

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

**Imageamento aéreo por aeronave remotamente pilotada  
e satélite na cultura do milho: saturação de índices  
vegetativos e alternativas**

**Leonardo Pinto de Magalhães**

Tese apresentada para obtenção do título de  
Doutor em Ciências. Área de concentração:  
Engenharia de Sistemas Agrícolas

**Piracicaba  
2022**

**Leonardo Pinto de Magalhães**  
**Engenheiro de Biosistemas**

**Imageamento aéreo por aeronave remotamente pilotada e  
satélite na cultura do milho: saturação de índices vegetativos  
e alternativas**

versão revisada de acordo com a Resolução CoPGr 6018 de 2011

Orientador:  
Prof. Dr. **FABRÍCIO ROSSI**

Tese apresentada para obtenção do título de  
Doutor em Ciências. Área de concentração:  
Engenharia de Sistemas Agrícolas

**Piracicaba**  
**2022**

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

Magalhães, Leonardo Pinto de

Imageamento aéreo por aeronave remotamente pilotada e satélite na cultura do milho: saturação de índices vegetativos e alternativas / Leonardo Pinto de Magalhães. - - versão revisada de acordo com a Resolução CoPGr 6018 de 2011. - - Piracicaba, 2022.

99 p.

Tese (Doutorado) - - USP / Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz".

1. NDVI 2. RGB 3. Sentinel-2 4. *Zea mays* l. Título

## **DEDICATÓRIA**

Aos meus pais, que me ofereceram ensino e educação e me deram a liberdade. Ao povo brasileiro, em especial aos paulistas, que através dos impostos mantém o funcionamento das Universidades e proporciona condições para o desenvolvimento das pesquisas científicas. Sem a sociedade não há ciência.

## **AGRADECIMENTOS**

À CAPES pelo apoio financeiro através da bolsa de Doutorado (Processo n° 88882.378459/2019-01), à Universidade de São Paulo em especial as unidades de Piracicaba (Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiróz”) e Pirassununga (Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos). Aos funcionários da Universidade, professores com quem tive aula ou convivi em atividades acadêmicas e à Prefeitura do Campus “Fernando Costa” em Pirassununga pela disponibilização da área de estudo desta tese.

Aos meus amigos pelos momentos de lazer e aprendizados e aos colegas que me inspiraram nas diferentes análises e estudos.

Aos profissionais da saúde pela luta que demonstraram durante a pandemia da COVID-19 e permitiram que voltássemos com as pesquisas e outras atividades.

## **BIOGRAFIA**

Nascido em Porto Ferreira em um sábado de abril, especificamente dia 10, no ano de 1988. Palmeirense, engenheiro de biosistemas, filho da dona Marli e do Seu Rubens. Filho de operários que chegou ao Doutorado.

*“Deus criou a Terra, veio o diabo e criou a cerca”.*

*Rubens Pinto de Magalhães, meu pai.*

*“Nietzsche dizia que para fazer um doutoramento é necessário cultivar a arte de se aborrecer.”*

*Rubem Alves*

*Tudo muda, a roda da grande lei gira sem pausa. Depois da chuva, bom tempo. Em um piscar de olhos, o Universo retira suas roupas sujas. Por dez mil milhas, a paisagem se estende como um precioso brocado. Luz do sol delicada. Brisa leve. Flores sorridentes pairam nas árvores, entre as folhas cintilantes, todos os pássaros cantam. Homens e animais renascem. O que pode ser mais natural? Depois da dor vem a alegria.*

*Hồ Chí Minh*

## SUMÁRIO

RESUMO.....	9
ABSTRACT.....	10
1 INTRODUÇÃO.....	11
Referências.....	13
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	15
2.1 Definição do IAF e importância na cultura do milho.....	15
2.2 Índices vegetativos para cálculo do IAF e outras aplicações.....	16
2.3 Comportamento da luz nas plantas.....	17
Referências.....	18
3 OBJETIVOS.....	21
3.1 Objetivo principal.....	21
3.2 Objetivos secundários.....	21
4 REVISÃO INTEGRATIVA SOBRE A SATURAÇÃO DO NDVI.....	23
Resumo.....	23
4.1 Introdução.....	23
4.2 Material e Métodos.....	24
4.3 Resultados e Discussão.....	26
4.4 Conclusões.....	32
Referências.....	33
5. HIPÓTESES SOBRE A SATURAÇÃO DO NDVI: ESTUDO DE CASO NO MILHO COM IMAGENS DE SATÉLITE.....	41
Resumo.....	41
5.1 Introdução.....	41
5.2 Material e Métodos.....	43
5.3 Resultados.....	47
5.4 Conclusões.....	58
Referências.....	59
6. SATURAÇÃO DE ÍNDICES VEGETATIVOS NO RGB.....	63
Resumo.....	63
6.1 Introdução.....	63
6.2 Material e Métodos.....	65

6.3 Resultados.....	68
6.4 Conclusões.....	73
Referências.....	74
7. RELAÇÃO DA MASSA FRESCA E SECA DO MILHO COM ÍNDICES VEGETATIVOS NO RGB.....	79
Resumo.....	79
7.1 Introdução.....	80
7.2 Material e Métodos.....	81
7.3 Resultados.....	85
7.4 Conclusões.....	90
Referências.....	90
8. CONCLUSÕES GERAIS.....	97
ANEXOS.....	99

## RESUMO

### **Imageamento aéreo por aeronave remotamente pilotada e satélite na cultura do milho: saturação de índices vegetativos e alternativas**

Desde 1973, quando foi proposto pela primeira vez, o NDVI (*Normalized Difference Vegetative Index*), índice vegetativo por diferença normalizada, tem sido amplamente utilizado em aplicações na agricultura. Desde a modelagem da produtividade dos cultivos até a mensuração do IAF (índice de área foliar), diversos autores têm usado o NDVI como ferramenta para essas aplicações. Porém, desde a década de 1980 alguns pesquisadores têm apontado algumas limitações deste índice, em especial sua saturação acima de valores específicos do IAF. Mensurar o IAF, em especial na cultura do milho, é extremamente importante, pois este índice se relaciona com fatores como a produtividade, capacidade de interceptação da radiação solar e transpiração. Portanto, a saturação do NDVI pode levar a modelos ineficientes do IAF, diminuindo a qualidade de mensuração dos mesmos e levando a um manejo inadequado da cultura. Além disso, outros índices vegetativos também tiveram saturação reportada em determinados valores do IAF. Sendo assim, a presente tese teve por objetivo a avaliação da saturação de índices vegetativos na cultura do milho, obtidos a partir de imageamento aéreo por aeronave remotamente pilotada (ARP) e imagens de satélite (Sentinel-2), através de etapas como: revisão integrativa da literatura sobre o tema; avaliação de hipóteses sobre a saturação do NDVI e proposição de alternativas que diminuam este efeito. Avaliou-se também a saturação de índices no RGB, determinando a partir de qual valor do IAF esse efeito ocorre em 15 diferentes índices, bem como foi desenvolvido um modelo para mensuração da massa fresca e seca do milho com índices no RGB. Como resultados se observou que a saturação do NDVI ocorre antes do que em outros índices, com valores menores de 3 para o IAF. Verificou-se que essa saturação decorre do formato do índice e de sua normalização. A diferença de reflectância entre o infravermelho próximo e o vermelho também diminui a sensibilidade do índice a partir do momento em que há grande cobertura vegetal sobre o solo. Para índices no RGB se verificou uma saturação com valores do IAF entre 3 e 3,5, sendo que diferentes índices tiveram melhor desempenho em diferentes fases de desenvolvimento do milho.

Palavras-chave: NDVI, RGB, Sentinel-2, Zea Mays

## ABSTRACT

### **Aerial imaging by remotely piloted aircraft and satellite in maize crop: saturation of vegetation indices and alternatives**

Since 1973, when it was first proposed, the NDVI (Normalized Difference Vegetative Index), has been widely used in agricultural applications. From crop yield modeling to LAI measurement (leaf area index), several authors have used NDVI as a tool for these applications. However, since the 1980s, some researchers have pointed out some limitations of this index, especially its saturation above specific LAI values. Measuring the LAI, especially in corn, is extremely important, as this index is related to factors such as productivity, ability to intercept solar radiation and transpiration. Therefore, the saturation of the NDVI can lead to inefficient models of the IAF, decreasing the quality of their measurement and leading to an inadequate management of the culture. In addition, other vegetative indices also presented saturation in certain values of the LAI. Therefore, the present thesis aimed to evaluate the saturation of vegetative indices in corn, obtained from aerial imagery by remotely piloted aircraft (RPA) and satellite images (Sentinel-2), through steps such as: review integrative literature on the topic; evaluation of hypotheses about NDVI saturation and proposition of alternatives that reduce this effect. The saturation of indices in RGB was also evaluated, determining from which value of LAI this effect occurs in 15 different indices, as well as a model was developed to measure fresh and dry mass of corn with indices in RGB. As a result, it was observed that the saturation of the NDVI occurs earlier than in other indices, with values lower than 3 for the LAI. It was found that this saturation results from the format of the index and its normalization. The difference in reflectance between the near-infrared and the red also decreases the sensitivity of the index from the moment when there is great vegetation cover on the ground. For indices in RGB, there was a saturation with LAI value between 3 and 3.5, and different indices had better performance at different stages of corn development.

Keywords: NDVI, RGB, Sentinel-2, *Zea Mays*

## 1 INTRODUÇÃO

Em 1974, quando Rouse et al. [1] propuseram o NDVI (*Normalized Difference Vegetative Index*), a argumentação para escolha da equação do índice era de que “embora outras combinações tenham sido encontradas que se correlacionam com a condição da vegetação” as bandas do vermelho e do infravermelho próximo apresentavam uma indicação mais precisa do teor de biomassa verde sobre o solo. Já a normalização do índice era indicada para “eliminar as diferenças sazonais do ângulo do sol e para minimizar o efeito da atenuação atmosférica”. A área utilizada pelos pesquisadores, na época, era composta em sua maioria por gramíneas, em geral destinadas à alimentação animal na região das Grandes Planícies nos EUA.

O índice, então proposto por estes autores, foi elaborado utilizando dados do Landsat-1 (primeiro satélite lançado para monitorar e estudar os continentes). Este satélite tinha por característica uma resolução espacial de 80 m e a disponibilização das bandas na faixa do visível (Azul, Verde e Vermelho) além do infravermelho próximo.

Desde sua proposição o NDVI passou a ter milhares de citações como índice vegetativo aplicado na agricultura, ecologia, engenharia florestal entre outras áreas. Como exemplo, a pesquisa realizada no dia 19/10/2020 na base de dados “*Web of Science*” usando a palavra-chave “NDVI”, para artigos dos últimos cinco anos, retornou 9199 artigos e outras publicações. Somente na área de sensoriamento remoto foram encontradas 3119 publicações.

Porém, na década de 1980 [2] alguns autores já apontavam as limitações deste índice vegetativo. Estas limitações se relacionavam, segundo os autores da época, com o índice de área foliar das plantas (IAF). Verificou-se que, quando o IAF ultrapassava, para o milho, o valor de  $3 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ , o NDVI sofria saturação do seu valor, ou seja, com o contínuo incremento do IAF, o valor de NDVI pouco se modificava. Isso se justifica, principalmente, por ocorrer, com o fechamento do dossel, a diminuição da reflectância no comprimento de onda do vermelho. Outros autores [3] apontam também que, devido ao formato da equação do índice, o

aumento da variação do infravermelho em relação ao vermelho acaba por tornar o índice insensível à variação do IAF. Assim, outros autores propõem alternativas ao NDVI para superar a saturação deste índice.

Gitelson e Merzlyak [4], por exemplo, propuseram um índice normalizado que relaciona, ao invés do infravermelho próximo com o vermelho, o comprimento de onda do *red-edge* com o infravermelho próximo. O *red-edge*, região do espectro compreendida entre 680 e 750 nm, se relaciona com o conteúdo de clorofila das plantas e poderia evitar a saturação espectral em vegetações com densidade moderada a alta [5]. Gianelle e Vescovo [6] argumentam que índices que relacionam a cor verde com outras faixas do visível e com o infravermelho próximo predizem variáveis da vegetação melhor do que utilizando o vermelho com o infravermelho. Elazab et al. [7] discutem que o uso de um índice na faixa do visível, com as bandas verde e vermelha, é uma alternativa à saturação do NDVI na mensuração do IAF em milho e outros cereais.

Porém, a saturação dos índices vegetativos não se restringe ao NDVI. Yue et al. [8], usando uma ARP para adquirir imagens no RGB e mensurar a biomassa de trigo, observaram que utilizar somente os dados das imagens levava a uma subestimação da biomassa quando esta atingia valores mais altos. Hunt et al. [9], em 2005, também observaram que após o fechamento do dossel de três culturas (alfafa, milho e soja) um índice vegetativo no RGB se tornava insensível à variação da biomassa. A saturação, segundo a literatura, ocorre devido a diferentes fatores do desenvolvimento das culturas, mas também se dá em relação a características dos índices vegetativos. Uma parte pouco explorada na literatura é em relação a normalização dos índices vegetativos e sua necessidade para correlação com o IAF.

Sendo assim, a presente tese tem como objetivo discutir a saturação do NDVI e de outros índices vegetativos. Busca também propor alternativas para o uso de índices vegetativos que atenuem a saturação e indicações de em qual época do desenvolvimento do milho cada índice tenha melhor resultado.

## Referências

- [1] ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A.; DEERING, D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, In: S.C. Freden, E.P. Mercanti, and M. Becker (eds) **Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium**. Volume I: Technical Presentations, NASA SP-351, NASA, Washington, D.C., pp. 309-317, 1974.
- [2] SELLERS, P. J.. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. **International Journal Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 6, n. 8, p. 1335-1372, ago. 1985. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431168508948283>.
- [3] GITELSON, Anatoly A. Wide dynamic range vegetation index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation. **Journal of Plant Physiology**, [S.L.], v. 161, n. 2, p. 165-173, jan. 2004. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1078/0176-1617-01176>.
- [4] GITELSON, Anatoly; MERZLYAK, Mark N. Quantitative estimation of chlorophyll-a using reflectance spectra: experiments with autumn chestnut and maple leaves. **Journal Of Photochemistry And Photobiology B: Biology**, [S.L.], v. 22, n. 3, p. 247-252, mar. 1994. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/1011-1344\(93\)06963-4](http://dx.doi.org/10.1016/1011-1344(93)06963-4).
- [5] MA, Yi; FANG, Shenghui; PENG, Yi; GONG, Yan; WANG, Dong. remote estimation of biomass in winter oilseed rape (*Brassica napus* L.) using canopy hyperspectral data at different growth stages. **Applied Sciences**, [S.L.], v. 9, n. 3, p. 545, 6 fev. 2019. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/app9030545>.
- [6] GIANELLE, D.; VESCOVO, L. Determination of green herbage ratio in grasslands using spectral reflectance. Methods and ground measurements. **International Journal of Remote Sensing**, [S.L.], v. 28, n. 5, p. 931-942, mar. 2007. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160500196398>.

- [7] ELAZAB, Abdelhalim; ORDÓÑEZ, Raziél A.; SAVIN, Roxana; SLAFER, Gustavo A.; ARAUS, José Luis. Detecting interactive effects of N fertilization and heat stress on maize productivity by remote sensing techniques. **European Journal Of Agronomy**, [S.L.], v. 73, p. 11-24, fev. 2016. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eja.2015.11.010>.
- [8] YUE, Jibo; YANG, Guijun; TIAN, Qingjiu; FENG, Haikuan; XU, Kaijian; ZHOU, Chengquan. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahigh-ground-resolution image textures and vegetation indices. **Isprs Journal Of Photogrammetry And Remote Sensing**, [S.L.], v. 150, p. 226-244, abr. 2019. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.02.022>.
- [9] HUNT, E. Raymond; CAVIGELLI, Michel; DAUGHTRY, Craig S. T.; MCMURTREY, James E.; WALTHALL, Charles L. Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status. **Precision Agriculture**, [S.L.], v. 6, n. 4, p. 359-378, ago. 2005. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-005-2324-5>.
- [10] WATSON DJ. Comparative physiological studies in the growth of field crops. I. Variation in net assimilation rate and leaf area between species and varieties, and within and between years. **Annals of Botany** **11**, 41-76, 1947.

## **2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

### **2.1 Definição do IAF e importância na cultura do milho**

O Índice de Área Foliar (IAF) pode ser definido como a área total do tecido foliar por unidade de área do solo ocupado por essa planta [10]. Por mensurar a quantidade de folha disponível da planta, este índice se relaciona a diversos fatores de desenvolvimento das culturas.

A área foliar e conseqüentemente o IAF é chave para alguns processos das plantas como troca de gases, saúde do dossel e produção primária [11]. A estimativa do IAF é um fator determinante para a modelagem da taxa de produção e melhoramento das plantas [12] [13]. A variação do IAF no milho depende de fatores como espaçamento de plantio, estrutura da planta, cultivar utilizada e disponibilidade hídrica. O arranjo das plantas, especialmente no milho, influencia no IAF, na disposição das folhas nas plantas e na taxa de interceptação solar [14]. A eficiência da interceptação da luz solar pelo milho é de 100% quando o IAF é superior a 5 na fase reprodutiva [15]. Estes autores também observaram que após o IAF ultrapassar o valor de 2,7, a eficiência de interceptação solar pelo milho tende a diminuir, sendo que o máximo de interceptação ocorre com IAF entre 3 e 5. A evapotranspiração da planta também pode ser indiretamente relacionada com fatores bióticos como o IAF [16]. Sendo assim, uma mensuração eficiente do IAF é um fator preponderante para um melhor acompanhamento do desenvolvimento e manejo do milho.

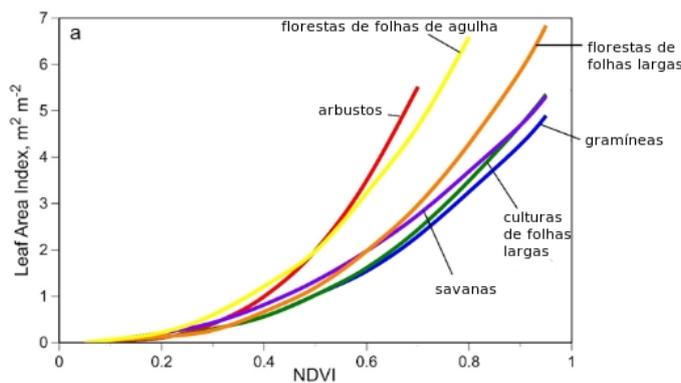
Porém, a mensuração do IAF utilizando dados multiespectrais, para cálculo do NDVI, além de ter a limitação da saturação deste índice, ainda “possuí custos e necessita de habilidades que muitas vezes não estão suficientemente disponíveis” [17].

Por outro lado, o método direto de medição do IAF se baseia na retirada das folhas da planta e mensuração do comprimento e largura da mesma. Esse procedimento se repete folha a folha da amostra e a área é posteriormente convertida no IAF [18]. Mas, este método é mais demorado e gera mais trabalho do que aqueles que utilizam sensoriamento remoto, além de produzirem danos às plantas [19].

## 2.2 Índices vegetativos para cálculo do IAF e outras aplicações

Para aprofundar mais o conteúdo apresentado no capítulo anterior sobre métodos indiretos de medição do IAF, neste tópico serão apresentadas mais discussões sobre o uso de índices vegetativos no monitoramento do IAF em diferentes cultivos.

O IAF possui relação não linear com índices vegetativos (figura 1) [20]. Em diferentes culturas o IAF apresenta comportamento linear até atingir  $3 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ , após isso tendo um aumento exponencial.



**Figura 1.** Relação entre o IAF e o NDVI em diferentes tipos de vegetação.

Adaptado de [20].

O NDVI foi relatado como tendo relação com a estrutura do dossel da planta e com o IAF [21]. Porém, este índice apresenta saturação com valores acima de 3 do IAF. Esta saturação ocorre em função do fechamento do dossel, que no caso do milho ocorre entre o final da fase vegetativa e o espigamento das plantas [22]. O índice VARI também tem sido descrito na literatura como uma alternativa para mensuração do IAF [23].

Quanto às outras aplicações dos índices vegetativos, no milho, os índices no visível (NDGRI (*Normalized Difference Green Red Index*), ExG (*Excess of Green*), ExGR (*Excess of Green-Red*), CIVE (*Color Index of Vegetation Extraction*) e VEG) possuem boa relação com a mensuração da biomassa [24].

### 2.3 Comportamento da luz nas plantas

Ao avaliar o comportamento da luz nas culturas, se pode observar que uma parte da energia incidente é absorvida e uma parte refletida de volta ao ambiente. Uma planta saudável apresenta baixa reflectância nos comprimentos de onda do azul e vermelho, tendo alta reflectância no verde e muito alta no infravermelho próximo [25].

Ao avaliar a reflectância nos diferentes comprimentos de onda, é possível estabelecer índices vegetativos que indicarão características dos cultivos e o status ao longo do desenvolvimento. Os índices vegetativos podem ser definidos, então, como uma expressão matemática utilizando valores de reflectância em diversas partes do espectro [26].

Na faixa do visível do espectro, ou seja, na faixa de reflectância que o olho humano consegue detectar é relatada grande sensibilidade com os pigmentos presentes nas folhas das plantas, onde a clorofila é o pigmento mais abundante [27]. Também é relatada correlação significativa entre a reflectância na faixa do visível e a quantidade de nitrogênio foliar [28]. Outros autores também apontam relação entre a reflectância na faixa do visível (azul) e o conteúdo de fósforo das folhas [29].

Uma única folha tende a absorver 80% da radiação visível, refletindo 10% desta e transmitindo o restante [30]. A equação (1) estabelece uma relação entre o índice de área foliar e a fração de luz interceptada pela planta [31]:

$$T = 1 - \exp^{-kL} \quad (1)$$

Onde T é a quantidade de luz interceptada, k é o coeficiente de extinção e L o índice de área foliar.

Pela equação 1, com um valor de 0,5 para o k (que representa uma função do ângulo solar zênite) um IAF de 1, 3, 6 e 9 significaria uma interceptação de luz visível na ordem de 39, 78, 95 e 99 %.

## Referências

- [11] YAN, Guangjian; HU, Ronghai; LUO, Jinghui; WEISS, Marie; JIANG, Hailan; MU, Xihan; XIE, Donghui; ZHANG, Wuming. Review of indirect optical measurements of leaf area index: recent advances, challenges, and perspectives. **Agricultural and Forest Meteorology**, [S.L.], v. 265, p. 390-411, fev. 2019. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.11.033>.
- [12] LOBELL, David B.; THAU, David; SEIFERT, Christopher; ENGLE, Eric; LITTLE, Bertis. A scalable satellite-based crop yield mapper. **Remote Sensing Of Environment**, [S.L.], v. 164, p. 324-333, jul. 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2015.04.021>.
- [13] BLANCON, Justin; DUTARTRE, Dan; TIXIER, Marie-Hélène; WEISS, Marie; COMAR, Alexis; PRAUD, Sébastien; BARET, Frédéric. A high-throughput model-assisted method for phenotyping maize green leaf area index dynamics using unmanned aerial vehicle imagery. **Frontiers in Plant Science**, [S.L.], v. 10, n. [], p. 324-333, 6 jun. 2019. Frontiers Media SA. <http://dx.doi.org/10.3389/fpls.2019.00685>.
- [14] SANGOI, Luís; SCHMITT, Amauri; DURLI, Murilo Miguel; LEOLATO, Lucieli Santini; COELHO, Antonio Eduardo; KUNESKI, Hugo François; OLIVEIRA, Vander de Liz. Estratégias de manejo do arranjo de plantas visando otimizar a produtividade de grãos do milho. **Revista Brasileira de Milho e Sorgo**, [S.L.], v. 18, n. 1, p. 47-60, 16 ago. 2019. Revista Brasileira de Milho e Sorgo. <http://dx.doi.org/10.18512/1980-6477/rbms.v18n1p47-60>.
- [15] MULLER, Artur G.; BERGAMASHI, Homero. Efficiency of interception, absorption, and photosynthetically active radiation use in maize crops (*Zea mays* L.) submitted to different water conditions and dry matter estimation by energetic model. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 13, 27-33, 2005.
- [16] ZHOU, Li; WANG, Yu; JIA, Qingyu; LI, Rongping; ZHOU, Mengzi; ZHOU, Guangsheng. Evapotranspiration over a rainfed maize field in northeast China: how are relationships between the environment and terrestrial evapotranspiration mediated by leaf area?. **Agricultural Water Management**, [S.L.], v. 221, p. 538-546, jul. 2019. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2019.05.026>.
- [17] MATESE, Alessandro; GENNARO, Salvatore Filippo di. Beyond the traditional NDVI index as a key factor to mainstream the use of UAV in precision viticulture. **Scientific Reports**, [S.L.], v. 11, n. 1, p. 1-13, 1 fev. 2021. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-021-81652-3>.

- [18] YAN, Guangjian; HU, Ronghai; LUO, Jinghui; WEISS, Marie; JIANG, Hailan; MU, Xihan; XIE, Donghui; ZHANG, Wuming. Review of indirect optical measurements of leaf area index: recent advances, challenges, and perspectives. **Agricultural and Forest Meteorology**, [S.L.], v. 265, p. 390-411, fev. 2019. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.11.033>.
- [19] JIAPAER, Guli; YI, Qiuxiang; YAO, Feng; ZHANG, Pengfei. Comparison of non-destructive LAI determination methods and optimization of sampling schemes in an open *Populus euphratica* ecosystem. **Urban Forestry & Urban Greening**, [S.L.], v. 26, p. 114-123, ago. 2017. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ufug.2017.06.010>.
- [20] PARKER, Geoffrey G. Tamm review: leaf area index (lai) is both a determinant and a consequence of important processes in vegetation canopies. **Forest Ecology And Management**, [S.L.], v. 477, p. 118496, dez. 2020. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118496>.
- [21] GAMON, John A.; FIELD, Christopher B.; GOULDEN, Michael L.; GRIFFIN, Kevin L.; HARTLEY, Anne E.; JOEL, Geeske; PENUELAS, Josep; VALENTINI, Riccardo. Relationships Between NDVI, Canopy structure, and photosynthesis in three californian vegetation types. **Ecological Applications**, [S.L.], v. 5, n. 1, p. 28-41, fev. 1995. Wiley. <http://dx.doi.org/10.2307/1942049>.
- [22] MARTIN, K. L.; GIRMA, K.; FREEMAN, K. W.; TEAL, R. K.; TUBAÑA, B.; ARNALL, D. B.; CHUNG, B.; WALSH, O.; SOLIE, J. B.; STONE, M. L.. Expression of variability in corn as influenced by growth stage using optical sensor measurements. **Agronomy Journal**, [S.L.], v. 99, n. 2, p. 384-389, mar. 2007. Wiley. <http://dx.doi.org/10.2134/agronj2005.0268>.
- [23] GITELSON, Anatoly A.; KAUFMAN, Yoram J.; STARK, Robert; RUNDQUIST, Don. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote Sensing Of Environment**, [S.L.], v. 80, n. 1, p. 76-87, abr. 2002. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257\(01\)00289-9](http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257(01)00289-9).
- [24] NIU, Yaxiao; ZHANG, Liyuan; ZHANG, Huihui; HAN, Wenting; PENG, Xingshuo. Estimating above-ground biomass of maize using features derived from UAV-based RGB imagery. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 11, n. 11, p. 1261, 28 maio 2019. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/rs11111261>.

[25] GENC, Levent; INALPULAT, Melis; KIZIL, Unal; MIRIK, Mustafa; SMITH, Scot E.; MENDES, Mehmet. Determination of water stress with spectral reflectance on sweet corn (*Zea mays* L.) using classification tree (CT) analysis. **Zemdirbyste-Agriculture**, [S.L.], v. 100, n. 1, p. 81-90, 30 mar. 2013. Lithuanian Research Centre for Agriculture and Forestry. <http://dx.doi.org/10.13080/z-a.2013.100.011>.

[26] MIRIK, M.; ANSLEY, R. J.; MICHELS, G. J.; ELLIOTT, N. C. Spectral vegetation indices selected for quantifying Russian wheat aphid (*Diuraphis noxia*) feeding damage in wheat (*Triticum aestivum* L.). **Precision Agriculture**, [S.L.], v. 13, n. 4, p. 501-516, 25 mar. 2012. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-012-9264-7>.

[27] XUE, Lihong; YANG, Linzhang. Deriving leaf chlorophyll content of green-leafy vegetables from hyperspectral reflectance. **Isprs Journal Of Photogrammetry And Remote Sensing**, [S.L.], v. 64, n. 1, p. 97-106, jan. 2009. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2008.06.002>.

[28] MARTINS, Juliano Araujo; FIORIO, Peterson Ricardo; BARROS, Pedro Paulo da Silva; DEMATTÊ, José Alexandre Melo; MOLIN, José Paulo; CANTARELLA, Heitor; NEALE, Christopher Michael Usher. Potential use of hyperspectral data to monitor sugarcane nitrogen status. **Acta Scientiarum. Agronomy**, [S.L.], v. 43, p. e47632, 5 nov. 2020. Universidade Estadual de Maringá. <http://dx.doi.org/10.4025/actasciagron.v43i1.47632>.

[29] MAGALHÃES, Leonardo P. de; TREVISAN, Lucas R.; GOMES, Tamara M.; ROSSI, Fabrício. Use of digital images to classify leaf phosphorus content in grape tomatoes. **Engenharia Agrícola**, [S.L.], v. 42, n. , 2022. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/1809-4430-eng.agric.v42nepe20210147/2022>.

[30] BROWN, Robert D.; GILLESPIE, Terry J. Microclimatic landscape design; **Wiley: New York**, NY, USA, 1995.

[31] WARING, R.H.; RUNNING, S.W. CHAPTER 2—Water cycle in forest ecosystems, 3rd ed.; **Academic Press**: San Diego, CA, USA, 2007; pp. 19-57. ISBN 978-0-12-370605-8.

### **3 OBJETIVOS**

#### **3.1 Objetivo principal**

Avaliar e discorrer sobre a saturação dos índices vegetativos, reunindo as principais causas desse efeito e propondo alternativas, entre elas um índice vegetativo que sature menos ou que não sature ao avaliar o IAF no milho.

#### **3.2 Objetivos secundários**

Testar a hipótese de que a saturação do índice tem relação com a normalização dos índices vegetativos.

Avaliar a saturação dos índices calculados na faixa do visível.

Propor um modelo para cálculo da massa fresca e seca do milho utilizando índices na faixa do visível.



## 4 REVISÃO INTEGRATIVA SOBRE A SATURAÇÃO DO NDVI

Leonardo Pinto de Magalhães <sup>1</sup>, Fabrício Rossi <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Engenharia de Biosistemas, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, SP, Brasil; <sup>2</sup> Departamento de Engenharia de Biosistemas, Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Universidade de São Paulo, Pirassununga, SP, Brasil

### Principais destaques

- Compilado de informações sobre a saturação do NDVI produzidas nos últimos vinte anos;
- Resumo sobre o ponto de saturação do NDVI em diferentes culturas;
- Reunião de diferentes hipóteses que explicam este fenômeno.

### Resumo

Alguns autores têm discutido durante os últimos anos acerca da saturação do NDVI. Este índice, proposto em 1973, tem sido utilizado em diferentes aplicações e avaliações nas áreas da agricultura, ecologia, florestal e de meio-ambiente. Porém, em valores acima de determinados níveis do índice de área foliar (IAF), da quantidade de biomassa ou de níveis de nitrogênio nas folhas ocorre a saturação do mesmo e perda da sensibilidade de mensuração. Sendo assim, o presente trabalho teve por objetivo realizar uma revisão integrativa para responder a três perguntas: Quais informações são obtidas na literatura sobre a saturação do NDVI? Quais são as hipóteses e explicações para a saturação deste índice? Quais são as alternativas ou modificações para superar essa saturação? Para responder a tais questões foi realizada uma revisão integrativa na base “*Web o Science*” usando as palavras-chave “saturation NDVI”. De acordo com os resultados, a saturação do NDVI na cultura do milho ocorre com IAF entre 2 e 3, e sua ocorrência se deve, entre outros fatores, à grande reflectância do infravermelho próximo e ao formato da equação do índice. Como alternativas, alguns autores sugerem a utilização de índices na faixa de reflectância do *red-edge*, ou a substituição da reflectância do vermelho no índice por outras bandas de cores.

**Palavras-chave:** Índices vegetativos, reflectância, infravermelho próximo, IAF, milho.

### 4.1 Introdução

Apesar de ser amplamente utilizado desde 1973, quando foi proposto por Rouse et al. [1], o NDVI (*Normalized Difference Vegetative Index*) apresenta limitações em seu uso. Sellers [2] discute em seu artigo, já em 1985, que o índice satura com o aumento do índice de área foliar (IAF). Isso ocorreria, pois com o fechamento do dossel há retenção da

radiação (e reflectância) proveniente do solo. Essa discussão, também considerada por Roberts et al. [3], avalia que quando o IAF supera 3 é que ocorreria a saturação. Yao et al. [4] também avaliaram que ocorreu saturação em áreas com produção acima de 4 t/ha ou quando a absorção de nitrogênio superou 100 kg/ha pela planta.

Zhijun Zhen et al. [5] apontam que a saturação limita a aplicação do índice em áreas de vegetação densa. Yue et al. [6] também comentam que utilizar um modelo de previsão da biomassa em trigo utilizando apenas dados espectrais pode causar uma subestimação desse fator. Essas questões apontam que o uso deste índice, bem como de outros, deveria ser discutido de acordo com essas limitações. Por isso, neste artigo iremos aprofundar o tema da saturação do NDVI. Então, procedemos à realização de uma revisão integrativa para responder a três questões:

- Q1: Quais informações são obtidas na literatura sobre a saturação do NDVI?
- Q2: Quais são as hipóteses e explicações para a saturação deste índice?
- Q3: Quais são as alternativas ou modificações para superar essa saturação?

A revisão integrativa é a mais ampla abordagem metodológica referente às revisões [7], nela podem ser incluídos estudos tanto experimentais como não-experimentais para análise do tema abordado. Para sua elaboração são cumpridas as seguintes etapas: 1- elaboração das perguntas norteadoras, 2- busca na literatura, 3- coleta de dados, 4- análise crítica dos estudos incluídos, 5- discussão dos resultados e 6- apresentação da revisão.

## **4.2 Material e Métodos**

Para realização da revisão integrativa foram determinadas as perguntas norteadoras (Q1 a Q3) e também definida como fonte de dados a base “*Web of Science*”. O termo de pesquisa utilizado foi “saturation NDVI”, tendo como período de pesquisa os últimos 30 anos (1991-2021). Nesta primeira pesquisa retornaram 294 respostas, entre artigos e outros

tipos de publicações. Em um segundo momento, a pesquisa foi refinada para apenas produções que tratassem da saturação do índice (e não de temas como a saturação do solo usando NDVI). Como resultado desse primeiro refinamento foram obtidas 125 produções. Em uma terceira fase foram excluídas produções que não se tratassem de artigos, como relatórios ou trabalhos de congressos. Então, o resultado da última fase foi a obtenção de 112 artigos sobre o tema, ou que citavam a saturação do NDVI.

Como avaliação inicial os artigos foram mapeados e obtidos as seguintes informações sobre os mesmos:

- Revistas em que foram publicados;
- Ano de publicação;
- País de origem (Instituição a que pertence o primeiro autor).

#### Coleta de dados

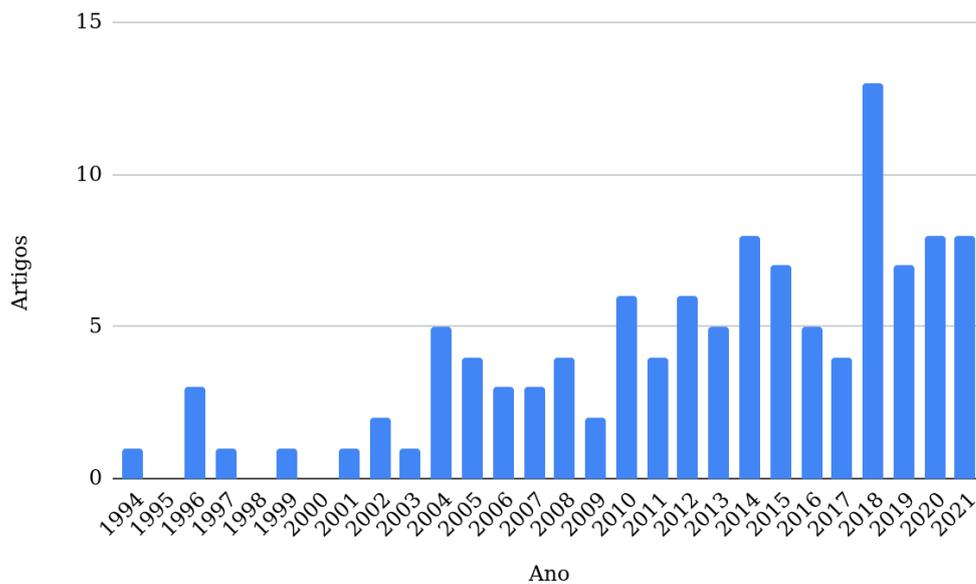
Cada artigo foi lido e foram selecionados os trechos que tratavam da saturação do NDVI. Com os trechos selecionados foram feitas análises utilizando ferramentas do processamento natural de linguagem. Foram obtidas as palavras mais relacionadas com o termo saturação, assim como aquelas que aparecem com mais frequência nos textos. Com isso, se espera ter mais dados sobre como a saturação do NDVI é caracterizada na literatura.

Para o processamento natural de linguagem foi desenvolvido um script em python. Todos os trechos que tratavam sobre a saturação em cada artigo foram reunidos em apenas um arquivo de texto. Esse arquivo, ao ser inserido no script, foi processado para retirada das chamadas “*stopwords*” (artigos definidos, conjunções etc.). Após esse primeiro processamento, foi calculada a frequência com que cada palavra aparece no texto, sendo selecionada as 20 mais frequentes. Com as palavras mais frequentes também foi produzida uma nuvem de palavras. Com as 100 palavras mais frequentes foi obtido o grafo de relação entre os termos.

### 4.3 Resultados e Discussão

Pela caracterização dos artigos selecionados para a revisão se nota que houve um aumento de interesse pelo tema nos últimos anos (Figura 1) tendo ocorrido um pico de publicações em 2018.

**Figura 1.** Artigos que citam a saturação do NDVI, na base de dados “Web of Science”, de 1994 a 2021.



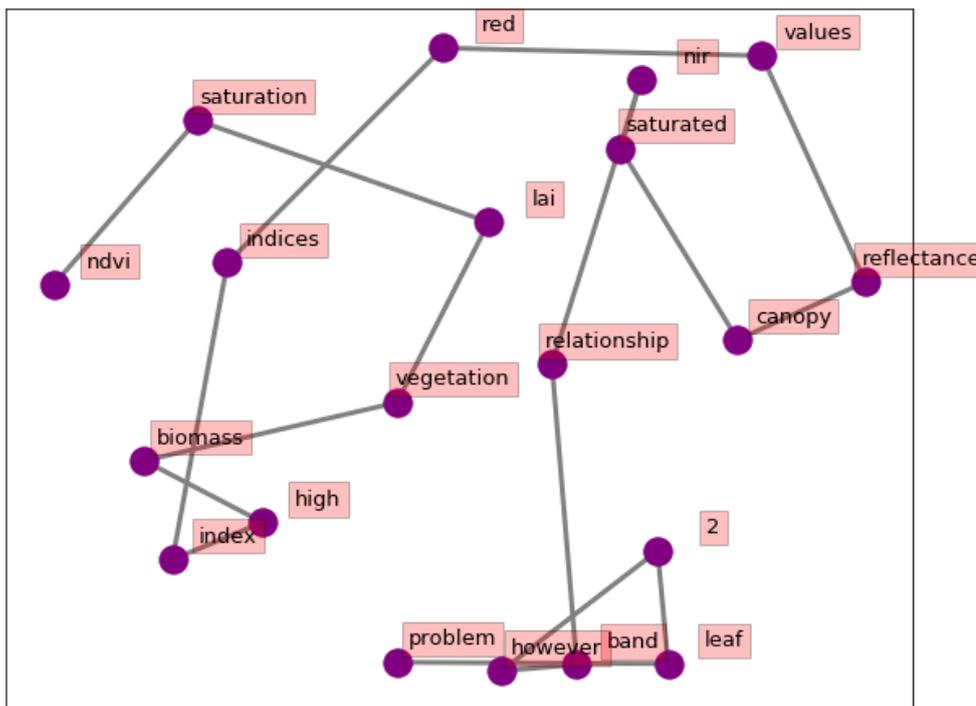
Quanto aos países do primeiro autor (Figura 2) nota-se que há uma predominância de artigos publicados por pesquisadores chineses (44 artigos), com predomínio desses autores a partir dos anos 2000. Anteriormente a este período havia predominância de artigos publicados por pesquisadores dos EUA.

Para responder a Q1, como primeiro resultado da análise foi obtida a nuvem de palavras (Figura 3) com as mais citadas nos trechos que tratavam da saturação do NDVI. Nesta nuvem aparecem as 50 palavras mais citadas, sendo que o NDVI é citado 719 vezes e o IAF recebeu 784. Esta nuvem demonstra quais temas possuem mais relação com a saturação do NDVI, indicando também as principais causas desse efeito. Por exemplo, um termo que aparece em grande destaque é o IAF (em inglês LAI). Guillevic et al. [8] discorrem que a absorção da radiação



relacionam, novamente pode-se observar que saturação e NDVI estão ligadas diretamente ao IAF, que se relaciona diretamente com vegetação e esta se liga com biomassa (alta). A relação da saturação do NDVI com o índice de área foliar é um dos caminhos para responder a Q2 e explicitar as hipóteses da saturação do NDVI.

**Figura. 4** Análise de grafo das palavras relacionadas com a saturação do NDVI.



Luo et al. [9] em 2002, por exemplo, discutiram que o NDVI tinha bons resultados na análise de pastagens e terras agrícolas, mas em regiões florestais com IAF acima de 6 a regressão atingia uma assíntota, não possuindo, desse modo, boa relação com os dados observados. Mas, outros autores como Pontailier, Hymus & Drake [10] apontaram que mesmo em valores menores do IAF (2-3) em áreas arbóreas ocorria saturação moderada do NDVI. Segundo eles, devido ao fato de a banda do vermelho atingir uma assíntota com o IAF entre 2-3, enquanto o infravermelho continua a crescer.

Gitelson [11] aponta que mesmo em áreas agrícolas (trigo, milho e soja) o NDVI satura com IAF maior que 2. Este autor observou que a

saturação ocorreu quando a reflectância do infravermelho próximo ultrapassou 30% e uma cobertura vegetal de 60% da área. Gitelson também discute que a saturação ocorreria devido a própria formulação do NDVI. A normalização do índice o torna insensível quando a reflectância do infravermelho próximo (IVP) é muito maior do que a do vermelho. Isso ocorre pois, com valores altos do IVP, o numerador se aproxima do denominador tornando a sensibilidade do IVP desprezível.

Tang Shihao et al. [12], na mesma linha de discussão proposta por Gitelson, observaram que quando as plantas cobrem o solo a diferença entre o IVP e o vermelho no numerador aumenta com o IAF, porém a soma no denominador também aumenta o que acaba por neutralizar o incremento do denominador. Eles apontam também que a partir de certo valor do IAF a velocidade de aumento das reflectâncias se alteram, tendo pouca mudança no caso do vermelho e significativo aumento no IVP.

Quan Wang et al. [13] observaram três períodos na interação NDVI-IAF, com uma forte relação linear na época de produção das folhas bem como na senescência das mesmas, e no período de manutenção das folhas não houve relação clara entre o NDVI e o IAF.

A tabela 1 apresenta um resumo dos valores da saturação do NDVI em relação ao IAF em diferentes cultivos.

**Tabela 1.** Resumo da saturação em relação ao IAF em diferentes tipos de cultivos.

Cultivo	IAF>2	IAF>3	IAF>4	IAF>5
Milho	[11]	[26]	[30]	
Soja	[11]			
Trigo	[11], [12]	[18], [27]		
Beterraba			[28]	
Chás			[14]	
Florestas	[29]	[13], [31]		[9]

Nos diferentes cultivos o NDVI satura em valores distintos do IAF. Rao, Kapoor, Sharma & Venkateswarlu [14] analisando diferentes plantios de chá observaram saturação quando IAF foi maior que  $4 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ . Gianelle et al [15] avaliando gramíneas observaram saturação com IAF entre 1,5 e 1,8. Liu, Pattey & Guillaume Jégo [16] avaliando soja, milho e trigo entre 1999 e 2006 observaram diminuição da sensibilidade do NDVI com IAF entre 2 e 3, ocorrendo saturação após esse valor. Saturação com IAF maior que 2 para milho e trigo também foi observado por Taifeng Dong et al. [17]. Estes autores apontaram que a reflectância no vermelho cai mais rapidamente quando IAF é menor do que 3 do que a reflectância no verde.

Para responder a Q3, alguns autores apresentam alternativas ao uso do NDVI. Qiaoyun Xie et al. [18], por exemplo, apontam que o uso da banda do *red-edge* em substituição ao vermelho pode atenuar a saturação quando o IAF é maior que 3. Já Elazab et al. [19] argumentam que em alta densidade da planta a reflectância relatada do verde é três vezes maior do que a vermelha, o que garante a índices com a banda verde maior sensibilidade do que com a vermelha. Wang et al. [20] estabeleceram que quando o IAF era menor que 3 a faixa do vermelho era mais sensível, porém quando o IAF supera este valor a faixa do verde é que apresenta maior sensibilidade a variação do IAF. Tesfaye e Awoke [21] apontam que:

“em campos de cultivo, enquanto a reflectância na região vermelha exibe uma resposta quase plana uma vez que o índice de área foliar (IAF) excede 2, a refletância do infravermelho próximo continua a responder significativamente às mudanças na vegetação moderada a alta densidade (IAF de 2 a 6). O desequilíbrio entre uma ligeira diminuição no vermelho e alta reflexão IVP resulta em uma ligeira mudança na razão NDVI, portanto, produz uma relação pobre com a biomassa”.

Zhongsheng Cao et al. [22], também trabalhando com a banda do *red-edge*, discorrem que esta banda contém mais informações acerca do IAF e da estrutura das plantas. Além disso, a banda *red-edge* por ter um comprimento de onda mais longo acaba por penetrar mais no dossel das plantas do que o vermelho.

Alguns autores apresentam também índices vegetativos que seriam alternativos ao NDVI e teriam menor propensão à saturação em relação ao IAF. Yuanheng Sun et al. [23] observaram que quando o IAF (no trigo) é maior do que 4 o SAVI (*soil-adjusted vegetation index*) é ligeiramente superior ao NDVI e que o IDVI (*inverted difference vegetation index*) possui relação linear mais forte em todo o período analisado. Enquanto isso, Lifu Zhang et al. [24] observaram que o NDVI saturou quando IAF estava em torno de 3 no trigo, já os índices EVI (*enhanced vegetation index*) e MSAVI2 (*modified soil adjusted vegetation index 2*) saturaram com IAF em torno de 4 a 5. Eles propuseram o índice UNVI (*universal normalized vegetation index*) que sofreria saturação apenas em IAF igual a 5. Meizhi Lin et al. [25] observaram que tanto NDVI quanto EVI não superaram a saturação na estimativa da biomassa florestal.

Acerca de outros aspectos que levam a saturação do NDVI, alguns autores também citam o aumento da clorofila, o teor de biomassa e de água. Lichtenthaler, Gitelson e Lang [32] observaram que um conteúdo de clorofila acima de  $1511 \text{ g cm}^{-2}$  levou a uma saturação da relação clorofila x índice vegetativo (em folhas de tabaco). Gitelson, Kaufman e Merzlyak [33] apontam que o NDVI satura com concentrações de clorofila a (Chl-a) abaixo de  $5\text{-}7 \text{ } \mu\text{g cm}^{-2}$ . Wu, Wang, Niu, Gao e Wu [30] trabalhando com milho apresentaram que o NDVI se tornou saturado com uma concentração de clorofila na folha em torno de  $400 \text{ mg m}^{-2}$ . Lifu

Wang et al. [24] no trigo observaram saturação com uma concentração de  $40 \mu\text{g cm}^{-2}$ .

Quanto à época de saturação, Carneiro et al. [34] observaram na soja uma saturação entre os dias 75 e 90 após semeadura (o que corresponde aos estádios vegetativos de R4 e R6). Tan et al. [35], no trigo, observaram saturação aos 110 DAS (dias após a semeadura) para trigo planófilo (em que as folhas são predominantemente horizontais), aos 120 DAS para os do tipo mesófilo e aos 130 DAS para erectófilos (folhas predominantemente verticais).

Já em relação a biomassa, que também têm destaque nos trechos analisados como demonstram a nuvem de palavras e o grafo, Mutanga e Skidmore [36] estabeleceram alta correlação entre a biomassa de um tipo de pastagem e o comprimento de onda do *red-edge*. Vescovo e Gianelle [6] trabalhando também com pastagens observaram a saturação do NDVI quando a biomassa ultrapassou  $150 \text{ g m}^{-2}$ . Fei Li et al. [37] trabalhando com trigo de inverno verificaram que a saturação do NDVI ocorreu com uma biomassa de  $3736 \text{ kg ha}^{-1}$ . Tubaña et al. [38] avaliando o cultivo de arroz concluíram que o ângulo de captação da reflectância acaba por influenciar a saturação do NDVI, sendo que os ângulos de visão inclinados ou torcidos acabam por captar mais a reflectância das hastes verdes (maior biomassa) e assim ocorre saturação do índice.

Também avaliando arroz, Gnyp et al. [39] observou saturação do NDVI antes que a biomassa atingisse um valor de  $3 \text{ t ha}^{-1}$ . Resultados semelhantes aos encontrados por Yao et al. [4] que observaram saturação em condições moderadas de biomassa do arroz ( $3\text{-}4 \text{ t ha}^{-1}$ ). Já Prabhakara, Hively e McCarty [40] em trigo observaram saturação acima de  $1,5 \text{ t ha}^{-1}$ . Huaimin Li et al. [41] observaram saturação do NDVI em trigo com produção de fitomassa de  $4 \text{ t ha}^{-1}$ .

#### **4.4 Conclusões**

Pelo conteúdo apresentado nos artigos analisados, a saturação do NDVI tem uma alta correlação com os valores do IAF e da biomassa. Além disso, alguns autores também apresentaram dados acerca da influência

do teor de clorofila na saturação do índice bem como da taxa de clorofila na folha das plantas.

Como causas da saturação se destacam a relação entre o infravermelho próximo e o vermelho, sendo que este último cresce a uma taxa bem menor do que o primeiro quando o IAF ou a biomassa superam certos valores limítrofes. O fechamento do dossel leva a uma menor reflectância no espectro do vermelho que acaba por diminuir a sensibilidade do índice. Outro ponto é a própria formulação do cálculo do índice. A normalização do mesmo, e a divisão, faz com que quando o numerador tem um valor elevado a diferença do denominador também cresce diminuindo assim a capacidade de captar modificações da reflectância pelo índice.

Alternativas apresentadas nos trabalhos apresentados foram a substituição do vermelho pelo verde no índice, ou utilização de outros índices que tenham a cor verde em sua composição. Outros autores destacam a utilização da banda *red-edge* que devido a suas características espectrais penetraria mais no dossel da planta, o que acarretaria maior quantidade de informações obtidas sobre o desenvolvimento das mesmas. Porém, há trabalhos que mostram que a saturação afeta também outros índices vegetativos, devendo essa discussão ser mais aprofundada.

## Referências

- [1] Rouse, J.W.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, In: S.C. Freden, E.P. Mercanti, and M. Becker (eds) **Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium**. Volume I: Technical Presentations, NASA SP-351, NASA, Washington, D.C., pp. 309-317, 1974.
- [2] SELLERS, P. J.. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. **International Journal of Remote Sensing**, [S.L.], v. 6, n. 8, p. 1335-1372, ago. 1985. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431168508948283>.

- [3] ROBERTS, D.A.; GREEN, R.O.; ADAMS, J.B.. Temporal and spatial patterns in vegetation and atmospheric properties from AVIRIS. **Remote Sensing of Environment**, [S.L.], v. 62, n. 3, p. 223-240, dez. 1997. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257\(97\)00092-8](http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257(97)00092-8).
- [4] YAO, Yinkun; MIAO, Yuxin; CAO, Qiang; WANG, Hongye; GNYP, Martin L.; BARETH, Georg; KHOSLA, Rajiv; YANG, Wen; LIU, Fengyan; LIU, Cheng. In-Season Estimation of Rice Nitrogen Status With an Active Crop Canopy Sensor. **Ieee Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, [S.L.], v. 7, n. 11, p. 4403-4413, nov. 2014. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/jstars.2014.2322659>.
- [5] ZHEN, Zhijun; CHEN, Shengbo; YIN, Tiangang; CHAVANON, Eric; LAURET, Nicolas; GUILLEUX, Jordan; HENKE, Michael; QIN, Wenhan; CAO, Lisai; LI, Jian. Using the Negative Soil Adjustment Factor of Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI) to Resist Saturation Effects and Estimate Leaf Area Index (LAI) in Dense Vegetation Areas. **Sensors**, [S.L.], v. 21, n. 6, p. 2115, 17 mar. 2021. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/s21062115>.
- [6] YUE, Jibo; YANG, Guijun; TIAN, Qingjiu; FENG, Haikuan; XU, Kaijian; ZHOU, Chengquan. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahigh-ground-resolution image textures and vegetation indices. **Isprsr Journal Of Photogrammetry And Remote Sensing**, [S.L.], v. 150, p. 226-244, abr. 2019. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.02.022>.
- [7] SOUZA, Marcela Tavares de; SILVA, Michelly Dias da; CARVALHO, Rachel de. Integrative review: what is it? how to do it?. **Einstein (São Paulo)**, [S.L.], v. 8, n. 1, p. 102-106, mar. 2010. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1679-45082010rw1134>.
- [8] GUILLEVIC, P.; KOSTER, R. D.; SUAREZ, M. J.; BOUNOUA, L.; COLLATZ, G. J.; LOS, S. O.; MAHANAMA, S. P. P.. Influence of the Interannual Variability of Vegetation on the Surface Energy Balance—A Global Sensitivity Study. **Journal Of Hydrometeorology**, [S.L.], v. 3, n. 6, p. 617-629, dez. 2002. American Meteorological Society. [http://dx.doi.org/10.1175/1525-7541\(2002\)0032.0.co;2](http://dx.doi.org/10.1175/1525-7541(2002)0032.0.co;2).
- [9] LUO, Tianxiang; NEILSON, Ronald P.; TIAN, Hanqin; VÖRÖSMARTY, Charles J.; ZHU, Huazhong; LIU, Shirong. A model for seasonality and distribution of leaf area index of forests and its application to China. **Journal Of Vegetation Science**, [S.L.], v. 13, n. 6, p. 817-830, 24 fev. 2002. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1654-1103.2002.tb02111.x>.

- [10] PONTAILLER, Jean-Yves; HYMUS, Graham J; DRAKE, Bert G. Estimation of leaf area index using ground-based remote sensed NDVI measurements: validation and comparison with two indirect techniques. **Canadian Journal Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 29, n. 3, p. 381-387, jan. 2003. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.5589/m03-009>.
- [11] GITELSON, Anatoly A.. Wide Dynamic Range Vegetation Index for Remote Quantification of Biophysical Characteristics of Vegetation. **Journal Of Plant Physiology**, [S.L.], v. 161, n. 2, p. 165-173, jan. 2004. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1078/0176-1617-01176>.
- [12] TANG, Shihao; ZHU, Qijiang; WANG, Jindi; ZHOU, Yuyu; ZHAO, Feng. Principle and application of three-band gradient difference vegetation index. **Science In China Series D: Earth Sciences**, [S.L.], v. 48, n. 2, p. 241-249, fev. 2005. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1360/02yd0527>.
- [13] WANG, Quan; ADIKU, Samuel; TENHUNEN, John; GRANIER, André. On the relationship of NDVI with leaf area index in a deciduous forest site. **Remote Sensing Of Environment**, [S.L.], v. 94, n. 2, p. 244-255, jan. 2005. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2004.10.006>.
- [14] RAO, N. Rama; KAPOOR, M.; SHARMA, N.; VENKATESWARLU, K.. Yield prediction and waterlogging assessment for tea plantation land using satellite image-based techniques. **International Journal Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 28, n. 7, p. 1561-1576, abr. 2007. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160600904980>.
- [15] GIANELLE, D.; VESCOVO, L.; MARCOLLA, B.; MANCA, G.; CESCATTI, A.. Ecosystem carbon fluxes and canopy spectral reflectance of a mountain meadow. **International Journal Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 30, n. 2, p. 435-449, 26 nov. 2008. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160802314855>.
- [16] LIU, Jianguai; PATTEY, Elizabeth; JÉGO, Guillaume. Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons. **Remote Sensing Of Environment**, [S.L.], v. 123, p. 347-358, ago. 2012. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2012.04.002>.
- [17] DONG, Taifeng; MENG, Jihua; SHANG, Jiali; LIU, Jianguai; WU, Bingfang; HUFFMAN, Ted. Modified vegetation indices for estimating crop fraction of absorbed photosynthetically active radiation. **International Journal Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 36, n. 12, p. 3097-3113, 18 jun. 2015. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2015.1042122>.

[18] XIE, Qiaoyun; HUANG, Wenjiang; ZHANG, Bing; CHEN, Pengfei; SONG, Xiaoyu; PASCUCCI, Simone; PIGNATTI, Stefano; LANEVE, Giovanni; DONG, Yingying. Estimating Winter Wheat Leaf Area Index From Ground and Hyperspectral Observations Using Vegetation Indices. **Ieee Journal Of Selected Topics In Applied Earth Observations And Remote Sensing**, [S.L.], v. 9, n. 2, p. 771-780, fev. 2016. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/jstars.2015.2489718>.

[19] ELAZAB, Abdelhalim; ORDÓÑEZ, Raziel A.; SAVIN, Roxana; SLAFER, Gustavo A.; ARAUS, José Luis. Detecting interactive effects of N fertilization and heat stress on maize productivity by remote sensing techniques. **European Journal Of Agronomy**, [S.L.], v. 73, p. 11-24, fev. 2016. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eja.2015.11.010>.

[20] WANG, Fu-Min; HUANG, Jing-Feng; TANG, Yan-Lin; WANG, Xiu-Zhen. New Vegetation Index and Its Application in Estimating Leaf Area Index of Rice. **Rice Science**, [S.L.], v. 14, n. 3, p. 195-203, set. 2007. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s1672-6308\(07\)60027-4](http://dx.doi.org/10.1016/s1672-6308(07)60027-4).

[21] TESFAYE, Andualem Aklilu; AWOKE, Berhan Gessesse. Evaluation of the saturation property of vegetation indices derived from sentinel-2 in mixed crop-forest ecosystem. **Spatial Information Research**, [S.L.], v. 29, n. 1, p. 109-121, 22 jun. 2020. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s41324-020-00339-5>.

[22] CAO, Zhongsheng; CHENG, Tao; MA, Xue; TIAN, Yongchao; ZHU, Yan; YAO, Xia; CHEN, Qi; LIU, Shiyao; GUO, Ziyu; ZHEN, Qiaomei. A new three-band spectral index for mitigating the saturation in the estimation of leaf area index in wheat. **International Journal Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 38, n. 13, p. 3865-3885, 30 mar. 2017. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2017.1306141>.

[23] SUN, Yuanheng; REN, Huazhong; ZHANG, Tianyuan; ZHANG, Chengye; QIN, Qiming. Crop Leaf Area Index Retrieval Based on Inverted Difference Vegetation Index and NDVI. **Ieee Geoscience And Remote Sensing Letters**, [S.L.], v. 15, n. 11, p. 1662-1666, nov. 2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/lgrs.2018.2856765>.

[24] ZHANG, Lifu; QIAO, Na; BAIG, Muhammad Hasan Ali; HUANG, Changping; LV, Xin; SUN, Xuejian; ZHANG, Ze. Monitoring vegetation dynamics using the universal normalized vegetation index (UNVI): an optimized vegetation index-viupd. **Remote Sensing Letters**, [S.L.], v. 10, n. 7, p. 629-638, 27 mar. 2019. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/2150704x.2019.1597298>.

[25] LIN, Meizhi; LING, Qingping; PEI, Huiqing; SONG, Yanni; QIU, Zixuan; WANG, Cai; LIU, Tiedong; GONG, Wenfeng. Remote Sensing of Tropical Rainforest Biomass Changes in Hainan Island, China from 2003 to 2018. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 13, n. 9, p. 1696, 27 abr. 2021. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/rs13091696>.

[26] FEI, Yang; JIULIN, Sun; HONGLIANG, Fang; ZUOFANG, Yao; JIAHUA, Zhang; YUNQIANG, Zhu; KAISHAN, Song; ZONGMING, Wang; MAOGUI, Hu. Comparison of different methods for corn LAI estimation over northeastern China. **International Journal Of Applied Earth Observation And Geoinformation**, [S.L.], v. 18, p. 462-471, ago. 2012. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2011.09.004>.

[27] LI, Fei; MIAO, Yuxin; HENNIG, Simon D.; GNYP, Martin L.; CHEN, Xinping; JIA, Liangliang; BARETH, Georg. Evaluating hyperspectral vegetation indices for estimating nitrogen concentration of winter wheat at different growth stages. **Precision Agriculture**, [S.L.], v. 11, n. 4, p. 335-357, 24 mar. 2010. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-010-9165-6>.

[28] DELEGIDO, J.; VERRELST, J.; MEZA, C.M.; RIVERA, J.P.; ALONSO, L.; MORENO, J.. A red-edge spectral index for remote sensing estimation of green LAI over agroecosystems. **European Journal Of Agronomy**, [S.L.], v. 46, p. 42-52, abr. 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eja.2012.12.001>.

[29] DAVI, H.; SOUDANI, K.; DECKX, T.; DUFRENE, E.; DANTEC, V. Le; FRANÇOIS, C.. Estimation of forest leaf area index from SPOT imagery using NDVI distribution over forest stands. **International Journal Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 27, n. 5, p. 885-902, mar. 2006. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160500227896>.

[30] WU, Chaoyang; WANG, Li; NIU, Zheng; GAO, Shuai; WU, Mingquan. Nondestructive estimation of canopy chlorophyll content using Hyperion and Landsat/TM images. **International Journal Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 31, n. 8, p. 2159-2167, 23 abr. 2010. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431161003614382>.

[31] ZHU, Xiaolin; LIU, Desheng. Improving forest aboveground biomass estimation using seasonal Landsat NDVI time-series. **Isprs Journal Of Photogrammetry And Remote Sensing**, [S.L.], v. 102, p. 222-231, abr. 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.08.014>.

[32] LICHTENTHALER, Hartmut K.; GITELSON, Anatoly; LANG, Michael. Non-Destructive Determination of Chlorophyll Content of Leaves of a Green and an Aurea Mutant of Tobacco by Reflectance Measurements. **Journal Of Plant Physiology**, [S.L.], v. 148, n. 3-4, p. 483-493, jan. 1996. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0176-1617\(96\)80283-5](http://dx.doi.org/10.1016/s0176-1617(96)80283-5).

- [33] GITELSON, Anatoly A.; KAUFMAN, Yoram J.; MERZLYAK, Mark N.. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. **Remote Sensing Of Environment**, [S.L.], v. 58, n. 3, p. 289-298, dez. 1996. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257\(96\)00072-7](http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257(96)00072-7).
- [34] CARNEIRO, Franciele Morlin; FURLANI, Carlos Eduardo Angeli; ZERBATO, Cristiano; MENEZES, Patricia Candida de; GÍRIO, Lucas Augusto da Silva; OLIVEIRA, Mailson Freire de. Comparison between vegetation indices for detecting spatial and temporal variabilities in soybean crop using canopy sensors. **Precision Agriculture**, [S.L.], v. 21, n. 5, p. 979-1007, 9 dez. 2019. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-019-09704-3>.
- [35] TAN, Chang-Wei; ZHANG, Peng-Peng; ZHOU, Xin-Xing; WANG, Zhi-Xiang; XU, Zi-Qiang; MAO, Wei; LI, Wen-Xi; HUO, Zhong-Yang; GUO, Wen-Shan; YUN, Fei. Quantitative monitoring of leaf area index in wheat of different plant types by integrating NDVI and Beer-Lambert law. **Scientific Reports**, [S.L.], v. 10, n. 1, p. 1-10, 22 jan. 2020. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-020-57750-z>.
- [36] MUTANGA, O.; SKIDMORE, A. K.. Narrow band vegetation indices overcome the saturation problem in biomass estimation. **International Journal Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 25, n. 19, p. 3999-4014, out. 2004. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160310001654923>.
- [37] LI, Fei; ZHANG, Hailin; JIA, Liangliang; BARETH, Georg; MIAO, Yuxin; CHEN, Xinping. Estimating winter wheat biomass and nitrogen status using an active crop sensor. **Intelligent Automation and Soft Computing**, 16(6), 1221-1230, dez. 2010.
- [38] TUBAÑA, B.; HARRELL, D.; WALKER, T.; TEBOH, J.; LOFTON, J.; KANKE, Y.; PHILLIPS, S.. Relationships of Spectral Vegetation Indices with Rice Biomass and Grain Yield at Different Sensor View Angles. **Agronomy Journal**, [S.L.], v. 103, n. 5, p. 1405-1413, set. 2011. Wiley. <http://dx.doi.org/10.2134/agronj2011.0061>.
- [39] GNYP, Martin L.; MIAO, Yuxin; YUAN, Fei; USTIN, Susan L.; YU, Kang; YAO, Yinkun; HUANG, Shanyu; BARETH, Georg. Hyperspectral canopy sensing of paddy rice aboveground biomass at different growth stages. **Field Crops Research**, [S.L.], v. 155, p. 42-55, jan. 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.fcr.2013.09.023>.

[40] PRABHAKARA, Kusuma; HIVELY, W. Dean; MCCARTY, Gregory W.. Evaluating the relationship between biomass, percent groundcover and remote sensing indices across six winter cover crop fields in Maryland, United States. **International Journal Of Applied Earth Observation And Geoinformation**, [S.L.], v. 39, p. 88-102, jul. 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2015.03.002>.

[41] LI, Huaimin; LIN, Weipan; PANG, Fangrong; JIANG, Xiaoping; CAO, Weixing; ZHU, Yan; NI, Jun. Monitoring Wheat Growth Using a Portable Three-Band Instrument for Crop Growth Monitoring and Diagnosis. **Sensors**, [S.L.], v. 20, n. 10, p. 2894, 20 maio 2020. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/s20102894>.



## 5. HIPÓTESES SOBRE A SATURAÇÃO DO NDVI: ESTUDO DE CASO NO MILHO COM IMAGENS DE SATÉLITE

Leonardo Pinto de Magalhães <sup>1</sup>, Fabrício Rossi <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Engenharia de Biosistemas, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, SP, Brasil; <sup>2</sup> Departamento de Engenharia de Biosistemas, Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Universidade de São Paulo, Pirassununga, SP, Brasil

### Principais pontos

- Avaliação de diferentes hipóteses sobre a saturação do NDVI;
- Discussão sobre a normalização do índice e sua influência na saturação;
- Proposta de um novo índice com menor saturação.

### Resumo

Alguns autores têm discutido que a utilização do NDVI para mensuração do IAF encontra algumas limitações, entre elas devido a saturação do índice a partir de certos estádios do desenvolvimento da planta. Para avaliar o que acarreta a saturação do NDVI na cultura do milho, neste trabalho utilizou-se imagens do satélite Sentinel-2 para avaliar quatro hipóteses citadas em literatura. Foram avaliados quando a saturação ocorre no milho em função tanto do valor do IAF quanto da reflectância no infravermelho próximo. Também se avaliou se o fórmula do índice, sendo uma divisão, colabora para esse efeito e se índices que utilizam a banda do *red-edge* teriam menor saturação do que o NDVI. Bem como foram propostas quatro alternativas para mensuração do IAF. Como resultados se observou que a saturação do NDVI ocorreu antes do IAF atingir 3 m<sup>2</sup> m<sup>-2</sup>, momento em que a reflectância do IVP superou 30%. Além disso, a saturação não ocorreu apenas no NDVI, afetando também os índices NDRE, VARI e MPRI. Porém, nestes índices a saturação ocorreu em momento posterior ao do NDVI. Se observou também que a normalização dos índices colabora para esta saturação, sendo proposta como alternativa a utilização de um novo índice, em que se utiliza das bandas do verde, vermelho e infravermelho próximo.

**Palavras-chave:** NDRE, RGB, *Zea Mays*, reflectância, Sentinel-2.

### 5.1 Introdução

Segundo Huang et al. [1], desde que foi proposto como índice vegetativo, o uso NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) teve um crescimento nítido de trabalhos publicados. As aplicações deste índice variam nas mais diversas áreas como a estimativa da produtividade do algodão [2] ou do milho [3], reconhecimento de ervas daninhas [4], determinação de coeficiente de estresse hídrico [5] entre outras.

Porém, durante esse período alguns autores têm apontado limitações na aplicação do NDVI, em especial relacionados à saturação do mesmo. Huang et al. [6] apontam que alguns índices, entre eles o NDVI, apresentam propensão à saturação. Segundo estes autores, a variação da diferença de reflectância entre o solo e o dossel do milho varia bastante em cada época de desenvolvimento da cultura, o que pode representar um dos determinantes para a saturação do índice nessa cultura.

Já Gitelson [7], além de apontar a limitação da saturação nas aplicações do NDVI, aponta que o índice satura quando a reflectância do infravermelho próximo atinge 30%. O autor argumenta também que neste ponto o Índice de Área Foliar atingiu um valor maior que 2 e a cobertura vegetal (nesse caso do trigo) era maior que 60%. Yingxin Gu et al. [8] também aponta relação do valor do IAF (Índice de Área Foliar) com a saturação do NDVI, mostrando que o índice satura com valores mais elevados do índice de área foliar e mais sensível com valores moderados e baixos.

Tang Shibao et al. [9] apontam que a saturação do NDVI ocorre, pois “quando as culturas cobrem o fundo até um certo grau, a diferença de reflectância do infravermelho próximo e do vermelho no numerador ainda aumenta com o IAF, mas a amplitude diminui.” Isso ocorre, porque a soma do IVP e do vermelho no denominador neutraliza a variação do numerador na equação do NDVI.

Outra discussão sobre a saturação do NDVI se refere à reflectância da banda do vermelho. Segundo Elazab et al. [10], em alta densidade a reflectância dos comprimentos de luz pelas plantas se dá três vezes mais no verde do que no vermelho. Sendo assim, índices que se utilizam da banda do verde seriam mais sensíveis à variação da biomassa, e menos suscetíveis à saturação, do que índices que se utilizam do vermelho.

Xie et al. [11], como alternativa para a saturação do NDVI, indicam a utilização da banda de reflectância no *red-edge*. Esta banda, que se situa entre 705 e 750 nm, contém mais informações acerca do IAF por conseguir penetrar mais no dossel da planta do que a banda do vermelho. Estes mesmos autores apontam que em seus estudos, os índices que se

utilizam do *red-edge*, conseguiram atenuar a saturação do NDVI quando IAF foi maior que 3 (em trigo de inverno), porém em valores menores do IAF os índices mais tradicionais obtiveram melhores resultados.

Assim, o presente estudo tem como objetivo avaliar se as hipóteses apontadas por [7], [9], [10] e [11] são confirmadas pelos dados coletados por imagens de satélite na cultura do milho. Além disso, foi avaliada a influência da normalização do índice no efeito de saturação e também a proposta de um novo índice que atenua essa condição na avaliação do IAF. Para isso, no período entre 25/03 e 03/05 de 2021 foram obtidas imagens do satélite Sentinel-2 respectivas a uma área de cultivo na Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos da Universidade de São Paulo (USP) em Pirassununga, sendo obtidas as bandas do azul, verde, vermelho, infravermelho próximo e *red-edge*.

## 5.2 Material e Métodos

### Experimentos de Campo

O experimento foi conduzido no município de Pirassununga, SP (21°59'46"S e 47°25'33"O a uma altitude de 627 metros.) em uma área cultivada com milho e irrigada por pivô central, pela Prefeitura do Campus USP "Fernando Costa". Foram selecionados 5 ha para avaliação dentro da área irrigada, sendo dividida em 10 parcelas dentro das quais foram coletadas, em cinco datas (29/03, 05/04, 12/04, 19/04 e 03/05/2021), 15 m lineares de plantas para avaliação da massa fresca e seca da parte aérea além do cálculo do Índice de Área Foliar. Nesse período, também foram obtidas imagens do satélite Sentinel-2 sendo utilizadas as bandas do azul, verde, vermelho, infravermelho próximo e *red-edge*.

**Figura 1.** Área do experimento cultivada com milho pela Prefeitura do Campus USP “Fernando Costa”.



O milho utilizado foi o Brevant 2782 (híbrido simples, de elevado potencial produtivo, precoce) com população e 70.000 plantas ha<sup>-1</sup>. Da área de cultivo foram selecionadas 10 parcelas, em cada uma nas datas de coleta, as plantas foram retiradas manualmente e levadas ao laboratório para obtenção da massa fresca e determinação do IAF em integrador de área foliar, marca LI-COR, modelo LI-3100C sendo posteriormente secas em estufa a 65°C por no mínimo de 72 horas para cálculo da massa seca.

Com as imagens obtidas do satélite, foram calculados os índices vegetativos NDVI (*Normalized Difference Vegetative Index*), VARI (*Visual Atmospheric Resistance Index*), NDRE (*Normalized Difference Red-Edge*), Verde Normalizado e MPRI (*Modified Photochemical Reflectance Index*) ou NGRDI. A equação relativa a cada índice são descritas a seguir:

$$\text{NDVI} = \text{IVP} - \text{V} / \text{IVP} + \text{V} \quad (1)$$

$$\text{VARI} = (\text{Ve} - \text{V}) / ((\text{Ve} + \text{V}) - \text{A}) \quad (2)$$

$$\text{NDRE} = \text{IVP} - \text{RE} / \text{IVP} + \text{RE} \quad (3)$$

$$\text{Gn} = \text{Ve} / (\text{Ve} + \text{V} + \text{A}) \quad (4)$$

$$\text{MPRI} = (\text{Ve} - \text{V}) / (\text{Ve} + \text{V}) \quad (5)$$

Sendo: IVP = Infravermelho Próximo, V = Vermelho, Ve = Verde, A = Azul e RE = *red-edge*.

Em relação às bandas espectrais do satélite Sentinel-2, as mesmas possuem as seguintes características:

**Tabela 1.** Características das diferentes bandas espectrais do satélite Sentinel-2.

	Região Espectral	Comprimento de onda (nm)	Resolução (m)
B2	Azul	458-523	10
B3	Verde	543-578	10
B4	Vermelho	650-680	10
B5	Red Edge (705)	698-713	20
B6	Red Edge (740)	733-748	20
B7	Red Edge (783)	773-793	20
B8	Infravermelho Próximo	785-899	10

Após o download das imagens, através do site <https://earthexplorer.usgs.gov/>, as mesmas foram processadas no software Qgis. As imagens passaram por correção atmosférica usando o *plugin SCP (Semi-Automatic Classification Plugin)*, especificamente o procedimento *Dark Object Subtraction (DOS)*. Este método assume que podem ocorrer *pixels* escuros nas imagens, como sombras. Estes *pixels* deveriam apresentar um Número Digital (ND) muito baixo na imagem, equivalente a cerca de 1% de reflectância [12]. Esta correção, fornece então a imagem com o valor de reflectância da banda contida na imagem.

#### Análise Estatística

Para análise dos dados foi obtida a curva espectral da área analisada, sendo para isso utilizadas as reflectâncias nas bandas já citadas. A curva foi produzida por parcela e por data, indo do azul até o

infravermelho próximo. Com os dados médios de cada índice por data também foi realizada a correlação de Pearson com os valores de massa fresca e IAF.

Utilizando os modelos da relação Índice Vegetativo x Índice de Área Foliar (IAF) foi obtida a primeira e a segunda derivada de cada equação (equação 1) bem como foi determinado o ponto máximo que cada índice atingiu. No ponto em que a primeira derivada de uma função vale zero temos um ponto crítico, se a segunda derivada nesse ponto é menor que zero, então temos o ponto máximo da equação. Assim foi possível determinar com que valor do IAF o máximo de cada índice ocorreu.

$$dy/dx = 0 \quad \text{e} \quad d^2x/dy^2 < 0 \quad (6)$$

Com a primeira derivada, no ponto  $IAF = 3$ , foi analisada a taxa de variação do índice quando IAF atinge esse valor. Assim, é possível avaliar se o índice tem tendência de aumentar com o valor do IAF ou não.

Também foi realizada uma correlação de Pearson e uma regressão para selecionar quais bandas, índices ou relações entre comprimentos de onda mais se relacionam com a variação do IAF. Na regressão foram avaliados em um momento as bandas na faixa do Azul, Verde, Vermelho, Infravermelho Próximo (IVP) e Red-Edge (RE). Em outra avaliação foram avaliados apenas os índices NDVI, NDRE, VARI e MPRI.

A seleção de variáveis para o modelo foi realizada no programa estatístico R, utilizando a função `ols_step_both_aic`. Esta função baseia a seleção das variáveis de um modelo no “Critério de informação Akaike”, ou *“Akaike information criteria”*, esta métrica compara e seleciona modelos com base na simplicidade, ou seja, no menor uso de variáveis [13]. Quanto menor o valor do AIC, melhor é o modelo definido pelas variáveis escolhidas.

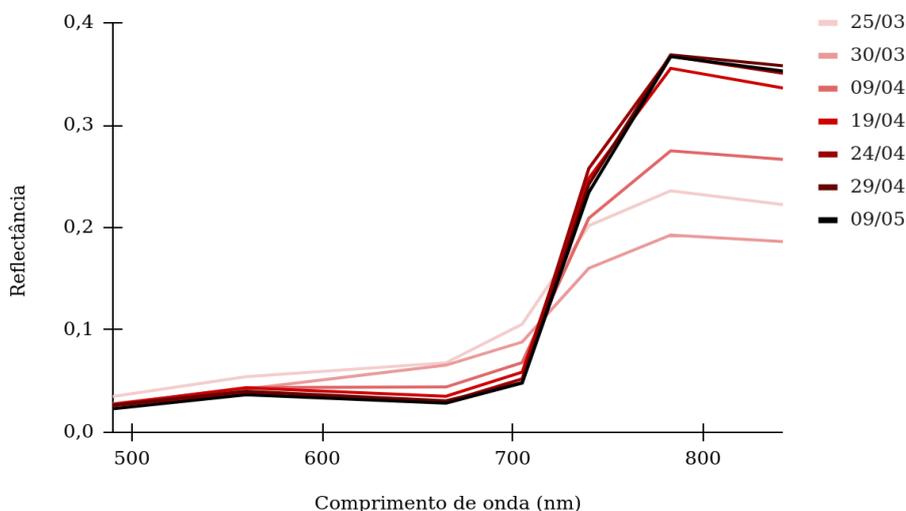
Com as variáveis selecionadas, em relação às bandas de reflectância, foram então propostas novas combinações para formatação de um índice. Para avaliar a saturação destas novas combinações, foram realizadas a correlação de Pearson e a análise do ponto máximo do índice em relação ao IAF.

### 5.3 Resultados

Com relação ao comportamento espectral da área analisada, a Figura 2 representa a reflectância nas sete datas que tinham imagens de satélite disponíveis no intervalo de avaliação em campo.

A figura 2 representa a reflectância geral da área, sem divisão por parcelas, e pode ser observado que a curva se modifica com o passar do tempo. A reflectância na faixa de 800 nm passa a ser mais refletida à medida que a cultura ocupa mais espaço. Por exemplo, o IAF médio no início das observações foi de  $0,326 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ , já ao fim das análises chegou a um valor superior a 3. Luo et al. [14], avaliando dados de 2000 a 2015, observaram que a curva típica do IAF do milho apresentou uma curva quadrática, tanto para o verão quanto primavera, tendo um pico de  $3 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$  na primavera e pouco acima de  $2 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$  no verão.

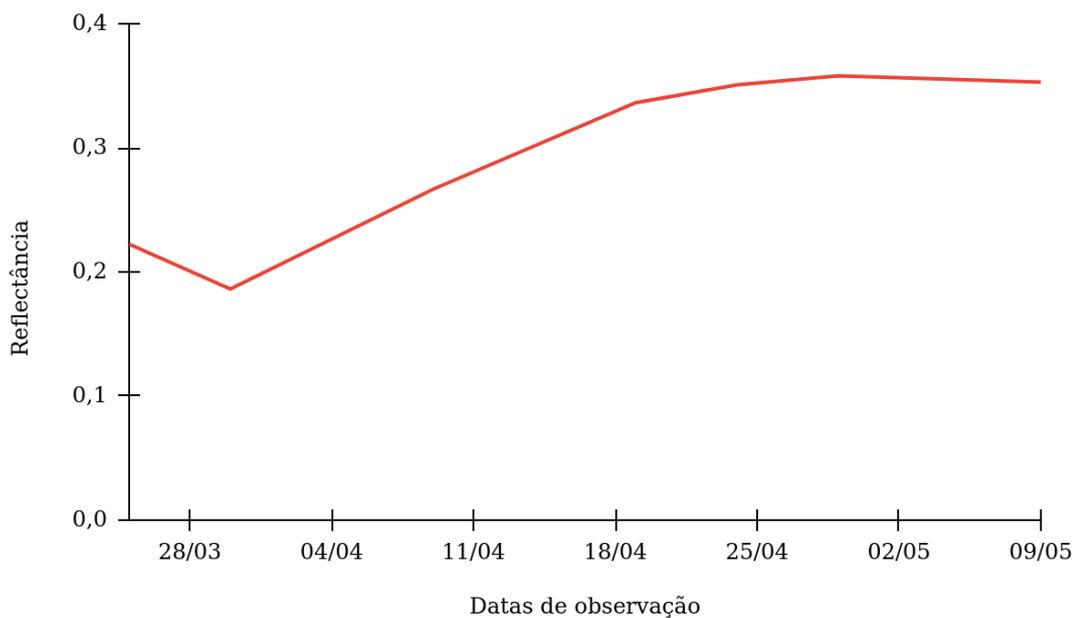
**Figura 2.** Comportamento espectral ao longo do período analisado.



Quando se analisa a hipótese apresentada por [7] de que a saturação do NDVI ocorre com um valor de reflectância do IVP maior do que 30%, pela Figura 3 podemos observar que no caso do milho a reflectância não ultrapassa muito este valor, tendo uma reflectância final pouco superior a 30%. Além de, nesse período, o IVP atingir 30% de reflectância, o IAF ultrapassa o valor de  $2 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ . A reflectância do IVP superou 30% próximo ao dia 18/04, nesta data o IAF médio das parcelas

já era superior a 2, o que corrobora o que foi apontado por [7] como um valor de saturação do NDVI no milho. Após este período, em algumas parcelas o valor do IAF chegou a superar  $3 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ , valor este apontado por Fei et al. [15] como o limiar de saturação para esta cultura.

**Figura 3.** Comportamento espectral do infravermelho próximo ao longo do período analisado.

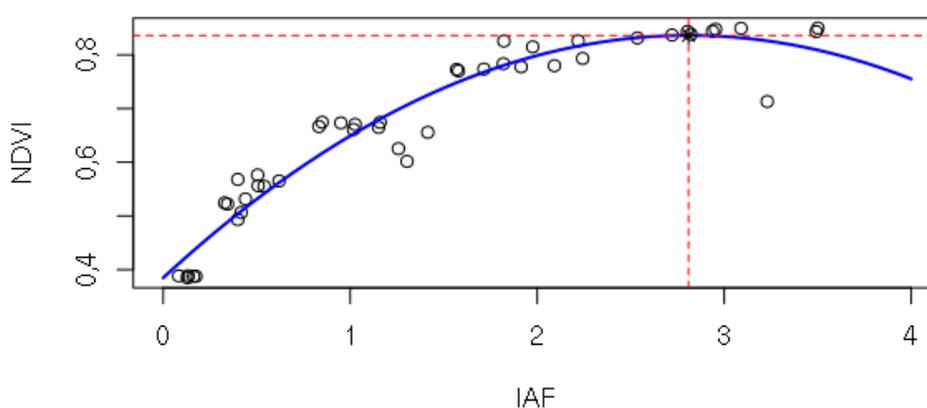


De maneira geral, a correlação de Pearson do NDVI com o IAF foi de 0,89. Ao compararmos esta correlação em dois períodos, antes da cultura atingir um IAF igual a 2 e após esse fato, percebemos que há uma queda dessa correlação. Antes da data de 19/04, período em que o IAF médio ficou abaixo de 2, a correlação foi de 0,94, após isso a correlação diminuiu para 0,16. Valores maiores que 0,7 da correlação de Pearson indicam forte correlação, porém valores entre 0 e 0,5 são considerados de correlação fraca. Essa diminuição da força de correlação pode ser um indicativo de que após o IAF superar  $2 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ , ocorreu a saturação do índice.

Ao dividir os dados em três períodos, com 15 observações cada, se nota um comportamento da correlação de Pearson do NDVI com o IAF da seguinte forma: 0,93 no primeiro período, 0,74 no segundo e 0,16 no

terço final. Essa diminuição da correlação, em comparação com a correlação geral dos dados, além de indicar a saturação do índice, pode ser explicada pelo Paradoxo de Simpson. Este paradoxo é “uma condição extrema de confusão em que uma associação aparente entre duas variáveis é revertida quando os dados são analisados dentro de cada estrato de uma variável de confusão” [16]. Ou seja, os dados quando analisados de maneira geral apresentam alta correlação, mas ao serem analisados em períodos (ou estratos) específicos acabam por ter essa correlação diminuída ou até revertida. Também indica que, em diferentes etapas do desenvolvimento da cultura, diferentes índices devem ser aplicados para avaliação do IAF. Qiao et al. [17] também observaram que a correlação entre o NDVI e o IAF diminui em diferentes estágios de desenvolvimento do milho. Antes do aparecimento do pendão (VT), entre V2 e VT, ou seja, na fase vegetativa, eles observaram uma correlação de 0,91. No estágio VT a correlação caiu para 0,41 e para 0,27 no florescimento.

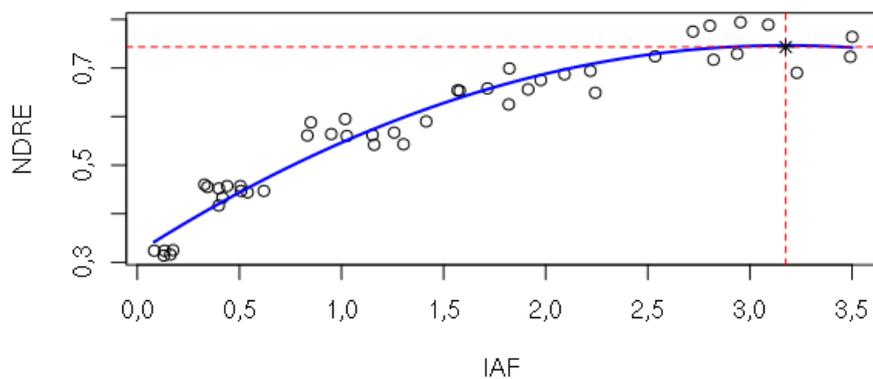
**Figura 4.** Relação do NDVI com o IAF.



Ao avaliar a hipótese apresentada por [11], de que o uso de índices com a banda *red-edge* em substituição ao vermelho atenua a saturação, vemos nos dados aqui analisados que a correlação de Pearson do NDRE com o IAF antes de atingir valores superiores a 2 foi de 0,93. Porém, após o IAF superar 2 o valor da correlação também caiu para o NDRE chegando a 0,27, levemente superior ao do NDVI, mas ainda assim bem

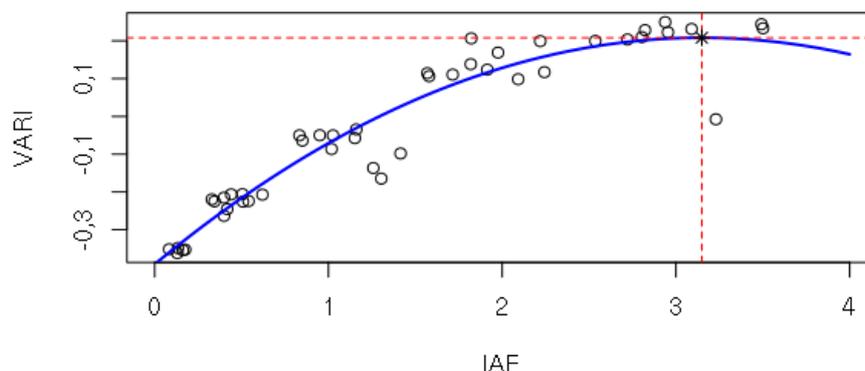
menor do que o valor anterior. Pela figura 4 se observa que o ponto máximo do NDVI é obtido antes do IAF atingir 3, já pela figura 5 se nota que o ponto máximo do NDRE se dá acima de 3 (em 3,17 m<sup>2</sup> m<sup>-2</sup>). Estes dois fatos indicam que o NDRE tem saturação posterior, e menor, do que a apresentada pelo NDVI.

**Figura 5.** Relação do NDRE com o IAF.



Em relação a hipótese apresentada por [9], que se refere ao formato do índice, o índice VARI teve uma correlação de 0,93 antes do IAF = 2 e de 0,19 após este fato, também atingindo seu valor máximo quando IAF é maior que 3, em um igual a 3,14 (figura 6). Se nota que após a saturação este índice mantém uma correlação maior com o IAF do que o NDVI. Este comportamento também foi observado por [17], no qual a correlação do VARI com o IAF foi maior do que o NDVI em VT (0,63 x 0,41) e no florescimento (0,38 x 0,27).

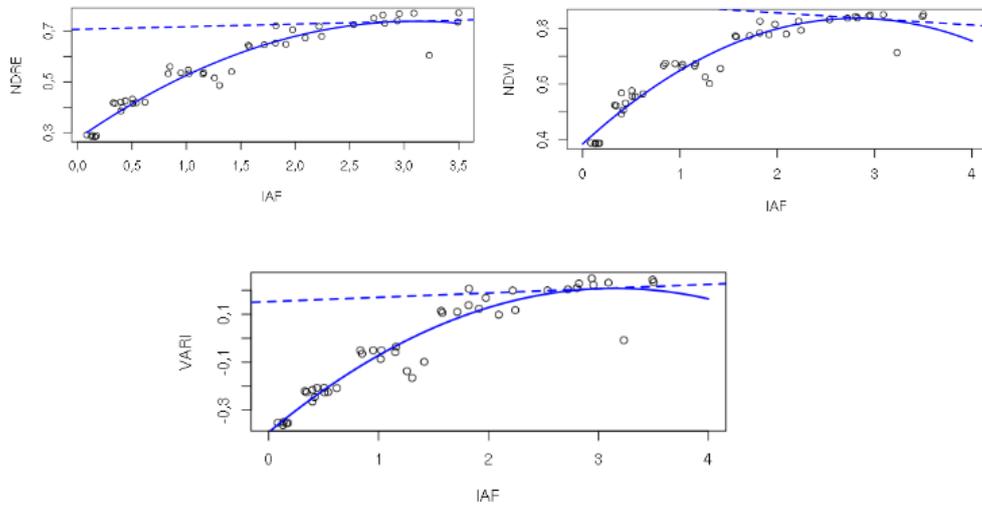
**Figura 6.** Relação do VARI com o IAF.



Isso pode ocorrer devido a configuração dos índices, os dois são frações, porém no denominador do VARI é adicionado a soma de mais uma banda (no caso, o azul). Enquanto isso, o NDVI possui no denominador a subtração de apenas duas bandas, vermelho e infravermelho próximo. Além da adição de mais uma banda colaborar em aumentar o nível de informação espectral do índice, a subtração entre duas bandas pode com o tempo se aproximar do valor do numerador devido a diferença de reflectância entre as bandas. Gnyp et al. [18] aponta para este fato, ao determinar que a saturação do índice se deve à normalização do NDVI, sendo que a normalização também é feita no NDRE e não ocorre no VARI.

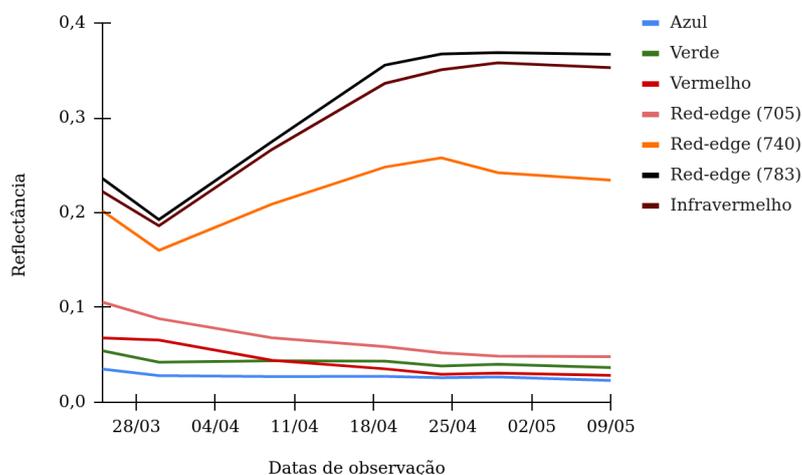
Na figura 7, pode ser observado que a taxa de crescimento do índice em função do IAF (primeira derivada) tem uma inclinação positiva no VARI em IAF=3, estabilizada no NDRE e negativa no NDVI. Sendo assim, após atingir a saturação, o NDVI começa a diminuir com o aumento do IAF, diferente do que ocorre com o NDRE e o VARI. Essa tendência de diminuição do NDVI em IAF igual a 3 corrobora que o índice já saturou e não acompanha o crescimento, ou estabilização, deste fator nesse momento da avaliação.

**Figura 7.** Comportamento da primeira derivada em  $IAF = 3$ .



O infravermelho próximo em todo período analisado possui grande diferença em relação a reflectância tanto no vermelho quanto no *red-edge* (705 nm) que é utilizado para cálculo do NDRE (figura 8). Já o VARI se utiliza apenas de reflectâncias na faixa do visível, cuja diferença entre os valores é bem menor. Pela figura 8 se nota também que após o dia 18/04, quando ocorre maior fechamento do dossel e o IAF supera 2, o comportamento da reflectância do vermelho e do *red-edge* (705) são semelhantes, vindo ambos em queda com posterior estabilização. Esse comportamento faz com que, neste período, a diferença entre o IVP e estas duas bandas seja muito grande. Esta diferença, em especial no NDVI, leva a que o valor do denominador se aproxime de 1, levando o índice a ter uma baixa variação quando o IAF ultrapassa 2  $m^2 m^{-2}$ .

**Figura 8.** Comportamento espectral das diferentes bandas ao longo do período analisado.



Na soja, Carneiro et al. [19] encontraram melhor desempenho do NDRE em relação à saturação quando comparado ao NDVI. Estes mesmos autores apontaram uma saturação do NDVI entre os estádios reprodutivos de R4 e R6. No caso do milho avaliado neste experimento os estádios vegetativos na data próxima ao dia 18/04 (quando ocorre a saturação) eram V8 e V10. Vian et al. [20] observaram saturação do NDVI no milho a partir de V9. DeBruin et al. [21] apontam que no estágio V10 até R1 ocorre o pico de acumulação de nitrogênio pela planta do milho. Alguns autores discutem que a saturação do NDVI também tem relação com a absorção de nitrogênio pela planta. Por exemplo, Yao et al. [22] no arroz observaram saturação quando a absorção de N pela planta atingiu  $10 \text{ g m}^{-2}$ . No trigo de inverno, Zhang et al. [23] observaram saturação quando a absorção atingiu  $9 \text{ g m}^{-2}$ .

Em relação ao ponto apresentado por [10], nos dados aqui analisados não se observou uma reflectância três vezes maior do verde em relação ao vermelho. Inicialmente, a reflectância do vermelho é maior do que no comprimento de onda do verde. Na primeira data de análise, das imagens de satélite, a banda do verde tem uma reflectância de 0,8 em relação à vermelha. O momento em que ocorre uma inversão, passando o verde a ser mais refletido, é no momento em que o IAF supera 2. Nesta data, a reflectância no verde passou a ser 1,22 vezes maior do que a no vermelho. Porém, em nenhum momento supera em três vezes a

reflectância do vermelho, sendo que a maior diferença se deu na penúltima data de análise quando a reflectância no verde foi 1,3 vezes maior. Já a relação do infravermelho com o vermelho apresenta um valor que vai de 3,27 a 12,46 vezes mais reflectância do IVP, respectivamente na primeira e última data de análise. Quando comparada com a reflectância do verde a do IVP é 4,09 a 9,64 vezes maior. Mesmo em relação a reflectância no *red-edge* (705 nm) a banda do IVP é bem mais refletida, indo de 2,1 no início da mensuração a 7,33 vezes na última data de coleta dos dados.

Utilizando o “Critério de informação Akaike” para selecionar quais bandas de reflectância melhor se adequam a um modelo para mensuração do IAF, as bandas selecionadas foram o IVP, Verde e Vermelho (Tabela 2). Gitelson, Gritz e Merzlyak [24] discutem que alterações na reflectância das folhas estão relacionadas com alterações nas estruturas das mesmas. Um aumento de espessura da folha leva a um aumento da reflectância na faixa do IVP, enquanto uma diminuição do conteúdo de clorofila leva a um aumento da reflectância na faixa do visível (em especial do vermelho). Curran e Milton [25] apontam correlação positiva entre o IAF e o teor de clorofila. Por isso, as bandas escolhidas na avaliação foram as citadas na tabela 2, pois com o aumento crescente do IAF ocorre também aumento significativo da reflectância no IVP e diminuição da reflectância nas faixas do visível.

**Tabela 2.** Bandas selecionadas para um modelo do IAF pelo critério Akaike.

Stepwise Selection Summary							
Step	Variable	Added/		Adj.		AIC	RMSE
		Removed	R-Square	R-Square	C(p)		
1	IVP	addition	0,923	0,922	5,6500	21,0365	0,2925
2	Vermelho	addition	0,930	0,927	3,3400	18,6747	0,2820
3	Verde	addition	0,935	0,930	2,4180	17,4564	0,2754

Utilizando então os resultados da tabela 2 foram propostas quatro combinações com estas três bandas, a saber:

$$IV1 = (IVP - (\text{Vermelho} + \text{Verde}))$$

$$IV2 = (IVP - (\text{Vermelho} + \text{Verde})) / (IVP + (\text{Vermelho} + \text{Verde}))$$

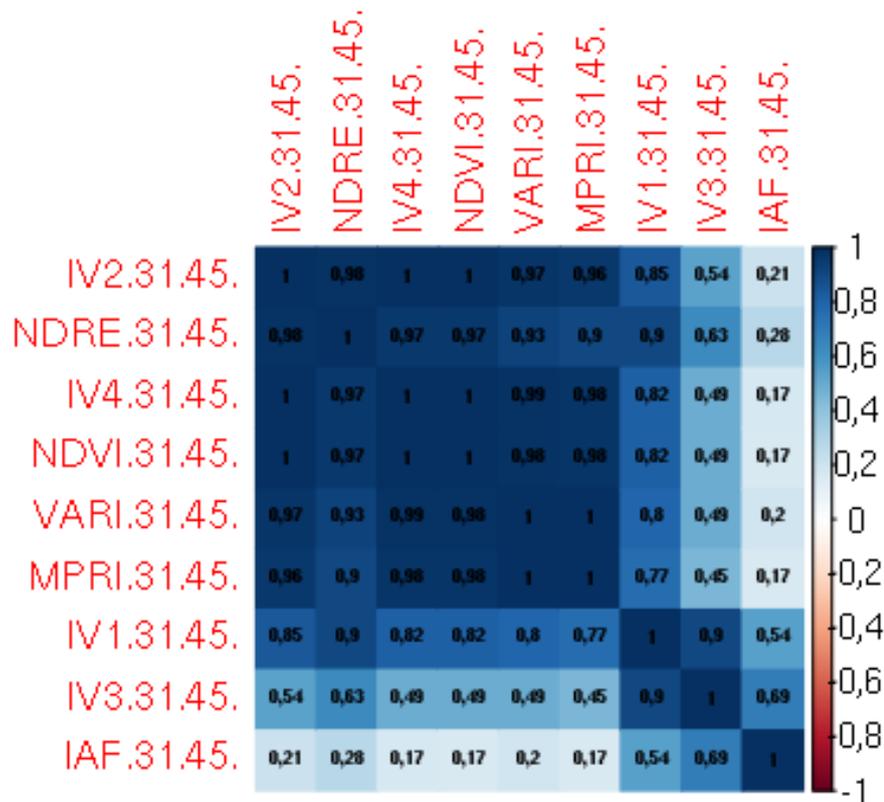
$$IV3 = ((IVP + \text{Verde}) - \text{Vermelho})$$

$$IV4 = ((IVP + \text{Verde}) - \text{Vermelho}) / ((IVP + \text{Verde}) + \text{Vermelho})$$

Na correlação de Pearson com o IAF, as quatro combinações propostas tiveram valores acima de 0,8 com 0,95, 0,91, 0,90 e 0,89 respectivamente para o IV1, IV2, IV3 e IV4. Estes valores são semelhantes à correlação do NDVI (0,9), NDRE (0,92), VARI (0,91) e MPRI (0,91). Porém, quando analisados os dados em três períodos diferentes, também ocorreu queda na correlação. No primeiro período (até V6) as correlações foram 0,92, 0,93, 0,91 e 0,94 no segundo período (até V10) foram 0,74, 0,70, 0,75 e 0,70 respectivamente. Após o IAF atingir  $2 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ , no período final da avaliação, a correlação caiu para 0,54, 0,21, 0,69 e 0,17 (figura 9), mas ainda assim IV1 e IV3 foram superiores aos valores do NDVI (0,17), NDRE (0,28), VARI (0,20) e MPRI (0,17).

Em 2007, Wang, Huang, Tang e Wang [26] já haviam proposto um índice com mesma configuração do IV2 e o denominado Green-Red NDVI (GRNDVI). Estes autores encontraram um modelo do IAF utilizando este índice, para o arroz, com  $R^2$  de 0,8711, valor este superior a um modelo usando NDVI (0,8563).

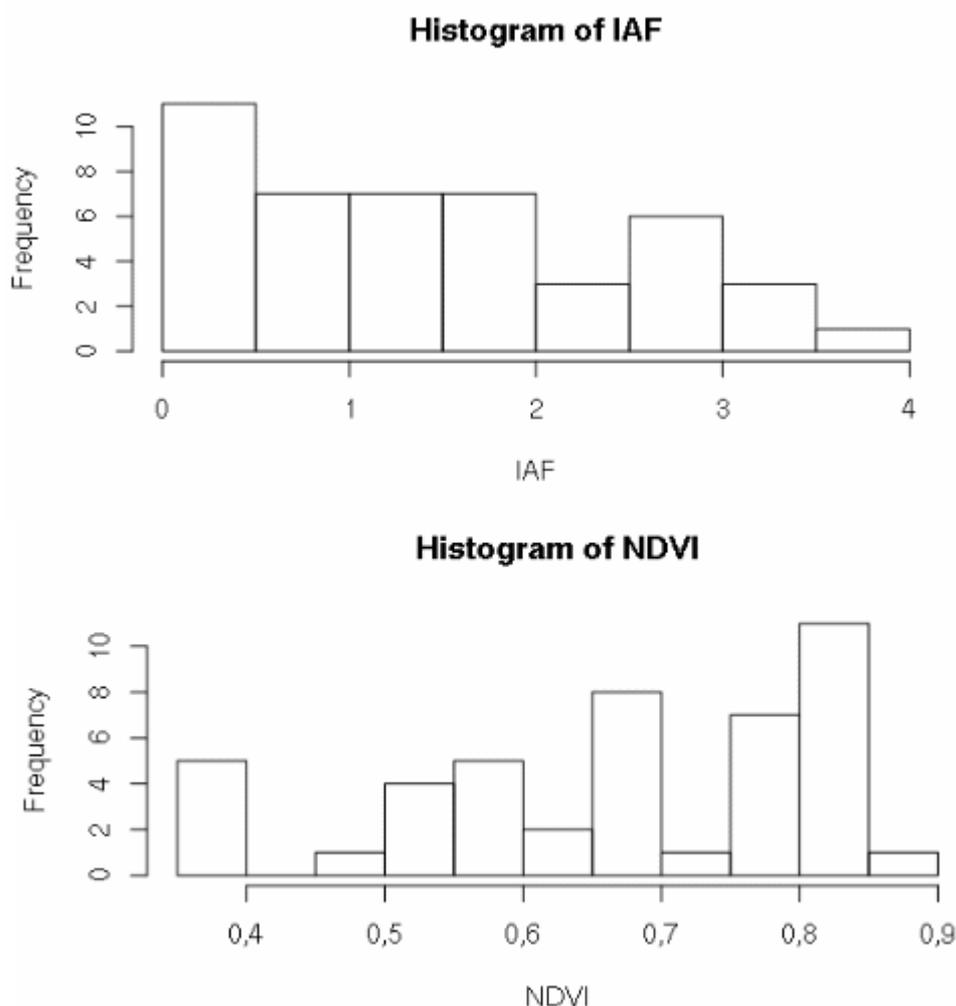
**Figura 9.** Correlação de Pearson dos índices avaliados no terço final da avaliação.



Porém, se analisarmos a correlação de Pearson vemos que o IV2 tem uma queda maior do que IV1, sua versão não normalizada. Rouse et al. [27] quando discutem sobre o NDVI afirmam que o “procedimento de normalização é usado para eliminar as diferenças sazonais do ângulo do sol e minimizar o efeito da atenuação atmosférica”. Porém, atualmente há formas de correção atmosférica, como o *Dark Object Subtraction* (DOS) utilizado no software Qgis que minimizam fatores como a atenuação atmosférica. Portanto, a normalização seria menos necessária do que na época em que o NDVI foi proposto. A saturação pela normalização também pode ser observada no comportamento do IV3 e IV4, a correlação de Pearson têm queda muito maior para o IV4 (normalizado) do que para o IV3 após o IAF atingir 2. Além disso, o desempenho de IV3, tanto antes como após os maiores valores de IAF, foram superiores aos demais, o que indica que este índice poderia ser uma boa alternativa na mensuração do IAF.

Segundo Krithikadatta [28], alguns dados podem ter distribuição assimétrica, o que não determina uma distribuição normal dos mesmos. No caso do IAF é isso que ocorre, figura 10 (a), pois os dados ao longo do tempo têm maior concentração nos valores menores, à esquerda do histograma. Já quando se analisa a distribuição dos dados do NDVI, figura 10 (b), os dados acabam por se concentrar em valores maiores (mais para direita). Essa diferença de distribuição se dá devido à saturação do índice, que valores mais baixos do IAF o NDVI acaba por atingir valores mais elevados.

**Figura 10.** Histograma da distribuição dos dados do IAF e NDVI.



#### 5.4 Conclusões

De acordo com as hipóteses aqui analisadas, a saturação do NDVI ocorreu quando a reflectância do infravermelho próximo superou 30%. Nos dados aqui apresentados, essa reflectância foi atingida quando a planta superou um IAF de 2 e está próxima ao pico de absorção de nitrogênio. Estes fatos, o pico de absorção de N e IAF maior que 2, também são apresentados na literatura como condicionantes da saturação do NDVI. Isso faz com que o índice tenha limitações no seu uso em cultivos que superem esses valores.

Ainda, ao comparar o índice NDVI com um que se utiliza da banda *red-edge* verifica-se que este último obteve melhor desempenho, tendo uma saturação com valores acima de IAF igual a 3. Porém, o NDRE também saturou e teve correlação menor com o IAF ao se avaliar os dados do período final do experimento. Essa saturação do NDRE, apesar de menor do que a do NDVI, pode estar relacionada com o formato do índice e a normalização do mesmo. Pois, ao avaliar o índice VARI nota-se que o mesmo têm menor saturação, atingindo seu valor máximo bem acima de IAF igual a 3. Além disso, se conclui que o índice por se utilizar apenas de bandas na faixa do visível, a saturação destas no denominador tende a não se aproximar de 1 como no caso do NDVI e do NDRE.

As bandas que possuem maior relação com o IAF, de acordo com o “Critério de informação Akaike” foram o Verde, Vermelho e o Infravermelho Próximo. As combinações propostas com essas bandas mostraram bom desempenho na correlação de Pearson, superior ao desempenho do NDVI (no caso do IV1 e IV3). Além disso, se observou que as normalizações desses índices (IV2 e IV4) têm o desempenho diminuído, demonstrando que essa transformação dos índices é que colabora com a saturação do índice após o fechamento do dossel.

## Referências

- [1] HUANG, Sha; TANG, Lina; HUPY, Joseph P.; WANG, Yang; SHAO, Guofan. A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. **Journal Of Forestry Research**, [S.L.], v. 32, n. 1, p. 1-6, 31 maio 2020. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11676-020-01155-1>.
- [2] FENG, Aijing; ZHOU, Jianfeng; VORIES, Earl D.; SUDDUTH, Kenneth A.; ZHANG, Meina. Yield estimation in cotton using UAV-based multi-sensor imagery. **Biosystems Engineering**, [S.L.], v. 193, p. 101-114, maio 2020. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.02.014>.
- [3] SCHWALBERT, Rai A.; AMADO, Telmo J.C.; NIETO, Luciana; VARELA, Sebastian; CORASSA, Geomar M.; HORBE, Tiago A.N.; RICE, Charles W.; PERALTA, Nahuel R.; CIAMPITTI, Ignacio A.. Forecasting maize yield at field scale based on high-resolution satellite imagery. **Biosystems Engineering**, [S.L.], v. 171, p. 179-192, jul. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.04.020>.
- [4] GAO, Junfeng; NUYTENS, David; LOOTENS, Peter; HE, Yong; PIETERS, Jan G.. Recognising weeds in a maize crop using a random forest machine-learning algorithm and near-infrared snapshot mosaic hyperspectral imagery. **Biosystems Engineering**, [S.L.], v. 170, p. 39-50, jun. 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.03.006>.
- [5] ALVES, Élvís da S.; FILGUEIRAS, Roberto; RODRIGUES, Lineu N.; CUNHA, Fernando F. da; ALEMAN, Catariny C.. Water stress coefficient determined by orbital remote sensing techniques. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, [S.L.], v. 24, n. 12, p. 847-853, dez. 2020. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v24n12p847-853>.
- [6] HUANG, Linsheng; SONG, Furan; HUANG, Wenjiang; ZHAO, Jinling; YE, Huichun; YANG, Xiaodong; LIANG, Dong. New Triangle Vegetation Indices for Estimating Leaf Area Index on Maize. **Journal Of The Indian Society Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 46, n. 11, p. 1907-1914, 11 set. 2018. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s12524-018-0849-0>.

- [7] GITELSON, Anatoly A.. Wide Dynamic Range Vegetation Index for Remote Quantification of Biophysical Characteristics of Vegetation. **Journal Of Plant Physiology**, [S.L.], v. 161, n. 2, p. 165-173, jan. 2004. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1078/0176-1617-01176>.
- [8] GU, Yingxin; WYLIE, Bruce K.; HOWARD, Daniel M.; PHUYAL, Khem P.; JI, Lei. NDVI saturation adjustment: a new approach for improving cropland performance estimates in the greater platte river basin, usa. **Ecological Indicators**, [S.L.], v. 30, p. 1-6, jul. 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2013.01.041>.
- [9] TANG, Shihao; ZHU, Qijiang; WANG, Jindi; ZHOU, Yuyu; ZHAO, Feng. Principle and application of three-band gradient difference vegetation index. **Science In China Series D: Earth Sciences**, [S.L.], v. 48, n. 2, p. 241-249, fev. 2005. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1360/02yd0527>.
- [10] ELAZAB, Abdelhalim; ORDÓÑEZ, Raziél A.; SAVIN, Roxana; SLAFER, Gustavo A.; ARAUS, José Luis. Detecting interactive effects of N fertilization and heat stress on maize productivity by remote sensing techniques. **European Journal Of Agronomy**, [S.L.], v. 73, p. 11-24, fev. 2016. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eja.2015.11.010>.
- [11] XIE, Qiaoyun; HUANG, Wenjiang; ZHANG, Bing; CHEN, Pengfei; SONG, Xiaoyu; PASCUCCI, Simone; PIGNATTI, Stefano; LANEVE, Giovanni; DONG, Yingying. Estimating Winter Wheat Leaf Area Index From Ground and Hyperspectral Observations Using Vegetation Indices. **Ieee Journal Of Selected Topics In Applied Earth Observations And Remote Sensing**, [S.L.], v. 9, n. 2, p. 771-780, fev. 2016. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/jstars.2015.2489718>.
- [12] CHAVEZ, Pat S.. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. **Remote Sensing Of Environment**, [S.L.], v. 24, n. 3, p. 459-479, abr. 1988. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90019-3](http://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(88)90019-3).
- [13] Taddy, Matt (2019). Business Data Science: Combining Machine Learning and Economics to Optimize, Automate, and Accelerate Business Decisions. **New York**: McGraw-Hill. p. 90. ISBN 978-1-260-45277-8.
- [14] LUO, Yuchuan; ZHANG, Zhao; CHEN, Yi; LI, Ziyue; TAO, Fulu. ChinaCropPhen1km: a high-resolution crop phenological dataset for three staple crops in china during 2000-2015 based on leaf area index (lai) products. **Earth System Science Data**, [S.L.], v. 12, n. 1, p. 197-214, 31 jan. 2020. Copernicus GmbH. <http://dx.doi.org/10.5194/essd-12-197-2020>.

- [15] FEI, Yang; JIULIN, Sun; HONGLIANG, Fang; ZUOFANG, Yao; JIAHUA, Zhang; YUNQIANG, Zhu; KAISHAN, Song; ZONGMING, Wang; MAOGUI, Hu. Comparison of different methods for corn LAI estimation over northeastern China. **International Journal Of Applied Earth Observation And Geoinformation**, [S.L.], v. 18, p. 462-471, ago. 2012. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2011.09.004>.
- [16] GUIMARÃES, Raphael Mendonça; ANDRADE, Flávia Cristina Drumond. O paradoxo de Simpson: um estudo de caso demográfico sobre dinâmica da população, pobreza e desigualdade. **Ciência & Saúde Coletiva**, [S.L.], v. 26, n. 10, p. 4453-4469, out. 2021. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/1413-812320212610.10902021>.
- [17] QIAO, Lang; GAO, Dehua; ZHAO, Ruomei; TANG, Weijie; AN, Lulu; LI, Minzan; SUN, Hong. Improving estimation of LAI dynamic by fusion of morphological and vegetation indices based on UAV imagery. **Computers And Electronics In Agriculture**, [S.L.], v. 192, p. 106603, jan. 2022. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2021.106603>.
- [18] GNYP, Martin L.; MIAO, Yuxin; YUAN, Fei; USTIN, Susan L.; YU, Kang; YAO, Yinkun; HUANG, Shanyu; BARETH, Georg. Hyperspectral canopy sensing of paddy rice aboveground biomass at different growth stages. **Field Crops Research**, [S.L.], v. 155, p. 42-55, jan. 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.fcr.2013.09.023>.
- [19] CARNEIRO, Franciele Morlin; FURLANI, Carlos Eduardo Angeli; ZERBATO, Cristiano; MENEZES, Patricia Candida de; GÍRIO, Lucas Augusto da Silva; OLIVEIRA, Mailson Freire de. Comparison between vegetation indices for detecting spatial and temporal variabilities in soybean crop using canopy sensors. **Precision Agriculture**, [S.L.], v. 21, n. 5, p. 979-1007, 9 dez. 2019. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-019-09704-3>.
- [20] VIAN, André Luis; BREDEMEIER, Christian; DRUM, Maicon Andreo; PIRES, João Leonardo Fernandes; FOCHESSATTO, Elizandro. Vegetation sensors as a tool for plant population identification and corn grain yield estimation. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, [S.L.], v. 51, ago. 2021. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/1983-40632021v51i66926>.
- [21] DEBRUIN, Jason L.; SCHUSSLER, Jeffrey R.; MO, Hua; COOPER, Mark. Grain Yield and Nitrogen Accumulation in Maize Hybrids Released during 1934 to 2013 in the US Midwest. **Crop Science**, [S.L.], v. 57, n. 3, p. 1431-1446, maio 2017. Wiley. <http://dx.doi.org/10.2135/cropsci2016.08.0704>.

[22] YAO, Yinkun; MIAO, Yuxin; CAO, Qiang; WANG, Hongye; GNYP, Martin L.; BARETH, Georg; KHOSLA, Rajiv; YANG, Wen; LIU, Fengyan; LIU, Cheng. In-Season Estimation of Rice Nitrogen Status With an Active Crop Canopy Sensor. **Ieee Journal Of Selected Topics In Applied Earth Observations And Remote Sensing**, [S.L.], v. 7, n. 11, p. 4403-4413, nov. 2014. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/jstars.2014.2322659>.

[23] ZHANG, Jiayi; LIU, Xia; LIANG, Yan; CAO, Qiang; TIAN, Yongchao; ZHU, Yan; CAO, Weixing; LIU, Xiaojun. Using a Portable Active Sensor to Monitor Growth Parameters and Predict Grain Yield of Winter Wheat. **Sensors**, [S.L.], v. 19, n. 5, p. 1108, 5 mar. 2019. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/s19051108>.

[24] GITELSON, Anatoly A.; GRITZ, Yuri; MERZLYAK, Mark N.. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. **Journal Of Plant Physiology**, [S.L.], v. 160, n. 3, p. 271-282, jan. 2003. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1078/0176-1617-00887>.

[25] CURRAN, Paul J.; MILTON, Edward J.. The relationships between the chlorophyll concentration, LAI and reflectance of a simple vegetation canopy. **International Journal Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 4, n. 2, p. 247-255, jan. 1983. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431168308948544>.

[26] Rouse, J.W., R.H. Haas, J.A. Schell, and D.W. Deering, 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, In: S.C. Freden, E.P. Mercanti, and M. Becker (eds) Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium. Volume I: Technical Presentations, NASA SP-351, NASA, Washington, D.C., pp. 309-317.

[27] KRITHIKADATTA, Jogikalmat. Normal Distribution. **Journal Of Conservative Dentistry**, [S.L.], v. 17, n. 1, p. 96, 2014. Medknow. <http://dx.doi.org/10.4103/0972-0707.124171>.

## 6. SATURAÇÃO DE ÍNDICES VEGETATIVOS NO RGB

Leonardo Pinto de Magalhães <sup>1</sup>, Fabrício Rossi <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Engenharia de Biosistemas, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, SP, Brasil; <sup>2</sup> Departamento de Engenharia de Biosistemas, Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Universidade de São Paulo, Pirassununga, SP, Brasil

### Principais pontos

- Trabalho único sobre saturação de índices na faixa do visível;
- Resultado que aponta que a saturação destes índices ocorrem em média com IAF igual a 3;
- Indicação do melhor momento de uso dos índices em função da etapa de desenvolvimento da cultura.

### Resumo

Os índices vegetativos no RGB têm sido propostos como alternativas ao NDVI em imageamento aéreo por aeronave remotamente pilotadas (ARP) devido serem mais acessíveis, não demandarem a necessidade de câmeras especiais e por terem menor saturação. Porém, há poucos estudos sobre a temática de saturação dos índices vegetativos na faixa do visível. O NDVI, por ser mais utilizado e ter mais tempo de desenvolvimento, possui literatura sobre sua saturação. Sendo assim, o presente trabalho avaliou 15 índices vegetativos no RGB em milho em relação a sua saturação. Através de uma ARP foram obtidas imagens para cálculos dos índices e posteriormente foram avaliados a correlação de Pearson destes índices com o IAF no momento que os mesmos atingem seu ponto máximo. Pelos resultados se pode notar que todos os índices avaliados tiveram saturação, com queda da correlação de Pearson no terço final da avaliação. A saturação dos índices ficou nos valores do IAF entre 3 e 3,5, sendo que índices como o VARI e VEG foram os que apresentaram saturação mais tardia. Além disso, nas diferentes fases de desenvolvimento do milho diferentes índices tiveram melhor correlação, sendo indicados no início de desenvolvimento da planta os índices com maior sensibilidade para a cor vermelha e após o fechamento do dossel foram indicados os índices com maior sensibilidade para a cor verde.

**Palavras-chave:** *Zea mays*, IAF, Correlação de Pearson, aeronave remotamente pilotada, reflectância.

### 6.1 Introdução

Segundo Sue e Xu [1] informações obtidas a partir do sensoriamento remoto podem ser úteis para “aplicações em monitoramento ambiental, conservação da biodiversidade, agricultura,

silvicultura, infra estruturas verdes urbanas e outros campos relacionados”. Além disso, Mulla [2] aponta que a depender da resolução do sensor utilizado, estas informações acerca do desenvolvimento da planta podem fornecer uma base para gerenciamento das culturas bem como informações necessárias para estimar a produtividade das mesmas. Uma das formas de se interpretar essas informações obtidas pelo sensoriamento remoto é através dos chamados índices vegetativos.

Porém, alguns índices, mesmo no espectro do visível (RGB), podem apresentar limitações em sua utilização levando a problemas de interpretação dos dados como a subestimação da produtividade. Por exemplo, Yue et al. [3] utilizaram imagens obtidas com um VANT no espectro do visível e observaram uma subestimação da biomassa de trigo após o fechamento do dossel dessa cultura. Hunt et al. [4] também observaram a insensibilidade de um índice vegetativo no RGB após o fechamento do dossel de culturas como a alfafa, soja e milho.

Câmeras no RGB são mais baratas do que as multiespectrais e têm sido utilizadas para estimar diferentes variáveis da estrutura morfológica dos cultivos [5], apesar de serem menos sensíveis à estrutura da planta, espessura e estrutura da folha [6]. Outros autores, como Rasmussen et al. [7] têm apontado também que as câmeras RGB “exibem um potencial semelhante para quantificar a resposta da cultura com as imagens capturadas de sensores avançados”.

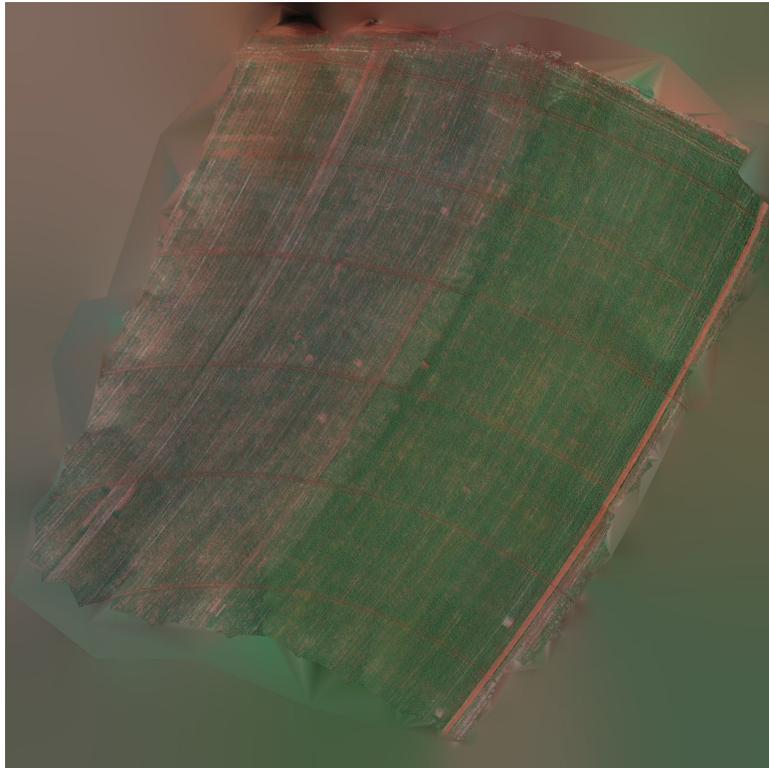
Tendo em vista tanto a importância da obtenção de dados confiáveis, via sensoriamento remoto, para gerenciamento das lavouras como a utilização crescente de índices vegetativos no RGB, o presente trabalho teve por objetivo avaliar em que momento ocorre a saturação de 15 diferentes índices no RGB e analisar o quanto o fechamento do dossel de milho afeta os dados obtidos com os mesmos.

## 6.2 Material e Métodos

### Experimentos de Campo

O experimento foi conduzido no município de Pirassununga, SP (21°59'46"S e 47°25'33"O a uma altitude de 627 metros.) em uma área cultivada com milho e irrigada por pivô central, sob responsabilidade da Prefeitura do campus USP "Fernando Costa". Foram selecionados 5 ha para avaliação dentro da área irrigada, sendo dividida em 10 parcelas dentro das quais foram coletadas, em cinco datas (29/03, 05/04, 12/04, 19/04 e 03/05/2021), 15 m lineares de plantas (3 linhas de 5 metros) para avaliação da massa fresca e seca da parte aérea além do cálculo do Índice de Área Foliar. Nesse período, também foram obtidas imagens utilizando uma Aeronave Remotamente Pilotada (ARP) da marca DJI, modelo Phantom 4 Pro com uma câmera de 20 MP . Os voos, para obtenção das imagens, foram realizados a uma altura de 40 m, no horário próximo ao meio-dia para evitar sombreamento. Com esta altura de voo o GSD (*Ground Sample Distance*) a resolução para a imagem é de 1,5 cm. Foram obtidas imagens de todas as parcelas, menos na última data em que foram obtidas de metade delas (assim como o IAF também só foi mensurado em cinco parcelas), assim o total de dados foi  $n = 45$ . As imagens obtidas foram processadas no software *Agisoft Metashape* para geração da ortofoto, e posteriormente os valores de cada cor (RGB) nas parcelas foram obtidos em um script desenvolvido na linguagem (que pode ser acessado aqui: [shorturl.at/aqstu](http://shorturl.at/aqstu)).

**Figura 1.** Área do experimento cultivada com milho pela Prefeitura do Campus USP “Fernando Costa”.



O milho utilizado foi o Brevant 2782 (híbrido simples, de elevado potencial produtivo, precoce) com população de 70.000 plantas  $\text{ha}^{-1}$ . Em cada coleta, as plantas retiradas manualmente foram levadas a um laboratório para obtenção da massa fresca e determinação do IAF em integrador de área foliar, marca LI-COR, modelo LI-3100C sendo posteriormente secas em estufa a 65°C por no mínimo de 72 horas para cálculo da massa seca.

Com as cores (RGB) obtidas das fotos, foram calculados os seguintes índices vegetativos: Verde normalizado, Vermelho normalizado, Azul normalizado, CIVE [8], COM [9], ExG [10], ExGR [11], GLI [12], MPRI (ou NGRDI) [13], RGBVI, RGVBI e MGVRI [14], TGI [15], VARI [16] e VEG [17]. As equações dos índices são descritas na Tabela 1.

**Figura 2.** Área do experimento com milho e arranjo para voo da ARP.



### Análise Estatística

Com os dados dos índices e do IAF, foram feitas a correlação de Pearson e construção dos modelos IAF x Índice. Para a correlação de Pearson foi realizado teste de significância com nível de 5%. Na segunda parte, utilizando os modelos, foi obtida a primeira e a segunda derivada de cada equação (equação 1) bem como foi determinado o ponto máximo que cada índice atingiu. No ponto em que a primeira derivada de uma função vale zero temos um ponto crítico, se a segunda derivada nesse ponto é menor que zero, então temos o ponto máximo da equação. Assim foi possível determinar com que valor do IAF o máximo de cada índice ocorreu.

$$dy/dx=0 \text{ e } d^2y/dx^2 < 0 \quad (1)$$

Com a primeira derivada, no ponto  $IAF = 3$ , foi analisada também a taxa de variação do índice quando IAF atinge esse valor. Assim, é possível avaliar se o índice tem tendência de aumentar com o valor do IAF ou não.

**Tabela 1.** Índices vegetativos utilizados.

Índice	Equação
Bn	$B/(R+G+B)$
Gn	$G/(R+G+B)$
Rn	$R/(R+G+B)$
CIVE	$(0,441 * Rn) - (0,881 * Gn) + (0,385 * Bn) + 18,78745$
COM	$(0,25 * ExG) + (0,3 * ExGR) + (0,33 * CIVE) + (0,12 * VEG)$
ExG	$(2 * Gn) - Rn - Bn$
ExGR	$ExG - ((1,4 * Rn) - Gn)$
GLI	$((2 * G) - R - B) / ((2 * G) + R + B)$
MGVRI	$((G * G) - (R * R)) / ((G * G) + (R * R))$
MPRI (ou NDRI)	$G - R / G + R$
RGBVI	$((G * G) - (R * B)) / ((G * G) + (R * B))$
RGVBI	$(G - (B * R)) / ((G * G) + (B * R))$
TGI	$G - (0,39 * R) - (0,61 * B)$
VARI	$(G - R) / ((G + R) - B)$
VEG	$Gn / ((Rn^{0,667}) * (Bn^{0,333}))$

### 6.3 Resultados

Em relação à correlação de Pearson, todos os índices tiveram valores acima de 0,8 quando considerados os dados em todas as datas. Esse resultado só não foi observado em relação ao Azul Normalizado (Bn) que teve uma correlação de 0,19 considerada fraca (menor que 0,5). A correlação do vermelho normalizado (Rn) foi negativa, isso pode ser explicado pela absorção no comprimento de onda do vermelho que ocorre nas clorofilas a e b [18]. Com o aumento da área foliar nas plantas, ocorre aumento da quantidade de clorofila absorvendo neste comprimento de onda e assim a diminuição da reflectância, por isso a correlação negativa.

A correlação negativa também foi observada entre o índice CIVE e o IAF. Este índice é descrito pela equação 4. O valor negativo, na equação 4, relacionado com a banda de reflectância verde explica a correlação negativa, pois com o aumento do IAF há maior participação do verde na composição de cores das imagens captadas.

Os índices com maior correlação, quando comparados os dados em todas as datas, foram o VEG (0,927) e o VARI (0,921). Shao et al. [19] observaram uma correlação de Pearson de 0,7 entre o índice de área foliar e o VARI em milho. Lang Qiao et al. [20] observaram diferentes correlações entre o IAF e o índice VARI ao longo dos estádios de desenvolvimento do milho. No início do desenvolvimento, estes autores observaram correlação de 0,37, nos estádios até o florescimento a correlação foi de 0,83, no estádio VT (pendoamento) foi de 0,63, em R1 de 0,38, R2 de 0,12 e R3 de 0,38. Se observa, assim, que em diferentes estádios a correlação entre o IAF e o índice variou.

Foi o que se analisou neste trabalho também, quando os dados são divididos em períodos a correlação se modifica. Quando analisado o período até o IAF atingir  $1 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$  ( $n = 15$ ) (entre V7 e V9, os índices que atingiram valor acima de 0,7 na correlação foram: Vermelho normalizado (com correlação negativa), ExGR, VEG, COM, VARI, MPRI e MGVRI. Já, entre  $\text{IAF} = 1$  e  $\text{IAF} = 2$ , compreendido entre os estádios V9 e V10, tiveram relação acima de 0,6 os índices: Vermelho Normalizado, VARI, MPRI, TGI e MGVRI. No período final da análise, quando IAF supera  $2 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$  e atinge valores até maiores que 3, os índices têm uma correlação bem menor e o único que superou 0,5 foi o TGI. Os outros índices tiveram uma correlação no período final entre 0,4 e 0,47, sendo que o Vermelho Normalizado teve correlação ainda menor ficando com -0,383.

Os resultados apresentados no parágrafo anterior podem indicar que a utilização dos índices deve ocorrer em função da época de desenvolvimento da cultura. No início de crescimento das plantas a reflectância na faixa do vermelho é mais alta, mas com o acúmulo de biomassa, ocorre um decréscimo da reflectância no vermelho [21]. Sendo assim, índices que tenham maior relação com esta reflectância, como o

Vermelho Normalizado ( $R_n$ ) ou o ExGR, podem ser mais indicados a serem utilizados no início de desenvolvimento da cultura. Quando ocorre maior fechamento do dossel, índices com maior relação de reflectância do verde (como VARI e MPRI) têm maior correlação com o IAF. Após o fechamento do dossel, no momento em que o IAF atinge seu valor máximo (VF), o índice TGI seria o mais indicado de acordo com os dados aqui analisados.

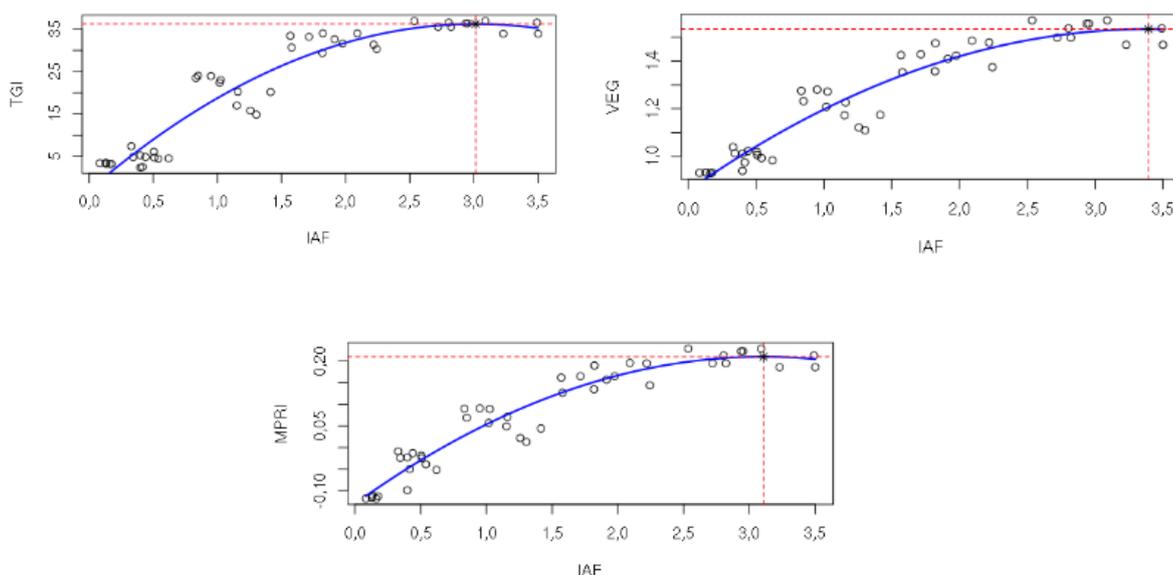
Este índice, TGI, que possui a maior correlação no período em que IAF supera  $2 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ , foi inicialmente proposto para correlacionar o conteúdo de clorofila das plantas no nível do dossel. Este índice apresenta um rápido crescimento com IAF entre 1 e 2, saturando após esse valor [15]. Os mesmos autores apontam que o fator determinante para a insensibilização do TGI com valores de IAF acima de 2 foi o fechamento do dossel e não o valor do IAF. Já Hunt et al. [22] observaram que o índice NGRDI (que aqui foi citado como o MPRI) também satura com um IAF acima de 2.

Quanto à saturação dos índices, ao observarmos o valor máximo de cada um e em que relativo valor do IAF este máximo foi atingido, para o TGI ela foi atingida com valor próximo a 3 (figura 3). Já para o MPRI (NGRDI) foi atingida com  $3,1 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ , para o VEG em 3,39 e 3,18 para o VARI. Os demais índices também atingiram o valor máximo após  $3 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ .

Apesar de atingir o máximo com um valor menor do IAF, o índice TGI apresentou maior correlação com a área foliar no terço final do período avaliado. Este período final é quando o IAF apresenta valores maiores de 3, então a correlação maior do TGI pode ser explicada pelo comportamento deste índice em relação aos demais. No estágio vegetativo VT, ocorre o valor máximo do IAF atingido pela planta. Zhang et al. [23] com uma densidade de plantas de  $67.500 \text{ plantas ha}^{-1}$  também observaram um IAF pouco superior a 3 neste período. Sendo assim, nesse estágio se estabiliza o IAF da planta, ocorrendo posteriormente um declínio até o estágio R3. Um índice vegetativo que tenha boa correlação com o IAF deve então atingir o máximo valor neste período e estabilizar, é o que ocorre por exemplo com o TGI (figura 4). Já o índice VEG, quando

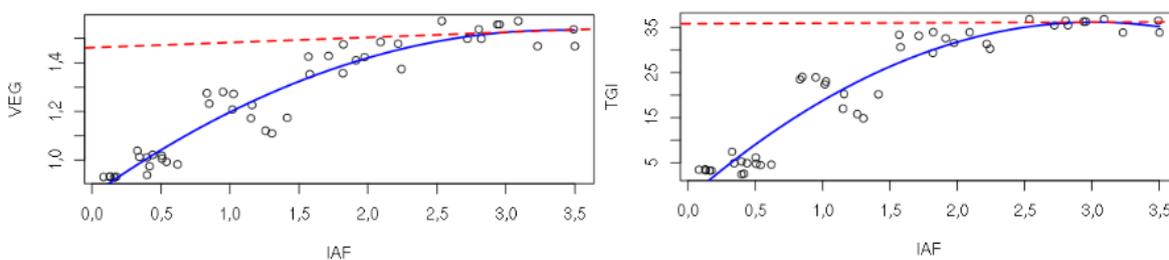
IAF atinge 3, o mesmo continua em uma tendência de crescimento como pode ser visto no comportamento da derivada neste ponto (figura 4).

**Figura 3.** Valor máximo do TGI, VEG e MAPRI em relação ao IAF.



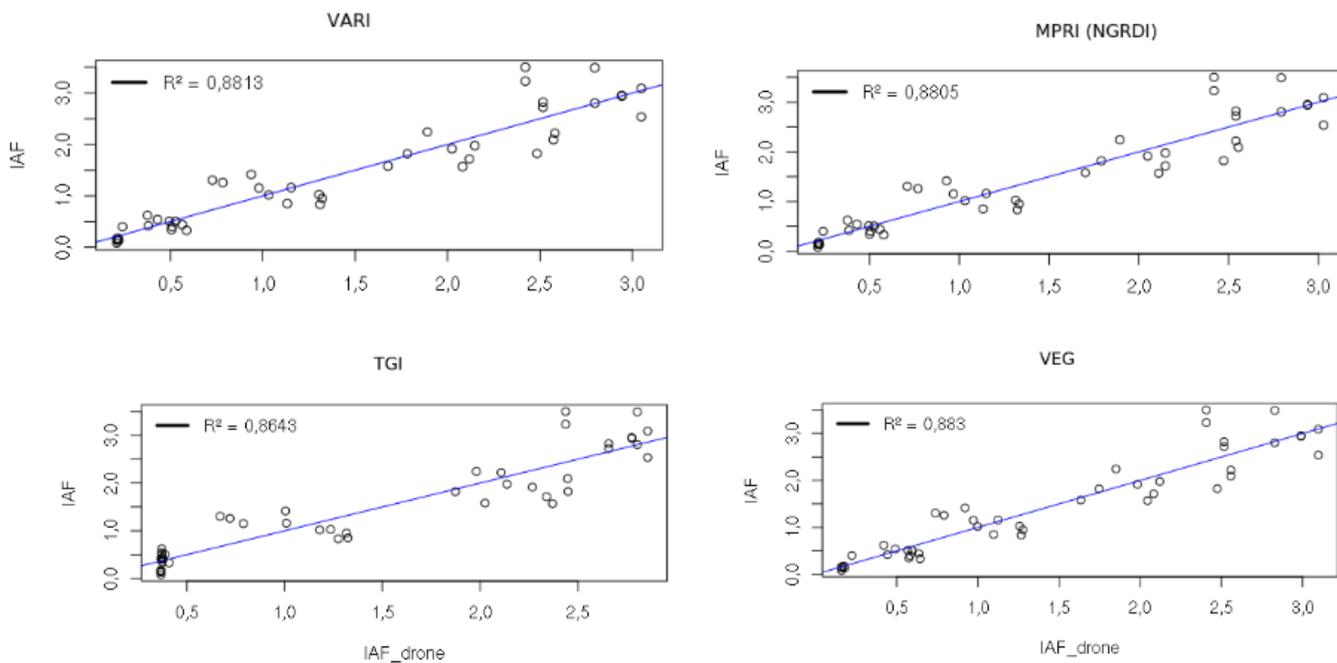
O índice TGI também é um índice mais sensível à variação da clorofila. Entre os estádio VT e R4, apesar de iniciada a diminuição do IAF, ainda ocorre aumento da quantidade de clorofila [24]. Sendo assim, a maior correlação do TGI no terço final dos dados aqui analisados também pode ser explicada por este fator. Pois, o TGI conseguiria detectar com maior precisão essa variação da clorofila com a estabilização do IAF após VT.

**Figura 4.** Comportamento dos índices vegetativos VEG e TGI quando  $IAF = 3$ .



Quando o IAF foi calculado com base nos valores dos índices vegetativos, o modelo utilizando o índice VEG foi o que teve maior valor do  $R^2$ , seguido pelo VARI, MPRI (NDRI) e TGI, respectivamente com os valores de 0,8830, 0,8813, 0,8805 e 0,8643 (figura 5). Os quatro apresentaram valores próximos, sendo que o VARI e MPRI tiveram valores maiores por apresentarem maior correlação com o IAF em três fases do desenvolvimento da planta, enquanto o TGI possui maior correlação no terço final. Usando um modelo quadrático para estimar o IAF em trigo de inverno com o VARI, Hasan et al. [25] obtiveram um  $R^2$  de 0,726. Já com um modelo linear, também utilizando o VARI, Ballesteros et al. [26] obtiveram um modelo com  $R^2$  de 0.754.

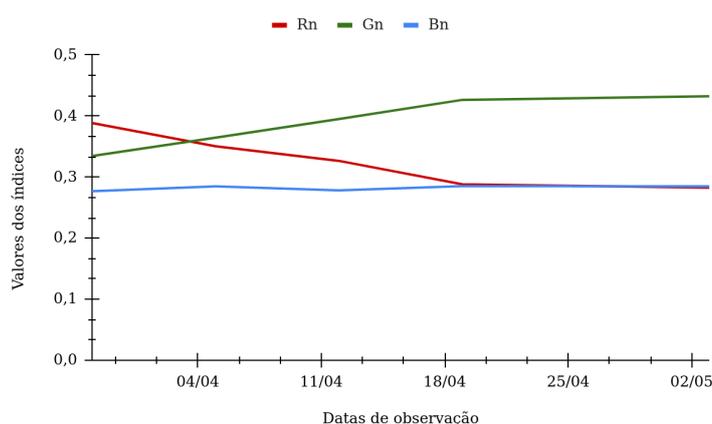
**Figura 5.** IAF calculado por diferentes índices x índice mensurado em campo.



Segundo Gitelson et al. [27], quando ocorre o florescimento da planta de milho, ocorre um aumento da reflectância no vermelho e no red-edge. Segundo esses autores, a reflectância no vermelho no estágio VT tem um aumento de 50% maior do que a reflectância no verde. Porém,

não foi o que ocorreu nas observações até o momento analisado neste trabalho. Após o dia 25/04 apareceram as primeiras inflorescências nas plantas, mas a reflectância no vermelho se estabiliza em um valor abaixo de 30% do total de pixels da imagem, enquanto o verde se estabiliza com um valor de 40% (figura 6).

**Figura 6.** Reflectância no RGB ao longo do desenvolvimento do milho.



#### 6.4 Conclusões

Nos dados analisados no presente estudo ocorreu a saturação dos índices vegetativos em relação ao IAF. Esta saturação ocorre, em média, por volta de  $IAF = 3$ . Índices mais sensíveis ao verde, como o VARI e o VEG, saturam em valores maiores do IAF, porém têm menor correlação com esta característica da planta após a mesma atingir seu máximo IAF. A variação da correlação entre os índices e o IAF pode indicar que a melhor aplicação dessa forma de analisar o desenvolvimento da planta é utilizando diferentes índices ao longo do ciclo da cultura.

Índices que tenham maior sensibilidade com a variação da reflectância no vermelho, a exemplo do Rn e do ExGR, têm maior correlação no início do desenvolvimento da cultura. Nestes estádios, da emergência (VE) até V6, com a pouca cobertura vegetal, a maior parte da reflectância captada pelos sensores vêm do solo. Já quando a planta começa ocupar a maior parte do território, após a emissão de mais folhas, a reflectância no vermelho diminui tanto pela menor participação do solo quanto pelo aumento da absorção no vermelho feita pelas clorofilas a e b.

Assim, os índices que têm maior sensibilidade com a cor verde são mais indicados para utilização até o florescimento da planta, a exemplo do VARI, Verde Normalizado e ExG.

Importante destacar que o comportamento dos índices também ajuda a explicar sua relação com o IAF. Alguns índices, como o VEG e o VARI, apresentam tendência de aumento mesmo após o IAF máximo. Enquanto outros, como o TGI, se estabilizam após IAF=3 assim como ocorre com a área foliar que aumenta até VF apresentando uma estabilização e posterior queda após este período.

## Referências

[1] XUE, Jinru; SU, Baofeng. Significant Remote Sensing Vegetation Indices: a review of developments and applications. **Journal Of Sensors**, [S.L.], v. 2017, p. 1-17, 2017. Hindawi Limited. <http://dx.doi.org/10.1155/2017/1353691>.

[2] MULLA, David J.. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: key advances and remaining knowledge gaps. **Biosystems Engineering**, [S.L.], v. 114, n. 4, p. 358-371, abr. 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2012.08.009>.

[3] YUE, Jibo; YANG, Guijun; TIAN, Qingjiu; FENG, Haikuan; XU, Kaijian; ZHOU, Chengquan. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahigh-ground-resolution image textures and vegetation indices. **Isprs Journal Of Photogrammetry And Remote Sensing**, [S.L.], v. 150, p. 226-244, abr. 2019. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.02.022>.

[4] HUNT, E. Raymond; CAVIGELLI, Michel; DAUGHTRY, Craig S. T.; MCMURTREY, James E.; WALTHALL, Charles L.. Evaluation of Digital Photography from Model Aircraft for Remote Sensing of Crop Biomass and Nitrogen Status. **Precision Agriculture**, [S.L.], v. 6, n. 4, p. 359-378, ago. 2005. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-005-2324-5>.

[5] JIN, Xiuliang; ZARCO-TEJADA, Pablo J.; SCHMIDHALTER, Urs; REYNOLDS, Matthew P.; HAWKESFORD, Malcolm J.; VARSHNEY, Rajeev K.; YANG, Tao; NIE, Chengwei; LI, Zhenhai; MING, Bo. High-Throughput Estimation of Crop Traits: a review of ground and aerial phenotyping platforms. **Ieee Geoscience And Remote Sensing Magazine**, [S.L.], v. 9, n. 1, p. 200-231, mar. 2021. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/mgrs.2020.2998816>.

- [6] PREY, Lukas; VON BLOH, Malte; SCHMIDHALTER, Urs. Evaluating RGB Imaging and Multispectral Active and Hyperspectral Passive Sensing for Assessing Early Plant Vigor in Winter Wheat. **Sensors**, [S.L.], v. 18, n. 9, p. 2931, 3 set. 2018. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/s18092931>.
- [7] RASMUSSEN, Jesper; NTAKOS, Georgios; NIELSEN, Jon; SVENSGAARD, Jesper; POULSEN, Robert N.; CHRISTENSEN, Svend. Are vegetation indices derived from consumer-grade cameras mounted on UAVs sufficiently reliable for assessing experimental plots? **European Journal Of Agronomy**, [S.L.], v. 74, p. 75-92, mar. 2016. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eja.2015.11.026>.
- [8] KATAOKA, T.; KANEKO, T.; OKAMOTO, H.; HATA, S.. Crop growth estimation system using machine vision. **Proceedings 2003 Ieee/Asme International Conference On Advanced Intelligent Mechatronics (Aim 2003)**, [S.L.], jan. 2003. IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/aim.2003.1225492>.
- [9] MONTALVO, M.; GUERRERO, J.M.; ROMEO, J.; EMMI, L.; GUIJARRO, M.; PAJARES, G.. Automatic expert system for weeds/crops identification in images from maize fields. **Expert Systems With Applications**, [S.L.], v. 40, n. 1, p. 75-82, jan. 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.034>.
- [10] Woebbecke, D. M.; Meyer, G. E.; Von Bargen, K.; Mortensen, D. A. Shape features for identifying young weeds using image analysis. **Transactions of the ASAE**, 38(1), 271-281, jan. 1995.
- [11] MEYER, George E.; CAMARGO NETO, João. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. **Computers And Electronics In Agriculture**, [S.L.], v. 63, n. 2, p. 282-293, out. 2008. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2008.03.009>.
- [12] LOUHAICHI, Mounir; BORMAN, Michael M.; JOHNSON, Douglas E.. Spatially Located Platform and Aerial Photography for Documentation of Grazing Impacts on Wheat. **Geocarto International**, [S.L.], v. 16, n. 1, p. 65-70, mar. 2001. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/10106040108542184>.
- [13] Yang, Z.; Willis, P.; Mueller, R. Impact of Band-Ratio Enhanced AWIFS Image to Crop Classification Accuracy. In: Pecora - The Future of Land Imaging... Going Operational, 17. 2008, Denver, Colorado, USA. Proceedings... Maryland: (ASPRS), 2008. Disponível em: <http://www.asprs.org/a/publications/proceedings/pecora17/0041.pdf>

- [14] BENDIG, Juliane; YU, Kang; AASEN, Helge; BOLTEN, Andreas; BENNERTZ, Simon; BROSCHEIT, Janis; GNYP, Martin L.; BARETH, Georg. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. **International Journal Of Applied Earth Observation And Geoinformation**, [S.L.], v. 39, p. 79-87, jul. 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2015.02.012>.
- [15] HUNT, E. Raymond; DORAISWAMY, Paul C.; MCMURTREY, James E.; DAUGHTRY, Craig S.T.; PERRY, Eileen M.; AKHMEDOV, Bakhyt. A visible band index for remote sensing leaf chlorophyll content at the canopy scale. **International Journal Of Applied Earth Observation And Geoinformation**, [S.L.], v. 21, p. 103-112, abr. 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2012.07.020>.
- [16] GITELSON, Anatoly A.; KAUFMAN, Yoram J.; STARK, Robert; RUNDQUIST, Don. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote Sensing Of Environment**, [S.L.], v. 80, n. 1, p. 76-87, abr. 2002. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257\(01\)00289-9](http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257(01)00289-9).
- [17] HAGUE, T.; TILLET, N. D.; WHEELER, H.. Automated Crop and Weed Monitoring in Widely Spaced Cereals. **Precision Agriculture**, [S.L.], v. 7, n. 1, p. 21-32, mar. 2006. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-005-6787-1>.
- [18] HUETE, A.R.. REMOTE SENSING FOR ENVIRONMENTAL MONITORING. **Environmental Monitoring And Characterization**, [S.L.], p. 183-206, 2004. Elsevier. <http://dx.doi.org/10.1016/b978-012064477-3/50013-8>.
- [19] SHAO, Guomin; HAN, Wenting; ZHANG, Huihui; LIU, Shouyang; WANG, Yi; ZHANG, Liyuan; CUI, Xin. Mapping maize crop coefficient Kc using random forest algorithm based on leaf area index and UAV-based multispectral vegetation indices. **Agricultural Water Management**, [S.L.], v. 252, n. 0, p. 106906-0, jun. 2021. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2021.106906>.
- [20] QIAO, Lang; GAO, Dehua; ZHAO, Ruomei; TANG, Weijie; AN, Lulu; LI, Minzan; SUN, Hong. Improving estimation of LAI dynamic by fusion of morphological and vegetation indices based on UAV imagery. **Computers And Electronics In Agriculture**, [S.L.], v. 192, p. 106603, jan. 2022. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2021.106603>.
- [21] SMITH, Hayley L.; MCAUSLAND, Lorna; MURCHIE, Erik H.. Don't ignore the green light: exploring diverse roles in plant processes. **Journal Of Experimental Botany**, [S.L.], v. 68, n. 9, p. 2099-2110, 1 abr. 2017. Oxford University Press (OUP). <http://dx.doi.org/10.1093/jxb/erx098>.

- [22] HUNT, E. Raymond; CAVIGELLI, Michel; DAUGHTRY, Craig S. T.; MCMURTREY, James E.; WALTHALL, Charles L.. Evaluation of Digital Photography from Model Aircraft for Remote Sensing of Crop Biomass and Nitrogen Status. **Precision Agriculture**, [S.L.], v. 6, n. 4, p. 359-378, ago. 2005. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-005-2324-5>.
- [23] ZHANG, Yuanhong; XU, Zonggui; LI, Jun; WANG, Rui. Optimum Planting Density Improves Resource Use Efficiency and Yield Stability of Rainfed Maize in Semiarid Climate. **Frontiers In Plant Science**, [S.L.], v. 12, 12 nov. 2021. Frontiers Media SA. <http://dx.doi.org/10.3389/fpls.2021.752606>.
- [24] BREWER, Kiara; CLULOW, Alistair; SIBANDA, Mbulisi; GOKOOL, Shaeden; NAIKEN, Vivek; MABHAUDHI, Tafadzwanashe. Predicting the Chlorophyll Content of Maize over Phenotyping as a Proxy for Crop Health in Smallholder Farming Systems. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 14, n. 3, p. 518, 21 jan. 2022. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/rs14030518>.
- [25] HASAN, Umut; SAWUT, Mamat; CHEN, Shuisen. Estimating the Leaf Area Index of Winter Wheat Based on Unmanned Aerial Vehicle RGB-Image Parameters. **Sustainability**, [S.L.], v. 11, n. 23, p. 6829, 2 dez. 2019. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/su11236829>.
- [26] BALLESTEROS, Rocío; MORENO, Miguel; BARROSO, Fellype; GONZÁLEZ-GÓMEZ, Laura; ORTEGA, José. Assessment of Maize Growth and Development with High- and Medium-Resolution Remote Sensing Products. **Agronomy**, [S.L.], v. 11, n. 5, p. 940, 10 maio 2021. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/agronomy11050940>.
- [27] GITELSON, Anatoly A.; VIÑA, Andrés; ARKEBAUER, Timothy J.; RUNDQUIST, Donald C.; KEYDAN, Galina; LEAVITT, Bryan. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies. **Geophysical Research Letters**, [S.L.], v. 30, n. 5, mar. 2003. American Geophysical Union (AGU). <http://dx.doi.org/10.1029/2002gl016450>.



## 7. RELAÇÃO DA MASSA FRESCA E SECA DO MILHO COM ÍNDICES VEGETATIVOS NO RGB

Leonardo Pinto de Magalhães <sup>1</sup>, Fabrício Rossi <sup>2</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Engenharia de Biosistemas, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, SP, Brasil; <sup>2</sup> Departamento de Engenharia de Biosistemas, Faculdade de Zootecnia e Engenharia de Alimentos, Universidade de São Paulo, Pirassununga, SP, Brasil

### Principais pontos

- A regressão múltipla se mostrou como uma boa técnica para modelar a massa seca e fresca no milho;
- Para a massa fresca os índices VEG, CIVE e TGI são os que apresentaram melhores resultados para o modelo;
- Para a massa seca os índices escolhidos foram o VEG e CIVE.

### Resumo

Para a produção de milho silagem, a mensuração do teor de massa fresca e seca produzidas são dois fatores importantes no manejo da cultura. A utilização de índices vegetativos para produção de mapas de produtividade tem aumentado nos últimos anos, porém com poucos trabalhos relacionados com a produção de matéria seca pelas culturas. Além disso, o uso de índices no RGB (faixa de reflectância do visível) pode trazer vantagens como maior acessibilidade na sua utilização. Por isso, este trabalho tem como proposta avaliar quais índices vegetativos no RGB mais se relacionam com a produção de massa fresca e seca pelo milho, bem como propor um modelo de mensuração destes dois fatores. Utilizando imagens obtidas com a utilização de uma aeronave remotamente pilotada (ARP) foram calculados 15 índices vegetativos no RGB. Em campo, também foram mensurados os valores de produção da biomassa fresca e seca do milho em cinco datas diferentes. Para a massa fresca os índices selecionados para um modelo foram o VEG, CIVE e TGI, enquanto para massa seca os selecionados foram o VEG e o CIVE. Com uma regressão múltipla foram obtidos os modelos para os dois fatores, sendo que os dois modelos foram classificados, utilizando o índice de confiança de Camargo, como muito bons.

**Palavras-chave:** Milho Silagem, regressão múltipla, aeronave remotamente pilotada, *Zea Mays*, análise de imagens.

## 7.1 Introdução

De acordo com Paziani et al. [1] uma das características desejadas para produção de silagem é o teor de matéria seca da cultura. Segundo esses mesmos autores o milho é a cultura padrão para ensilagem devido a sua alta produtividade e seu valor nutritivo. Vasconcelos et al. [2] observaram pico do acúmulo de massa seca no milho próximo ao estágio de florescimento da planta. Utilizando imagens de satélites, Bretas et al. [3] relacionaram a quantidade de matéria seca em pastagens com diferentes índices vegetativos.

Mirzaie et al. [4] apontam que o uso destas tecnologias de sensoriamento remoto possibilita a avaliação de grandes extensões de cultivo em um menor tempo, mesma visão apontada por Jin et al. [5] na mensuração da biomassa de milho. Bendig e colaboradores [6] discutem que imagens no RGB também podem ser utilizadas para mensuração da biomassa e por serem mais acessíveis podem colaborar na expansão da utilização do sensoriamento remoto. Outro ponto a se destacar é que a definição do ponto de colheita da silagem é definida com base em amostras de poucas áreas da plantação.

Janoušek et al. [7] encontraram correlação positiva e forte entre a reflectância na faixa visível (RGB) e massa seca do milho. Já Niu et al. [8] avaliando seis índices vegetativos no RGB apresentaram modelos que tiveram  $R^2$  variando entre 0,02 e 0,73. Hoss et al. [9] observaram coeficiente de determinação entre 0,87 e 0,92, de acordo com a altura de voo para obtenção das imagens, entre o índice NDVI e o peso seco do milho.

Para estimar automaticamente a quantidade de matéria seca, Mansaray et al. [10] usaram dados de satélite e uma rede neural no cultivo de arroz. Garcia-Martínez et al. [11] utilizaram uma rede neural para estimar produtividade e biomassa do milho com imagens multiespectrais e no RGB. Outra alternativa para modelar características de desenvolvimento do milho é a regressão linear múltipla. Mohammadi

[12], por exemplo, utilizaram a regressão múltipla para avaliar a competitividade do milho em relação a ervas daninhas. Magalhães, Lyra, Souza, Lyra, Ferraz e Júnior [13] utilizaram a regressão múltipla para avaliar a produção do feijão. Bretas et al. [14] aplicaram a regressão múltipla linear na predição da massa seca do capim brachiaria.

Sendo assim, o presente trabalho tem por objetivo avaliar índices no RGB que melhor se relacionam com a massa fresca e seca do milho para silagem, e propor modelos, utilizando regressão múltipla linear (MLR), para prever esses fatores.

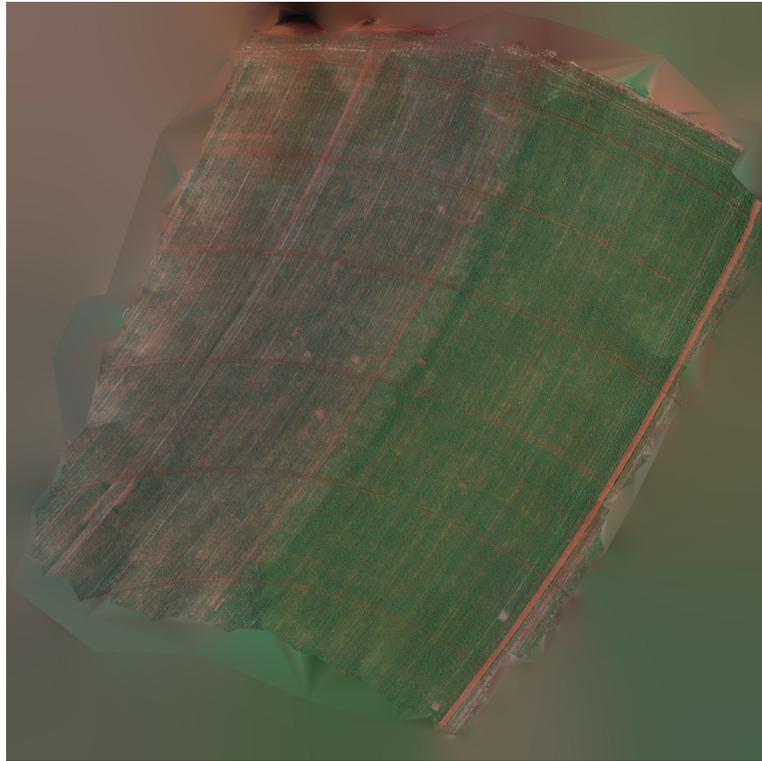
## 7.2 Material e Métodos

### Experimentos de Campo

O experimento foi conduzido no município de Pirassununga, SP (21°59'46"S e 47°25'33"O a uma altitude de 627 metros) em uma área cultivada com milho e irrigada por pivô central, pela Prefeitura do Campus USP "Fernando Costa". Foram selecionados 5 ha para avaliação dentro da área irrigada, sendo dividida em 10 parcelas dentro das quais foram coletadas, em cinco datas (29/03, 05/04, 12/04, 19/04 e 03/05/2021), 15 m lineares de plantas para avaliação da massa fresca e seca da parte aérea além do cálculo do Índice de Área Foliar. Nesse período, também foram obtidas imagens utilizando uma Aeronave Remotamente Pilotada (ARP) da marca DJI, modelo Phantom 4 Pro, com uma câmera de 20 MP. Os voos, para obtenção das imagens, foram realizados a uma altura de 40 m e no horário próximo ao meio-dia para evitar sombreamento. Com esta altura de voo o GSD (*Ground Sample Distance*) a resolução para a imagem é de 1,5 cm. Foram obtidas imagens de todas as parcelas, menos na última data em que foram obtidas de metade delas (assim como o IAF também só foi mensurado em cinco parcelas), assim o total de dados foi  $n = 45$ . As imagens obtidas foram processadas no software *Agisoft Metashape* para geração da ortofoto, e posteriormente os valores de cada cor (RGB) nas parcelas foram obtidos

em um script desenvolvido na linguagem *python*, que pode ser acessado aqui: [shorturl.at/aqstu](http://shorturl.at/aqstu).

**Figura 1.** Ortofoto da área experimental.



O milho utilizado foi o Brevant 2782 (híbrido simples, de elevado potencial produtivo, precoce) com população de 70.000 plantas  $\text{ha}^{-1}$ . Em cada coleta, as plantas retiradas manualmente foram levadas a um laboratório para obtenção da massa fresca e determinação do IAF em integrador de área foliar, marca LI-COR, modelo LI-3100C sendo posteriormente secas em estufa a 65°C por no mínimo de 72 horas para cálculo da massa seca.

Com as cores (RGB) obtidas das fotos, foram calculados os seguintes índices vegetativos: Verde normalizado, Vermelho normalizado, Azul normalizado, CIVE [15], COM [16], ExG [17], ExGR [18], GLI [19], MPRI (ou NGRDI) [20], RGBVI, RGVBI e MGVRI [21], TGI [22], VARI [23] e VEG [24]. As equações dos índices são descritas na Tabela 1.

**Tabela 1.** Índices vegetativos utilizados.

Índice	Equação
Bn	$B/(R+G+B)$
Gn	$G/(R+G+B)$
Rn	$R/(R+G+B)$
CIVE	$(0,441 * Rn) - (0,881 * Gn) + (0,385 * Bn) + 18,78745$
COM	$(0,25 * ExG) + (0,3 * ExGR) + (0,33 * CIVE) + (0,12 * VEG)$
ExG	$(2 * Gn) - Rn - Bn$
ExGR	$ExG - ((1,4 * Rn) - Gn)$
GLI	$((2 * G) - R - B) / ((2 * G) + R + B)$
MGVRI	$((G * G) - (R * R)) / ((G * G) + (R * R))$
MPRI (ou NDRI)	$G - R / G + R$
RGBVI	$((G * G) - (R * B)) / ((G * G) + (R * B))$
RGVBI	$(G - (B * R)) / ((G * G) + (B * R))$
TGI	$G - (0,39 * R) - (0,61 * B)$
VARI	$(G - R) / ((G + R) - B)$
VEG	$Gn / ((Rn^{0,667}) * (Bn^{0,333}))$

### Análise Estatística

Com os dados dos índices vegetativos, da massa fresca ( $t\ ha^{-1}$ ) e da massa seca ( $t\ ha^{-1}$ ) foi calculada a correlação de Pearson. A seleção dos índices para o modelo de mensuração, tanto da massa fresca quanto seca, foi realizada no programa estatístico R, utilizando a função “ols\_step\_both\_aic”. Esta função baseia a seleção das variáveis de um modelo no “Critério de informação Akaike” ou “Akaike information criteria”, esta métrica compara e seleciona modelos com base na

simplicidade, ou seja, no menor uso de variáveis [25]. Quanto menor o valor do AIC, melhor é o modelo definido pelas variáveis escolhidas.

Com os índices selecionados foi realizada a regressão linear múltipla utilizando um script programado na linguagem *python*. O método utilizado foi o “*Ordinary Least Squares*” (OLS) um método de mínimos quadrados lineares para obtenção dos parâmetros desconhecidos de uma regressão linear.

Para avaliação do modelo obtido foram utilizados os índices estatísticos propostos Camargo & Sentelhas [26], a saber: precisão - coeficiente de correlação “r”; exatidão - índice de Willmott “d” e de confiança ou desempenho “c”. Onde o índice “c” equivale a multiplicação dos índices “r” e “d”, e tem a classificação definida na tabela 2:

**Tabela 2.** Critério de interpretação do desempenho do modelo, pelo índice “c”.

Valor de c	Desempenho
> 0,85	Ótimo
0,76 a 0,85	Muito bom
0,66 a 0,75	Bom
0,61 a 0,65	Mediano
0,51 a 0,60	Sofrível
0,41 a 0,50	Mau
< 0,41	Péssimo

Também foram calculados a correlação de pearson (r) entre os valores calculados pelos modelos e os observados em campo, além do erro médio, erro quadrado médio e a raiz do erro quadrado médio (RMSE), dado pela equação:

$$RMSE = \sqrt{(1/n) \sum (S - O)^2} \quad (1)$$

Onde n é o número de observações, S é o valor obtido pelo modelo e O o valor obtido em campo.

Após a obtenção dos modelos, foi desenvolvido um script utilizando a linguagem *python* para calcular tanto os valores da massa fresca e seca quanto para obtenção dos mapas desses fatores.

### 7.3 Resultados

A produção de massa fresca e seca do milho foi obtida durante a fase vegetativa do mesmo (tabela 3). Se observa que o IAF atinge um valor superior a 3 no final da avaliação, e tanto a massa fresca quanto seca têm grande crescimento após o estágio V8.

**Tabela 3.** Massa fresca (MFPA), seca (MSPA) da parte aérea do milho e índice área foliar (IAF) nas avaliações ao longo do tempo.

Data	Estádio fenológico	IAF m <sup>2</sup> m <sup>-2</sup>	MFPA ----- t ha <sup>-1</sup> -----	MSPA
29/03/21	V6	0,50	2,53	0,26
05/04/21	V8	1,02	6,69	1,01
12/04/21	V9	1,71	20,67	2,38
19/04/21	V10	3,00	26,99	5,23
03/05/21	VT	3,50	52,99	9,02

Pela correlação de Pearson se observa que todos os índices analisados tiveram valor semelhante da correlação com a matéria seca, entre 0,77 e 0,80, enquanto com a massa fresca a correlação ficou entre 0,82 e 0,84. Somente o índice Bn teve baixa correlação, 0,15 para massa seca e 0,16 para massa fresca, e os índices Rn e CIVE tiveram correlação negativa, -0,76 e -0,78 respectivamente com a massa seca e -0,82 e -0,84 com a massa fresca. Janoušek et al. [7] encontraram correlação acima de 0,8 entre a reflectância no visível e a massa seca do milho.

Niu et al. [8] avaliaram quatro índices no RGB, o NGRDI (mesmo índice que o MPRI), o ExG, ExGR, CIVE, VEG e COM encontrando valores de r<sup>2</sup> para o modelo de predição da massa seca do milho de 0,68, 0,33, 0,73, 0,02, 0,63 e 0,72 respectivamente. Quanto à massa fresca, esses mesmos autores observaram r<sup>2</sup> de 0,70, 0,34, 0,73, 0,02, 0,65 e 0,02 para os índices citados. Sakamoto et al. [27] observaram que o VARI tem relação positiva com a massa seca do arroz, e aumenta em função do

aumento da cobertura vegetal. Já Zhang et al. [28] observaram que os índices EVI e VARI foram os mais importantes na seleção de um modelo para a biomassa do milho quando o estágio vegetativo era o R1.

Porém, nos dados aqui analisados os índices selecionados para o modelo, da massa fresca foram o VEG, o CIVE e o TGI, enquanto para massa seca foram o VEG e CIVE. Adak et al. [29] apontam que índices no RGB são menos afetados por questões como brilho do solo, cor ou sombra das nuvens do que índices que se utilizam do infravermelho próximo (como o NDVI) e que estes índices são mais sensíveis na detecção de absorção do vermelho, referente à clorofila, bem como de vegetação verde. García-Martínez et al. [11] encontraram baixa relação entre o índice TGI e a produtividade do milho. Burns et al. [30] observaram que o TGI foi o único índice a distinguir diferentes taxas de fertilização com nitrogênio no milho no estágio vegetativo V6. Santana et al. [31] observaram também alta correlação entre o VEG e o NDVI calculados por imagens obtidas com aeronaves remotamente tripuladas, o que indica que este índice obtém mesmas características de informações das plantas que o NDVI.

**Tabela 4.** Seleção dos índices relacionados com a massa seca.

Step	Variable	Added/		Adj.			AIC	RMSE
		Removed	R-Square	R-Square	C(p)			
1	VEG	addition	0,641	0,632	8,6910	180,5848	1,7222	
2	CIVE	addition	0,715	0,702	0,3830	172,1231	1,5514	

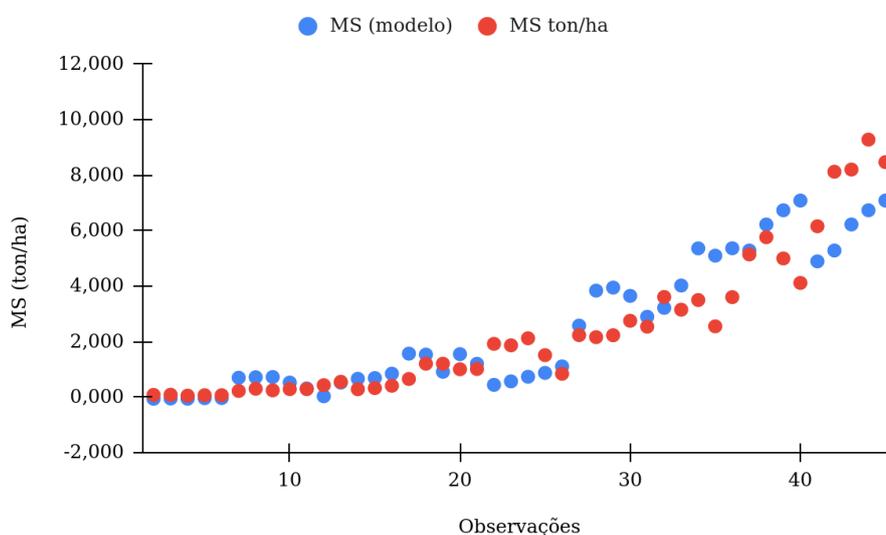
**Tabela 5.** Seleção dos índices relacionados com a massa fresca.

Step	Variable	Added/		Adj.			AIC	RMSE
		Removed	R-Square	R-Square	C(p)			
1	VEG	addition	0,745	0,739	15,0840	329,0127	8,9605	
2	CIVE	addition	0,801	0,792	4,7010	319,7866	8,0033	
3	TGI	addition	0,817	0,803	3,2870	318,1265	7,7775	

Com os dados dos índices (tabelas 4 e 5) foi realizada a regressão múltipla e obtidas as equações para mensuração das massas fresca e seca. Para a massa seca o  $r^2$  do modelo foi de 0,73 e o  $r^2$  ajustado foi de 0,71. Já em relação a massa fresca esses dados foram de 0,82 e 0,80 respectivamente. Utilizando índices na faixa do infravermelho próximo para avaliar forragem, e uma regressão linear simples, Théau et al. [32] encontraram  $r^2$  de 0,50 (MF) e 0,45 (MS) com o NDVI e 0,42 (MF) e 0,44 (MS) com o NDRE.

Quanto à avaliação dos modelos, a correlação de Pearson entre os dados calculados e os observados para a massa seca foi de 0,851 e para massa fresca foi de 0,903. Para a massa seca o erro médio foi de -0,001 e para a massa fresca foi de -0,003. Porém, para massa seca foram observados erros entre 0,009 e 6,126 (em valores absolutos), enquanto para massa fresca o erro variou entre 0,0516 e 32,2620 (em valores absolutos). A raiz do erro quadrado médio (RMSE) foi de 7,63 t ha<sup>-1</sup> para a massa fresca e de 1,50 t ha<sup>-1</sup> para a massa seca. Na tabela 5 há um resumo dos dados de avaliação de cada modelo. Santos et al. [33] obtiveram RMSE de 1,04 t ha<sup>-1</sup> usando um modelo para biomassa do milho com o índice NDVI e de 0,92 t ha<sup>-1</sup> com o índice SAVI.

**Figura 2.** Relação entre os valores observados e mensurados pelo modelo da Massa Seca.



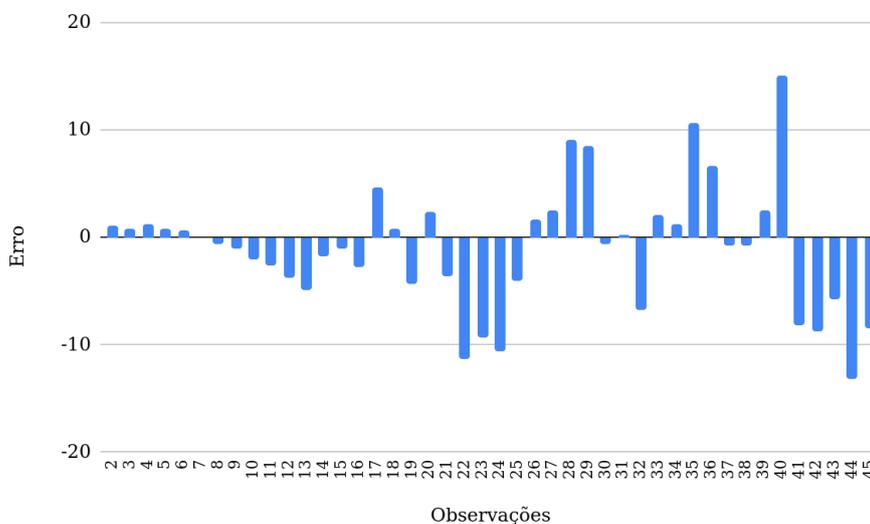
Pela figura 2 se nota que os dados de massa seca têm maior semelhança com os dados observados em campo no início das mensurações, até a observação 20. Após esse valor, a diferença entre valor observado e calculado acaba por ter maior diferença. Isso pode ocorrer devido à saturação dos índices (ver Parte III desta tese) após IAF = 2. O mesmo comportamento é observado na massa fresca (figura 3) no comportamento do erro em cada observação. Ocorre um aumento do erro à medida que as amostras se relacionam com valores maiores de biomassa.

Quanto à classificação da confiança de desempenho (tabela 2), o modelo da massa fresca teve um valor de 0,79 e para a massa seca de 0,77. Nesta classificação ambos os modelos seriam definidos com um desempenho “muito bom”.

**Tabela 6.** Dados dos modelos para massa fresca e seca.

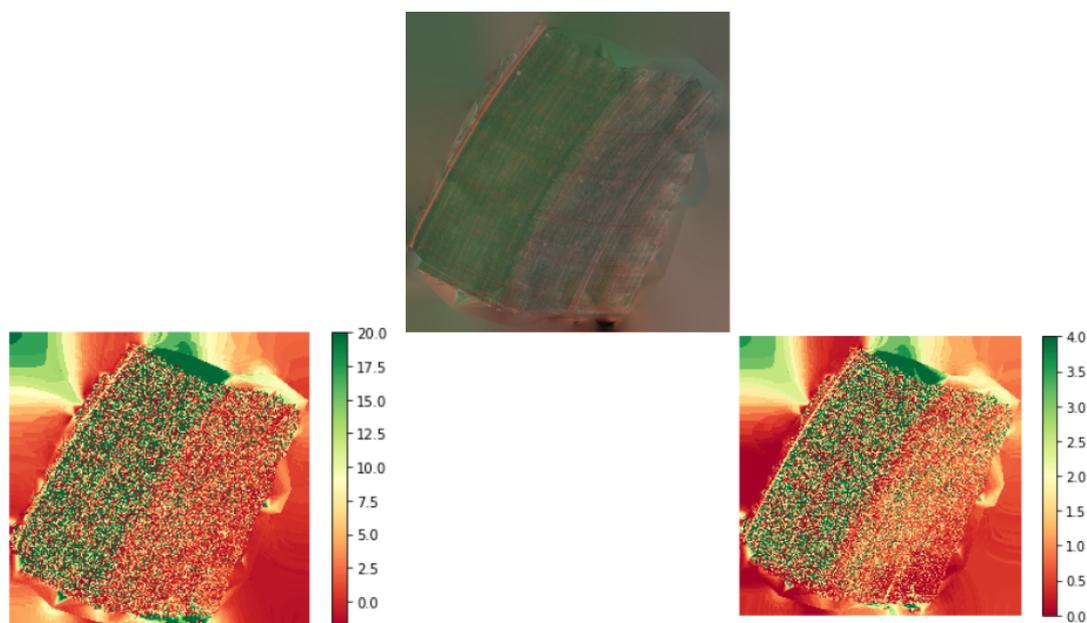
	Modelo	r <sup>2</sup>	r <sup>2</sup> aj	r	d	c
Massa Fresca (t ha <sup>-1</sup> )	$-36040 + 402,12*VEG+1898,9628*CIVE+1,8726*TGI$	0,81	0,80	0,90	0,87	0,79
Massa Seca (t ha <sup>-1</sup> )	$-3929,0327 + 58,2099*VEG+206,3340*CIVE$	0,71	0,70	0,84	0,91	0,76

**Figura 3.** Erro simples entre o modelo da massa fresca e os valores mensurados em cada amostra.



Quanto à geração das imagens de acordo com o modelo, observa-se na figura 4 que na data do dia 05/04 tanto a massa fresca quanto seca têm boa relação com a conformação da área do experimento. Nesta data, havia do lado esquerdo da imagem uma área com maior quantidade de plantas a cobrirem o solo. Enquanto isso, no lado direito há maior exposição do solo com áreas ainda não cobertas pelas plantas. O valor médio da massa fresca nas parcelas do lado direito estava entre 1,9 e 4,5 t ha<sup>-1</sup>, já no lado esquerdo havia maior desenvolvimento do milho com valores de massa fresca indo de 3,8 a 8,9 t ha<sup>-1</sup>. Já a massa seca variou de 0,2 a 0,6 t ha<sup>-1</sup> no lado com menor cobertura vegetal e de 1 a 1,2 t ha<sup>-1</sup> no lado mais coberto. O mesmo pode ser observado no mapa de calor da massa fresca observada em campo, a região com maior concentração da cor verde representa pontos em que foram observadas maiores quantidades de massa fresca. Estes pontos coincidem em grande parte com as áreas em que o modelo calculou maiores quantidades tanto de massa seca quanto fresca.

**Figura 4.** Área do experimento (ortofoto) acima no dia 05/04, mapa da massa fresca abaixo a esquerda e da massa seca abaixo a direita.



## 7.4 Conclusões

De acordo com os resultados todos os índices no RGB, exceto o azul normalizado (Bn), tiveram correlação de Pearson considerada forte (acima de 0,7) tanto com a massa fresca quanto com a seca. Este resultado corrobora com a literatura, no qual alguns autores apontam que aspectos como a massa fresca têm forte relação com a reflectância na faixa do visível, em especial com a cor verde. Os índices, de acordo com o critério AIC, que melhor se relacionaram com a massa fresca para construção de um modelo de predição foram o VEG, CIVE e TGI e com a seca do milho para silagem foram o VEG e CIVE.

Os modelos propostos, utilizando regressão múltipla linear (MLR), para prever esses fatores tiveram uma classificação considerada muito boa pelo índice de confiança “c”, porém quando comparados a outros modelos descritos na literatura o RMSE pode ser considerado alto, com um valor acima de 7 t ha<sup>-1</sup> para a massa fresca. O erro aumentou com o aumento da quantidade de massa fresca e seca, tendo maiores valores quando passou da vigésima observação em campo. Este aumento do erro pode estar relacionado com a perda de sensibilidade dos índices em valores altos de biomassa (acima de 10 t ha<sup>-1</sup> para a massa fresca e 2 t ha<sup>-1</sup> para a massa seca).

Porém, pela maior acessibilidade dos índices calculados no RGB eles demonstram ser uma alternativa para mapeamento da produção tanto de massa seca quanto fresca no milho, auxiliando na determinação de áreas de manejo e estabelecimento do mapa de produtividade.

## Referências

[1] PAZIANI, Solidete de Fátima; DUARTE, Aildson Pereira; NUSSIO, Luiz Gustavo; GALLO, Paulo Boller; BITTAR, Carla Maris Machado; ZOPOLLATTO, Maity; RECO, Paulo César. Características agronômicas e bromatológicas de híbridos de milho para produção de silagem. **Revista Brasileira de Zootecnia**, [S.L.], v. 38, n. 3, p. 411-417, mar. 2009. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s1516-35982009000300002>.

- [2] VASCONCELLOS, C. A.; BARBOSA, J. V. A.; SANTOS, H. L.; FRANCA, G. E. Acumulação de massa seca e nutrientes por híbridos de milho cultivados com e sem irrigação suplementar. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 18, n. 8, p. 887-901, 1983.
- [3] BRETAS, Igor L.; VALENTE, Domingos S.M.; SILVA, Fabyano F.; CHIZZOTTI, Mario L.; PAULINO, Mário F.; D'ÁUREA, André P.; PACIULLO, Domingos S.C.; PEDREIRA, Bruno C.; CHIZZOTTI, Fernanda H.M.. Prediction of aboveground biomass and dry-matter content in Brachiaria pastures by combining meteorological data and satellite imagery. **Grass And Forage Science**, [S.L.], v. 76, n. 3, p. 340-352, 13 jan. 2021. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1111/gfs.12517>.
- [4] MIRZAIE, M.; DARVISHZADEH, R.; SHAKIBA, A.; MATKAN, A.A.; ATZBERGER, C.; SKIDMORE, A.. Comparative analysis of different uni- and multi-variate methods for estimation of vegetation water content using hyper-spectral measurements. **International Journal Of Applied Earth Observation And Geoinformation**, [S.L.], v. 26, p. 1-11, fev. 2014. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2013.04.004>.
- [5] JIN, Xiuliang; LI, Zhenhai; FENG, Haikuan; REN, Zhibin; LI, Shaokun. Deep neural network algorithm for estimating maize biomass based on simulated Sentinel 2A vegetation indices and leaf area index. **The Crop Journal**, [S.L.], v. 8, n. 1, p. 87-97, fev. 2020. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cj.2019.06.005>.
- [6] BENDIG, Juliane; BOLTEN, Andreas; BENNERTZ, Simon; BROSCHEIT, Janis; EICHFUSS, Silas; BARETH, Georg. Estimating Biomass of Barley Using Crop Surface Models (CSMs) Derived from UAV-Based RGB Imaging. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 6, n. 11, p. 10395-10412, 28 out. 2014. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/rs61110395>.
- [7] JANOULEK, Jiří; JAMBOR, Václav; MARCOŇ, Petr; DOHNAL, Přemysl; SYNKOVÁ, Hana; FIALA, Pavel. Using UAV-Based Photogrammetry to Obtain Correlation between the Vegetation Indices and Chemical Analysis of Agricultural Crops. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 13, n. 10, p. 1878, 11 maio 2021. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/rs13101878>.
- [8] NIU, Yaxiao; ZHANG, Liyuan; ZHANG, Huihui; HAN, Wenting; PENG, Xingshuo. Estimating Above-Ground Biomass of Maize Using Features Derived from UAV-Based RGB Imagery. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 11, n. 11, p. 1261, 28 maio 2019. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/rs11111261>.
- [9] HOSS, Douglas Felipe; LUZ, Gean Lopes da; LAJĐS, Cristiano Reschke; MORETTO, Marcos Antônio; TREMEA, Geraldo Antonio. Multispectral aerial images for the evaluation of maize crops. **Ciência e Agrotecnologia**, [S.L.], v. 44, n. 0, p. 0-0, nov. 2020. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/1413-7054202044004920>.

- [10] MANSARAY, Lamin R.; ZHANG, Kangyu; KANU, Adam Sheka. Dry biomass estimation of paddy rice with Sentinel-1A satellite data using machine learning regression algorithms. **Computers And Electronics In Agriculture**, [S.L.], v. 176, p. 105674, set. 2020. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2020.105674>.
- [11] GARCÍA-MARTÍNEZ, Héctor; FLORES-MAGDALENO, Héctor; ASCENCIO-HERNÁNDEZ, Roberto; KHALIL-GARDEZI, Abdul; TIJERINA-CHÁVEZ, Leonardo; MANCILLA-VILLA, Oscar R.; VÁZQUEZ-PENA, Mario A.. Corn Grain Yield Estimation from Vegetation Indices, Canopy Cover, Plant Density, and a Neural Network Using Multispectral and RGB Images Acquired with Unmanned Aerial Vehicles. **Agriculture**, [S.L.], v. 10, n. 7, p. 277, 8 jul. 2020. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/agriculture10070277>.
- [12] MOHAMMADI, Gholam R.. Growth parameters enhancing the competitive ability of corn (*Zea mays* L.) against weeds. **Weed Biology And Management**, [S.L.], v. 7, n. 4, p. 232-236, dez. 2007. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1445-6664.2007.00261.x>.
- [13] MAGALHÃES, Ivomberg D.; LYRA, Guilherme B.; SOUZA, José L. de; LYRA, Gustavo B.; FERRAZ, Renner L. de S.; CAVALCANTE JÚNIOR, Constantino A.. Growth, production and yield of common bean under water replacement levels. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, [S.L.], v. 23, n. 10, p. 754-760, out. 2019. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v23n10p754-760>.
- [14] BRETAS, Igor L.; VALENTE, Domingos S.M.; SILVA, Fabyano F.; CHIZZOTTI, Mario L.; PAULINO, Mário F.; D'ÁUREA, André P.; PACIULLO, Domingos S.C.; PEDREIRA, Bruno C.; CHIZZOTTI, Fernanda H.M.. Prediction of aboveground biomass and dry-matter content in *Brachiaria* pastures by combining meteorological data and satellite imagery. **Grass and Forage Science**, [S.L.], v. 76, n. 3, p. 340-352, 13 jan. 2021. Wiley. <http://dx.doi.org/10.1111/gfs.12517>.
- [15] KATAOKA, T.; KANEKO, T.; OKAMOTO, H.; HATA, S.. Crop growth estimation system using machine vision. **Proceedings 2003 Ieee/Asme International Conference On Advanced Intelligent Mechatronics (Aim 2003)**, [S.L.], jan. 2003. IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/aim.2003.1225492>.
- [16] MONTALVO, M.; GUERRERO, J.M.; ROMEO, J.; EMMI, L.; GUIJARRO, M.; PAJARES, G.. Automatic expert system for weeds/crops identification in images from maize fields. **Expert Systems With Applications**, [S.L.], v. 40, n. 1, p. 75-82, jan. 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.034>.

- [17] Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargen, K., & Mortensen, D. A. Shape features for identifying young weeds using image analysis. **Transactions of the ASAE**, 38(1), 271-281, 1995.
- [18] MEYER, George E.; CAMARGO NETO, João. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. **Computers And Electronics In Agriculture**, [S.L.], v. 63, n. 2, p. 282-293, out. 2008. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2008.03.009>.
- [19] LOUHAICHI, Mounir; BORMAN, Michael M.; JOHNSON, Douglas E.. Spatially Located Platform and Aerial Photography for Documentation of Grazing Impacts on Wheat. **Geocarto International**, [S.L.], v. 16, n. 1, p. 65-70, mar. 2001. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/10106040108542184>.
- [20] Yang, Z.; Willis, P.; Mueller, R. Impact of Band-Ratio Enhanced AWIFS Image to Crop Classification Accuracy. In: Pecora - The Future of Land Imaging... Going Operational, 17. 2008, Denver, Colorado, USA. **Proceedings...** Maryland: (ASPRS), 2008. Disponível em: <http://www.asprs.org/a/publications/proceedings/pecora17/0041.pdf>
- [21] BENDIG, Juliane; YU, Kang; AASEN, Helge; BOLTEN, Andreas; BENNERTZ, Simon; BROSCHEIT, Janis; GNYP, Martin L.; BARETH, Georg. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. **International Journal Of Applied Earth Observation And Geoinformation**, [S.L.], v. 39, p. 79-87, jul. 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2015.02.012>.
- [22] HUNT, E. Raymond; DORAISWAMY, Paul C.; MCMURTREY, James E.; DAUGHTRY, Craig S.T.; PERRY, Eileen M.; AKHMEDOV, Bakhyt. A visible band index for remote sensing leaf chlorophyll content at the canopy scale. **International Journal Of Applied Earth Observation And Geoinformation**, [S.L.], v. 21, p. 103-112, abr. 2013. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2012.07.020>.
- [23] GITELSON, Anatoly A.; KAUFMAN, Yoram J.; STARK, Robert; RUNDQUIST, Don. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. **Remote Sensing Of Environment**, [S.L.], v. 80, n. 1, p. 76-87, abr. 2002. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257\(01\)00289-9](http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257(01)00289-9).
- [24] HAGUE, T.; TILLET, N. D.; WHEELER, H.. Automated Crop and Weed Monitoring in Widely Spaced Cereals. **Precision Agriculture**, [S.L.], v. 7, n. 1, p. 21-32, mar. 2006. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-005-6787-1>.

- [25] Taddy, Matt. **Business Data Science: Combining Machine Learning and Economics to Optimize, Automate, and Accelerate Business Decisions**. New York: McGraw-Hill. p. 90. ISBN 978-1-260-45277-8, 2019.
- [26] CAMARGO, A.P. de; SENTELHAS, Paulo César. Avaliação do desempenho de diferentes métodos de estimativa da evapotranspiração potencial no Estado de São Paulo, Brasil. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 5, n. 1, p. 89-97, 1997.
- [27] SAKAMOTO, Toshihiro; SHIBAYAMA, Michio; KIMURA, Akihiko; TAKADA, Eiji. Assessment of digital camera-derived vegetation indices in quantitative monitoring of seasonal rice growth. **Isprs Journal Of Photogrammetry And Remote Sensing**, [S.L.], v. 66, n. 6, p. 872-882, nov. 2011. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.08.005>.
- [28] ZHANG, Yue; XIA, Chenzhen; ZHANG, Xingyu; CHENG, Xianhe; FENG, Guozhong; WANG, Yin; GAO, Qiang. Estimating the maize biomass by crop height and narrowband vegetation indices derived from UAV-based hyperspectral images. **Ecological Indicators**, [S.L.], v. 129, p. 107985, out. 2021. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107985>.
- [29] ADAK, Alper; MURRAY, Seth C; BOŽINOVIĆ, Sofija; LINDSEY, Regan; NAKASAGGA, Shakirah; CHATTERJEE, Sumantra; ANDERSON, Steven L.; WILDE, Scott. Temporal Vegetation Indices and Plant Height from Remotely Sensed Imagery Can Predict Grain Yield and Flowering Time Breeding Value in Maize via Machine Learning Regression. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 13, n. 11, p. 2141, 29 maio 2021. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/rs13112141>.
- [30] BURNS, Brayden W.; GREEN, V. Steven; HASHEM, Ahmed A.; MASSEY, Joseph H.; SHEW, Aaron M.; ADVIENTO-BORBE, M. Arlene A.; MILAD, Mohamed. Determining nitrogen deficiencies for maize using various remote sensing indices. **Precision Agriculture**, [S.L.], v. 23, n. 3, p. 791-811, 1 jan. 2022. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-021-09861-4>.
- [31] SANTANA, L.s.; FERRAZ, G.A e S.; SANTOS, L.M.; MACIEL, D.A.; BARATA, R.A.P.; REYNALDO, É. F.; ROSSI, G.. VEGETATIVE VIGOR OF MAIZE CROP OBTAINED THROUGH VEGETATION INDEXES IN ORBITAL AND AERIAL SENSORS IMAGES. **Revista Brasileira de Engenharia de Biosistemas**, [S.L.], v. 13, n. 3, p. 195-206, 30 set. 2019. Universidade Estadual Paulista - Campus de Tupa. <http://dx.doi.org/10.18011/bioeng2019v13n3p195-206>.

[32] THÉAU, Jérôme; LAUZIER-HUDON, Étienne; AUBÉ, Lydiane; DEVILLERS, Nicolas. Estimation of forage biomass and vegetation cover in grasslands using UAV imagery. **Plos One**, [S.L.], v. 16, n. 1, 25 jan. 2021. Public Library of Science (PLoS).  
<http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0245784>.

[33] SANTOS, Robson Argolo dos; MANTOVANI, Everardo Chartuni; FILGUEIRAS, Roberto; FERNANDES-FILHO, Elpídio Inácio; SILVA, Adelaide Cristielle Barbosa da; VENANCIO, Luan Peroni. Actual Evapotranspiration and Biomass of Maize from a Red-Green-Near-Infrared (RGNIR) Sensor on Board an Unmanned Aerial Vehicle (UAV). **Water**, [S.L.], v. 12, n. 9, p. 2359, 22 ago. 2020. MDPI AG.  
<http://dx.doi.org/10.3390/w12092359>.



## 8. CONCLUSÕES GERAIS

Pode se observar que na literatura diversos fatores são apontados como causadores da saturação do NDVI. Entre eles destacam-se o fechamento do dossel (com IAF maior que 3), níveis elevados de biomassa, bem como a relação de reflectância entre o vermelho e infravermelho. Porém, os dados obtidos nessa tese demonstraram que o formato do índice, sua normalização, foi o fator que mais colaborou para que a correlação do índice vegetativo com o IAF caísse após esse último superar  $3 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ . Por isso, a proposta do IV2 (descrito no item 5.) como alternativa para a saturação do NDVI se justifica. Este índice tem um formato não normalizado, além de propor a soma entre o infravermelho próximo e o verde, e não sua subtração como ocorre em outros índices.

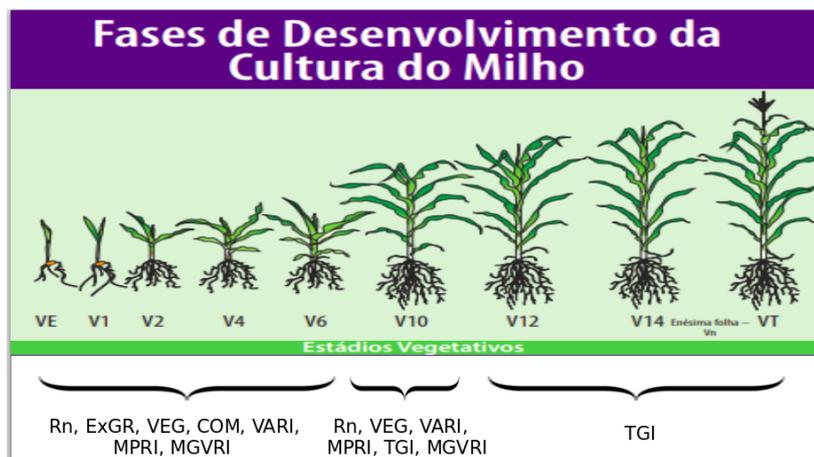
Quanto às alternativas, os índices vegetativos calculados com a reflectância na faixa do visível também demonstraram ter maior resistência à saturação. Em média, os índices no visível saturaram após IAF superar 3, enquanto o NDVI saturou antes desse valor. Porém, estes índices também saturaram, o que demonstra que sua utilização deve se dar em função da época de desenvolvimento da cultura e não apenas se dar com a utilização de apenas um índice. O índice TGI foi aquele que teve melhor correlação no terço final de avaliação, momento em que o IAF tinha os maiores valores. Este índice tem um formato não normalizado, o que indica novamente que a normalização tem relação com a queda na correlação de Pearson dos índices após o fechamento do dossel. Para colaborar com o uso dos índices vegetativos, o melhor momento de aplicação de cada um em função da época de desenvolvimento do milho, são produzidas como resultados desta tese as imagens 1 e 2 constantes nos Anexos.

Os resultados obtidos na modelagem da massa seca e fresca do milho aqui avaliado, corroboram com os resultados da avaliação da saturação em relação ao IAF. Os índices selecionados para o modelo são aqueles que também tiveram alta correlação com o IAF, indicando assim que a saturação também interfere na obtenção de modelos de outras características da planta (como a produção de biomassa).



## ANEXOS

**Anexo A.** Índices na faixa do visível recomendados a serem utilizados em cada época de desenvolvimento do milho.



**Anexo B.** Fluxograma para escolha do índice vegetativo para uso na cultura do milho em função do IAF.

