De acordo com o décimo primeiro levantamento da safra brasileira de grãos referente a 2015/2016, publicado em agosto de 2016, foram plantados na última safra 15,9 milhões de hectares, aumentando 1,5% em relação à safra anterior, sendo que a produção total (milho primeira e segunda safras) deve atingir 68,4 milhões de toneladas (CONAB, 2016).

A cultura do milho está espalhada por todo o planeta e é plantada em quase todos os países, podendo ser encontrada nas mais variadas condições de clima e manejo: do nível do mar até áreas acima de três mil metros de altitude; de áreas de menos de 600 milímetros de precipitação até áreas com mais de 2.500 milímetros ao ano; em lavouras com menos de 10 mil plantas ha⁻¹ e produtividades menores que 1.000 kg ha⁻¹, até lavouras com mais de 100 mil plantas ha⁻¹ e produtividades maiores do que 15.000 kg ha⁻¹; de sementes de paiol ou de variedades antigas até sementes transgênicas com tratamentos adicionais.

Não diferentemente da produção mundial, a cultura do milho é encontrada em todos os Estados brasileiros. Sendo que existe o contínuo aumento de tecnologia produtiva elevando cada vez mais a produtividade da cultura.

Há, aproximadamente, 20 anos a área total plantada com a cultura do milho é a mesma, no entanto a produção mais que dobrou isto devido ao aumento das tecnologias resultando na elevação da produtividade média. Esse aumento de produção vem acontecendo face ao crescimento “vertical” da produtividade. Produtores de ponta que há dez anos colhiam entre 120 e 130 sacas ha⁻¹ e hoje colhem entre 180 e 200 sacas ha⁻¹. No entanto, o crescimento também ocorre de forma “horizontal”, pois se a duas décadas os bolsões de alta tecnologia de produção de milho eram localizados, em regiões como Campos Gerais e Guarapuava, ambas no Paraná, Alta Mogiana, em São Paulo, e no Sudoeste Goiano, hoje se espalham pelo Brasil inteiro, em diversas regiões como Planalto Gaúcho, Oeste de Santa Catarina, Sudoeste do Paraná, Sul de São Paulo e de Minas Gerais, Triângulo Mineiro, Alto Paranaíba (SP), Centro e Leste de Goiás, Oeste baiano e tantas outras áreas nos Estados do Maranhão, Piauí, Tocantins e Pará (ABRAMILHO, 2010).

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 no milho 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 à 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 o planejamento do 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 de campos de semente de milho, permite saber se a produção irá atender a demanda por sementes do próximo plantio.

Dentre os métodos de estimativa da produtividade das culturas os modelos matemáticos, que podem ser empíricos ou modelos que possuem fundamentação física e biológica, possuem destaque.

Um modelo muito conhecido e utilizado 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 foi proposto por Monteith (1972), o modelo tem grande potencial, podendo 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, tornando necessário que o modelo seja 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 com o somatório do fluxo de calor sensível e do fluxo de calor latente de evaporação. Desta forma, a fração evaporativa é determinada por meio do balanço de energia, que pode ser realizado utilizando o algoritmo SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land).

O algoritmo SEBAL, desenvolvido a partir de dados 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. Este algoritmo 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.

Com o lançamento ao espaço do primeiro satélite da série Landsat, em 1972, nos Estados Unidos da América (EUA) de forma pioneira, pesquisadores passaram a utilizar as imagens de satélite para estimativas da área cultivada e hoje com satélites mais modernos já é possível estimar a evapotranspiração das culturas utilizando imagens orbitais. No Brasil, em virtude da grande extensão territorial, a estimativa da área plantada por meio da classificação de imagens orbitais já é uma realidade, principalmente se tratando de grandes culturas como o milho.

Em 11 de fevereiro de 2013, a empresa de Serviço Geológico dos Estados Unidos da América, U. S. Geological Survey (USGS) em parceria com a Empresa Aeroespacial Norte Americana (NASA) colocaram em órbita satélite Landsat 8. A bordo deste satélite estão dois dos mais modernos sensores espectrais já produzidos. O primeiro sensor se trata do Operational Land Imager (OLI), que fornece oito bandas espectrais com resolução espacial de 30 m, e uma banda pancromática com resolução espacial de 15 m. O segundo sensor o Thermal Infrared Sensor (TIRS), fornece duas bandas espectrais da região do espectro infravermelho. O satélite possui resolução temporal de 16 dias (USGS, 2014). A continuidade do programa Landsat é assegurada pela previsão do lançamento do Landsat 9 em 2020.

Comumente técnicas aplicadas sobre dados de sensoriamento remoto são empregadas visando à predição da produtividade agrícola em alguns trabalhos (BASTIAANSSEN e ALI, 2003; SAMARASINGHE, 2003). Diversos modelos têm

sido desenvolvidos objetivando melhores estimativas da produção das culturas. Nesse contexto, o modelo de Monteith (1972) tem sido adotado por vários pesquisadores (FIELD et al., 1995; BASTIAANSSEN e ALI, 2003; SAMARASINGHE, 2003; BRADFORD et al., 2005; ARAUJO, 2013) que utilizaram como dados de entrada do modelo, informações obtidas de radiômetros com alta, média e baixa resolução espacial e temporal.

Dado o exposto, os objetivos deste trabalho foram estimar a evapotranspiração da cultura do milho utilizando o modelo SEBAL e comparar as estimativas com dados de evapotranspiração observados a campo. Buscar formas para estimar a produtividade do milho irrigado por meio de um modelo multiespectral utilizando imagens do Satélite Landsat 8, sensores OLI e TIRS, decidindo sobre a melhor forma de penalização da produtividade potencial para estimar a produtividade real da cultura. Comparar as estimativas do modelo multiespectral com os dados reais de produção observados a campo. Determinar a eficiência do uso da água pela cultura utilizando dados estimados pelo modelo multiespectral. E estudar a sensibilidade do modelo proposto quanto à ausência de imagens orbitais, simulando dias nublados.

2. MATERIAL E MÉTODOS

A pesquisa consistiu em estimar a produtividade da cultura do milho irrigado, assim como estimar sua evapotranspiração e índices de eficiência do uso da água, utilizando dados de sensoriamento remoto e comparar dados estimados com dados observados a campo. A estimativa de produtividade foi dividida em duas etapas, uma inicial para elaboração e seleção do modelo e uma posterior para a validação do modelo selecionado. A primeira etapa utilizou dados da Fazenda Triflora e a segunda etapa utilizou dados da Fazenda Busato II ambas situadas na região oeste da Bahia.

Para alcançar os objetivos da pesquisa, alguns modelos foram acoplados, originando um novo modelo, o principal modelo acoplado é 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 da conversão da energia luminosa em biomassa, esse fator foi estimado por meio do modelo de Field et al. (1995), sendo que este é dependente da fração evaporativa. Por sua vez, a fração evaporativa foi estimada por meio do algoritmo SEBAL (BASTIAANSEN et al., 1998a).

2.1. Áreas de estudo e obtenção dos dados das fazendas

A área de estudo utilizada para a elaboração e testes do modelo multiespectral pertence à Fazenda Triflora, situadas no município de São Desidério - BA, mais precisamente nas coordenadas geográficas, 12°26'58.00"S; 45°41'14.00"O. A área de estudo utilizada para validação do modelo pertence à Fazenda Busato II, situada no município de Serra do Ramalho - BA, mais precisamente nas coordenadas geográficas, 13°12'30.77"S; 43°44'0.77"O. O clima das localidades utilizadas no estudo é do tipo Aw (clima tropical com estação seca no inverno) de acordo com a classificação de Köppen (ALVARES et al., 2013). Todos os dados utilizados na pesquisa, foram cedidos pelas fazendas por intermédio da empresa Irriger, que promove o manejo da irrigação nestas fazendas.

As Figuras 1 e 2, apresentam uma composição RGB (Red Green Blue), de recortes de imagens do satélite Landsat 8, sensor OLI, onde é possível na Figura 1 visualizar os 17 pivôs pertencentes a Fazenda Triflora, e na Figura 2, visualizar os 30 pivôs pertencentes a Fazenda Busato II.



Figura 1. Fazenda Triflora, composição RGB, recorte de uma imagem do satélite Landsat 8, sensor OLI, órbita 220 ponto 069, obtida no dia 13/08/2015. Na imagem é possível visualizar os 17 pivôs de irrigação da Fazenda Triflora, o primeiro e maior deles é o pivô 17, os demais são pivôs do tipo rebocável, que em uma safra ocupam a posição "a" e na seguinte ocupam a posição "b".



Figura 2. Fazenda Busato II, composição RGB, recorte de uma imagem do satélite Landsat 8, Sensor OLI, órbita 219 ponto 069, obtida no dia 02/07/2014. Na imagem é possível visualizar os 30 pivôs de irrigação da Fazenda Busato II, alguns pivôs são cultivados em duas partes, sendo uma norte e uma sul, ou uma leste e outra oeste.

Na Fazenda Triflora foram disponibilizados dados de 12 pivôs de irrigação da safra de 2013, 12 pivôs da safra de 2014 e 14 pivôs da safra de 2015, todos cultivados com milho. As datas de plantio e colheita de cada pivô são apresentados na Tabela 1, assim como as coordenadas geográficas do centro de cada pivô.

Tabela 1. Coordenadas geográficas dos centros dos pivôs de irrigação da Fazenda Triflora e datas de plantio e colheita nas safras, 2013, 2014 e 2015.

Safra	Pivô	Coordenadas do centro do pivô		Plantio	Colheita	Variedade
		Latitude	Longitude			
2013	1a	12°26'38,32"S	45°43'15,81"O	23/04/2013	09/09/2013	Pioneer - 3134
	2a	12°27'15,44"S	45°43'19,46"O	29/04/2013	09/09/2013	Pioneer - 30f53
	3a	12°27'03,92"S	45°42'46,96"O	27/04/2013	08/09/2013	Pioneer - 30f53
	4a	12°26'28,56"S	45°42'38,00"O	24/04/2013	09/09/2013	Pioneer - 3134
	5a	12°26'09,61"S	45°41'25,94"O	26/04/2013	07/09/2013	Pioneer - 30f53
	6b	12°26'38,09"S	45°41'02,41"O	11/05/2013	09/09/2013	Pioneer - 30f53
	7b	12°26'27,15"S	45°40'29,32"O	10/05/2013	09/09/2013	Pioneer - 30f53
	8b	12°26'26,65"S	45°39'55,68"O	09/05/2013	09/09/2013	Pioneer - 30f53
	9b	12°26'35,44"S	45°39'21,48"O	08/05/2013	09/09/2013	Pioneer - 30f53
	10b	12°26'48,36"S	45°38'51,71"O	04/05/2013	09/09/2013	Pioneer - 30f53
	11b	12°26'59,82"S	45°38'19,57"O	03/05/2013	09/09/2013	Pioneer - 30f53
	12b	12°27'00,32"S	45°37'46,32"O	01/05/2013	09/09/2013	Pioneer - 30f53
2014	1b	12°26'54,92"S	45°43'54,71"O	24/05/2014	10/10/2014	Máximos
	2b	12°27'31,01"S	45°43'54,82"O	26/05/2014	10/10/2014	Status Viptera
	3b	12°26'55,87"S	45°42'14,31"O	27/05/2014	10/10/2014	Status Viptera
	4b	12°26'23,40"S	45°42'05,00"O	31/05/2014	14/10/2014	Status Viptera
	5b	12°26'49,81"S	45°41'37,57"O	30/05/2014	13/10/2014	Pioneer - 30f35
	6a	12°26'01,01"S	45°40'50,96"O	03/06/2014	26/10/2014	Pioneer - 30f35
	7a	12°25'55,28"S	45°40'17,55"O	04/06/2014	26/10/2014	Pioneer - 30f35
	8a	12°25'56,22"S	45°39'43,09"O	05/06/2014	26/10/2014	Pioneer - 30f35
	9a	12°26'04,34"S	45°39'10,03"O	07/06/2014	26/10/2014	Pioneer - 3644
	10a	12°26'17,41"S	45°38'39,10"O	06/06/2014	26/10/2014	Pioneer - 3644
	11a	12°26'28,77"S	45°38'06,75"O	09/06/2014	26/10/2014	AG 7088
	12a	12°26'30,40"S	45°37'31,42"O	10/06/2014	22/10/2014	Pioneer - 2830
2015	1a	12°26'38,32"S	45°43'15,81"O	20/05/2015	01/10/2015	DKB 390
	4a	12°26'28,56"S	45°42'38,00"O	21/05/2015	03/10/2015	Pionner - 3646
	5a	12°26'09,61"S	45°41'25,94"O	25/04/2015	03/09/2015	Status Viptera
	6b	12°26'38,09"S	45°41'02,41"O	28/05/2015	12/10/2015	Status Viptera
	7b	12°26'27,15"S	45°40'29,32"O	27/05/2015	12/10/2015	Status Viptera
	8b	12°26'26,65"S	45°39'55,68"O	26/05/2015	12/10/2015	Status Viptera
	9b	12°26'35,44"S	45°39'21,48"O	25/05/2015	12/10/2015	Status Viptera
	10b	12°26'48,36"S	45°38'51,71"O	24/05/2015	12/10/2015	Status Viptera
	11b	12°26'59,82"S	45°38'19,57"O	23/05/2015	12/10/2015	Status Viptera
	12a	12°26'30,40"S	45°37'31,42"O	09/05/2015	24/09/2015	Status Viptera
	13a	12°26'31,84"S	45°36'57,67"O	12/05/2015	24/09/2015	Status Viptera
	14a	12°26'37,73"S	45°36'23,73"O	13/05/2015	24/09/2015	Status Viptera
	15a	12°26'57,64"S	45°35'56,28"O	15/05/2015	24/09/2015	Status Viptera
	16a	12°27'16,51"S	45°35'27,62"O	16/05/2015	24/09/2015	Status Viptera

Na Fazenda Busato II, foram disponibilizados dados de 34 pivôs (ou metades de pivôs) da safra de 2013 e de 33 pivôs da safra de 2014, todos cultivados com milho. As

datas de plantio e colheita de cada pivô são apresentados na Tabela 2, assim como as coordenadas do centro de cada pivô. Na Fazenda Busato II, alguns pivôs foram divididos em duas partes, sendo uma parte norte (N) e uma sul (S), ou uma parte leste (L) e uma oeste (O).

Tabela 2. Coordenadas geográficas dos centros dos pivôs de irrigação da Fazenda Busato II e datas de plantio e colheita nas safras, 2013 e 2014.

Safr	Pivô	Coordenadas do centro do pivô		Plantio	Colheita	Variedade
		Latitude	Longitude			
2013	05 N	13°13'02.91"S	43°44'49.91"O	19/03/2013	15/07/2013	30F35YH Liberty Link
	05 S	13°13'02.91"S	43°44'49.91"O	18/03/2013	15/07/2013	30F35YH Liberty Link
	06 N	13°13'37.83"S	43°44'40.27"O	20/06/2013	12/10/2013	2B587PW
	06 S	13°13'37.83"S	43°44'40.27"O	20/06/2013	12/10/2013	2B587PW
	07 N	13°13'32.79"S	43°44'04.57"O	14/03/2013	10/07/2013	30F35YH Liberty Link
	07 S	13°13'32.79"S	43°44'04.57"O	13/05/2013	28/08/2013	30F35YH Liberty Link
	08	13°13'20.79"S	43°43'32.68"O	12/03/2013	07/07/2013	30F35YH Liberty Link
	09 N	13°13'31.20"S	43°43'02.79"O	18/04/2013	12/08/2013	30F35YH Liberty Link
	09 S	13°13'31.20"S	43°43'02.79"O	18/04/2013	12/08/2013	30F35YH Liberty Link
	10 N	13°13'11.43"S	43°42'35.48"O	21/03/2013	15/07/2013	30F35YH Liberty Link
	10 S	13°13'11.43"S	43°42'35.48"O	14/05/2013	28/08/2013	30F35YH Liberty Link
	11	13°13'50.32"S	43°42'35.83"O	15/05/2013	28/08/2013	30F35YH Liberty Link
	13	13°14'07.97"S	43°43'54.82"O	18/05/2013	29/08/2013	30F35YH Liberty Link
	14	13°14'14.17"S	43°44'30.57"O	22/06/2013	15/10/2013	DKB 390 VT Pro2
	15 L	13°14'34.99"S	43°43'31.40"O	23/03/2013	17/07/2013	30F35YH Liberty Link
	15 O	13°14'34.99"S	43°43'31.40"O	17/05/2013	13/09/2013	30F35YH Liberty Link
	16 N	13°14'19.86"S	43°42'56.91"O	19/04/2013	12/08/2013	30F35YH Liberty Link
	16 S	13°14'19.86"S	43°42'56.91"O	01/04/2013	29/07/2013	30F35YH Liberty Link
	17 L	13°15'09.34"S	43°43'40.26"O	26/03/2013	20/07/2013	30F35YH Liberty Link
	17 O	13°15'09.34"S	43°43'40.26"O	04/06/2013	01/10/2013	30F35YH Liberty Link
	18 N	13°15'03.90"S	43°44'16.87"O	01/06/2013	28/09/2013	30F35YH Liberty Link
	18 S	13°15'03.90"S	43°44'16.87"O	27/03/2013	24/07/2013	30F35YH Liberty Link
	19 L	13°15'38.64"S	43°44'07.42"O	02/04/2013	18/07/2013	30F35YH Liberty Link
	19 O	13°15'38.64"S	43°44'07.42"O	05/06/2013	02/10/2013	30F35YH Liberty Link
	20	13°15'41.35"S	43°43'33.06"O	02/05/2013	30/08/2013	30F35YH Liberty Link
	21	13°15'40.08"S	43°42'52.46"O	04/05/2013	02/09/2013	30F35YH Liberty Link
	22	13°15'08.38"S	43°42'36.08"O	07/05/2013	04/09/2013	30F35YH Liberty Link
	23	13°16'12.58"S	43°42'34.09"O	09/04/2013	05/08/2013	30F35YH Liberty Link
	24 L	13°16'31.27"S	43°43'21.70"O	16/04/2013	13/08/2013	30F35YH Liberty Link
24 O	13°16'31.27"S	43°43'21.70"O	20/04/2013	15/08/2013	30F35YH Liberty Link	
25	13°16'19.90"S	43°43'56.53"O	04/04/2013	01/08/2013	30F35YH Liberty Link	
26	13°16'52.03"S	43°43'49.74"O	24/04/2013	21/08/2013	30F35YH Liberty Link	
28	13°17'05.10"S	43°43'04.92"O	23/04/2013	20/08/2013	30F35YH Liberty Link	
29	13°16'47.67"S	43°42'33.49"O	13/04/2013	09/08/2013	30F35YH Liberty Link	
2014	01	13°11'46.58"S	43°42'43.79"O	07/03/2014	27/06/2014	DKB 390 VT Pro2
	02	13°12'10.98"S	43°43'10.15"O	10/06/2014	12/10/2014	DKB 390 VT Pro2
	03	13°12'21.17"S	43°42'35.14"O	28/02/2014	21/06/2014	DKB 390 VT Pro2
	05	13°13'02.91"S	43°44'49.91"O	20/03/2014	11/07/2014	DKB 390 VT Pro2
	06	13°13'37.83"S	43°44'40.27"O	08/05/2014	07/09/2014	DKB 390 VT Pro2
	07 N	13°13'32.79"S	43°44'04.57"O	17/03/2014	07/07/2014	DKB 390 VT Pro2
	07 S	13°13'32.79"S	43°44'04.57"O	03/05/2014	02/09/2014	DKB 390 VT Pro2
	08	13°13'20.79"S	43°43'32.68"O	05/05/2014	07/09/2014	DKB 390 VT Pro2
	10 N	13°13'11.43"S	43°42'35.48"O	15/03/2014	06/07/2014	DKB 390 VT Pro2
	10 S	13°13'11.43"S	43°42'35.48"O	07/05/2014	06/09/2014	DKB 390

Continuação da Tabela 2.						
11	13°13'50.32"S	43°42'35.83"O	04/07/2014	29/10/2014	DKB 390 VT Pro2	
12	13°13'58.48"S	43°43'22.42"O	28/03/2014	23/07/2014	DKB 390 VT Pro2	
13	13°14'07.97"S	43°43'54.82"O	01/05/2014	04/09/2014	DKB 390 VT Pro2	
14	13°14'14.17"S	43°44'30.57"O	02/05/2014	01/09/2014	DKB 390 VT Pro2	
15 L	13°14'34.99"S	43°43'31.40"O	26/03/2014	26/07/2014	DKB 390 VT Pro2	
15 O	13°14'34.99"S	43°43'31.40"O	30/04/2014	25/08/2014	DKB 390 VT Pro2	
16	13°14'19.86"S	43°42'56.91"O	21/03/2014	15/07/2014	DKB 390 VT Pro2	
17 L	13°15'09.34"S	43°43'40.26"O	01/04/2014	28/07/2014	DKB 390	
17 O	13°15'09.34"S	43°43'40.26"O	30/04/2014	26/08/2014	DKB 390 VT Pro2	
18N	13°15'03.90"S	43°44'16.87"O	29/04/2014	24/08/2014	DKB 390 VT Pro2	
18 S	13°15'03.90"S	43°44'16.87"O	01/04/2014	27/07/2014	DKB 390 VT Pro2	
19 L	13°15'03.90"S	43°44'16.87"O	03/04/2014	28/07/2014	DKB 390 VT Pro2	
19 O	13°15'03.90"S	43°44'16.87"O	28/04/2014	25/08/2014	DKB 310 VT Pro2	
21	13°15'40.08"S	43°42'52.46"O	23/04/2014	18/08/2014	DKB 390 VT Pro2	
22	13°15'08.38"S	43°42'36.08"O	26/04/2014	18/09/2014	DKB 390 VT Pro2	
23	13°16'12.58"S	43°42'34.09"O	17/04/2014	11/08/2014	DKB 390 VT Pro2	
24	13°16'31.27"S	43°43'21.70"O	15/04/2014	10/08/2014	DKB 390 VT Pro2	
25	13°16'19.90"S	43°43'56.53"O	03/04/2014	28/07/2014	DKB 390 VT Pro2	
26	13°16'52.03"S	43°43'49.74"O	05/04/2014	04/08/2014	DKB 390 VT Pro2	
27	13°17'22.46"S	43°43'36.67"O	16/05/2014	19/09/2014	DKB 390 VT Pro2	
28	13°17'05.10"S	43°43'04.92"O	07/04/2014	06/08/2014	DKB 390 VT Pro2	
29	13°16'47.67"S	43°42'33.49"O	14/04/2014	07/08/2014	DKB 390 VT Pro2	
30	13°12'42.12"S	43°43'00.50"O	24/06/2014	25/10/2014	DKB 390 VT Pro2	

N: norte; S: Sul; L: Leste; O: Oeste.

Os dados climatológicos de superfície utilizados foram coletados em cada uma das fazendas, por meio de estações meteorológicas automáticas. Os dados são referentes aos seguintes elementos: velocidade do vento a dois metros de altura (m s^{-1}), radiação solar (W m^{-2}), temperaturas máxima e mínima do ar ($^{\circ}\text{C}$), umidade relativa do ar (%) e pluviometria (mm).

2.2. Imagens utilizadas

As imagens do satélite Landsat 8, sensores OLI e TIRS, para os períodos de estudo foram obtidas diretamente do site do USGS, por meio do sistema EarthExplorer (<http://earthexplorer.usgs.gov>) mediante cadastro e autorização do órgão.

O sensor OLI, do satélite Landsat 8 fornece nove bandas espectrais, sendo uma banda pancromática (Banda 8) e o sensor TIRS fornece duas bandas termais. Informações detalhadas de cada banda estão na Tabela 3, foram utilizadas no experimento apenas as imagens que apresentaram ausência de nuvens. Na Tabela 4 são apresentadas as datas das imagens utilizadas para a elaboração e teste do modelo multiespectral, e na Tabela 5 são apresentadas as datas das imagens utilizadas para a validação do modelo.

Tabela 3. Informações do satélite Landsat 8 e seus sensores, Operational Land Imager (OLI) e Thermal Infrared Sensor (TIRS).

Sensor	Bandas	Comprimento de Onda (micrometros)	Resolução Espacial (metros)
OLI	Band 1 - Coastal aerosol	0,43 - 0,45	30
OLI	Band 2 - Azul	0,45 - 0,51	30
OLI	Band 3 - Verde	0,53 - 0,59	30
OLI	Band 4 - Vermelho	0,64 - 0,67	30
OLI	Band 5 - Infravermelho Próximo (NIR)	0,85 - 0,88	30
OLI	Band 6 - Infravermelho de Ondas curtas 1 (SWIR1)	1,57 - 1,65	30
OLI	Band 7 - Infravermelho de Ondas curtas 2 (SWIR2)	2,11 - 2,29	30
OLI	Band 8 - Pancromática	0,50 - 0,68	15
OLI	Band 9 - Cirrus	1,36 - 1,38	30
TIRS	Band 10 - Infravermelho Termal 1	10,60 - 11,19	100(30)*
TIRS	Band 11 - Infravermelho Termal 2	11,50 - 12,51	100(30)*

* Bandas adquiridas com 100 m de resolução, mas reamostradas para 30 m.

Fonte: USGS (2016), adaptado.

Tabela 4. Imagens da Fazenda Triflora, órbita 220 ponto 069, provenientes do satélite Landsat 8 sensores OLI e TIRS, utilizadas para a elaboração e seleção do modelo multiespectral para a estimativa da produtividade da cultura do milho irrigado.

Safra	Data	Situação	Número Atribuído a Imagem
2013	19/05/2013	Ausência de nuvens	1
	04/06/2013	Nuvens	-
	20/06/2013	Ausência de nuvens	2
	06/07/2013	Ausência de nuvens	3
	22/07/2013	Ausência de nuvens	4
	07/08/2013	Ausência de nuvens	5
	23/08/2013	Ausência de nuvens	6
2014	08/09/2013	Ausência de nuvens	7
	07/06/2014	Ausência de nuvens	8
	23/06/2014	Nuvens	-
	09/07/2014	Ausência de nuvens	9
	25/07/2014	Ausência de nuvens	10
	10/08/2014	Ausência de nuvens	11
	26/08/2014	Ausência de nuvens	12
2015	11/09/2014	Ausência de nuvens	13
	27/09/2014	Ausência de nuvens	14
	13/10/2014	Nuvens	-
	23/04/2015	Nuvens	-
	09/05/2015	Nuvens	-
	25/05/2015	Ausência de nuvens	15
	10/06/2015	Ausência de nuvens	16
	26/06/2015	Ausência de nuvens	17
	12/07/2015	Nuvens	-
	28/07/2015	Ausência de nuvens	18
13/08/2015	Ausência de nuvens	19	
29/08/2015	Ausência de nuvens	20	
14/09/2015	Ausência de nuvens	21	
30/09/2015	Ausência de nuvens	22	

Tabela 5. Imagens da Fazenda Busato II, órbita 219 ponto 069, provenientes do satélite Landsat 8 sensores OLI e TIRS, utilizadas para a validação do modelo multiespectral para a estimativa da produtividade da cultura do milho irrigado.

Safra	Data	Situação	Número Atribuído a Imagem
2013	26/04/2013	Ausência de nuvens	23
	12/05/2013	Ausência de nuvens	24
	13/06/2013	Ausência de nuvens	25
	29/06/2013	Ausência de nuvens	26
	15/07/2013	Ausência de nuvens	27
	31/07/2013	Ausência de nuvens	28
	16/08/2013	Parcialmente Nublado	29
	01/09/2013	Parcialmente Nublado	30
	17/09/2013	Ausência de nuvens	31
	03/10/2013	Ausência de nuvens	32
2014	12/03/2014	Ausência de nuvens	33
	28/03/2014	Nuvens	-
	13/04/2014	Ausência de nuvens	34
	15/05/2014	Ausência de nuvens	35
	31/05/2014	Ausência de nuvens	36
	16/06/2014	Nuvens	-
	02/07/2014	Ausência de nuvens	37
	18/07/2014	Parcialmente Nublado	38
	03/08/2014	Nuvens	-
	19/08/2014	Ausência de nuvens	39
	04/09/2014	Ausência de nuvens	40
	20/09/2014	Ausência de nuvens	41
	06/10/2014	Ausência de nuvens	42
22/10/2014	Parcialmente Nublado	43	

Cada imagem foi recortada a fim de reduzir seu tamanho e facilitar o processamento das mesmas. Essa prática diminui o tempo de processamento por imagem, as mesmas foram recortadas abrangendo apenas a área necessária de trabalho, cobrindo apenas as fazendas de interesse.

2.3. Descrição e aplicação do algoritmo SEBAL

O algoritmo SEBAL possibilitou a determinação da fração evaporativa, que foi utilizada para a determinação da eficiência do uso da radiação solar pela cultura, assim como possibilita a estimativa de sua evapotranspiração.

O SEBAL necessita de informações da superfície obtidas por sensoriamento remoto e dados meteorológicos da superfície 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. (1998a, 1998b) 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/Aqua, Landsat 5 - TM e Landsat 8 - OLI TIRS, entre outros.

A radiância espectral dos alvos observados pelo sensor OLI a bordo da plataforma Landsat 8, são armazenadas em níveis de cinza, ou número digital, com resolução radiométrica de 16 bits, tendo resolução espacial de 30 m nas bandas reflectivas e 100 m nas bandas do termais, que é reamostrada para 30 m. 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 etapa foi a determinação da reflectância no topo da atmosfera corrigida em função do ângulo de elevação solar para cada banda do sensor OLI ($\rho\lambda_i$). Neste processo o número digital (ND) de cada pixel da imagem foi convertido em valores de reflectância. Para calcular a $\rho\lambda_i$ de cada banda foi utilizada a Equação 2 (USGS, 2016).

$$\rho\lambda_i = \frac{M_p \cdot ND + A_p}{\sin(\theta_{SE})} \quad (2)$$

Em que, M_p é o fator de reescala multiplicativo, específico de cada banda; A_p é o fator de reescala aditivo, específico de cada banda do sensor OLI; θ_{SE} é o ângulo local de elevação solar e i indica a i ésima banda do sensor OLI. Os valores de M_p , A_p e θ_{SE} estão disponíveis no arquivo de texto que acompanha cada imagem de satélite.

Com a reflectância de cada banda foi possível obter o albedo planetário (α_{toa}) por meio da Equação 3, isto é, o albedo não ajustado a transmissividade atmosférica, este foi obtido pela combinação linear das reflectâncias monocromáticas dos canais reflectivos do OLI - Landsat 8, os coeficientes foram propostos por Ruhoff et al. (2015):

$$\alpha_{toa} = 0,300 \cdot \rho_2 + 0,276 \cdot \rho_3 + 0,233 \cdot \rho_4 + 0,143 \cdot \rho_5 + 0,035 \cdot \rho_6 + 0,012 \cdot \rho_7 \quad (3)$$

Em que, ρ_2 , ρ_3 , ρ_4 , ρ_5 , ρ_6 e ρ_7 são as reflectâncias monocromáticas das bandas 2, 3, 4, 5, 6 e 7. O cálculo do albedo da superfície ou albedo corrigido para os efeitos atmosféricos (α) foi dado pela Equação 4 (SILVA, 2005):

$$\alpha = \frac{\alpha_{toa} - \alpha_p}{\tau_{sw}^2} \quad (4)$$

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 5 (ALLEN et al., 2002):

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

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 do local imageado. 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 6, que expressa a razão entre a diferença das reflectividades do Infravermelho próximo (IV-próximo, ρ_{IV}) e do vermelho (ρ_V) pela soma das mesmas (ROUSE et al. 1974):

$$\text{NDVI} = \frac{\rho_{IV} - \rho_V}{\rho_{IV} + \rho_V} \quad (6)$$

Em que, ρ_{IV} , ρ_V correspondem, respectivamente, as reflectâncias das bandas 5 e 4 do sensor OLI do Landsat 8. Este é um dos mais conhecidos e utilizados índices de vegetação, o NDVI é um índice de razão, sendo assim, seus resultados não dependem das condições de iluminação. Na faixa do visível a clorofila absorve a radiação solar no processo fotossintético (região do vermelho) e na faixa do infravermelho próximo o tecido foliar reflete essa radiação.

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). Valores de NDVI próximos de -1 indicam a presença de água, valores de NDVI próximos de zero significam ausência de vegetação, enquanto os valores de NDVI perto de 1 podem indicar uma grande densidade de folhas verdes.

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, apresenta-se como um avançado método para a avaliação da eficiência biológica da cultura (DAUGHTRY et al., 1992).

Gao (1996), em suas pesquisas, desenvolveu um índice de diferença normalizado para quantificar a água presente no tecido vegetal, conhecido em inglês como Normalized Difference Water Index (NDWI). Este índice foi criado para estimar a quantidade de água presente na cultura, baseado em princípios físicos radiométricos. Hardisky et al. (1983), desenvolveu um índice similar, para trabalhar com imagens

Landsat, estes pesquisadores relatam que o índice pode ser utilizado como índice quantitativo para a presença de água nas plantas. O NDWI foi determinado pela Equação 7:

$$NDWI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR1}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}} \quad (7)$$

Em que, ρ_{NIR} , ρ_{SWIR1} , correspondem respectivamente as reflectâncias das bandas 5, no comprimento de onda do infravermelho próximo e banda 6, no comprimento de onda do infravermelho de ondas curtas, ambas do sensor OLI do Landsat 8. O NDWI não é propriamente utilizado no algoritmo SEBAL, ele foi utilizado neste trabalho, como ferramenta de penalização para a estimativa de produtividade da cultura. No entanto o NDWI mostra-se relevante para o monitoramento do conteúdo de água foliar, que é utilizado na agricultura e irrigação (PENUELAS et al., 1993). Este índice remove as variações induzidas pela estrutura interna da folha e os teores de matéria seca, melhorando a precisão na recuperação do teor de água de vegetação (CECCATO et al., 2001).

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 8, de Huete (1988):

$$SAVI = \frac{(1+L) \cdot (\rho_{IV} - \rho_V)}{(L + \rho_{IV} + \rho_V)} \quad (8)$$

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) é definido pela razão entre a área foliar de toda a vegetação pela unidade de área utilizada por essa vegetação. O IAF transmite uma ideia da biomassa de cada pixel da imagem, este foi calculado por meio da Equação 9, sugerida por Allen et al. (2002):

$$IAF = -\frac{\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (9)$$

Para converter os valores de número digital (ND) da banda 10, do sensor TIRS do Landsat 8, em temperatura, foi seguido o procedimento indicado pelo USGS (2016). Primeiro foi necessário converter os valores de cada pixel, da imagem, em valores de radiância espectral, 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, para isso foi utilizada a Equação 10 (USGS, 2016):

$$L_{\lambda 10} = M_L \cdot ND + A_L \quad (10)$$

Em que, $L_{\lambda 10}$ é a radiância espectral no topo da atmosfera para a banda 10 do satélite ($Wm^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$), M_L é o fator multiplicativo de reescala, específico da banda 10, encontrado nos metadados da imagem do dia em questão, A_L é o fator de reescala aditivo, específico da banda 10, também encontrado nos metadados da imagem (arquivo de texto que acompanha cada imagem).

Após determinar os valores de radiância, para a banda 10, estes foram convertidos em temperatura (T_s , em Kelvin), para isso foi utilizada a Equação 11, proposta pelo USGS (2016):

$$T_s = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_{\lambda 10}} + 1\right)} \quad (11)$$

Em que, K_1 e K_2 são constantes de calibração das bandas termais do sensor OLI, estes valores são encontrados nos metadados que acompanham a imagem.

Para calcular a radiação de ondas longas emitida pela superfície, foi considerada a emissividade da banda larga (ϵ_o). Segundo Allen et al. (2002), a ϵ_o pode ser obtidas, para $NDVI > 0$ e $IAF < 3$, pela Equação 12:

$$\epsilon_o = 0,95 + 0,01 \cdot IAF \quad (12)$$

Sendo adotado o valor de $\epsilon_0 = 0,98$, para pixels com $IAF \geq 3$, foi utilizado para corpos d'água ($NDVI < 0$ e $\alpha < 0,47$) os valores de $\epsilon_0 = 0,985$. conforme preconizam Allen et al. (2002).

Após os cálculos de ϵ_0 , a equação de Stefan-Boltzmann foi utilizada na obtenção da radiação de onda longa emitida pela superfície ($R_{L\uparrow}$, em Wm^{-2} ; Equação 13):

$$R_{L\uparrow} = \epsilon_0 \cdot \sigma \cdot T_s^4 \quad (13)$$

Em que, ϵ_0 é a emissividade de cada pixel, σ é a constante de Stefan-Boltzmann ($5,67 \cdot 10^{-8} Wm^{-2}K^{-4}$) 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 14), como demonstrado abaixo, só que considerando a emissividade atmosférica (Equação 15):

$$R_{L\downarrow} = \epsilon_a \cdot \sigma \cdot T_a^4 \quad (14)$$

$$\epsilon_a = 0,85 \cdot (-\ln \tau_{sw})^{0,09} \quad (15)$$

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 16:

$$R_{s\downarrow} = S \cdot \cos Z \cdot d_r \cdot \tau_{sw} \quad (16)$$

Em que, S é a constante solar ($1367 Wm^{-2}$), Z é ângulo solar zenital e d_r é a distancia relativa entre a terra e o sol no momento. $R_{s\downarrow}$ pode ser considerado constante em toda a área de estudo, quando a mesma é de pequena dimensão (50 km x 50 km).

Depois de determinado o valor de $R_{s\downarrow}$, foi calculado o saldo de radiação à superfície (R_n , Wm^{-2}), por meio da Equação 17:

$$R_n = R_{s\downarrow} - \alpha \cdot R_{s\downarrow} + R_{L\downarrow} - R_{L\uparrow} - (1 - \varepsilon_o) \cdot R_{L\downarrow} \quad (17)$$

Posteriormente foi obtido o fluxo de calor no solo (G , Wm^{-2}) por meio da Equação 18, proposta por Bastiaanssen (2000):

$$G = \left[\frac{T_s}{\alpha} \cdot (0,0038 \cdot \alpha + 0,0074 \cdot \alpha^2)(1 - 0,98 \cdot NDVI^4) \right] R_n \quad (18)$$

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 da temperatura da superfície, usando uma calibração interna, da diferença da temperatura entre dois níveis próximos à superfície, como demonstrado na Equação 19 (BASTIAANSSEN et al., 1998a).

$$H = \rho \cdot c_p \frac{(a + b \cdot T_s)}{r_{ah}} \quad (19)$$

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 temperaturas, 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 ($z_{om \text{ inicial}}$) ao aplicar a Equação 20, sugerida por Allen et al. (2002):

$$z_{om \text{ inicial}} = 0,12 \cdot h \quad (20)$$

Em que, h é a altura média da vegetação (m). Nesse caso foi utilizado $h = 1,3$ m.

Posteriormente, calculou-se a velocidade de fricção inicial (u^*_{inicial}) para a condição de atmosfera neutra (Equação 21):

$$u^*_{\text{inicial}} = \frac{k \cdot u_x}{\ln\left(\frac{Z_x}{Z_{\text{om inicial}}}\right)} \quad (21)$$

Em que, k é constante de Von Karman (0,41), u_x é a velocidade do vento (ms^{-1}) na altura Z_x (2 m) e $Z_{\text{om inicial}}$ é o coeficiente de rugosidade inicial (m).

Com as informações de $Z_{\text{om inicial}}$ e u^*_{inicial} foi possível estimar a velocidade do vento a uma altura (z) de 100 m (u_{100}) chamada de altura de mistura, onde se assume que os efeitos da rugosidade da superfície são desprezíveis (Equação 22):

$$u_{100} = u^*_{\text{inicial}} \frac{\ln\left(\frac{100}{Z_{\text{om inicial}}}\right)}{k} \quad (22)$$

Posteriormente, foi calculada a velocidade de fricção em cada pixel. Admitindo 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 23:

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

Em que, Z_{om} em cada pixel foi obtido em função do SAVI segundo a Equação 24, desenvolvida por BASTIAANSEN (2000):

$$Z_{\text{om}} = \exp(-5,809 + 5,62 \cdot \text{SAVI}) \quad (24)$$

Para a obtenção de H no algoritmo SEBAL, são necessárias informações 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 25:

$$r_{ah} = \frac{\ln\left(\frac{z_2}{z_1}\right)}{u^* \cdot k} \quad (25)$$

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 fluxo de 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 ($^{\circ}C$). Isto foi feito utilizando 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 ($^{\circ}C$) para cada pixel foi dado pelo SEBAL por meio de uma relação linear entre dT e T_s (temperatura da superfície)(Equação 26):

$$dT = a + b \cdot T_s \quad (26)$$

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

Seleção do Pixel Frio: O pixel frio foi utilizado 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 à zero, isto é, toda a energia disponível do ar será usada para evaporar a água (Equação 27):

$$\lambda E T_{\text{frio}} = R_n - G \quad (27)$$

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 existe 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 28), sendo o fluxo de calor sensível do pixel quente (H_{quente} ; Wm^{-2}) dado pela Equação 29:

$$H = R_n - G \quad (28)$$

$$H_{\text{quente}} = R_n - G = \frac{\rho \cdot c_p (a + b \cdot T_s)}{r_{\text{ah}}} \quad (29)$$

Em que, T_s , R_n , G e r_{ah} são obtidos exatamente no pixel quente selecionado na imagem. Com base nesses valores, obtém-se uma relação linear (Equação 30):

$$a + b \cdot T_s = \frac{r_{\text{ah}}(R_n - G)}{\rho \cdot c_p} \quad (30)$$

Como no pixel frio $dT = 0$, ou seja, $a + b \cdot T_s = 0$, 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 31, 32, 33, 34 e 35:

Sabe-se que:

$$dT = \frac{r_{\text{ah}}(R_n - G)}{\rho \cdot c_p} \quad (31)$$

$$a + b \cdot T_s = dT \quad (32)$$

$$a + b \cdot T_s = 0 \rightarrow a = -b \cdot T_s \quad (33)$$

Substituindo 33 em 32, temos:

$$-b \cdot T_{\text{pixel frio}} + b \cdot T_{\text{pixel quente}} = dT \rightarrow b(T_{\text{pixel quente}} - T_{\text{pixel frio}}) = dT \quad (34)$$

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

Com os valores de $T_{\text{pixel frio}}$, $T_{\text{pixel quente}}$, R_n , G e r_{ah} , calcula-se dT na equação 31, que por sua vez é utilizada na estimativa de b na equação 35. Ao obter o valor de b volta-se na equação 33 determinando-se 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, sendo que nas etapas seguintes foi 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), isso devido ao fato de elas afetarem 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), 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 à térmica, $L < 0$ condição de instabilidade; $L > 0$ condição de estabilidade e $L = 0$ condição de neutralidade. A Equação 36 exprime o comprimento de Monin-Obukhov (BASTIAANSSEN et al., 1998a):

$$L = -\frac{\rho \cdot c_p \cdot u^*{}^3 \cdot T_s}{k \cdot g \cdot H} \quad (36)$$

Em que, ρ é a densidade do ar ($1,15 \text{ kg m}^{-3}$); c_p é o calor específico do ar ($1004 \text{ Jkg}^{-1}\text{K}^{-1}$); u^* é a velocidade de fricção em 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 37 a 45 (BASTIAANSEN et al., 1998a):

Se $L < 0$; condição instável:

$$\Psi_{m(100m)} = 2\ln\left(\frac{1+x_{(100m)}}{2}\right) + \ln\left(\frac{1+x_{(100m)}^2}{2}\right) - 2 \cdot \text{ArcTan}(x_{(100m)}) + 0,5\pi \quad (37)$$

$$\Psi_{h(2m)} = 2\ln\left(\frac{1+x_{(2m)}^2}{2}\right) \quad (38)$$

$$\Psi_{h(0,1m)} = 2\ln\left(\frac{1+x_{(0,1m)}^2}{2}\right) \quad (39)$$

Em que,

$$x_{(100m)} = \left(1 - 16 \cdot \frac{100}{L}\right)^{0,25} \quad (40)$$

$$x_{(2m)} = \left(1 - 16 \cdot \frac{2,0}{L}\right)^{0,25} \quad (41)$$

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

Se $L > 0$; condição estável:

$$\Psi_{m(100m)} = -5 \left(\frac{100}{L} \right) \quad (43)$$

$$\Psi_{h(2m)} = -5 \left(\frac{2}{L} \right) \quad (44)$$

$$\Psi_{h(0,1m)} = -5 \left(\frac{0,1}{L} \right) \quad (45)$$

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 46 (BASTIAANSSEN et al., 1998a):

$$u^* = \frac{u_{100} \cdot k}{\ln \left(\frac{100}{z_{om}} \right) - \Psi_{m(100m)}} \quad (46)$$

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 parâmetro 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 $r_{ah \text{ corrigido}}$ (sm^{-1}) (Equação 47).

$$r_{ah \text{ corrigido}} = \frac{\ln \left(\frac{z_2}{z_1} \right) - \Psi_{h(z_2)} + \Psi_{h(z_1)}}{u^* \cdot k} \quad (47)$$

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 3 mostra o fluxograma do processo iterativo para o cálculo de H .

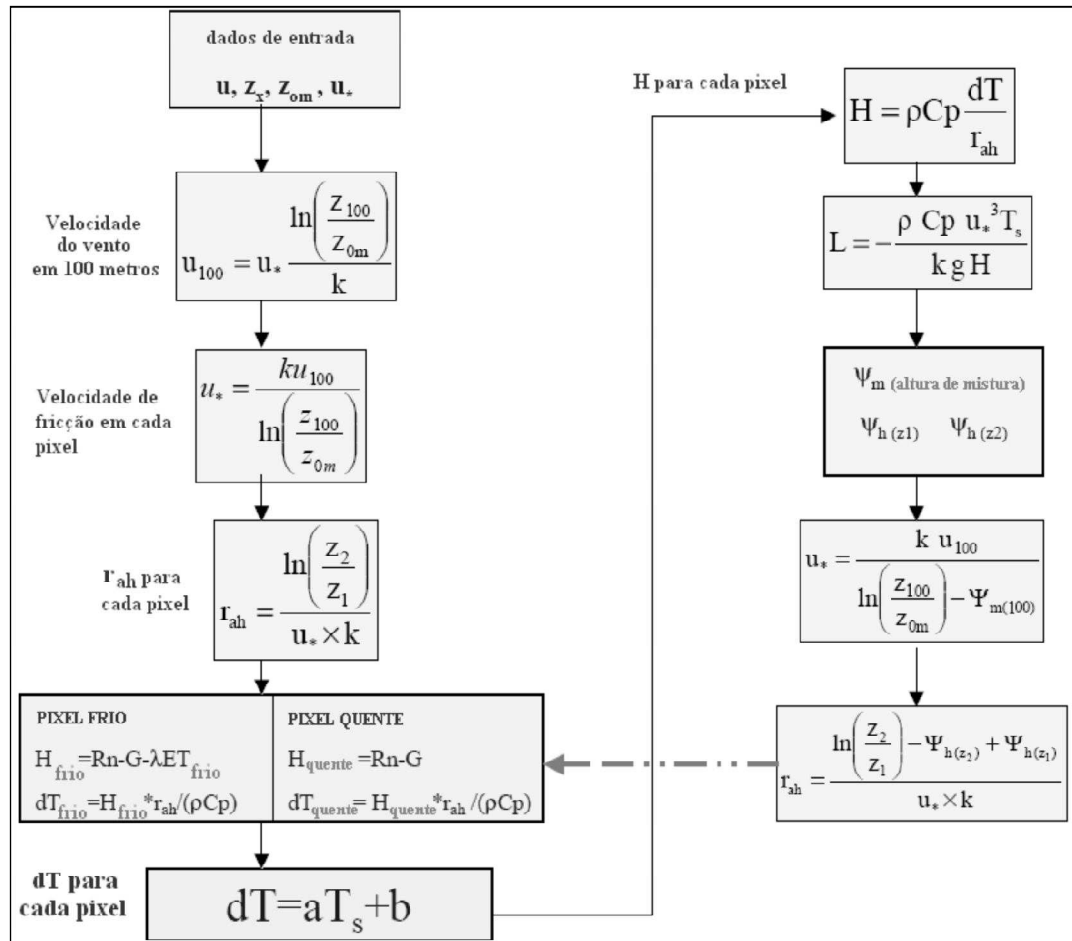


Figura 3. Fluxograma da iteração realizada no algoritmo SEBAL.

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

O algoritmo SEBAL, inicialmente foi idealizado para a estimativa da evapotranspiração de áreas extensas. No entanto, surgiram diversas aplicações para o mesmo. A evapotranspiração é obtida como resíduo da equação clássica do balanço de energia à superfície, mostrada anteriormente, onde o fluxo de calor latente é definido como a taxa de calor cedido à água da superfície (solo e/ou planta) para que a mesma evapore ou evapotranspire. Este fluxo foi calculado pela diferença entre o saldo de radiação, o fluxo de calor no solo e o fluxo de calor sensível, rearranjando a equação do saldo de radiação (Equação 1).

Em sequência, foi determinada a fração evaporativa (λ). A fração evaporativa descreve a partição do saldo de radiação em fluxo de calor latente e este processo de particionamento varia significativamente com as condições de umidade do solo. A fração evaporativa é determinada pela razão 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 (PENG et al., 2013), e pode ser calculada pela Equação 48 (SHUTTLEWORTH et al., 1989).

$$\lambda = \frac{LE}{LE + H} = \frac{Rn - G - H}{(Rn - G - H) + H} = \frac{LE}{Rn - G} \quad (48)$$

Para a estimativa da evapotranspiração diária (mm d^{-1}), foi empregada a Equação 49 proposta por Ayenew (2003):

$$ET_{\text{diário}} = \frac{\lambda \cdot Rn_{\text{diário}}}{28} \quad (49)$$

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 50:

$$Rn_{\text{diário}} = (1 - \alpha) \cdot K_{\text{diário}}^{\downarrow} + L_{\text{diário}}^{\downarrow} \quad (50)$$

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 51:

$$L_{\text{diário}}^{\downarrow} = \sigma \cdot (0,34 - 0,14e_a^{0,5}) \cdot T_a^4 \quad (51)$$

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

2.4. Estimativa da biomassa do milho

A estimativa da biomassa acima do solo para a cultura do milho foi feita por meio do modelo de Monteith (1972), o qual também foi aplicado por Bastiaanssen e Ali (2003) e Araujo (2013). Esse modelo descreve o acúmulo de biomassa em função da

radiação absorvida pela cultura (APAR) em um dado tempo (t) e em função de um fator de eficiência do uso da radiação (ε), o modelo pode ser visto a seguir (Equação 52):

$$\text{Biomassa}_{\text{total}} = \varepsilon \cdot [\text{APAR}(t)] \cdot 0,864 \quad (52)$$

Em que, $\text{Biomassa}_{\text{total}}$ 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 (SANTIAGO e DAWSON, 2014) a qual é de difícil quantificação devido a sua distinta variabilidade espacial e temporal e também pela temperatura. Asrar et al. (1984) propuseram uma correção para o fator de eficiência do uso da radiação 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 53):

$$\varepsilon = \varepsilon_{\text{max}} \cdot T_1 \cdot T_2 \cdot \lambda \quad (53)$$

Em que, ε_{max} é a máxima eficiência do uso da radiação, cujo valor utilizado para milho, conforme literatura, pode variar entre 2,7 a 4,2 g MJ^{-1} , sendo utilizado neste trabalho o valor de 3,5 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, estimada por meio do algoritmo SEBAL. Neste estudo apenas a correção pelo escalar de estresse hídrico foi considerada por meio da λ , pois a região não apresenta restrições térmicas para o crescimento da cultura, o mesmo procedimento foi adotado por Teixeira et al. (2009a; 2009b).

A fração evaporativa descreve a partição do saldo de radiação (R_n) em fluxo de calor latente (LE) e este processo de particionamento varia significativamente com as condições de umidade do solo sendo a mesma essencialmente controlada pela umidade na zona radicular (BASTIAANSSEN et al., 1997; FORD et al., 2014; RAHIMZADEH-BAJGIRAN et al., 2013). 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 (BASTIAANSSEN et al., 1997).

Para determinar a APAR primeiramente foi estimada a radiação fotossinteticamente ativa (PAR, Wm^{-2}) por meio da Equação 54:

$$PAR = 0,48 \cdot K_{diario} \downarrow \quad (54)$$

Esta equação, expressa 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 FPAR por meio da Equação 55, sugerida por Daughtry et al. (1992):

$$FPAR = -0,16 + 1,257 \cdot NDVI \quad (55)$$

Após as estimativas de PAR e FPAR, pode-se então determinar a APAR (Wm^{-2}) empregando a Equação 56:

$$APAR = FPAR \cdot PAR \quad (56)$$

Após aplicar o procedimento descrito, em cada uma das imagens do ciclo da cultura foi possível quantificar a biomassa seca total produzida pela mesma.

eficiência do uso da luz por meio do modelo de Field et al. (1995), juntamente a radiação absorvida pela cultura, foi estimada, possibilitando a estimativa da biomassa por meio do modelo de Monteith (1972), e finalmente os valores de biomassa puderam ser convertidos em produtividade potencial.

2.6. Estimativa da produtividade real do milho

Depois de obtida a produtividade potencial da cultura a mesma precisa ser convertida em produtividade real, isso foi feito por meio de penalizações da produtividade potencial. Para isso foram propostos e avaliados quatro diferentes modelos de penalização.

O primeiro modelo de penalização testado se baseia em um índice de penalização (IP), que é estimado em função dos valores observados a campo. Este é um coeficiente multiplicativo utilizado para converter os valores de produtividade potencial em produtividade real estimada, se tornado parte do modelo. O IP é dado pela média da razão entre a produtividade real observada a campo e a produtividade potencial estimada, como mostra a Equação 60, este modelo de penalização foi utilizado por Bastiaanssen e Ali, (2003) e Araujo (2013).

$$I_p = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\text{Produtividade}_i}{Y_{c_i}} \right)}{n} \quad (58)$$

Em que, Produtividade_i é a produtividade observada a campo e i representa o número do pivô considerado. Para a utilização deste modelo, é necessário uma primeira safra, onde o índice é estimado e posteriormente utilizado nas demais, podendo haver a necessidade de calibrações.

O segundo modelo para a penalização proposto utiliza o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada - NDVI, neste modelo o valor do NDVI de cada pixel foi utilizado como um fator multiplicativo para penalizar a produtividade potencial (Equação 59). O NDVI é um indicativo do vigor da vegetação, desta forma valores elevados de NDVI que representam uma vegetação mais vigorosa resultam em uma menor penalização e valores baixos de NDVI que representam uma vegetação com menor vigor, resulta em maiores valores de penalização.

$$\text{Produtividade}_{\text{estimada}} = Y_{\text{c pixel}} \cdot \text{NDVI}_{\text{pixel}} \quad (59)$$

Em que, $\text{Produtividade}_{\text{estimada}}$ é a produtividade estimada pelo modelo (kg ha^{-1}), $Y_{\text{c pixel}}$ é a produtividade potencial da cultura em cada pixel da imagem (kg ha^{-1}) e $\text{NDVI}_{\text{pixel}}$ é o NDVI de cada pixel da cultura imageada.

O terceiro modelo proposto para a penalização utiliza o Índice de Água da Diferença Normalizada - NDWI, neste modelo o valor do NDWI de cada pixel foi utilizado como um fator multiplicativo para penalizar a produtividade potencial, assim como no modelo anterior.

$$\text{Produtividade}_{\text{estimada}} = Y_{\text{c pixel}} \cdot \text{NDWI}_{\text{pixel}} \quad (60)$$

Em que, $\text{NDWI}_{\text{pixel}}$ é o NDWI de cada pixel da cultura imageada.

O quarto modelo proposto para a penalização utiliza o Índice de Vegetação Ajustado para os Efeitos do Solo - SAVI, neste modelo o valor do SAVI de cada pixel foi utilizado como um fator multiplicativo para penalizar a produtividade potencial, assim como nos modelos anteriores.

$$\text{Produtividade}_{\text{estimada}} = Y_{\text{c pixel}} \cdot \text{SAVI}_{\text{pixel}} \quad (61)$$

Em que, $\text{SAVI}_{\text{pixel}}$ é o SAVI de cada pixel da cultura imageada.

2.7. Comparações, análises estatísticas, seleção e validação do modelo

Após a estimativa da evapotranspiração da cultura e da produtividade potencial por meio do modelo multiespectral e posteriormente da produtividade real por meio dos métodos descritos para penalização, os valores estimados foram comparados com os dados observados a campo.

Foram feitas análises de regressão linear entre os valores observados e estimados, além da análise dos 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” para a comparação de duas médias, assim como foram calculados os valores de correlação de Pearson.

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

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

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

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

O modelo selecionado, para a etapa de validação foi aquele que apresentou menores valores para erros, maiores valores para o coeficiente de determinação, assim como para o índice de concordância de Willmott e para o coeficiente de correlação de Pearson. O caráter físico ou empirismo do modelo também foi considerado.

Depois de selecionado o melhor modelo, o mesmo foi aplicado nas imagens da Fazenda Busato II, realizando comparações entre valores observados e estimados, a fim de validar o mesmo.

2.8. Cálculo da evapotranspiração da cultura observada a campo

Para efeito de comparação da evapotranspiração da cultura (ET_c) estimada utilizando o algoritmo SEBAL com a ET_c observada a campo, a mesma foi calculada por meio do método GESAI (Grupo de Estudos e Soluções para a Agricultura Irrigada).

Este método preconiza primeiramente o cálculo da evapotranspiração de referência (ET_0) pelo método de Penman-Monteith FAO-56 e posteriormente a estimativa da ET_c por meio do uso de coeficientes como mostra a equação 65. A ET_0 foi

calculada utilizando os dados meteorológicos coletados por meio das estações meteorológicas automáticas instaladas em cada uma das fazendas.

$$ET_c = ET_0 \cdot K_C \cdot K_S \cdot K_L \quad (65)$$

Em que, K_C é o coeficiente cultural variável de acordo com o estágio vegetativo da cultura, K_S é o coeficiente de estresse hídrico no solo e K_L é o coeficiente de localização. Os valores de K_C e K_S foram calculados de acordo com os métodos apresentados por Bernardo, Soares e Mantovani (2009).

2.9. Estimativa da eficiência do uso da água

De posse das imagens de evapotranspiração diária e das imagens de produtividade diária, foi possível estimar a eficiência do uso da água (EUA) da cultura do milho irrigado. Este índice exprime a quantidade produzida por unidade de água transpirada pela cultura (kg m^{-3}), sendo possível fazer estimativas com variação temporal ao longo do ciclo da cultura, a EUA pode ser estimada pela Equação 66.

$$EUA = \frac{\text{Produtividade}}{ET_c} \quad (66)$$

Em que, Produtividade é a produtividade estimada, e ET_c é a evapotranspiração da cultura estimada por meio do algoritmo SEBAL.

Todo o modelo descrito pode ser visualizado de forma simplificada nos esquemas demonstrativos da Figura 5.

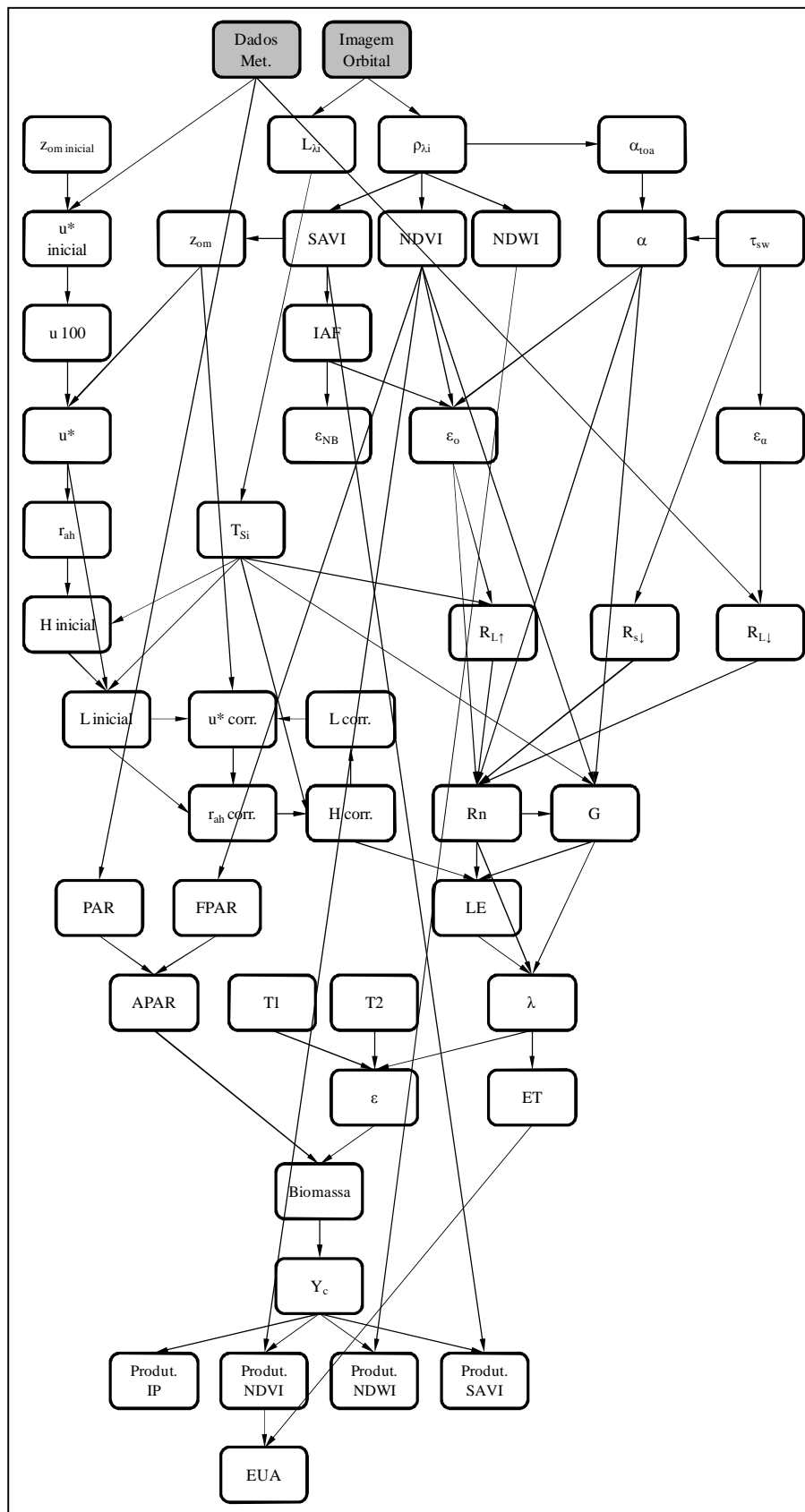


Figura 5. Fluxograma do modelo proposto.

2.10. Análise da sensibilidade do modelo devido à ausência de imagens

Para estudar a sensibilidade do modelo, quanto a ausência de imagens, simulando dias com elevada nebulosidade, 6 pivôs da Fazenda Triflora foram selecionados para um estudo. Para a seleção destes pivôs, foram analisadas as datas de plantio e colheita de todos os pivôs de irrigação da Fazenda Triflora nas safras 2013, 2014 e 2015, além do número de imagens que cobria cada pivô.

Essa análise teve a finalidade de identificar quais pivôs eram cobertos pelas mesmas imagens, as quais foram utilizadas para as estimativas de produtividade utilizando o modelo e também para identificar os pivôs que possuíam datas de plantio e colheita semelhantes.

Os pivôs selecionados para o estudo foram os que eram cobertos pelo maior número de imagens em comum e que possuíam datas de plantio e colheita semelhantes.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após o download das 22 imagens que mostram a Fazenda Triflora, as quais são isentas de nuvens nas safras 2013, 2014 e 2015, as mesmas foram recortadas e processadas, o processamento consistiu em aplicar o algoritmo SEBAL, para estimar a fração evaporativa e a evapotranspiração da cultura (ETc), posteriormente aplicar o modelo de Field et al. (1995), o modelo de Monteith (1972) para estimar a produtividade potencial e finalmente estimar a produtividade real, fazendo uso de quatro diferentes métodos para a penalização da produtividade potencial.

Após aplicar o algoritmo SEBAL nas imagens da Fazenda Triflora, foram obtidos mapas de evapotranspiração da cultura (ETc) para cada data de imageamento, totalizando 22 imagens. Os resultados da ETc em função dos dias após o plantio, estimados por meio do algoritmo SEBAL são apresentados na Figura 6 para as safras 2013, 2014 e 2015, na Fazenda Triflora.

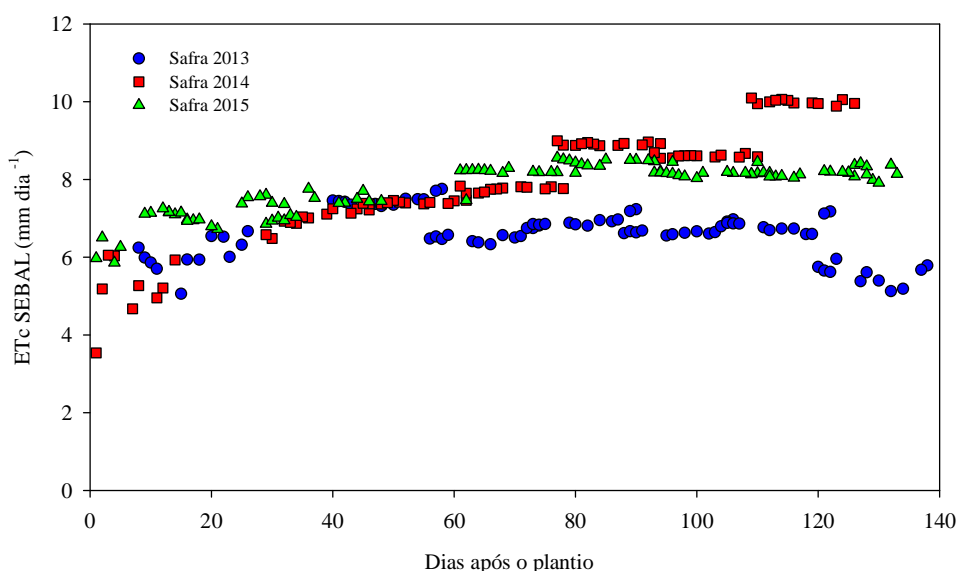


Figura 6. Evapotranspiração da cultura do milho irrigado estimada por meio do algoritmo SEBAL (ETc SEBAL) em função dos dias após o plantio, nas safras 2013, 2014 e 2015, na Fazenda Triflora.

É possível observar que a evapotranspiração estimada por meio do SEBAL, assim como esperado, é menor no início do cultivo, aumenta durante a fase de maior crescimento do milho e posteriormente diminui com a maturidade das plantas. Este comportamento é menos evidenciado na safra 2014, nesta safra as informações do final do cultivo foram perdidas devido à presença de nuvens na imagem do dia 13 de outubro de 2014.

Os resultados da ETc estimada por meio do algoritmo SEBAL, foram comparados com os valores de ETc observados a campo. A comparação foi feita utilizando um gráfico de dispersão, apresentado na Figura 7. Os dados de ETc observados a campo foram estimados por meio de dados meteorológicos coletados na fazenda, isso para cada pivô em sua respectiva fase de cultivo.

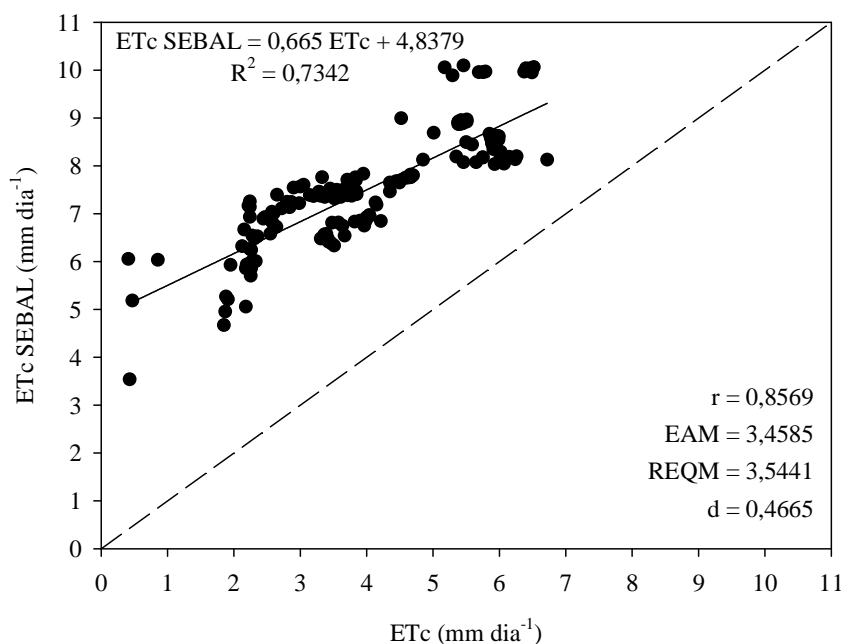


Figura 7. Evapotranspiração da cultura do milho estimada por meio do algoritmo SEBAL (ETc SEBAL) em função da evapotranspiração da cultura do milho estimada a campo (ETc) por meio de dados meteorológicos, nas safras 2013, 2014 e 2015, na Fazenda Triflora.

É possível observar que os valores de ETc estimados por meio do SEBAL superestimam os valores de ETc observados a campo, no entanto os valores estimados e observados possuem elevada correlação. Desta forma o método precisa ser calibrado, no intuito de permitir estimativas mais precisas para a evapotranspiração da cultura do milho.

Assim como executado para as imagens que cobriam a Fazenda Triflora, o algoritmo SEBAL foi aplicado nas 20 imagens que cobriam a Fazenda Busato II, durante as safras de 2013 e 2014. No entanto, com base na equação apresentada na Figura 7, os valores de ETc estimados com o SEBAL, foram corrigidos. Os valores estimados de ETc foram comparados com os valores observados a campo, utilizando um gráfico de dispersão, apresentado na Figura 8.

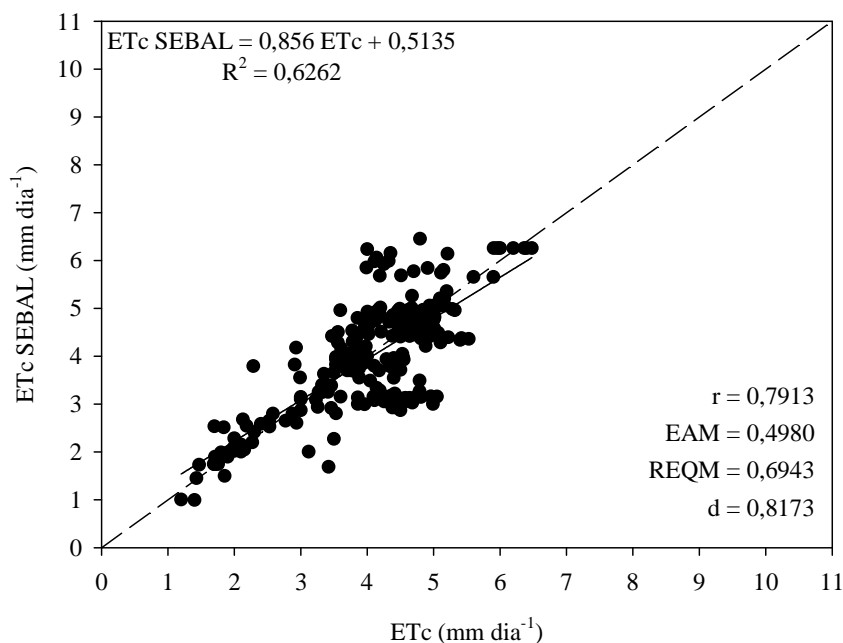


Figura 8. Evapotranspiração da cultura do milho estimada por meio do algoritmo SEBAL (ETc SEBAL) em função da evapotranspiração da cultura do milho estimada a campo (ETc) por meio de dados meteorológicos, nas safras 2013 e 2014, na Fazenda Busato II.

Diferentemente do que acontece na Figura 7, na Figura 8 é possível observar que a linha de tendência dos valores de ETc estimados pelo SEBAL, em função dos valores de ETc observados a campo, fica próxima à reta 1:1, indicando que a correção realizada melhorou as estimativas. Também ocorreu a diminuição dos valores de EAM e REQM e aumento do d. No entanto, ocorreu maior dispersão entre dados observados e estimados.

Com a expansão das áreas irrigadas sob o cultivo de milho a cada ano, a demanda de água para à irrigação também cresce, desta forma o sensoriamente remoto pode ser utilizado como uma ferramenta eficaz para monitorar as terras irrigadas, por meio da extração de informações das imagens de satélites, desta forma a abrangência espacial das imagens deve ser combinada com e a resolução temporal, utilizando séries temporais, assim como realizado neste trabalho.

Ferramentas como SEBAL (BASTIAANSEN, 2000), METRIC (ALLEN et al. 2007) e SAFER (TEIXEIRA, 2010), hoje são amplamente utilizadas para a estimativa e espacialização da evapotranspiração das culturas, sendo que as mesmas utilizam tanto informações orbitais como informações da superfície. Outra aplicação da utilização de imagens de satélites, intimamente relacionada com a estimativa da evapotranspiração é a determinação dos coeficientes de cultivo (K_c) para as culturas, desta forma pode-se promover a conferência periódica do status de déficit hídrico nas lavouras.

Ruhoff (2011), trabalhando com a aplicação do algoritmo SEBAL em imagens do sensor MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), conclui que as estimativas da evapotranspiração diária a partir do algoritmo SEBAL, apresentaram resultados superestimados quando comparados a dados medidos pelo sistema de correlação de vórtices turbulentos. Ruhoff (2011), também conclui, que apesar dos resultados obtidos a partir do algoritmo SEBAL confirmarem o potencial do modelo na estimativa dos fluxos de energia entre superfície e atmosfera possibilitando a estimativa da ETc para dias sem cobertura de nuvens, alguns problemas ainda precisam ser superados. O grande desafio está relacionado à obtenção desses fluxos de energia para condições de dias com cobertura de nuvens, o que posteriormente possibilitará estimativas sazonais, mensais e anuais de evapotranspiração utilizando imagens de satélite.

Silva et al. (2015), aplicaram o algoritmo SEBAL em imagens do satélite Landsat 8, utilizando uma correção dos valores de ETc em função da evapotranspiração de referência calculada pelo método de Penman-Monteth FAO-56. Estes autores obtiveram bons resultados e concluíram que o algoritmo SEBAL estimou satisfatoriamente a evapotranspiração, quando comparado com dados observados à superfície.

Bezerra et al. (2008) reafirmam a capacidade do SEBAL de propiciar a variabilidade espacial da evapotranspiração, evidenciando a sua sensibilidade a diferentes ocupações do solo, o que demonstra que se aplicado a dados de alta resoluções temporal e espacial a técnica pode ser utilizado em escalas operacionais e de rotina, tornando-se uma importante ferramenta no monitoramento da necessidade hídrica das culturas. Estes mesmos autores compararam a ETc estimada pelo SEBAL, com valores de ETc estimados pela razão de Bowen. As diferenças apresentadas, tanto para valores horários como para diários, foram inferiores a 10%, demonstrando, dessa forma, a potencialidade da técnica.

Ruhoff et al. (2012) validaram a evapotranspiração real pelo SEBAL utilizando imagens do sensor MODIS, com medidas pelo sistema de vórtices turbulentos. Os valores da evapotranspiração obtidos apresentaram variâncias semelhantes entre os dados observados e os estimados. Na estação chuvosa do período a evapotranspiração média na cana-de-açúcar foi 5,9 mm d⁻¹ e no cerrado de 6,6 mm d⁻¹ enquanto o valor médio observado foi de 6,5 mm d⁻¹; já na estação seca a evapotranspiração média na cana-de-açúcar foi 1,5 mm d⁻¹ e no cerrado 2,3 mm d⁻¹ enquanto o valor médio observado foi de 1,2 mm d⁻¹.

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 e crises financeiras, torna-se necessária à adoção de estratégias de manejo que possibilitem economia não só de água, mas também monetária, sem prejuízos à produtividade agrícola, uma boa estratégia de manejo da irrigação é fundamental para alcançar estes pontos, sem por em risco o rendimento da cultura. Desta forma tecnologias como o sensoriamento remoto podem diminuir o custo de produção. Saber quando e quanto aplicar de água, é primordial e pode ser o fator determinante quanto ao lucro da propriedade agrícola.

Outra destinação para as informações espectrais orbitais, obtidas em formato de imagens do satélite Landsat 8, são as estimativas de produtividade das culturas. Estas estimativas podem ser aprimoradas com a utilização de séries temporais de imagens. Diversas são as pesquisas que tem por objetivo estas estimativas, no entanto a maioria trabalha de forma regional, estadual ou a nível nacional, são poucas as pesquisas que promovem estimativas de produtividade ao nível da fazenda. No entanto estimativas locais são perfeitamente possíveis.

Do ponto de vista do monitoramento da cultura, a utilização de imagens de satélites se torna cada vez mais comum para a obtenção de informações do cultivo. Como exemplo, temos o grande trabalho de monitoramento das safras que é realizado pela Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB), que promove estimativas da área plantada, da produção e produtividade para os cultivos no território nacional. Em suas estimativas a CONAB utiliza tanto informações de safras passadas, assim como informações de mercado, informações de variáveis climáticas e informações espectrais orbitais, obtidas de imagens de satélites, fazendo uso de ferramentas do sensoriamento remoto.

As imagens da Figura 9 são apresentadas a título de exemplificação e demonstram o resultado da aplicação do modelo, nas imagens do Satélite Landsat 8. As imagens revelam as estimativas dos valores de biomassa produzida pela cultura do milho, no dia em que ocorreu o imageamento, pelos sensores a bordo do satélite Landsat 8.

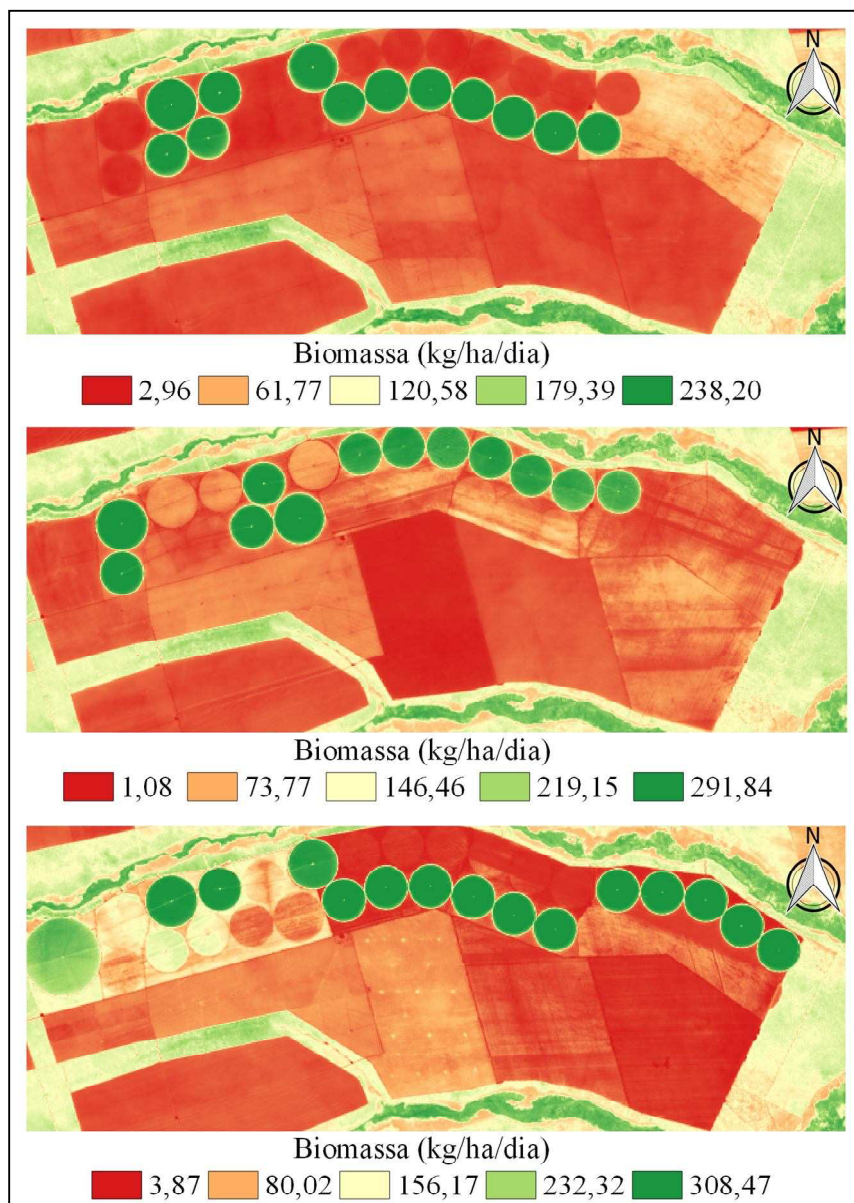


Figura 9. Caracterização espacial da biomassa total produzida pela cultura do milho na área de produção da Fazenda Triflora. A) pivôs em produção da safra 2013, imagem do dia 22/07/2013; B) pivôs em produção da safra 2014, imagem do dia 25/07/2014; C) pivôs em produção da safra 2015, imagem do dia 13/08/2015.

As imagens apresentam, em cada pixel, valores de biomassa produzida no dia da obtenção da imagem, em quilogramas por hectare. A resolução espacial das imagens é de 30x30 metros, sendo a mesma resolução espacial das imagens do sensor OLI do satélite Landsat 8.

Esta resolução permite 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 dos satélites Terra e Aqua

sensor MODIS, que possuem resolução espacial de 250 a 500 metros. Neste caso, plantios menores, quando observados nestas imagens, sofrem influências da vegetação circundante, devido ao tamanho do pixel e isto traz ao modelo certo nível de imprecisão nas estimativas.

Com o lançamento ao espaço do primeiro satélite da série Landsat, em 1972, nos Estados Unidos da América de forma pioneira, pesquisadores passaram a utilizar as imagens de satélite para estimativas da área cultivada e hoje com satélites mais modernos outros procedimentos mais complexos, como a estimativa da evapotranspiração das culturas e da produtividade são possibilitados. No Brasil, em virtude da grande extensão territorial, a estimativa da área plantada, principalmente se tratando de grandes culturas como o milho, por meio da classificação de imagens orbitais já é uma realidade. Atualmente existe uma gama de satélites em órbita, que possibilitam a obtenção até mesmo de informações com resolução temporal diária em todo o mundo.

O problema de uma elevada resolução espacial é o comprometimento da resolução temporal, que no caso das imagens do satélite Landsat 8 é de 16 dias. As técnicas de sensoriamento remoto são aprimoradas a cada dia e fornecem informações precisas e valiosas. Estas imagens 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).

Os valores de biomassa total do milho, caracterizados na Figura 9, foram utilizados para as estimativas da produtividade potencial do milho, permitindo posteriormente a estimativa da produtividade real, utilizando diferentes processos de penalização, sendo eles o IP, o NDVI, o NDWI e o SAVI. Os resultados da produtividade real estimada pelos modelos que utilizaram o IP, NDVI, NDWI e SAVI, para penalização em comparação com os dados de produtividade observada a campo, são apresentados na Tabela 6.

Tabela 6. Produtividade real do milho estimada pelo modelo, utilizando os índices IP, NDVI, NDWI e SAVI, para penalização, em comparação com dados de produtividade observados a campo e produtividade potencial, para cada pivô nas safras 2013, 2014 e 2015 na Fazenda Triflora.

Safr	Pivô	Produtividade (t ha ⁻¹)						
		Observada	Potencial	IP	NDVI	NDWI	SAVI	
2013	1a	9,87	12,05	8,06	8,70	4,67	6,29	
	2a	5,38	9,66	6,46	6,73	3,51	5,13	
	3a	4,98	9,62	6,43	6,60	3,42	5,02	
	4a	9,89	11,50	7,68	8,21	4,37	5,96	
	5a	5,33	9,19	6,14	6,29	3,24	4,84	
	6b	6,04	9,97	6,66	7,42	4,11	5,79	
	7b	6,94	10,14	6,78	7,60	4,26	5,94	
	8b	6,84	10,12	6,76	7,55	4,18	5,88	
	9b	7,64	10,44	6,98	7,86	4,51	6,13	
	10b	6,95	10,14	6,78	7,52	4,27	5,91	
	11b	6,34	10,16	6,79	7,39	4,10	5,77	
	12b	7,16	10,57	7,07	7,72	4,31	6,06	
2014	1b	10,68	15,74	11,72	12,40	7,54	9,52	
	2b	11,74	15,48	11,53	12,23	7,39	9,30	
	3b	11,24	15,05	11,21	11,88	7,15	9,13	
	4b	11,12	14,51	10,80	11,24	6,63	8,55	
	5b	11,55	15,29	11,38	12,12	7,35	9,23	
	6a	10,06	15,24	11,35	11,66	6,82	8,85	
	7a	10,72	15,22	11,33	11,68	6,88	8,95	
	8a	10,09	14,74	10,97	11,25	6,57	8,55	
	9a	11,21	14,72	10,96	11,32	6,60	8,79	
	10a	11,50	14,43	10,74	11,16	6,58	8,69	
	11a	10,88	13,84	10,30	10,70	6,23	8,28	
	12a	10,83	12,96	9,65	9,98	5,83	7,42	
2015	1a	10,55	14,11	10,90	10,40	6,00	7,70	
	4a	11,05	14,67	11,33	11,02	6,72	8,45	
	5a	12,18	15,39	11,89	11,92	6,95	8,98	
	6a	11,16	15,02	11,60	11,05	6,81	8,32	
	7b	12,14	15,73	12,14	11,69	7,33	8,83	
	8b	12,42	16,07	12,41	11,98	7,47	9,06	
	9b	12,99	16,31	12,60	12,23	7,63	9,23	
	10b	12,49	16,63	12,84	12,64	7,91	9,61	
	11b	12,79	16,71	12,90	12,70	7,94	9,66	
	12a	11,85	16,37	12,64	12,71	7,76	9,58	
	13a	13,02	16,26	12,56	12,62	7,89	9,42	
	14a	12,41	15,99	12,35	12,44	7,75	9,39	
	15a	12,49	15,59	12,04	12,13	7,63	9,23	
	16a	12,26	15,01	11,59	11,60	7,22	8,77	
	Média		10,13	13,70	10,11	10,38	6,15	7,90
	Desvio médio		-	3,58	-0,01	0,25	-3,98	-2,23

Na Tabela 6, é possível observar que os modelos que utilizam o IP e o NDVI são os que apresentam os menores valores para desvio em relação a produtividade observada a campo. O modelo que utiliza o NDWI para penalização promove a subestimativa dos valores de produtividade, apresentando maiores valores para desvios

que a própria produtividade potencial, não justificando a sua utilização. O modelo que utiliza o SAVI assim como o anterior também promove a subestimativa da produtividade.

A Figura 10 apresenta o comparativo entre os valores de produtividade observados a campo e os valores de produtividade potencial, estimados, utilizando o modelo multiespectral na Fazenda Triflora, nas safras, 2013, 2014 e 2015.

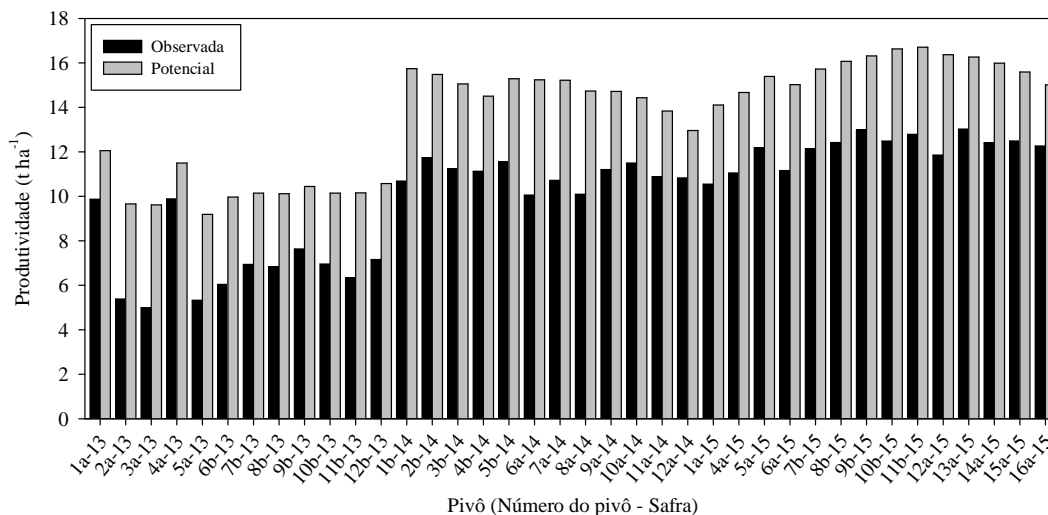


Figura 10. Produtividade do milho irrigado observada a campo e produtividade potencial do milho estimada utilizando o modelo multiespectral, na Fazenda Triflora, nas safras 2013, 2014 e 2015.

Na Figura é possível observar que os valores de produtividade potencial seguem a tendência dos valores de produtividade observados a campo. No entanto é notável a diferença entre os valores observados e estimados, indicando a necessidade de um processo de penalizações para estimar a produtividade real. O desvio médio foi de $3,58 \text{ t ha}^{-1}$, sendo que a maior diferença ocorreu no pivô 6a da safra 2014 ($5,18 \text{ t ha}^{-1}$) e a menor diferença ocorreu no pivô 4a da safra 2013 ($1,61 \text{ t ha}^{-1}$), estes valores e a análise visual do gráfico, mais uma vez indicam a necessidade da penalização dos resultados obtidos.

A Figura 11 apresenta a dispersão entre os valores de produtividade observados a campo e os valores de produtividade potencial estimados utilizando o modelo multiespectral, juntamente com sua equação de regressão linear.

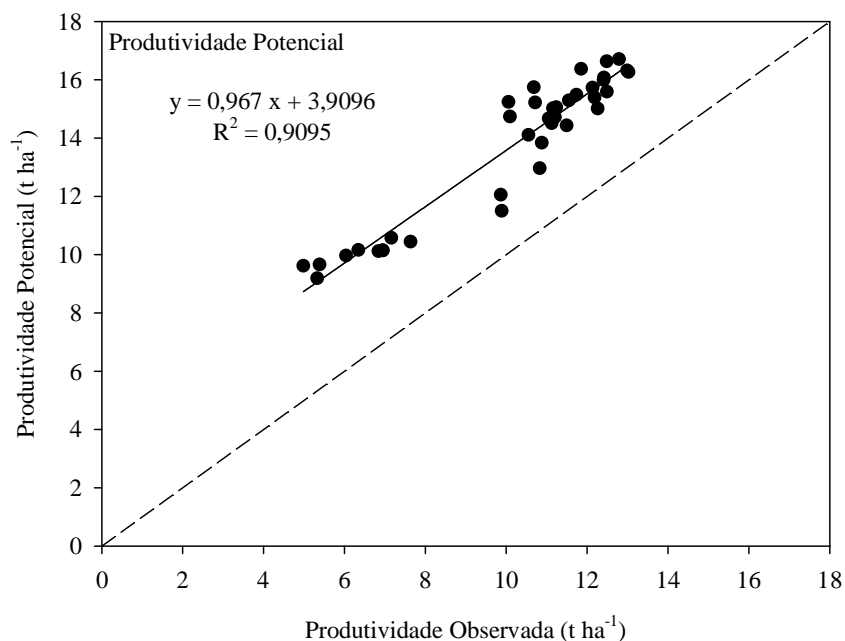


Figura 11. Gráfico de dispersão entre valores de produtividade potencial estimada (y) utilizando o modelo multiespectral em função da produtividade real observada a campo (x), com sua linha de tendência juntamente com a equação de regressão linear, para as safras 2013, 2014 e 2015, dados coletados na Fazenda Triflora.

Os valores estimados de produtividade potencial apresentam elevada correlação com os valores de produtividade observada a campo, fato que pode ser comprovado pelo valor coeficiente de determinação, no entanto a distância entre a linha de tendência e a reta 1:1, indica a necessidade da penalização para chegar a valores mais próximos dos observados a campo.

Assis et al. (2006), encontraram valores para produtividade potencial do milho semelhantes aos estimados neste trabalho, os valores encontrados por estes autores variaram entre 12,47 t ha⁻¹ a 19,11 t ha⁻¹. Já Oliveira et al. (2011), trabalhando com cinco diferentes modelos climáticos, dependentes da radiação, encontram valores de produtividade potencial do milho entre 6,00 t ha⁻¹ e 20,00 t ha⁻¹.

Coelho et al. (2004) apresentam os campeões de produtividade de milho no Brasil, entre os anos de 1977 a 1999, onde o menor valor relatado foi de 7,81 t ha⁻¹ e o maior valor foi de 16,83 t ha⁻¹. Com base nos valores apresentados o modelo proposto apresenta resultados reais e prováveis para produtividade potencial do milho.

A produtividade potencial se refere à máxima produção por unidade de área, dependente apenas da relação entre o genótipo, a temperatura e a radiação solar fotossinteticamente ativa. Desta forma fatores fitossanitários tanto bióticos e abióticos, fatores nutricionais ou climáticos que possam causar stress, não são considerados. No

entanto a realidade dos cultivos é outra. Desta forma, para a estimativa da produtividade real se torna necessário algum fator corretional, para a penalização da produtividade potencial, a fim de simular os estresses sofridos pelo cultivo causados por fatores ambientais e bióticos.

A Figura 12 apresenta o comparativo entre os valores de produtividade observados a campo, coletados na Fazenda Triflora e os valores de produtividade real, estimada por meio do modelo, utilizando o IP como método de penalização.

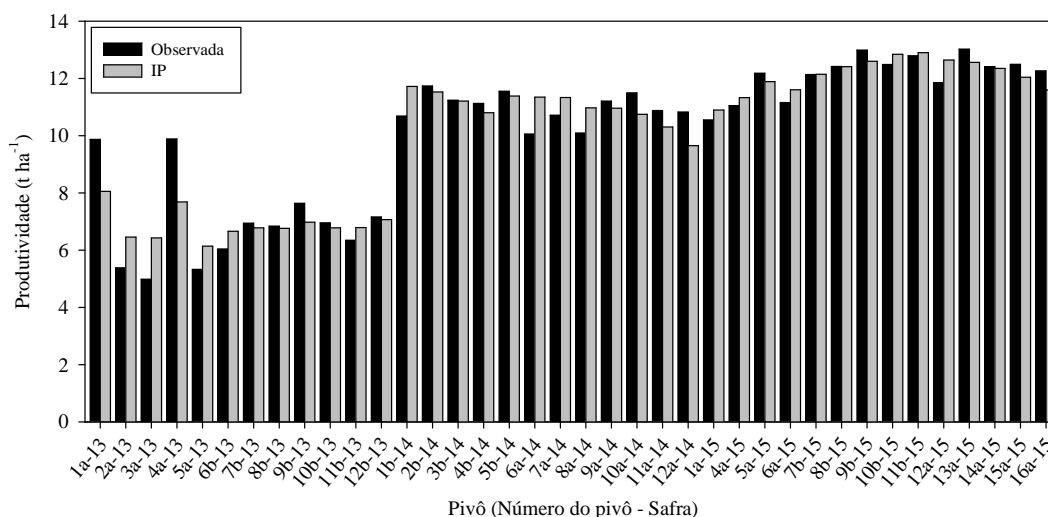


Figura 12. Produtividade do milho irrigado observada a campo e produtividade real estimada utilizando o modelo multiespectral, penalizada por meio do IP, na Fazenda Triflora, nas safras 2013, 2014 e 2015.

Na Figura é possível observar que os valores de produtividade real estimados, são próximos aos valores observados a campo, sinalizando que o método para penalização da produtividade potencial é eficiente. O método apresentou o desvio médio de $-0,01 \text{ t ha}^{-1}$, sendo que a maior diferença ocorreu no pivô 4a da safra 2013 ($-2,20 \text{ t ha}^{-1}$) e a menor diferença ocorreu no pivô 8b, da safra 2015 ($-0,01 \text{ t ha}^{-1}$).

Oliveira et al. (2016) utilizaram a mesma metodologia do IP, para estimativas da produtividade do milho, estes autores relataram que a maior diferença entre as produtividades estimadas e observadas foi de 14%, e a menor, de 0,17%. Araujo (2013) teve sucesso aplicando esta metodologia para penalização da produtividade na cultura cana-de-açúcar.

A Figura 13 apresenta a dispersão entre os valores de produtividade observados a campo e os valores de produtividade real estimada, obtidos por meio do modelo multiespectral, utilizando o IP como método de penalização, juntamente com sua equação de regressão linear.

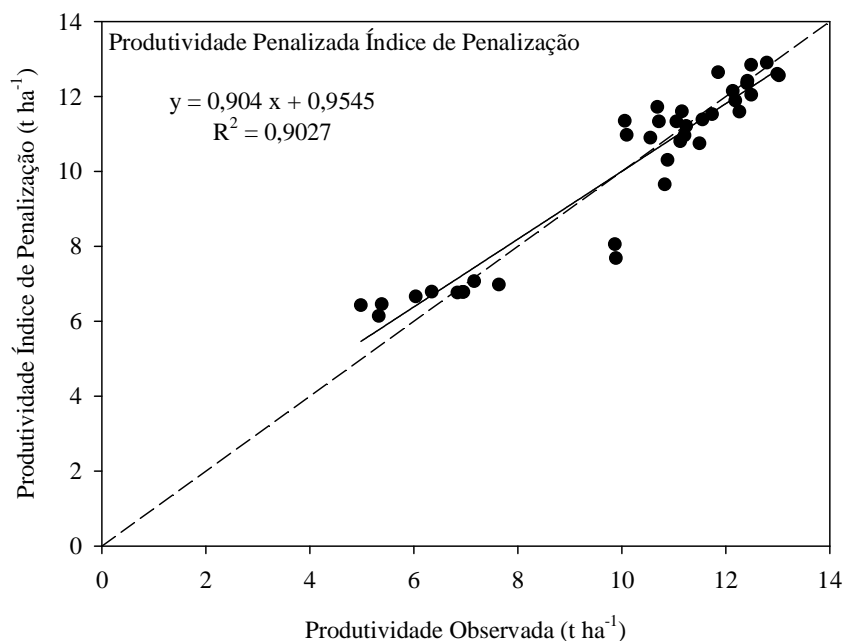


Figura 13. Gráficos de dispersão entre valores de produtividade real estimada (y), penalizada por meio do IP, em função da produtividade real observada a campo (x), com sua linha de tendência juntamente com sua equação de regressão linear, para as safras 2013, 2014 e 2015, dados coletados na Fazenda Triflora.

Os valores de produtividade real estimada utilizando o IP para a penalização da produtividade potencial apresentaram elevada correlação com os valores observados a campo, como indica o coeficiente de determinação. A proximidade da linha de tendência com a reta 1:1, mostra a eficácia do método. No entanto como mencionado anteriormente, o método apresenta a deficiência de ser uma metodologia dependente de informações prévias, de safras passadas.

Este método é demasiadamente dependente de informações de campo relacionadas ao cultivo. O índice de penalização é calculado pela razão entre os valores observados a campo e os valores de produtividade potencial, como demonstrado anteriormente. Desta forma este método se torna limitado a locais onde já se conhece este índice, ou seja, a cultivos onde já se tem informações de safras passadas.

Nesta metodologia os fatores climáticos como estiagens, os fatores nutricionais como deficiências de algum mineral ou toxidez, os fatores fitossanitários como o ataque de pragas e doenças, ficam a critério das safras passadas, não refletindo a real situação momentânea do cultivo, revelando-se como um método empírico. No entanto devido a certa constância destes fatores nos locais produtivos, esta metodologia acaba apresentando sucesso em suas estimativas. Os métodos de penalização que utilizam o NDVI, o NDWI e o SAVI, utilizam apenas informações da safra vigente.

A Figura 14 apresenta o comparativo entre os valores de produtividade observados a campo na Fazenda Triflora e os valores de produtividade real, estimada, utilizando o NDVI como método de penalização.

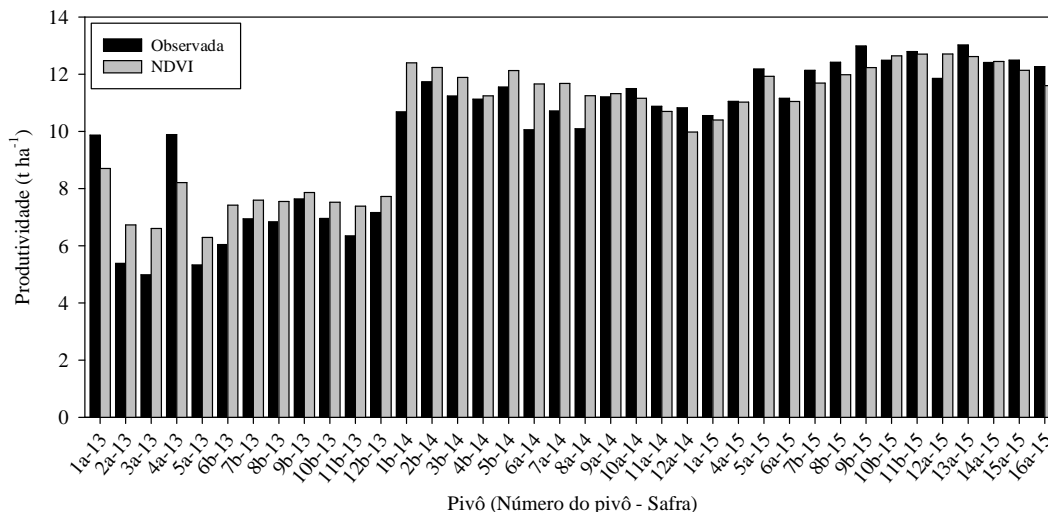


Figura 14. Produtividade do milho irrigado observada a campo e produtividade real estimada utilizando o modelo multiespectral, penalizada por meio do NDVI, na Fazenda Triflora, nas safras 2013, 2014 e 2015.

Na Figura é possível observar que assim como na forma de penalização apresentada anteriormente que utilizava o IP (Figura 12), os valores de produtividade real estimada, utilizando o NDVI para penalização são próximos aos valores de produtividade observados a campo.

O método do NDVI apresentou o desvio médio de $0,25 \text{ t ha}^{-1}$, sendo que a maior diferença foi encontrada no pivô 4a da safra 2013 ($-1,68 \text{ t ha}^{-1}$) e o menor valor encontrado no pivô 14a da safra 2015 ($0,03 \text{ t ha}^{-1}$). A penalização utilizando o NDVI apresentou valores tão consistentes quanto aos valores apresentados pela penalização utilizando o IP, no entanto este método tem a vantagem de não necessitar de informações de safras passadas.

A Figura 15 apresenta a dispersão entre os valores de produtividade observados a campo e os valores de produtividade real estimada, obtidos por meio do modelo multiespectral, utilizando o NDVI como método de penalização, juntamente com sua equação de regressão linear.

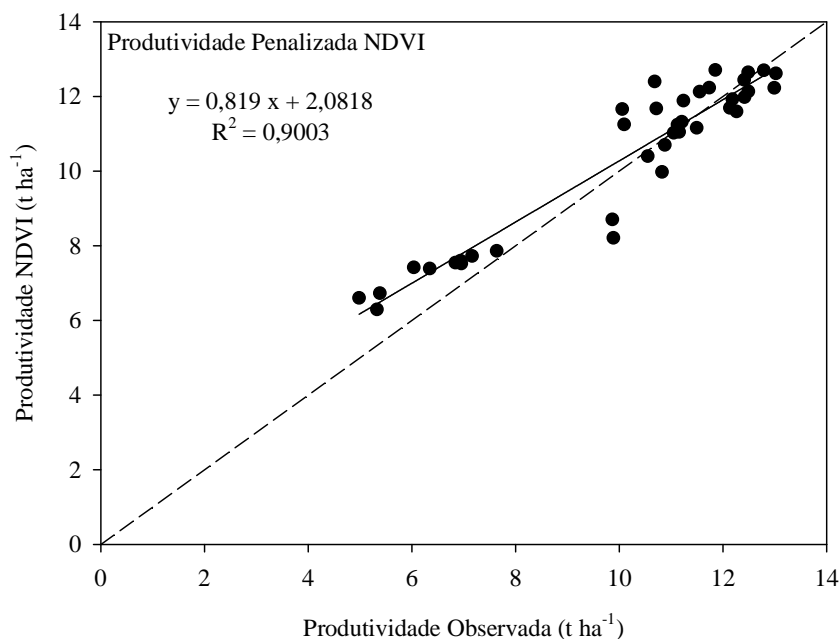


Figura 15. Gráficos de dispersão entre valores de produtividade real estimada (y), penalizada por meio do NDVI, em função da produtividade real observada a campo (x), com sua linha de tendência juntamente com sua equação de regressão linear, para as safras 2013, 2014 e 2015, dados coletados na Fazenda Triflora.

Assim como na penalização que utiliza o IP, a penalização pelo método do NDVI apresentou elevada correlação entre valores estimados e observados, fato que pode ser comprovado pelo coeficiente de determinação. A proximidade da linha de tendência com a reta 1:1, é outro indicativo da eficiência do método para a estimativa da produtividade.

O valor da umidade no solo assim como fatores climáticos, nutricionais, fitossanitários entre outros, exercem grande influência sobre o vigor vegetativo das lavouras de milho, principalmente quanto à superfície fotossinteticamente ativa das plantas, influenciando diretamente o NDVI. O NDVI tem, portanto, uma relação direta com o vigor da vegetação, permitindo o mapeamento das áreas com diferentes índices de cobertura vegetal e vigor de biomassa.

O NDVI é determinado a partir da razão entre a diferença e a soma das reflectâncias nas bandas do visível, representada pela banda do vermelho e do infravermelho próximo (Equação 6), muitas vezes este índice é associado com a quantidade de clorofila presente na planta e com sua atividade fotossintética. Este índice tem, em geral, associação direta com algumas variáveis agrônômicas como altura das plantas, índice de área foliar, matéria seca, grau de cobertura do solo e interceptação de radiação solar, entre outros.

A Figura 16 apresenta os valores de NDVI da cultura do milho irrigado, obtidos utilizando as imagens do Satélite Landsat 8, em função do dia após o plantio, para as safras 2013, 2014 e 2015, na Fazenda Triflora.

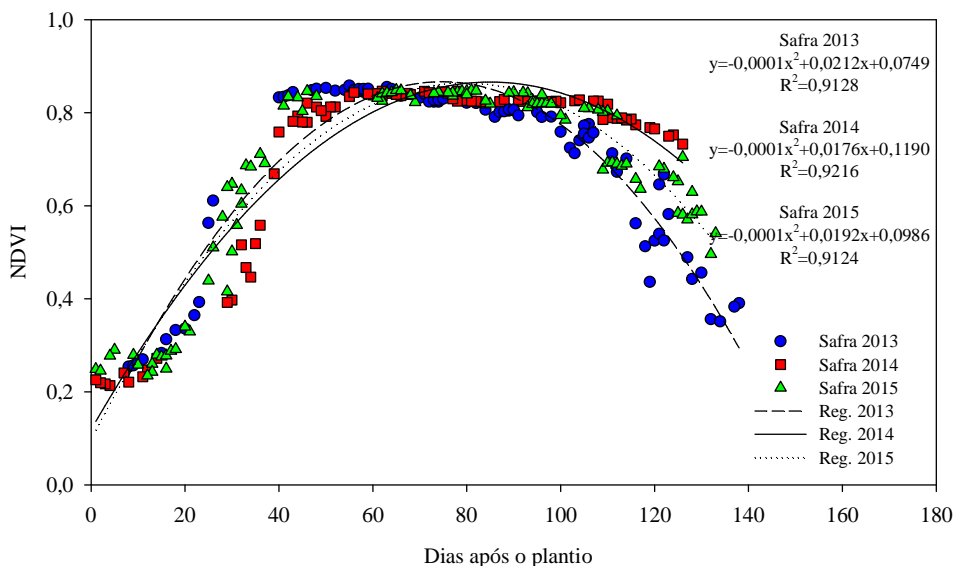


Figura 16. NDVI da cultura do milho irrigado, em função do dia após o plantio, nas safras 2013, 2014 e 2015, na Fazenda Triflora.

É possível observar que durante o desenvolvimento inicial da cultura do milho, entre o 1º e o 40º dia após o plantio, os valores de NDVI aumentam rapidamente, pois se trata de um período de elevadas taxas de crescimento da cultura, com ligeira expansão da área foliar. Entre o 40º e o 100º dia após o plantio, nota-se a estagnação dos valores de NDVI. Sendo que a diminuição dos valores de NDVI ocorre após o 100º dia, sendo ocasionada pela maturidade das plantas.

A expressão do NDVI, que é semelhante ao desenvolvimento da cultura, faz com que o índice se torne um relevante fator correcional, pois o mesmo é capaz de absorver informações relativas ao desenvolvimento da cultura. Desta forma quando o NDVI é utilizado no modelo para a penalização da produtividade potencial, no intuito da estimativa da produtividade real do milho, informações relativas ao vigor vegetativo das plantas, estão sendo consideradas.

Alem das informações relativas ao vigor vegetativo, inerentes ao desenvolvimento e fenologia do milho, o NDVI é sensível a fatores ambientais, bióticos e abióticos que podem influenciar no desenvolvimento da cultura. Portanto, o NDVI é um indicativo da qualidade da vegetação do cultivo, desta forma um cultivo mais vigoroso se traduz em maiores valores de NDVI, reduzindo a penalização ocasionando maiores valores de

produtividade. Por outro lado o cultivo de menor vigor se traduz em menores valores para NDVI, aumentando a penalização, propiciando menores valores para produtividade. Estes fatores explicam o sucesso do método para a penalização da produtividade potencial.

Alem dos fatos mencionados, os índices de vegetação são sensíveis à biomassa verde de uma comunidade de plantas e, portanto, à quantidade de clorofila por unidade de área. A quantidade da biomassa verde se relaciona com o índice de área foliar, que por sua vez influencia a produção da cultura (MOREIRA, 2003).

As faixas do vermelho e do infravermelho próximo apresentam comportamento antagônico em relação às mudanças biofísicas da vegetação. Liu e Huete (1995) verificaram que a base física do NDVI pode ser atribuída à absorção de radiação na região espectral do vermelho, ocasionada pela clorofila da planta e ao espalhamento ocasionado pelas folhas das plantas para a radiação na região espectral do infravermelho próximo. A parede celular possui caráter hidrófilo, isto é, apresenta-se constantemente hidratada. O caráter hidrófilo se dá devido à presença da cutina na parede secundária, que promove uma alta restrição às perdas de água pela célula. Por estar sempre hidratada, ocorre a reflexão na interface parede celular/ar (VALERIANO, 1988). A estrutura da parede celular interna das folhas controla o nível de reflexão na região do espectro do infravermelho próximo.

É comum a observação da redução dos teores de clorofilas em plantas que passaram por períodos de déficit hídrico. A redução no conteúdo de clorofila como consequência do estresse hídrico tem sido relatada para ervilha, trigo e milho (MORAN et al., 1994; LOGGINI et al., 1999 e VIANA, 2002). A vegetação em processo de estresse hídrico tende a absorver menos radiação solar, aumentando sua reflectância na faixa do visível e a absorver mais radiação na faixa do infravermelho próximo apresentando menores valores para NDVI, elevando desta forma a penalização da produtividade potencial.

Ferreira et al. (2012) estudaram o comportamento sazonal de diferentes fisionomias vegetais do cerrado. Nesse trabalho, o NDVI foi comparado com outros índices de vegetação e foi observado um forte relacionamento entre os índices, que representam a cobertura vegetal fotossinteticamente ativa, com a paisagem da cobertura vegetal. Vários estudos tem demonstrado uma boa correlação entre o NDVI e o montante de vegetação, devido a um vasto range de escalas, que são usadas no

mapeamento desse índice e são baseadas no imageamento com variadas resoluções espaciais (ENGMAN e SHULTZ, 2000).

Outro método utilizado para a penalização da produtividade potencial foi o NDWI. O NDWI assim como o NDVI é um índice normalizado utilizado mundialmente. A Figura 17 apresenta o comparativo entre os valores de produtividade observados a campo na Fazenda Triflora e os valores de produtividade real, estimada, utilizando o NDWI como método de penalização.

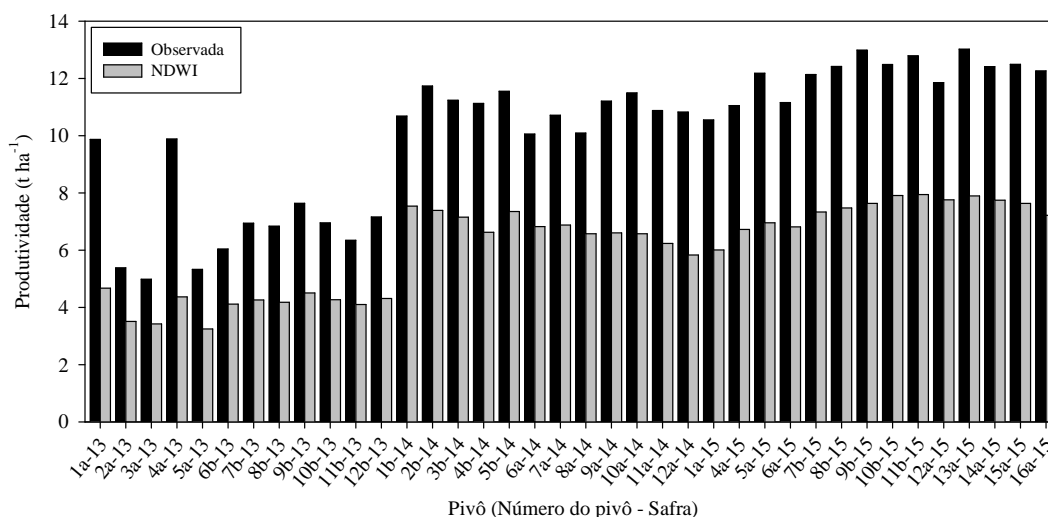


Figura 17. Produtividade do milho irrigado observada a campo e produtividade real estimada utilizando o modelo multiespectral, penalizada por meio do NDWI, na Fazenda Triflora, nas safras 2013, 2014 e 2015.

Na Figura é possível observar que os valores de produtividade real do milho, estimada pelo modelo utilizando o NDWI para a penalização, apresentaram grande diferença em relação aos valores de produtividade observados a campo.

A penalização utilizando o NDWI proporcionou a subestimativa dos valores de produtividade, apresentando maiores discrepâncias que os valores estimados de produtividade potencial em relação aos valores observados a campo, inviabilizando sua utilização. A diferença média apresentada foi de $-3,98 \text{ t ha}^{-1}$, sendo que a maior diferença foi encontrada no pivô 1a da safra 2013 ($-5,20 \text{ t ha}^{-1}$) e a menor diferença foi encontrada no pivô 3a da safra 2013 ($-1,56 \text{ t ha}^{-1}$).

A Figura 18 apresenta a dispersão entre os valores de produtividade observados a campo e os valores de produtividade real estimada, obtidos por meio do modelo multiespectral, utilizando o NDWI como método de penalização, juntamente com sua equação de regressão linear.

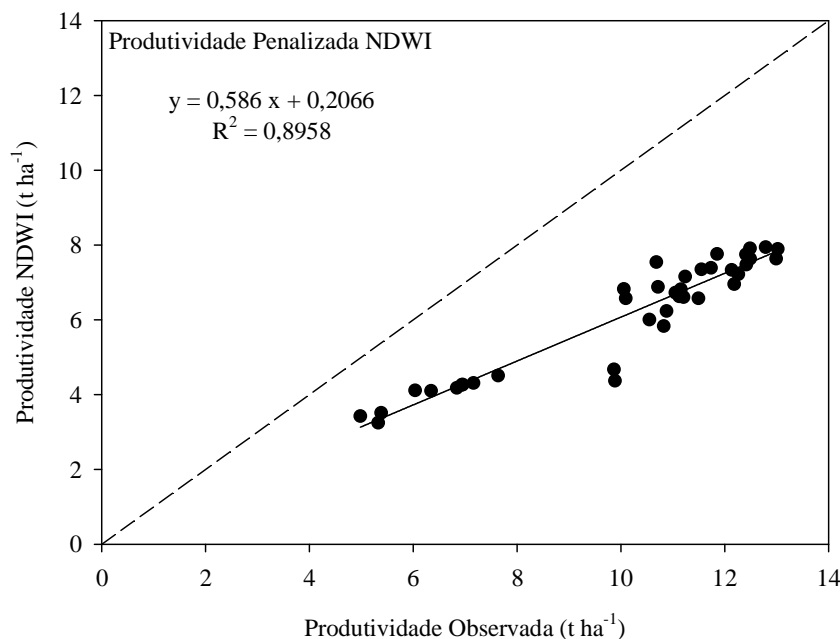


Figura 18. Gráficos de dispersão entre valores de produtividade real estimada (y), penalizada por meio do NDWI, em função da produtividade real observada a campo (x), com sua linha de tendência juntamente com sua equação de regressão linear, para as safras 2013, 2014 e 2015, dados coletados na Fazenda Triflora.

A equação e o coeficiente de determinação provam que a penalização utilizando o NDWI segue a tendência dos valores observados a campo, no entanto a grande distância entre a linha de tendência e a reta 1:1, o torna sem aplicação. A penalização utilizando o NDWI promove em média 39,30% de subestimativa.

O conteúdo de água presente na planta altera a quantidade de suco celular, e conseqüentemente a reflexão ou absorção de energia eletromagnética. Desta forma plantas estressadas possuem um padrão de reflectância diferenciado, quando comparada a plantas com células túrgidas. O teor de umidade existente nas células da folha controla a intensidade da reflectância na faixa do infravermelho médio, absorvendo grande parte da radiação incidente (SOARES, 2013).

O NDWI é obtido pela relação entre duas bandas no espectro infravermelho, correspondentes às bandas do infravermelho próximo e infravermelho médio. Este índice é importante nos estudos referentes ao vigor da vegetação, mudanças na biomassa e estresse hídrico das plantas.

Oliveira et al. (2010) destacam que o NDWI é de fundamental importância na compreensão dos processos de queima de biomassa, onde os valores negativos representam áreas com vegetação seca ou locais de solo exposto e os valores positivos apresentam vegetação verde.

Plantas com maior teor de água apresentam maiores valores para o NDWI, diminuindo a penalização e plantas com déficit hídrico, apresentam menor NDWI aumentando a penalização.

A Figura 19 apresenta os valores de NDWI da cultura do milho irrigado, obtidos utilizando as imagens do Satélite Landsat 8, em função do dia após o plantio, para as safras 2013, 2014 e 2015, na Fazenda Triflora.

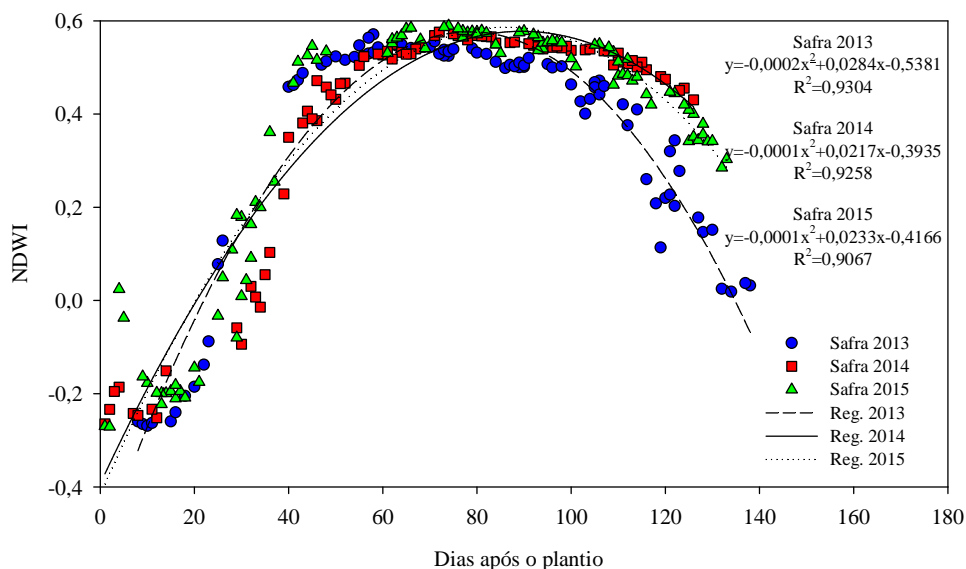


Figura 19. NDWI da cultura do milho irrigado, em função do dia após o plantio, nas safras 2013, 2014 e 2015, na Fazenda Triflora.

No início do cultivo, os valores de NDWI em função do baixo índice de área foliar e elevada porção de solo exposto são menores. No entanto logo quando o desenvolvimento inicial se acelera, o índice aumenta rapidamente, pois neste período ocorrem elevadas taxas de crescimento da cultura, com ligeira expansão da área foliar. Assim como ocorrido no NDVI ele passa por um período de estagnação, entre o 50º e o 100º dia. Posteriormente a este período ocorre a diminuição do NDWI, juntamente com a maturidade das plantas.

O NDWI, assim como o NDVI consegue captar informações inerentes ao desenvolvimento da cultura, captando também influências ambientais, principalmente relacionadas ao stress hídrico, que podem interferir na produtividade, no entanto os valores baixos para o índice (valores menores que 0,6) são traduzidos em subestimativas da produtividade.

Outro índice utilizado para a penalização da produtividade potencial foi o SAVI. Segundo Jensen (2009) o SAVI corrige o NDVI, evita sua saturação em relação a altos valores de Índice de área foliar, sendo que o mesmo tem sensibilidade às mudanças do substrato do dossel, como o solo. Desta forma o SAVI foi desenvolvido como uma melhoria do NDVI, minimizando os efeitos do solo nos resultados.

O índice SAVI busca reduzir a influência da resposta espectral do solo no NDVI, a partir da inclusão de um fator de ajuste, que pode variar de acordo com o grau densidade do dossel presente na área de estudo. Em muitos estudos o SAVI é utilizado para estimar o índice de área foliar dos cultivos.

A Figura 20 apresenta o comparativo entre os valores de produtividade observados a campo na Fazenda Triflora e os valores de produtividade real, estimada, utilizando o SAVI como método de penalização.

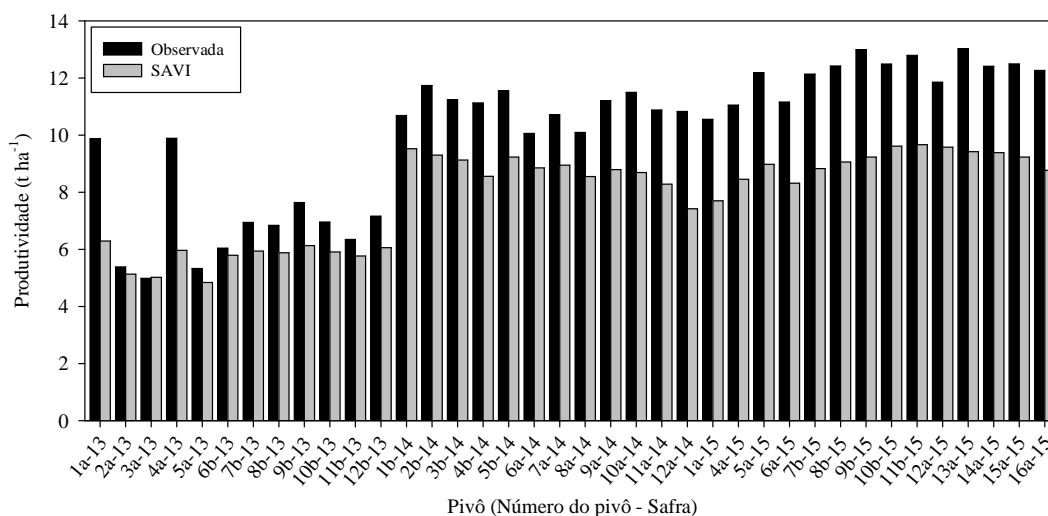


Figura 20. Produtividade do milho irrigado observada a campo e produtividade real estimada utilizando o modelo multiespectral, penalizada por meio do SAVI, na Fazenda Triflora, nas safras 2013, 2014 e 2015.

Na Figura é possível observar que os valores de produtividade real do milho, estimada pelo modelo utilizando o SAVI para a penalização, subestimam a produtividade da cultura. A diferença média em relação à produtividade observada foi de $-2,23 \text{ t ha}^{-1}$, sendo que a maior diferença foi encontrada no pivô 4a da safra 2013 ($-3,92 \text{ t ha}^{-1}$) e o menor valor foi encontrado no pivô 3a na safra 2013 ($0,04 \text{ t ha}^{-1}$).

A Figura 21 apresenta a dispersão entre os valores de produtividade observados a campo e os valores de produtividade real estimada, obtidos por meio do modelo multiespectral, utilizando o SAVI como método de penalização, juntamente com sua equação de regressão linear.

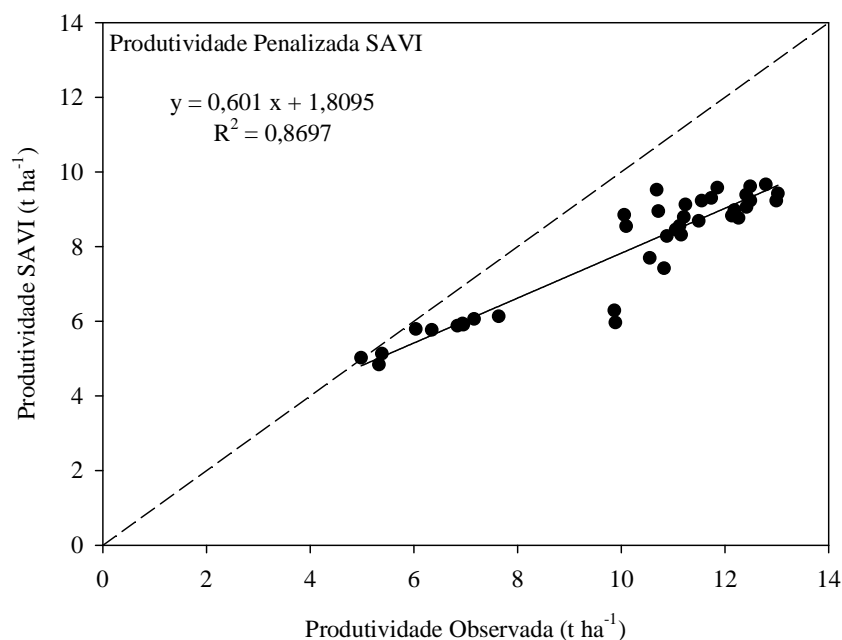


Figura 21. Gráficos de dispersão entre valores de produtividade real estimada (y), penalizada por meio do SAVI, em função da produtividade real observada a campo (x), com sua linha de tendência juntamente com sua equação de regressão linear, para as safras 2013, 2014 e 2015, dados coletados na Fazenda Triflora.

O modelo apresenta elevada concordância entre valores de produtividade observados a campo e valores de produtividade real, estimada utilizando o modelo multiespectral, fato que pode ser comprovado pelo coeficiente de determinação. No entanto assim como no modelo anterior que utiliza o NDWI para penalização, a linha de tendência fica distante da reta 1:1, impossibilitando sua utilização. A utilização do SAVI para a penalização da produtividade potencial acarreta subestimativas da produtividade real, subestimando em torno de 21,90% em relação à média, isso ocorre em função dos valores de SAVI, abaixo de 0,75. No entanto quando comparado ao NDWI, as subestimativas são menores.

A Figura 22 apresenta os valores de SAVI da cultura do milho irrigado, estimados utilizando as imagens do Satélite Landsat 8, em função do dia após o plantio, para as safras 2013, 2014 e 2015, na Fazenda Triflora.

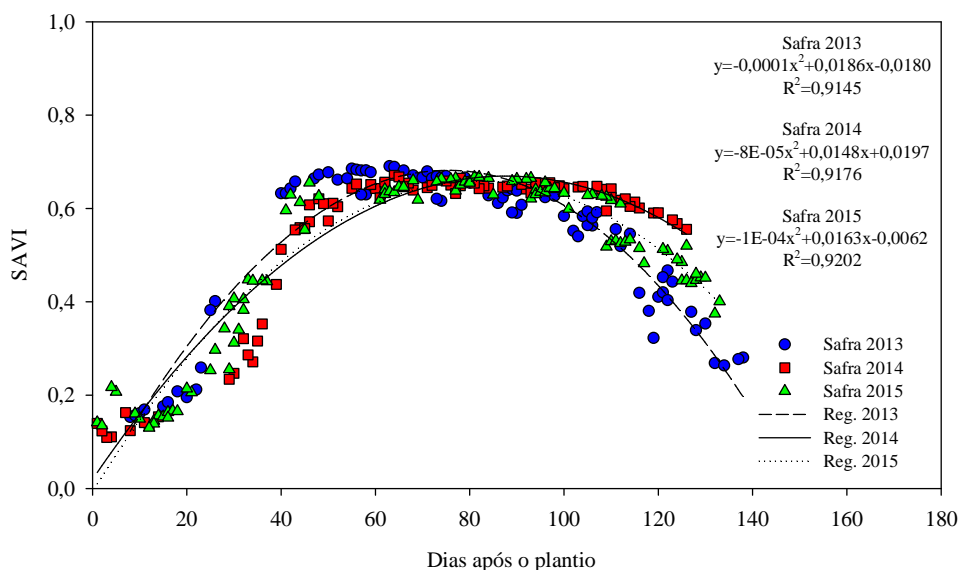


Figura 22. SAVI da cultura do milho irrigado, em função do dia após o plantio, nas safras 2013, 2014 e 2015, na Fazenda Triflora.

No início do cultivo, assim como acontece para o NDVI e NDWI, os valores de SAVI são menores. Em função do baixo índice de área foliar e elevada exposição do solo. Assim como no NDVI, logo quando o desenvolvimento inicial se acelera o SAVI aumenta rapidamente. O SAVI passa por um período de estagnação, entre o 50º e o 100º dia após o plantio. Posteriormente a este período ocorre a diminuição do SAVI, juntamente com a maturidade das plantas. O SAVI assim como o NDVI e o NDWI, consegue captar informações inerentes a fenologia do cultivo.

A Tabela 7 apresenta os valores dos índices de correlação de Pearson, os coeficientes de determinação, os valores para erro absoluto médio e da raiz quadrada do erro quadrático médio, além dos índices de concordância de Willmott, para as quatro metodologias de penalização apresentadas anteriormente.

Tabela 7. Valores dos coeficientes de correlação de Pearson, coeficientes de determinação (R^2), erro absoluto médio (EAM), raiz quadrada do erro quadrático médio (REQM) e índice de concordância de Willmott (d), para os modelos de estimativa da produtividade do milho irrigado utilizando os índices IP, NDVI, NDWI e SAVI para penalização da produtividade potencial na Fazenda Triflora.

	Correlação de Pearson	R^2	EAM (t ha ⁻¹)	REQM (t ha ⁻¹)	d
IP	0,9501	0,9027	0,5673	0,7574	0,9307
NDVI	0,9488	0,9003	0,6689	0,8330	0,9130
NDWI	0,9465	0,8958	3,9797	4,1330	0,4112
SAVI	0,9326	0,8697	2,2284	2,4926	0,5572

O modelo que utiliza o IP, como método de penalização apresenta os melhores resultados, sendo os maiores valores para índice de correlação de Pearson, para o coeficiente de determinação e para o índice de concordância de Willmott e os menores valores para os erros. No entanto como discutido anteriormente se trata de uma penalização empírica, que necessita de informações prévias do cultivo.

O modelo que utiliza o NDVI para penalização, também apresentou bons resultados. Comparando os modelos que utilizam o IP e o NDVI, para a penalização, o modelo do NDVI apresenta vantagens em relação ao outro, apesar de o mesmo apresentar maior diferença em relação aos valores observados, este modelo não traz uma penalização empírica e sim uma penalização que se baseia em um índice, que é um indicador sensível da quantidade e da condição da vegetação verde dos cultivos. Não necessitando de informações prévias de safras anteriores.

Os modelos que utilizam o NDWI e o SAVI, apesar de apresentarem elevados índices de correlação de Pearson e elevados coeficientes de determinação, apresentaram elevados valores para os erros, e valores baixos para o índice de concordância de Willmott.

A Tabela 8 apresenta os resultados do teste t para duas amostras, onde os valores estimados pelo modelo e penalizados utilizando o IP, NDVI, NDWI e SAVI, foram confrontados com os valores observados a campo.

Tabela 8. Resultado do teste t para duas amostras, verificando se existem diferenças entre os valores de produtividade do milho irrigado observada com os valores de produtividade estimada pelo modelo, utilizando os índices IP, NDVI, NDWI e SAVI como métodos de penalização, utilizando 5% de probabilidade.

	Média (t ha ⁻¹)	Viés (t ha ⁻¹)	t calculado	t crítico bilateral	P bilateral
Observado	10,126				
IP	10,113	-0,013	-0,023	1,993	0,9819
NDVI	10,377	0,251	0,476	1,993	0,6353
NDWI	6,146	-3,980	-8,476	1,993	0,0000
SAVI	7,899	-2,227	-4,688	1,993	0,0000

De acordo com os resultados os valores de produtividade estimada que utilizam o IP e o NDVI, para penalização não se diferem dos valores observados a campo, ao nível de 5% de probabilidade pelo teste t. Já os valores de produtividade estimados utilizando o NDWI e o SAVI para penalização, se diferem dos valores de produtividade observados a campo, ao nível de 5% de probabilidade pelo teste t.

Com base nos dados apresentados e no fato de que a penalização utilizando o IP requer dados prévios de safras anteriores, utilizando um coeficiente empírico, para suas estimativas, somado ao fato de a penalização que utiliza o NDVI, apresentar valores tão consistentes quanto aos apresentados pelo método que utiliza o IP e ao fato de que o NDVI é um índice variável de acordo com a quantidade e qualidade da vegetação, não dependente de informações prévias, faz com que o método que utiliza o NDVI para penalização, seja o mais indicado para as estimativas de produtividade.

Como visto o modelo multiespectral utilizando o NDVI para penalização, leva a boas estimativas da produtividade do milho, se mostrando um modelo robusto capaz de acompanhar o desenvolvimento da cultura. A robustez do modelo pode ser comprovada observando os resultados das estimativas diárias de produtividade do milho, na Figura 23.

A Figura 23 apresenta os valores de produtividade diária do milho irrigado, estimados utilizando o modelo multiespectral, nas safras, 2013, 2014 e 2015 em função dos dias após o plantio na Fazenda Triflora.

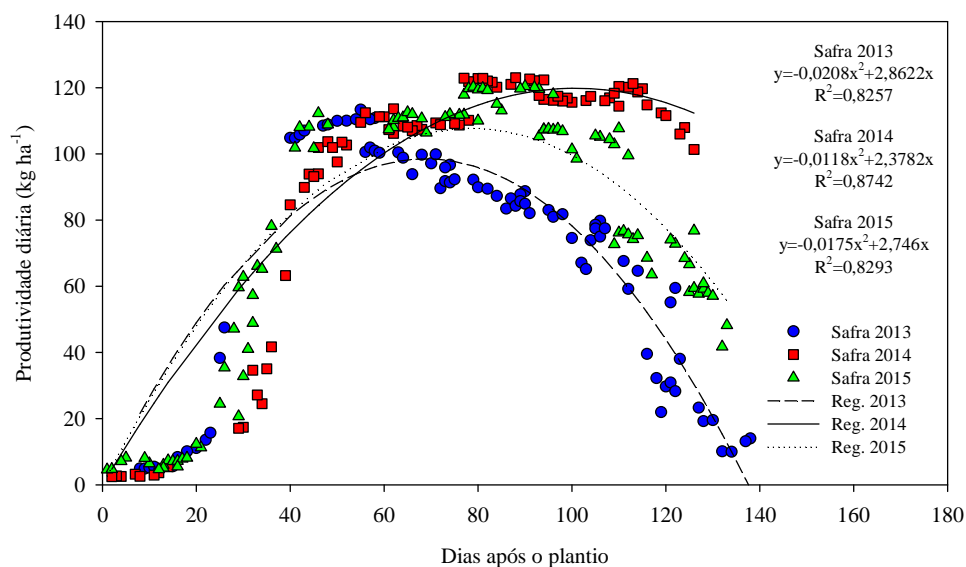


Figura 23. Produtividade diária estimada pelo modelo multiespectral, utilizando o NDVI para penalização, em função dos dias após o plantio, para as safras, 2013, 2014 e 2015, na Fazenda Triflora.

Na figura é possível observar que os incrementos diários de biomassa na cultura, começam baixos, no início do cultivo e vão aumentando, passando por um rápido desenvolvimento entre o 20º e 50º dia após o plantio, tendo um período de estagnação e depois diminuindo com a maturidade do cultivo. Estes resultados traduzem o que

realmente acontece a campo com a cultura do milho, mostrando que o modelo tem embasamento físico, trazendo robustez e precisão para as estimativas.

A safra 2013 apresenta menores valores de produtividade, possivelmente devido ao fato da ocorrência de tombamento nas plantas durante o ciclo da cultura, esse fato foi captado pelo modelo, onde a função de produção da safra 2013 possui seu ponto de máximo abaixo dos pontos de máximo das safras 2014 e 2015.

As funções de produção apresentadas demonstram a importância de imagens durante todo o ciclo da cultura, pois a presença de nuvens por volta do 60° a 80° dia após o plantio, será traduzida em falta de informações destes dias e isso pode levar a subestimativas da produtividade, pois nestes momentos as taxas de crescimento da cultura se encontram elevadas. A mesma observação pode ser feita quanto a imagens do início e do final do ciclo da cultura, no entanto levando a superestimativas de produtividade.

Uma única imagem de satélite pode não fornecer informações espectrais suficientes a respeito de um cultivo, no entanto, imagens multitemporais podem prover maiores informações sobre a área cultivada. Desta forma as séries temporais de índices de vegetação e de produtividade são uma das principais formas de se obter conhecimento a respeito da fenologia da cultura, isso porque estas imagens conseguem traduzir o comportamento biológico das plantas em valores físicos, permitindo relacioná-los a expressão fisiológica dos cultivos, aos aspectos climáticos e ao desempenho produtivo das culturas.

De acordo com Hall e Badhwar (1987), análises multitemporais como as realizadas neste trabalho, permitem um melhor acompanhamento do ciclo fenológico, sendo que o dinamismo do alvo agrícola, associado à multitemporalidade dos sensores permite uma melhor caracterização das culturas.

Depois de selecionado o modelo que utiliza o NDVI para penalização, nas estimativas de produtividade do milho, o mesmo foi testado em outra localidade, no intuito de validar o modelo. O modelo foi aplicado nas 21 imagens da Fazenda Busato II, que correspondem às safras 2013 e 2014, posteriormente os resultados foram comparados com os valores de produtividade observados a campo.

As Figuras 24 e 25 apresentam os resultados das estimativas de produtividade dos 34 pivôs da safra 2013 e dos 33 pivôs da safra 2014 respectivamente, na fazenda Busato II, os gráficos são um comparativo entre os valores observados a campo e os valores de

produtividade real, estimada, utilizando o modelo multiespectral utilizando o NDVI para penalização, como selecionado anteriormente.

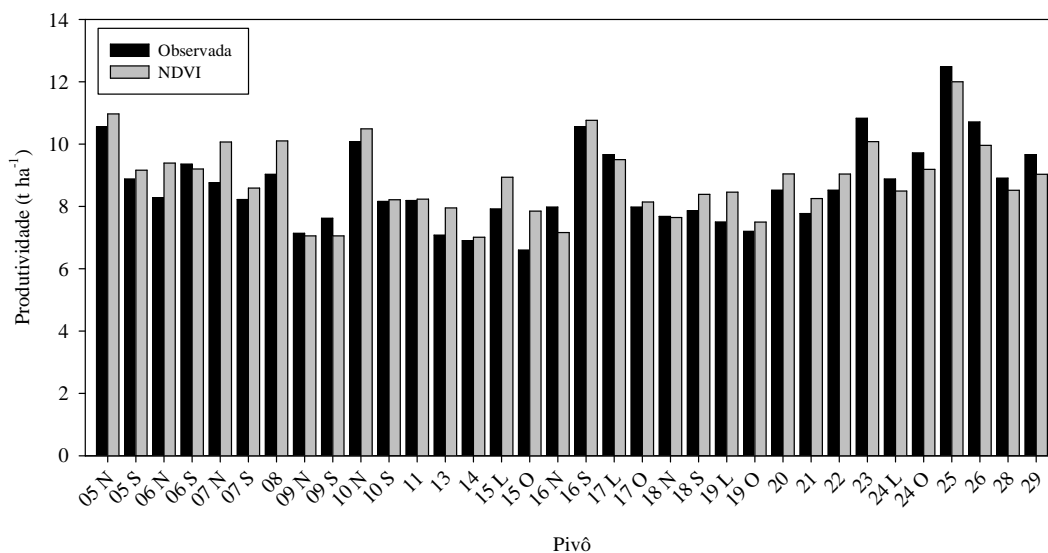


Figura 24. Produtividade observada a campo e produtividade estimada pelo modelo multiespectral utilizando o NDVI para penalização, na cultura do milho irrigado na Fazenda Busato II, na safra de 2013.

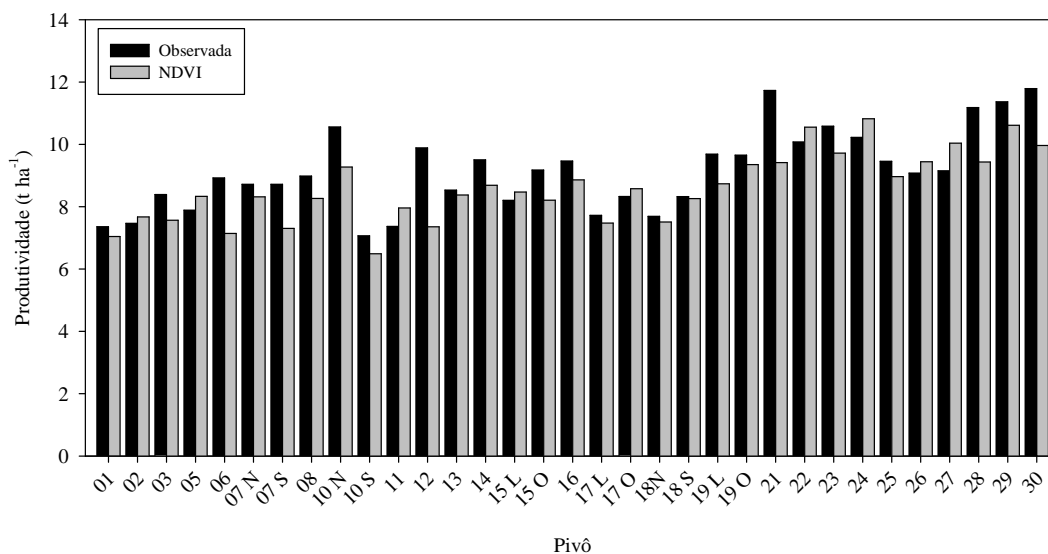


Figura 25. Produtividade observada a campo e produtividade estimada pelo modelo multiespectral utilizando o NDVI para penalização, na cultura do milho irrigado na Fazenda Busato II, na safra de 2014.

É possível observar na safra 2013, que os valores estimados de produtividade real do milho irrigado, são próximos aos valores observados a campo, nesta safra a diferença média apresentada por todos os pivôs foi de 0,18 t ha⁻¹, sendo que o maior valor para diferença foi encontrado no pivô 07 N, (1,31 t ha⁻¹) e o menor valor de diferença ocorreu no pivô 18 N (-0,04 t ha⁻¹).

Na safra 2014 assim como na safra 2013, as estimativas acompanham os valores observados a campo, no entanto comparados à safra anterior a safra de 2014 apresenta maior valor para a diferença média, sendo o valor igual a $-0,55 \text{ t ha}^{-1}$, a maior diferença foi encontrada no pivô 12 ($-2,53 \text{ t ha}^{-1}$) e a menor diferença foi encontrada no pivô 18 S ($-0,07 \text{ t ha}^{-1}$).

A Figura 26 apresenta a dispersão entre os valores de produtividade observados a campo e os valores de produtividade real estimada, obtidos por meio do modelo multiespectral, utilizando o NDVI como método de penalização, na Fazenda Busato II, safra 2013.

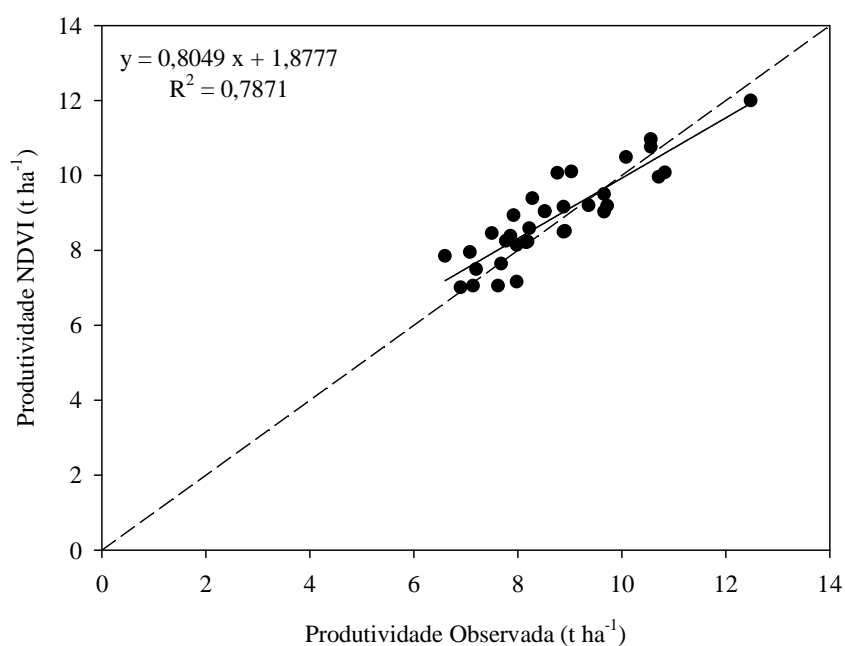


Figura 26. Gráfico de dispersão entre valores de produtividade estimada, penalizada por meio do NDVI e produtividade real observada a campo, juntamente com sua linha de tendência e equação de regressão linear, para a safra de 2013, dados coletados na Fazenda Busato II.

Na Figura é possível observar a proximidade entre a linha de tendência e a reta 1:1, sinalizando a eficácia do método para a estimativa da produtividade do milho. O valor do coeficiente de determinação indica elevada correlação entre os valores observados e estimados.

A Figura 27 apresenta a dispersão entre os valores de produtividade observados a campo e os valores de produtividade real estimada, obtidos por meio do modelo multiespectral, utilizando o NDVI como método de penalização, na Fazenda Busato II, safra 2014.

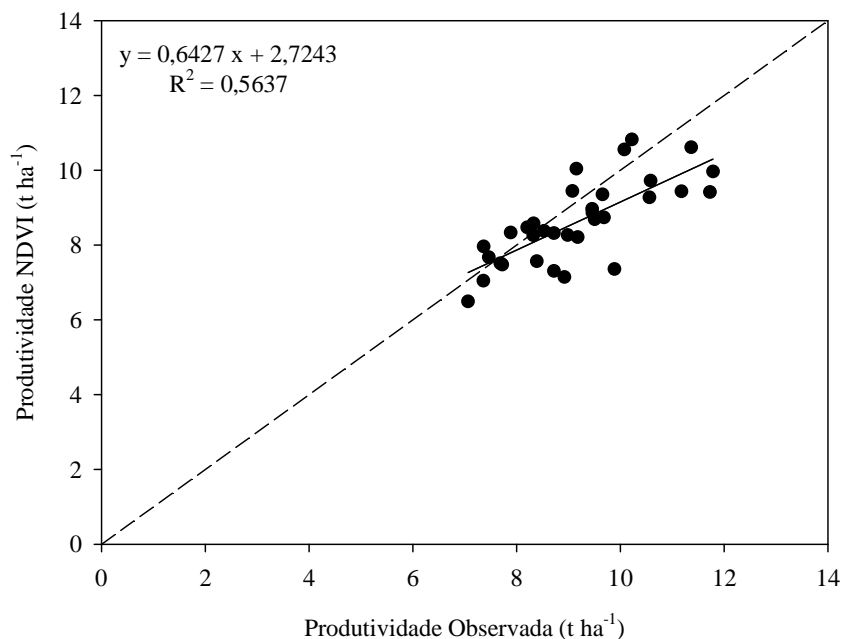


Figura 27. Gráfico de dispersão entre valores de produtividade estimada, penalizada por meio do NDVI e produtividade real observada a campo, juntamente com sua linha de tendência e equação de regressão linear, para a safra de 2014, dados coletados na Fazenda Busato II.

É possível observar que assim como na safra anterior a linha de tendência fica próxima à reta 1:1, no entanto na safra 2014 os resíduos são maiores que os da safra 2013, possivelmente esse fato está relacionado à ausência de três imagens da safra 2014 (Tabela 5), no entanto, as estimativas de produtividade ainda apresentam boa correlação com os valores observados a campo.

A Figura 28 apresenta os valores de produtividade diária do milho irrigado, estimados pelo modelo multiespectral utilizando o NDVI como método de penalização, nas safras, 2013 e 2014 em função dos dias após o plantio na Fazenda Busato II.

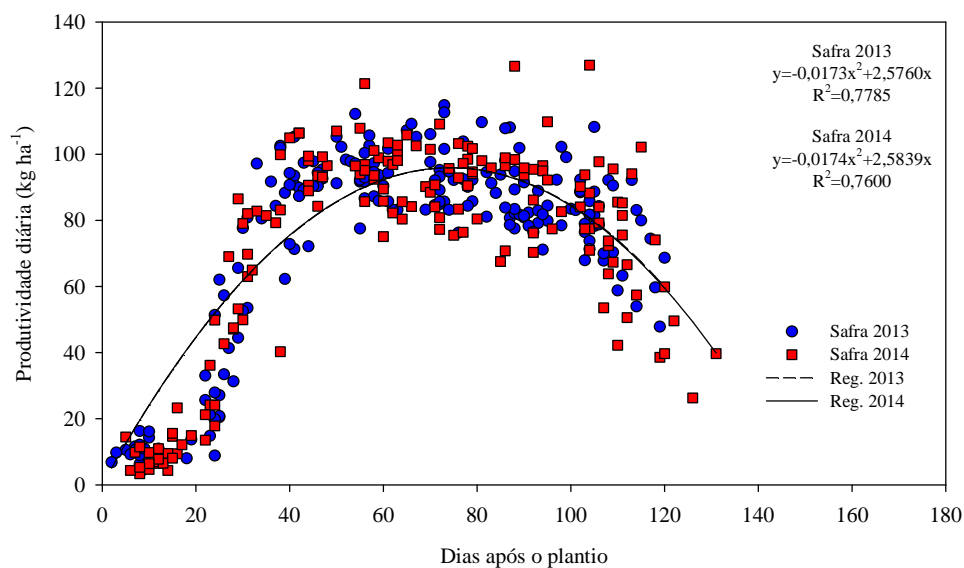


Figura 28. Produtividade diária estimada pelo modelo multiespectral, utilizando o NDVI para penalização, em função dos dias após o plantio, para as safras, 2013 e 2014, na Fazenda Busato II.

Mais uma vez o modelo mostra-se robusto para as estimativas de produtividade. É possível observar que os incrementos diários de biomassa na cultura, começam baixos, assim como ocorreu na Fazenda Triflora, e vão aumentando, passando por um rápido desenvolvimento entre o 20º e 50º dia após o plantio, tendo um período de estagnação e depois diminuindo com a maturidade do cultivo. Como já afirmado, estes resultados são fieis ao que realmente acontece a campo, reafirmando que o modelo tem embasamento físico, justificando a precisão de suas estimativas.

Tão importantes quanto às estimativas de produtividade, são as estimativas de eficiência de uso da água pela cultura. Este tipo de estimativa nos dá a ideia da gestão dos recursos hídricos durante o ciclo da cultura, trazendo informações da quantidade produzida em função da quantidade de água utilizada pelas plantas. Também traz informações dos momentos críticos do cultivo, permitindo determinar o momento de máxima produção, identificando os períodos onde o déficit hídrico certamente irá influenciar na produtividade, diminuindo a produção.

Diversos pesquisadores apontam que a utilização de indicadores da eficiência do uso da água é uma das formas de se analisar a resposta dos cultivos às diferentes condições de disponibilidade hídrica, pois este índice relaciona a produção de biomassa seca ou a produção comercial com a quantidade de água aplicada ou evapotranspirada pela cultura (LIU e STUZEL, 2004; PUPPALA et al., 2005; SOUZA et al., 2011).

As Figuras 29 e 30 apresentam os resultados da eficiência do uso da água pela cultura do milho irrigado, para as Fazendas Triflora e Busato II, respectivamente. Estes

valores foram estimados utilizando dados de produtividade obtidos por meio do modelo multiespectral, utilizando o NDVI como método de penalização e o SEBAL para a estimativa da evapotranspiração da cultura.

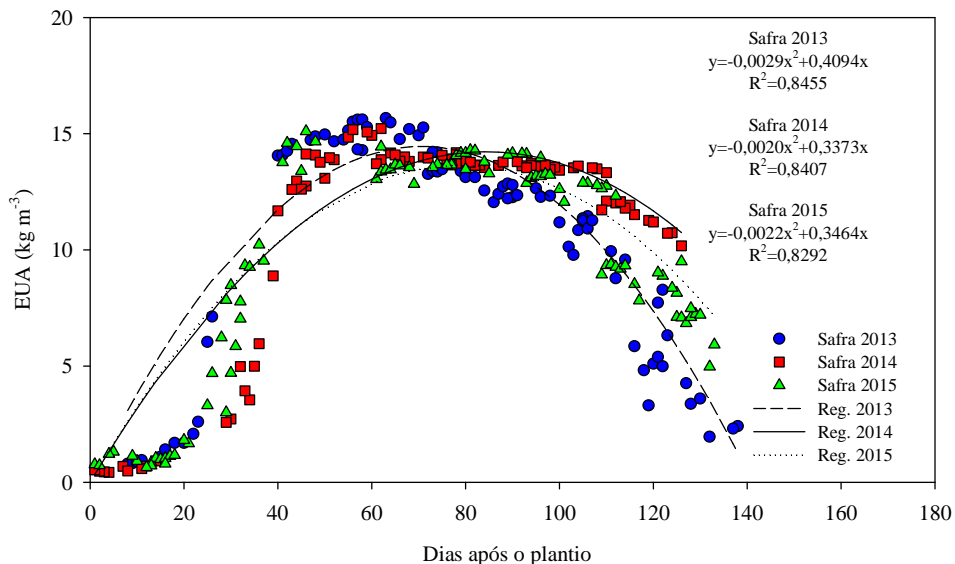


Figura 29. Eficiência do uso da água (EUA) da cultura do milho irrigado, estimada utilizando dados de produtividade obtidos do modelo multiespectral, utilizando o NDVI, como método de penalização, e dados de evapotranspiração da cultura estimados pelo algoritmo SEBAL, em função dos dias após o plantio, para as safras 2013, 2014 e 2015 na Fazenda Triflora.

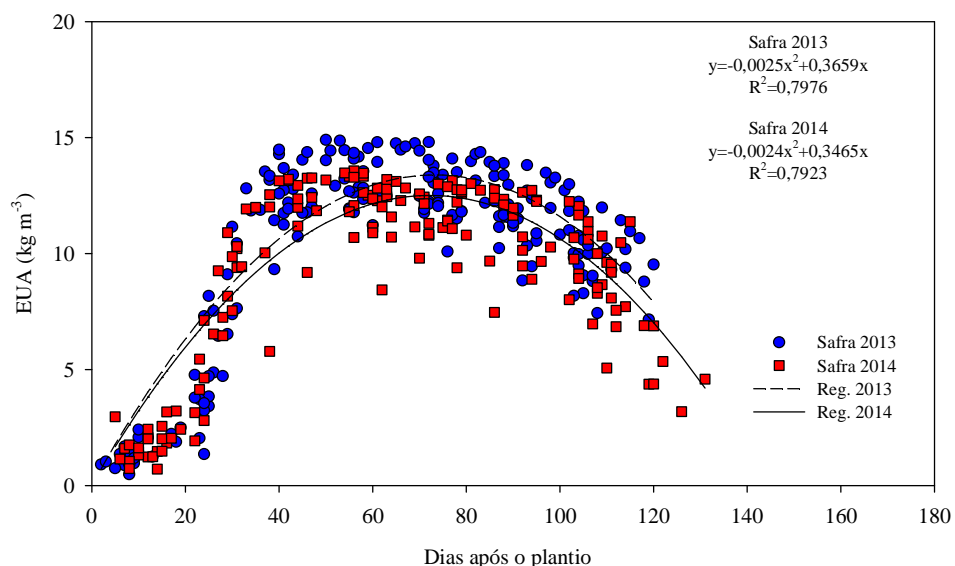


Figura 30. Eficiência do uso da água (EUA) da cultura do milho irrigado, estimada utilizando dados de produtividade obtidos do modelo multiespectral, utilizando o NDVI, como método de penalização, e dados de evapotranspiração da cultura estimados pelo algoritmo SEBAL, em função dos dias após o plantio, para as safras 2013 e 2014 na Fazenda Busato II.

A expressão da cultura nas duas Fazendas é semelhante, fato que pode ser comprovado observando as equações de regressão linear referentes a cada safra. No entanto devido à ausência de algumas imagens nas safras 2013 e 2014 na Fazenda Busato II, ocorreu maior dispersão dos dados.

É possível observar que à medida que as plantas se desenvolvem ocorre elevação da EUA. Com o desenvolvimento das plantas o índice de área foliar se eleva juntamente com as taxas fotossintéticas, ocasionando crescimento rápido e maior demanda por água. A demanda por água e nutrientes aumenta, na medida em que ocorre aumento na taxa de crescimento (RITCHIE et al., 1993), como estratégia de sobrevivência as plantas se tornam mais eficientes. O pico de maior eficiência ocorre juntamente no início do período reprodutivo. Com a maturidade da planta ocorre à diminuição das taxas de produtividade diária, juntamente ocorre redução da EUA.

Na Fazenda Triflora o ponto de máxima eficiência do uso da água na safra 2013 ocorreu no 71º dia após o plantio ($14,45 \text{ kg m}^{-3}$), na safra 2014 ocorreu no 84º dia após o plantio ($14,22 \text{ kg m}^{-3}$) e na safra 2015 ocorreu no 79º dia após o plantio ($13,63 \text{ kg m}^{-3}$). Já na Fazenda Busato II, o ponto de máxima produtividade ocorreu no 73º dia após o plantio ($13,39 \text{ kg m}^{-3}$) e na safra 2014 ocorreu no 72º dia após o plantio ($12,51 \text{ kg m}^{-3}$). Os resultados mostram que a cultura tem seus picos de produtividade diária (Figuras 23 e 28) próximos dos picos de maior eficiência de uso da água, desta forma caso o déficit hídrico ocorra neste período podem ocorrer baixas de produtividade.

Segundo Andrade et al. (2006), o milho é considerado uma cultura que demanda muita água, mas também é uma das mais eficientes no uso da água, isto é, produz uma grande quantidade de matéria seca por unidade de água absorvida. O milho de variedade de ciclo médio cultivado para a produção de grãos secos consome de 400 a 700 mm de água em seu ciclo completo, dependendo das condições climáticas. O período de máxima exigência é na fase do embonecamento, início do estágio reprodutivo, ou um pouco depois dele. Por isso déficits de água que ocorrem nesse período são os que provocam maiores reduções de produtividade. Déficit anterior ao embonecamento reduz a produtividade em 20 a 30%, no embonecamento em 40 a 50% e após em 10 a 20%. A extensão do período de déficit também é importante.

O início do estágio reprodutivo da cultura do milho é função das condições ambientais (graus dia), no entanto, geralmente o início deste período se dá por volta de 8 a 10 semanas (56 a 70 dias) após a emergência (FANCELLI, 1986; FANCELI e DOURADO NETO, 2000). Como dito anteriormente o início do período reprodutivo é

o de maior demanda por água pela cultura do milho. Dado o exposto pode-se observar que utilizando modelo multiespectral foi possível caracterizar as fases de maior eficiência e dependência da cultura em relação à utilização da água.

Bergamaschi (2004) concluiu que independente da condição climática regional, a produtividade de grãos de milho é decorrente das condições hídricas durante o período crítico, que vai do pendoamento (início do período reprodutivo) ao início do enchimento de grãos. No Estado do Rio Grande do Sul, Bergamaschi et al. (2001) observaram que a cultura do milho necessita em torno de 7 mm por dia de água durante o florescimento e necessita de uma média de 650 mm de água em todo o ciclo.

De acordo com o levantamento de agosto de 2016 da CONAB (CONAB, 2016), ocorreu diminuição da produtividade do milho na última safra, isto ocorreu em função do estresse hídrico causado pela diminuição e má distribuição das chuvas, as reduções na segunda safra foram aproximadamente de 22%.

A redução da produtividade do milho na segunda safra, como citado, é explicada pela forte ação climática ocorrida durante o ciclo desta cultura, fortemente afetada pela estiagem que, no ano de 2016, iniciou-se em abril, antecipando o período seco e prejudicando sobremaneira a cultura (CONAB, 2016). Este fato reafirma a dependência da cultura do milho em relação a fatores climáticos, principalmente se tratando do suprimento de água para a cultura, desta forma a irrigação se torna um componente essencial para a mitigação de fatores climáticos, como a estiagem, implicando na não ocorrência de quebras de produção e produtividade.

As funções de produção apresentadas nas Figuras 23 e 28 demonstram a importância de imagens durante todo o ciclo da cultura, pois as taxas diárias de crescimento são extremamente dinâmicas, desta forma a impossibilidade da obtenção de imagens em um dado dia pode levar a estimativas divergentes da realidade. A presença de nuvens no dia será traduzida em falta de informações deste dia, podendo levar a subestimativas ou a superestimativas de produtividade.

Para analisar a sensibilidade do modelo quanto à ausência de imagens, simulando dias nublados, foram selecionados os pivôs 6b, 7b, 8b, 9b, 10b e 11b, da safra 2015 da Fazenda Triflora. Estes pivôs foram selecionados devido ao fato de apresentarem 6 imagens em comum, a imagem 17 do dia 26/06/2015, a 18 do dia 28/07/2015, a 19 do dia 13/08/2015, a 20 do dia 29/08/2015, a 21 do dia 14/09/2015 e a 22 do dia 30/09/2015. Estas imagens foram utilizadas no modelo multiespectral para as estimativas de produtividade, utilizando o NDVI como método de penalização, para as

estimativas. Outro motivo que levou a seleção destes pivôs de irrigação é o fato de os mesmos possuírem datas de plantio e colheita semelhantes.

A Figura 31 mostra os resultados do modelo quando ocorre a simulação de um único dia nublado durante o ciclo da cultura, retirando apenas uma imagem, em comparação com os valores de produtividade observados a campo e com os estimados pelo modelo quando se utiliza todas as imagens.

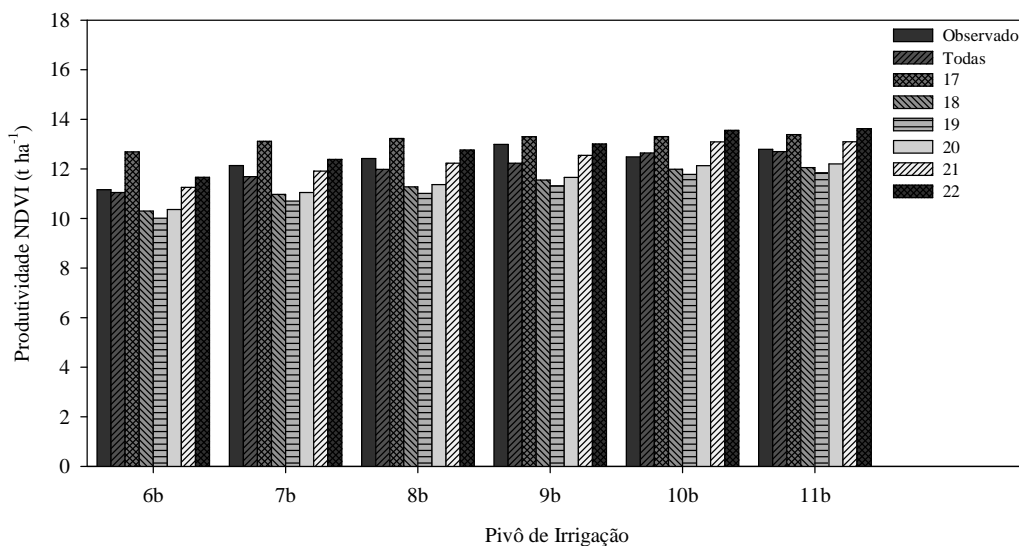


Figura 31. Comparativo da produtividade do milho irrigado, estimada pelo modelo multiespectral, utilizando o NDVI para penalização, suprimindo as imagens 17, 18, 19, 20, 21 e 22, para os pivôs de 6b, 7b, 8b, 9b, 10b e 11b, na safra 2015 da Fazenda Triflora, comparando com os resultados observados a campo e com os valores estimados pelo modelo com todas as imagens.

Na Figura 31 é possível observar que quando a primeira imagem do ciclo da cultura foi retirada, a imagem 17, o modelo superestima a produtividade em todos os pivôs analisados. Isso acontece devido ao fato de que neste momento (31,5 dias após o plantio, em média) o incremento diário apresentado pelas plantas é menor, quando comparado com o incremento diário das plantas no meio do ciclo da cultura (pode ser observado na Figura 22). O mesmo acontece quando a última imagem do ciclo é suprimida, imagem 22 (127,5 dias após o plantio, em média).

As menores estimativas foram observadas quando a imagem 19 (79,5 dias após o plantio, em média) foi suprimida, isso para todos os pivôs analisados. Neste momento as plantas se encontram com taxas de incremento diário elevadas. O mesmo pode ser observado quando as imagens 18 (63,5 dias após o plantio, em média) e 20 (95,5 dias após o plantio, em média), são suprimidas.

A Figura 32 mostra os resultados do modelo quando ocorre a simulação de dois dias nublados durante o ciclo da cultura, retirando simultaneamente duas imagens, em comparação com os valores de produtividade observados a campo e com os estimados pelo modelo quando se utiliza todas as imagens.

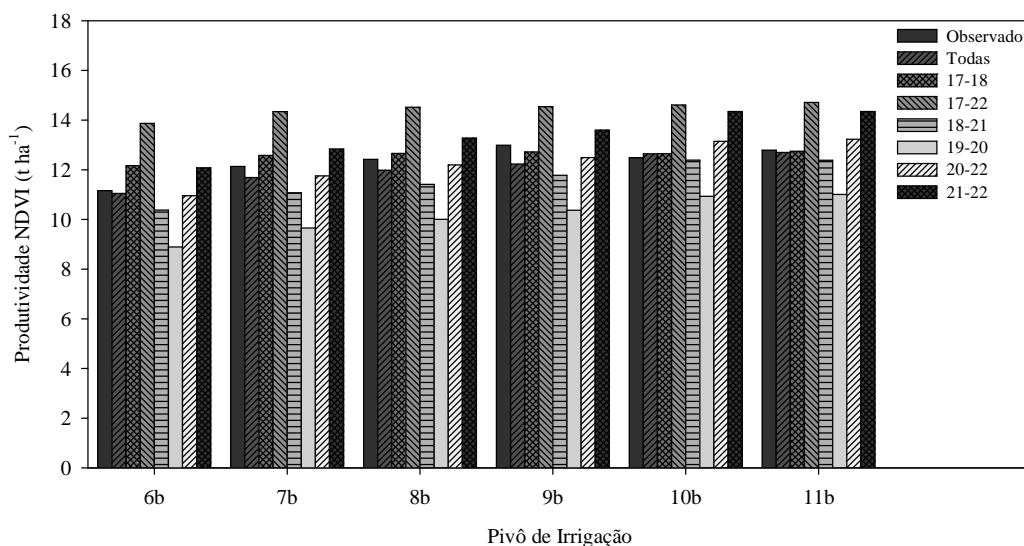


Figura 32. Comparativo da produtividade do milho irrigado estimada pelo modelo multiespectral, utilizando o NDVI para penalização, suprimindo as imagens 17 e 18 simultaneamente, 17 e 22 simultaneamente, 18 e 21 simultaneamente, 19 e 20 simultaneamente, 20 e 22 simultaneamente, 21 e 22 simultaneamente, para os pivôs de irrigação 6b, 7b, 8b, 9b, 10b e 11b, na safra 2015 da Fazenda Triflora, comparando com os resultados observados a campo e com os valores estimados pelo modelo com todas as imagens.

Na figura é possível observar que quando a primeira imagem do ciclo e a última imagem do ciclo (17 e 22) foram retiradas, ocorreram superestimativas da produtividade, os valores são ainda maiores que os apresentados na Figura 30, quando as imagens 17 e 22 foram suprimidas separadamente, isso acontece, pois nestes momentos, início e fim do ciclo, as taxas de incremento diário de biomassa são menores e as imagens utilizadas no modelo (imagens do meio do ciclo), possuem taxas de crescimento elevadas, fazendo com que o modelo superestime os valores de produtividade. O mesmo fato foi observado quando as imagens 21 e 22 são suprimidas simultaneamente, estas imagens são de momentos onde a cultura apresenta menores taxas de incremento diário.

Os menores valores são encontrados quando as imagens 19 e 20 são suprimidas simultaneamente, apresentando resultados mais baixos, quando as imagens 19 e 20 são suprimidas separadamente, estas imagens são posicionadas no momento de maior taxa

de incremento diário de biomassa da cultura, a retirada destas imagens faz com que o modelo subestime os valores de produtividade do milho.

A Figura 33 mostra os resultados do modelo quando ocorre a simulação de três dias nublados durante o ciclo da cultura, retirando simultaneamente três imagens, em comparação com os valores de produtividade observados a campo e com os estimados pelo modelo quando se utiliza todas as imagens.

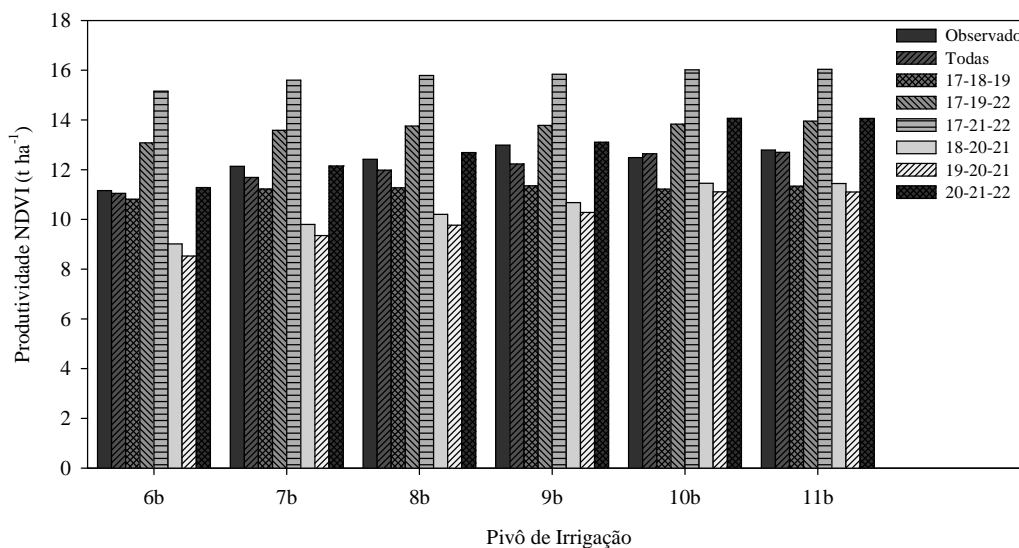


Figura 33. Comparativo da produtividade do milho irrigado estimada pelo modelo multiespectral, utilizando o NDVI para penalização, suprimindo as imagens 17, 18 e 19 simultaneamente, 17, 19 e 22 simultaneamente, 17, 21 e 22 simultaneamente, 17, 21 e 22 simultaneamente, 18, 20 e 21 simultaneamente, 19, 20 e 21 simultaneamente, 20, 21 e 22 simultaneamente, para os pivôs de irrigação 6b, 7b, 8b, 9b, 10b e 11b, na safra 2015 da Fazenda Triflora, comparando com os resultados observados a campo e com os valores estimados pelo modelo com todas as imagens.

Quando foram retiradas três imagens simultaneamente do modelo, os resultados das estimativas de produtividade do milho passam a ser bem distantes do valor de produtividade observada a campo.

Quando a primeira imagem do ciclo, imagem 17 e as duas últimas imagens do ciclo, 21 e 22, são suprimidas, momentos de menores taxas de incremento diário de biomassa, o modelo superestima a produtividade do milho, sendo que os valores estimados são muito distantes dos valores observados. Desempenho semelhante foi observado quando as imagens 17, 19 e 22, são retiradas simultaneamente, no entanto as superestimativas são menores, isso acontece devido ao fato de a imagem 19 também ser retirada, pois esta imagem é de um momento onde as taxas de crescimento são elevadas e isso acabou por contrabalancear as superestimativas.

Os menores valores foram observados quando as imagens 19, 20 e 21 foram suprimidas, essas imagens são de momentos de elevada taxa de crescimento, desta forma a ausência destas imagens no modelo gera subestimativas, o mesmo desempenho pode ser observado quando as imagens 18, 20 e 21 foram suprimidas. Quando as imagens 17, 18 e 19, são retiradas também ocorrem subestimativas.

A Figura 34 mostra os resultados do modelo quando ocorre a simulação de quatro dias nublados durante o ciclo da cultura, retirando simultaneamente quatro imagens, em comparação com os valores de produtividade observados a campo e com os estimados pelo modelo quando se utiliza todas as imagens.

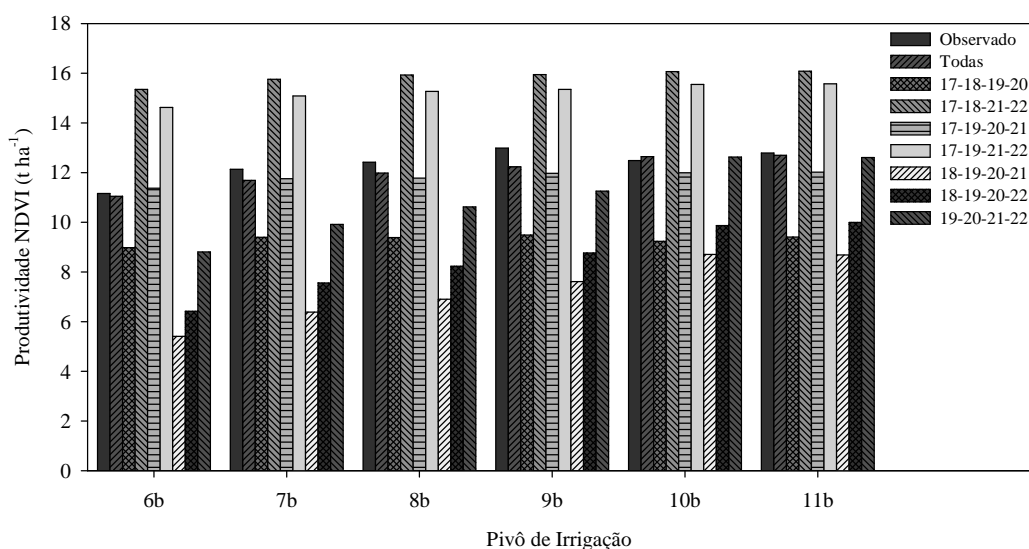


Figura 34. Comparativo da produtividade do milho irrigado estimada pelo modelo multiespectral, utilizando o NDVI para penalização, suprimindo as imagens 17, 18, 19 e 20 simultaneamente, 17, 18, 21 e 22 simultaneamente, 17, 19, 20 e 21 simultaneamente, 17, 19, 21 e 22 simultaneamente, 18, 19, 20 e 21 simultaneamente, 18, 19, 20 e 22 simultaneamente, 19, 20, 21 e 22 simultaneamente, para os pivôs de irrigação 6b, 7b, 8b, 9b, 10b e 11b, na safra 2015 da Fazenda Triflora, comparando com os resultados observados a campo e com os valores estimados pelo modelo com todas as imagens.

Quando quatro imagens foram retiradas, o modelo passa a não ser confiável, as diferenças entre valores observados e estimados aumentam, tanto para subestimativas quanto para superestimativas. Quando as imagens 17, 18, 21 e 22 foram retiradas o modelo apresentou as maiores superestimativas, desempenho semelhante foi observado quando as imagens 17, 19, 21 e 22, foram retiradas, em ambos os casos as imagens remanescentes, 19 e 20, no primeiro caso e 18 e 20, no segundo caso, são de momentos de elevada taxa de crescimento e acabam por proporcionar que o modelo superestime os valores de produtividade.

Os menores valores foram encontrados quando as imagens 18, 19, 20 e 21, foram retiradas, as imagens utilizadas pelo modelo, 17 e 22, primeira e última imagem do ciclo da cultura, apresentam as menores taxas de incremento diário de biomassa, fazendo com que o modelo subestime os valores de produtividade. Desempenho semelhante pode ser observado quando as imagens 18, 19, 20 e 22, são suprimidas e também quando as imagens 17, 18, 19 e 20, são suprimidas.

Quando as imagens 17, 19, 20 e 21 são retiradas e as estimativas do modelo são feitas com base nas imagens 18 e 22, uma do meio do ciclo e uma do fim do ciclo da cultura, as estimativas são mais próximas do valor observado, no entanto quando comparada com as estimativas do modelo com todas as imagens ele apresenta resultados inferiores.

O modelo como visto apresenta boas estimativas da produtividade do milho, no entanto o mesmo se apresenta como altamente dependente do número de imagens utilizadas para as estimativas, desta forma em locais com alta incidência de nuvens o modelo poderá apresentar discrepâncias em relação aos valores reais de produtividade a campo.

Áreas com elevada incidência de nuvens, apresentam problemas quanto à obtenção de informações espectrais orbitais, pois os cultivos são omitidos pelas nuvens. Em alguns locais e para alguns tipos de estimativa este problema pode ser contornado com imagens com melhor resolução temporal, no entanto uma melhor resolução temporal está associada à piora na resolução espacial. Outra forma de contornar este problema seria a combinação de mais de um tipo de satélite, desta forma a resolução temporal seria melhorada e a resolução espacial não seria comprometida.

O satélite Landsat 8, possui resolução temporal de 16 dias. É importante salientar que está previsto o lançamento do Landsat 9, em 2020, sendo que este novo satélite assim como o Landsat 8 terá resolução temporal de 16 dias, no entanto seu período de revista será desconhecido com o Landsat 8, desta forma usuários de imagens Landsat, caso utilizem os dois satélites, poderão contar com imagens a cada 8 dias, melhorando consideravelmente a resolução temporal das informações orbitais.

Outra possibilidade seria a integração do sensoriamento remoto orbital com o sensoriamento remoto sub-orbital, onde as imagens podem ser obtidas por meio de VANTS (veículos aéreos não tripulados), desta forma as nuvens não seriam um obstáculo para o imageamento das culturas. O inconveniente deste método é a necessidade da proximidade do operador com a cultura analisada.

A associação das imagens de satélite a um sistema de informações geográficas possibilita o armazenamento de resultados multitemporais em sistemas de rápido acesso o que permitem o acompanhamento visual e quantitativo das áreas plantadas além da produtividade das culturas. Deste modo, o uso de imagens de satélite tem ganhado importância, em nível mundial, em função de permitir a realização de estimativas com maior precisão e menor custo quando comparado às técnicas tradicionais, além de permitir o planejamento agrícola.

As culturas agrícolas apresentam elevada dinâmica temporal, o acompanhamento em múltiplas datas dos índices de vegetação e da produtividade, permite o acompanhar a trajetória espectro-temporal das culturas, trazendo informações das condições da vegetação ao longo de seu ciclo fenológico, como demonstram diversos estudos.

Sanches et al. (2005) explica que, para obter dados de estatísticas agrícolas ou realizar estudos sobre o comportamento espectral de cultivos com o uso de dados de sensoriamento remoto, é imprescindível uma análise multitemporal. Epiphanyo (2007) corrobora esta informação ao descrever que para o monitoramento da atividade agrícola, é preciso realizar um acompanhamento periódico, já que as culturas apresentam uma alta dinâmica temporal.

Na agricultura, os modelos têm sido utilizados na simulação do crescimento das plantas e na previsão da produtividade. A relação funcional entre crescimento e desenvolvimento relativo, em termos de graus-dia, e entre fenologia e variação temporal do índice foliar, tem sido comumente utilizada com essa finalidade. Usualmente, os modelos de simulação de produtividade potencial das culturas utilizam atributos da planta relacionados à produção de fitomassa seca, tais como área foliar, crescimento e fenologia (YIN, 1996).

A quantidade de biomassa produzida pelo vegetal pode ser definida por uma relação fisiológica simples, baseada na quantidade de radiação interceptada e em sua eficiência de conversão em matéria seca (CHARLES-EDWARDS, 1982), assim como realizado neste trabalho. Muchow (1989) observou que o decréscimo da produção de biomassa no milho, no sorgo e no milheto, em resposta ao déficit hídrico, está mais associado à redução da eficiência da radiação do que à redução da interceptação da radiação, justificando o processo utilizado nesta pesquisa, onde a fração evaporativa foi utilizada para a estimativa do índice de eficiência de uso da luz pela cultura.

4. CONCLUSÕES

A evapotranspiração da cultura do milho estimada por meio do algoritmo SEBAL superestimam os valores observados a campo, no entanto os valores estimados e observados possuem boa correlação, sendo possível uma calibração do algoritmo.

Os valores estimados de produtividade potencial do milho seguem a tendência dos valores de produtividade observados. No entanto é notável a diferença entre os valores observados e estimados, indicando a necessidade de um processo de penalizações para estimar a produtividade.

De acordo com os resultados os valores de produtividade estimada obtidos utilizando o IP e o NDVI, para penalização não se diferem estatisticamente dos valores observados a campo, ao nível de 5% de probabilidade utilizando o teste t para duas medias. Já os valores de produtividade estimados utilizando o NDWI e o SAVI para penalização, se diferem dos valores observados, ao nível de 5% de probabilidade.

Com base nos dados apresentados e no fato de que a penalização utilizando o IP requer dados prévios de safras anteriores, utilizando um coeficiente empírico, para suas estimativas, somado ao fato de a penalização que utiliza o NDVI, apresentar valores tão consistentes quanto aos apresentados pelo método que utiliza o IP, e ao fato de que o NDVI é um índice variável de acordo com a quantidade e qualidade da vegetação, não dependente de informações prévias, faz com que o método que utiliza o NDVI para penalização seja o indicado para as estimativas de produtividade do milho, sendo que o modelo multiespectral utilizando o NDVI para penalização, leva a boas estimativas da produtividade do milho, se mostrando um modelo robusto capaz de acompanhar o desenvolvimento da cultura.

À medida que as plantas se desenvolveram ocorreu elevação da eficiência de uso da água. Com a maturidade da planta ocorreu à diminuição das taxas de produtividade diária, ao mesmo tempo ocorreu redução da EUA. Foi possível caracterizar os momentos de maior eficiência e dependência da cultura em relação à utilização da água. O pico de maior eficiência ocorreu juntamente no início do período reprodutivo.

As funções de produção apresentadas demonstram a importância de imagens durante todo o ciclo da cultura, pois as taxas diárias de crescimento são extremamente dinâmicas, desta forma a impossibilidade da obtenção de imagens em um dado dia pode levar a estimativas divergentes da realidade. A presença de nuvens em um dado dia será

traduzida em falta de informações deste dia, podendo levar a subestimativas ou a superestimativas de produtividade.

O modelo apresenta boas estimativas da produtividade do milho, no entanto o mesmo se apresenta-se como altamente dependente do número de imagens utilizadas para as estimativas, desta forma em locais com alta incidência de nuvens o modelo poderá apresentar discrepâncias em relação aos valores observados a campo.

5. REFERÊNCIAS

ABRAMILHO – Associação Brasileira de Produtores de Milho. **A dimensão do milho no mundo**. 2010. Disponível em: <http://www.abramilho.org.br/noticias.php?cod=975>. Acesso em 01 de outubro 2016.

ALLEN, R.; TASUMI, M.; TREZZA, R. Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC) - Model. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v.133, p.380-394, 2007.

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.

ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; GONÇALVES, J. L. M.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, p. 711-728, 2013.

ANDRADE, C. de L. T.; PEREIRA, P. E.; BRITO, R. A. L.; RESENDE, M. **Viabilidade e Manejo da Irrigação da Cultura do Milho**. Circular Técnica 85, EBRAPA Sete Lagoas, Ministério da Agricultura Pecuária e Abastecimento. 2006. 12p.

ANDRADE, R. G.; SEDIYAMA, G.; SOARES, V. P.; GLERIANI, J. M.; MENEZES, S. J. M. da C. Estimativa da produtividade da cana-de-açúcar utilizando o SEBAL e imagens Landsat. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.29, p.433-442, 2014.

ARAÚJO, G. L. **Estimativa da produção em áreas irrigadas sob cultivo de cana-de-açúcar utilizando um modelo multiespectral**. 2013. 43p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Viçosa – UFV. Viçosa, 2013.

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.

ASSIS, J. P. de; NETO, D. D.; REICHARDT, K.; MANFRON, P. A.; MARTIN, T. N.; BONNECARRÈRE, R. A. G. Dados climáticos simulados e produtividade potencial do milho. **Pesquisa agropecuária brasileira**, v.41, p.731-737, 2006.

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.

BERGAMASCHI, H.; DALMAGO, G. A.; BERGONCI, J. I.; BIANCHI, C. A. M.; MULLER, A. G.; COMIRAN, F.; HECKLER, B. M. M. Distribuição hídrica no período crítico do milho e produção de grãos. **Pesquisa agropecuária brasileira**, v.39, p.831-839, 2004.

BERGAMASCHI, H.; RADIN, B.; ROSA, L. M. G.; BERGONCI, J. I.; ARAGONÉS, R.; SANTOS, A. O.; FRANÇA, S.; LANGENSIEPEN, M. Estimating maize water requirements using agrometeorological data. **Revista Argentina de Agrometeorologia**, v.1, p.23-27, 2001.

BERNARDO, S.; SOARES, A. A.; MANTOVANI, E. C. **Manual de Irrigação - 8ª Edição**, 2008. 625p.

BEZERRA, B. G.; SILVA, B. B. da; FERREIRA, N. J. Estimativa da evapotranspiração real diária utilizando-se imagens digitais TM - Landsat 5. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.23, p.305-317, 2008.

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.

CECCATO, P.; FLASSE, S.; TARANTOLA, S.; JACQUEMOND, S.; GREGOIRE, J. Detecting vegetation water content using reflectance in the optical domain. **Remote Sensing of Environment**, v.77, p.22-33, 2001.

CHARLES-EDWARDS, D. A. **Physiological determinants of crop growth**. London : **Academic Press**, 1982. 161 p.

COELHO, A. M.; CRUZ, J. C.; PEREIRA FILHO, I. A. **Desafios para obtenção de altas produtividades de milho**. Comunicado Técnico, EMBRAPA, Sete Lagoas. 2004. 23p.

CONAB - Companhia Nacional de Abastecimento. **Observatório Agrícola: Acompanhamento de safra brasileira: grãos - décimo primeiro levantamento, agosto/2016** - Companhia Nacional de Abastecimento - Brasília: Conab 2016. 176p.

DAUGHTRY, C. S. T.; WALTHALL, C. L.; KIM, M. S.; BROWN de COLSTOUN, E.; MCMURTREY III, J. E. Estimating corn leaf chlorophyll 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 Environment**, v.39, p.141-152, 1992.

ENGMAN, E. T.; SCHULTZ, G. A. **Remote sensing in hydrology and water management**. Ruhr – Universitat Bochum, Ed. Springer, 2000. p. 135-152.

EPIPHANIO, R. D. V. **Avaliação da potencialidade das imagens MODIS na estimativa da área de soja no Estado do Mato Grosso**. 2007. 103 p. Dissertação (Mestrado) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.

FANCELLI, A. L. **Plantas Alimentícias: guia para aula, estudos e discussão**. Piracicaba: CALQ, 1986. 131p.

FANCELLI, A. L.; DOURADO NETO, D. **Produção de Milho**. Guaíba; Porto Alegre: Agropecuária, 2000. 360p.

FERREIRA, J. M. S.; FERREIRA, H. dos S.; SILVA, H. A. da; SANTOS, A. M. dos; GALVÍNCIO, J. D. Análise espaço-temporal da dinâmica da vegetação de caatinga no município de Petrolina - PE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.4, p.904-922, 2012.

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.

FORD, T. W.; WULFF, C. O.; QUIRING, S. M. Assessment of observed and model-derived soil moisture-evaporative fraction relationships over the United States Southern Great Plains. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v.119, p.6279-6291, 2014.

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.

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

HALL, F. G.; BADWAR, G. D. Signature-extendable technology: global space-based crop recognition. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.25, p.11-27, 1987.

HARDISKY, M. A.; KLEMAS, V.; SMART, R. M. The influences of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral reflectance of *Spartina alterniflora* canopies. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.49, p.77-83, 1983.

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.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. 2ed. São José dos Campos: Parêntese, 2009, 604 p.

LIU, F.; STÜTZEL, H. Biomass partitioning, specific leaf area, and water use efficiency of vegetable amaranth (*Amaranthus* spp.) in response to drought stress. **Scientia Horticulturae**, v.102, p.15-27, 2004.

LIU, H. Q.; HUETE, A. **A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmosphere noise.** IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, v. 3, n. 2, p. 457-465, 1995.

LOGGINI, B.; SCARTAZZA, A.; BRUGNOLI, E.; NAVARI-IZZO, F. Antioxidative defense system, pigment composition, and photosynthetic efficiency in two wheat cultivars subjected to drought. **Plant Physiology**, Maryland, v.119, p. 1091-1099, 1999.

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.

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, J.F., BECANA, M., TRURBE-ORMAETXE, T.; FRECHILLA, S.; KLUCAS, R.; APARICIO-TEJO, P. Drought induces oxidative stress in pea plants, **Planta**, Berlin, v.194, p.346-352, 1994.

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.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação.** Editora UFV – Viçosa-MG, 2003, 2ª ed. 307p.

MUCHOW, R. C. Comparative productivity of maize, sorghum and pearl millet in a semi-arid tropical environment. II. Effect of water deficits. **Field Crops Research**, v.20, p.207-219, 1989.

OLIVEIRA, L. A. M.; AZEREDO, R. A. de; ARAUJO, G. L.; MANTOVANI, E. C. Estimativa de produção em áreas irrigadas sob o cultivo da cultura do milho utilizando imagens de satélite. **Revista Brasileira de Agricultura Irrigada**, v.10, p.400-409, 2016.

OLIVEIRA, L. J. C.; COSTA, L. C.; SEDIYAMA, G. C.; FERREIRA, W. P. M.; OLIVEIRA, M. J. de. Modelos de estimativa de produtividade potencial para as culturas do feijão e do milho. **Engenharia na agricultura**, v.19, p.304-312, 2011.

OLIVEIRA, T. H.; MACHADO, C. C. C.; SILVA, J. S.; GALVÍNCIO, J. D.; PIMENTEL, R. M. M.; SILVA, B. B. Índice de Umidade (NDWI) e Análise Espaço-Temporal do Albedo da Superfície da Bacia Hidrográfica do Rio Moxotó-PE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.3, p.55-69, 2010.

PENUELAS, 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**, v.14, p.1887–1905, 1993.

PENG, J.; BORSCHE, M.; LIU, Y.; LOEW, A. How representative are instantaneous evaporative fraction measurements of daytime fluxes? **Hydrology and Earth System Sciences**, v.17, p.3913-3919, 2013.

PUPPALA, N.; FOWLER, J. L.; JONES, T. L.; GUTSCHICK, V.; MURRAY, L. Evapotranspiration, yield, and water-use efficiency responses of *Lesquerella fendleri* at different growth stages. **Industrial Crops and Products**, v.21, p.33-47, 2005.

RAHIMZADEH-BAJGIRAN, P.; BERG, A.A.; CHAMPAGNE, C.; OMASA, K. Estimation of soil moisture using optical/thermal infrared remote sensing in the Canadian Prairies. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v.83, p.94-103, 2013.

RITCHIE, S. W.; HANWAY, J. J.; BENSON, G. O. How a corn plant develops. Ames, Iowa State University of Science and Technology, 1993. 26p. (Special Report, 48).

ROUSE, J. W. et al. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenware effect) of natural vegetation**. Greenbelt: NASA/GSFCT, 1974. 371 p.

RUHOFF, A. L. **Sensoriamento remoto aplicado à estimativa da evapotranspiração em biomas tropicais**. 2011. 162p. Tese (Doutorado em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental) - Universidade Federal do Rio Grande Do Sul – UFRS. Porto Alegre, 2011.

RUHOFF, A. L.; PAZ, A. R.; COLLISCHONN, W.; ARAGAO, L. E. O. C.; ROCHA, H. R.; MALHI, Y. S. A MODIS-Based energy balance to estimate evapotranspiration for clear-sky days in brazilian tropical savannas. **Remote Sensing**, v.4, p.703-725, 2012.

RUHOFF, A. L.; SILVA, B. B.; ROCHA, H. R. Determinação da irradiância solar no topo da atmosfera para cálculo do albedo e balanço de energia a partir de imagens LANDSAT 8 OLI. In: XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2015. **Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, 2015.

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.

SANCHES, I. D. A.; EPIPHANIO, J. C. N.; FORMAGGIO, A. R. Culturas agrícolas em imagens multitemporais do satélite Landsat. **Agrícola São Paulo**, v. 52, p. 83-96, jan./jun. 2005.

SANTIAGO, L. S.; DAWSON, T. E. Light use efficiency of California redwood forest understory plants along a moisture gradient. **Oecologia**, v.174, p.351-363, 2014.

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

SHUTTLEWORTH, W. J.; GURNEY, R. J.; HSU, A. Y.; ORMSBY, J. P. FIFE: the variation in energy partition at surface flux sites. **IAHS Publ**, n.186, 1989.

SILVA, B. B. da; ARAUJO, F. C.; MERCANTE, E.; VILAS BOAS, M. A.; WRUBLACK, S. C. Estimativa da evapotranspiração real diária para a microbacia do rio das Lontras utilizando algoritmo SEBAL e imagens Landsat 8. In: XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2015. **Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, 2015.

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.

SOARES, V. P. **Curso de Sensoriamento Remoto**. UFV, 2013, 71 p.

SOUZA, L. S. B. de; MOURA, M. S. B. DE; SEDIYAMA, G. C.; SILVA, T. G. F. da; Eficiência do uso da água das culturas do milho e do feijão-caupi sob sistemas de plantio exclusivo e consorciado no semiárido brasileiro. **Bragantia**, v.70, p.715-721, 2011.

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.

TEIXEIRA, A. H. de C. Determining regional actual evapotranspiration of irrigated and natural vegetation in the São Francisco river basin (Brazil) using remote sensing an Penman-Monteith equation. **Remote Sensing**, v.2, p.1287-1319, 2010.

TEIXEIRA, A. H. de C.; Bastiaanssen, W. G. M.; Ahmadd, M.D.; Bos, M.G. Reviewing SEBAL input parameters for assessing evapotranspiration and water productivity for the Low-Middle São Francisco River basin, Brazil Part B: Application to the regional scale. **Agricultural and forest meteorology**, v.149, p.477-490, 2009a.

TEIXEIRA, A. H. de C.; Bastiaanssen, W. G. M.; Ahmadd, M.D.; Bos, M.G. Reviewing SEBAL input parameters for assessing evapotranspiration and water productivity for the Low-Middle São Francisco River basin, Brazil Part A: Calibration and validation. **Agricultural and forest meteorology**, v.149, p.462-476, 2009b.

USGS - United States Geological Survey. **Landsat 8 (L8) Data Users Handbook**. United States Department of the Interior. 2016. 98 p.

USGS – United States Geological Survey. **Landsat 8**. 2014. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/landsat8.php>. Acesso em: 9 de outubro de 2014.

VALERIANO, D. M. **Interações da radiação solar com a vegetação**. São José dos Campos: INPE, 36 p. 1988.

VIANA, M. C. M. **Déficit hídrico em genótipos de milho com tolerância diferencial à seca**. 2002. 75 p. Dissertação (Mestrado em Biologia Vegetal) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2002.

YIN, X. **Quantifying the effects of temperature and photoperiod on phenological development to flowering in rice**. 1996. 173p. Tese (Ph.D.) - Wageningen Agricultural University, Wageningen. 1996.