

MODELOS EMPÍRICOS PARA ESTIMAR A DEMANDA HÍDRICA DA CULTURA DO MILHO A PARTIR DE UM VANT

Robson Argolo dos Santos¹, Roberto Filgueiras², Everardo Chartuni Mantovani³, Elpídio Inácio Fernandes Filho⁴, Daniel Althoff⁵, Luan Peroni Venancio⁶

RESUMO: O uso dos veículos aéreos não tripulado (VANT) é uma alternativa para avaliar a variabilidade da cultura agrícola, bem como estimar a demanda hídrica da mesma. Este trabalho objetivou avaliar dois modelos empíricos que utiliza NDVI para estimar a demanda hídrica da cultura do milho. Para isso, utilizou-se o sensor RGNIR embarcado em um VANT para capturar, durante 61 dias, as informações espectrais da cultura. A partir da reflectância, calculou-se o NDVI e estimou a evapotranspiração através dos modelos de K_c desenvolvido por Kamble et al. (2013) e Toureiro et al. (2017). A fim de avaliar qual melhor modelo, coletou-se, em campo, 54 plantas para quantificação da biomassa. O modelo desenvolvido por Kamble et al. (2013) apresentou menores valores de evapotranspiração e o R^2 com a biomassa foi de 0,78, enquanto o modelo de Toureiro et al. (2017) obteve maiores valores e R^2 de 0,73 com a biomassa. O modelo desenvolvido Kamble et al. (2013) apresentou-se como melhor resultado para estimar a evapotranspiração da cultura do milho.

PALAVRAS-CHAVE: Sensoriamento remoto, irrigação de precisão, K_c , NDVI

EMPIRICAL MODELS TO ESTIMATE MAIZE CROP WATER DEMAND FROM A UAV

ABSTRACT: The use of unmanned aerial vehicles (UAV) has shown good alternative to evaluate the variability of the agricultural crop, as well as to estimate the water demand of the same. This study aimed to evaluate two empirical models that use NDVI to estimate maize

¹ Doutorando, Departamento de Engenharia Agrícola, UFV, 36570-900, Viçosa, MG. (31) 98438-4608, robson.argolo@ufv.br.

² Doutorando, Departamento de Engenharia Agrícola, UFV, Viçosa, MG.

³ Prof. Doutor, Departamento de Engenharia Agrícola, UFV, Viçosa, MG.

⁴ Prof. Doutor, Departamento de Solos Centro de Ciências Agrárias, UFV, Viçosa, MG.

⁵ Doutorando, Departamento de Engenharia Agrícola, UFV, Viçosa, MG.

⁶ Doutorando, Departamento de Engenharia Agrícola, UFV, Viçosa, MG.

crop water demand. For this, an RGNIR sensor embedded in a UAV was used to capture, for 61 days, the spectral information of the culture. From reflectance, NDVI was calculated and estimated evapotranspiration through K_c models developed by Kamble et al. (2013) and Toureiro et al. (2017). In order to evaluate which best model, 54 plants were collected in the field for biomass quantification. The model developed by Kamble et al. (2013) presented lower evapotranspiration values and R^2 with biomass was 0.78, while the model by Toureiro et al. (2017) obtained higher values and R^2 of 0.73 with biomass. The developed model Kamble et al. (2013) was the best result to estimate corn crop evapotranspiration.

KEYWORDS: Remote Sensing, Precision Irrigation, K_c , NDVI

INTRODUÇÃO

O imageamento aéreo utilizando VANT's (veículos aéreos não tripulados) é uma importante tecnologia para monitoramento das culturas agrícolas em alta resolução espacial, frequência temporal e sem influências da nebulosidade Manfreda et al. (2018). Os VANT's são pequenas aeronaves que não necessitam de um piloto a bordo, apresenta versatilidade quanto ao transporte e fácil pilotagem. A bordo de um VANT é possível transportar sensores que capturam a energia eletromagnética emitida ou refletida da superfície terrestre. O Sensor tipo RGNIR (*red-green- near infrared*), atualmente, apresenta melhor custo financeiro de aquisição quando comparado com os demais no mercado Maes & Steppe (2019). Este sensor possui três bandas espectrais, sendo possível, a partir delas, aplicar índices de vegetação que permitem monitorar e estimar a demanda hídrica de uma cultura espacialmente e temporalmente.

A demanda hídrica de uma cultura pode ser estimada a partir da evapotranspiração real dela, o qual envolve coeficientes relacionado as condições meteorológicas (ET_o), planta (K_c) e solo (K_s) (Allen et al., 1998). Ainda de acordo com Allen et al. (1998), a ET_o é determinada com dados adquiridos em estação meteorológica, enquanto o K_s é determinado a partir dos dados de capacidade de campo, ponto de murcha, fator de disponibilidade hídrica e umidade presente no solo. Já o K_c é determinado experimentalmente, ou seja, é um coeficiente pré-determinado que é aplicado em função do estágio fenológico da cultura, não levando em conta as condições fisiológicas em que se encontra a mesma, além de não considerar a área agrícola como heterogênea. De acordo com Justice & Townshend (2002) o K_c da cultura é fortemente

influenciado pela dinâmica, rugosidade e absorção da luz pelo dossel, os quais afetam a fisiologia da cultura.

Em função da variabilidade no espaço e tempo do K_c , autores propuseram modelos baseado no índice de vegetação NDVI (índice de vegetação por diferença normalizada) para quantificar tal coeficiente (Toureiro et al., 2017; Kamble et al., 2013). Não obstante, estes modelos foram desenvolvidos e validados por sensores que estão a bordo de satélites, sendo necessário testá-lo a nível suborbital a partir de sensor de baixo custo embarcado em VANT.

Mensurar espacialmente e temporalmente a demanda hídrica da cultura a partir do sensoriamento remoto aéreo permite fazer uso da irrigação de precisão, ou seja, diferenciar lâminas de irrigação na mesma área agricultada. Pensando nisso e no crescimento do uso de VANT's na agricultura, o presente trabalho teve como objetivo aplicar dois modelos empíricos de K_c baseado no NDVI para quantificar a evapotranspiração real da cultura a partir de um sensor RGNIR embarcado em um VANT.

MATERIAL E MÉTODOS

O estudo foi realizado em uma área de 2600 m² no campo experimental Prof. Diogo Alves de Mello, Vale da Agronomia, que pertencente a Universidade Federal de Viçosa, localizada no município de Viçosa, estado Minas Gerais, Brasil (Figura 1).

Nesta área, no dia 15 de outubro de 2018, realizou-se a semeadura da cultura do milho (*Zea mays* L.), emergindo 5 dias depois. Durante o experimento aplicou-se herbicida para controle das plantas daninhas aos 25 DAE (dias após a emergência) e realizou-se adubação de plantio e adubação de cobertura aos 38 DAE. Após a cultura completar 46, 52 e 59 DAE coletou-se 54 plantas para quantificar a massa seca de cada uma delas. Cada planta coletada foi devidamente georreferenciada com GNSS RTK (*Real-time Kinematic*). A coleta das plantas teve como intuito correlacionar a evapotranspiração real da cultura estimada por imagens aéreas com a biomassa de cada uma das plantas.

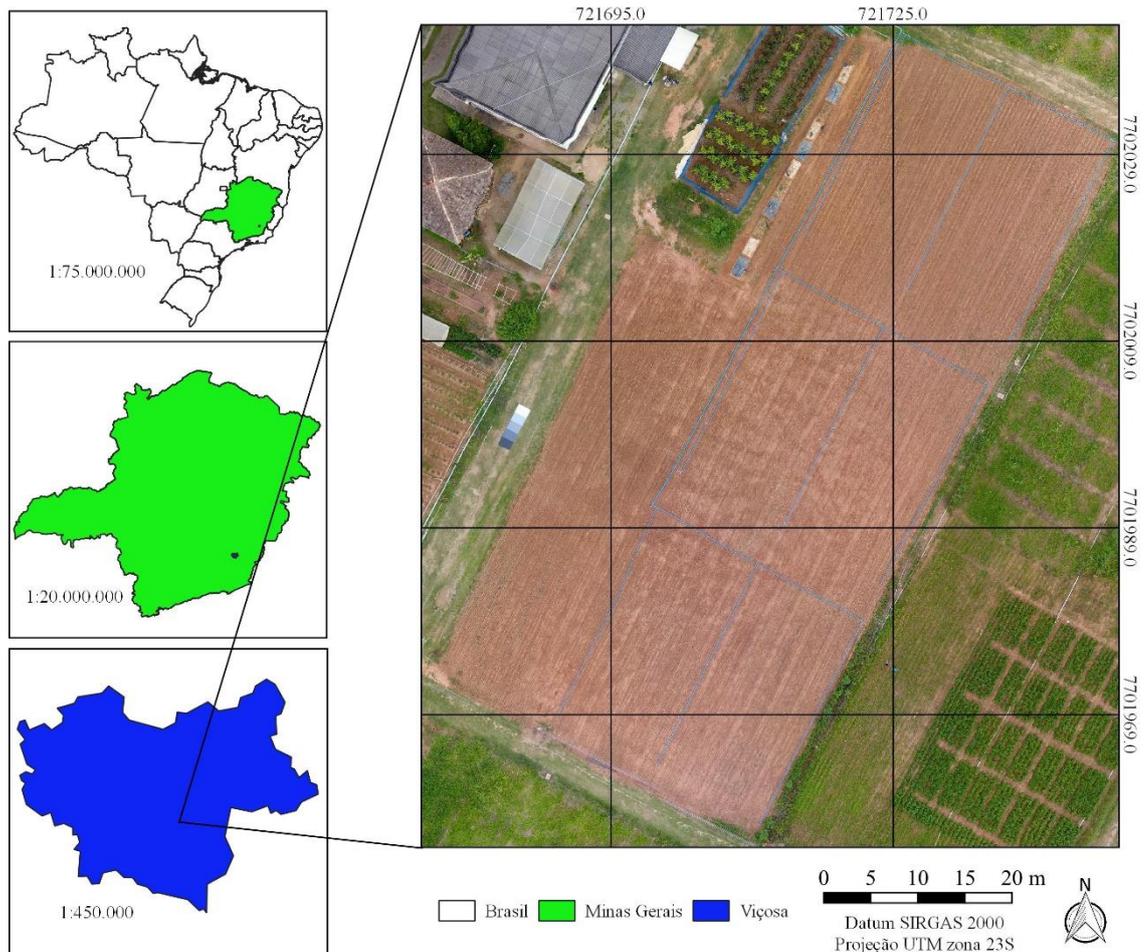


Figura 1. Localização da área de estudo em relação.

As imagens áreas foram capturadas a partir de um sensor RGNIR modelo *Survey 3* da empresa Mapir. Para transportar esse sensor, utilizou-se um VANT de fabricação da empresa DJI *Innovations* e modelo *Phantom 4*. Em um período de 61 dias de monitoramento da cultura realizou-se 15 voos com o VANT, produzindo 15 conjuntos de imagens. Cada conjunto de imagem foi mosaicado no *software PhotoScan Agisoft* gerando uma imagem para cada voo com as 3 bandas do sensor. Estas imagens foram geometricamente corrigidas a partir de pontos de controle instalado em campo e equipamento GNSS RTK. Após a correção geométrica, para calcular o NDVI (índice de vegetação por diferença normalizada), necessitou converter o número digital de cada imagem em valores físicos de reflectância. Essa correção foi realizada instalando cinco painéis em diferentes tons de cinza em campo durante cada voo. Em laboratório, esses painéis tiveram as reflectâncias determinada por meio de um espectrorradiômetro.

Ao finalizar os processos acima, calculou-se o NDVI para cada dia do imageamento pela Equação 1.

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

Em que,

ρ_{IVP} é a reflectância do infravermelho próximo e ρ_{V} é a reflectância do vermelho.

Após o computo do NDVI, calculou-se o K_c (coeficiente de cultivo) pela Equação 2 e 3, desenvolvido por Toureiro et al. (2017) e Kamble et al. (2013), respectivamente.

$$K_c = 0,918 * \text{NDVI} + 0,303 \quad (2)$$

$$K_c = 1,457 * \text{NDVI} - 0,1725 \quad (3)$$

Por fim, calculou-se a evapotranspiração real da cultura (ET_r), em mm, pela Equação 4.

$$ET_r = ET_o * K_c * K_s \quad (4)$$

Em que,

ET_o é a evapotranspiração de referência, em mm, pelo modelo proposto pela FAO 56 Allen et al. (1998) e K_s é o coeficiente de estresse hídrico, adimensional, determinado pela Equação 5.

Para o cálculo do K_s seguiu-se rigorosamente a metodologia proposto por Allen et al. (1998).

$$K_s = (\text{ADT} - D_r) / (\text{ADT} - \text{AFA}) \quad (3)$$

Em que,

ADT é a água disponível total na zona radicular, em mm, a D_r é a depleção de umidade na zona radicular, em mm, e AFA é a água facilmente disponível na zona radicular, em mm.

Com intuito de avaliar a capacidade preditiva dos modelos, correlacionou-se a evapotranspiração real acumulada com a biomassa seca de cada planta coleta e georreferenciada. O Acúmulo da evapotranspiração foi realizada a partir da integração da mesma em função do tempo.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A variabilidade espacial e temporal do NDVI ao longo de 61 dias do imageamento da cultura pode ser observado na Figura 2. Nota-se que há grande variabilidade espacial até os 27 DAE (dias após a emergência) provocada por infestação de plantas daninhas na área. Posterior o controle das plantas daninhas, nota-se menor variabilidade espacial em função da morte das plantas invasoras provocado pelo efeito tóxico do herbicida. Assim, após o controle apenas as plantas de milho eram presentes nas áreas de estudo, sendo mais uniforme, reduzindo a variabilidade espacial. Tal observação é mais evidente na Figura 2b, em a que variabilidade nos *boxplot* foram maiores até os 27 DAE.

A cultura do, nesse experimento, atingiu o pico máximo de NDVI aos 61 DAS com valor igual a 0,69 condizente com os resultados encontrados por Toureiro et al. (2017) e Zhang et al. (2019).

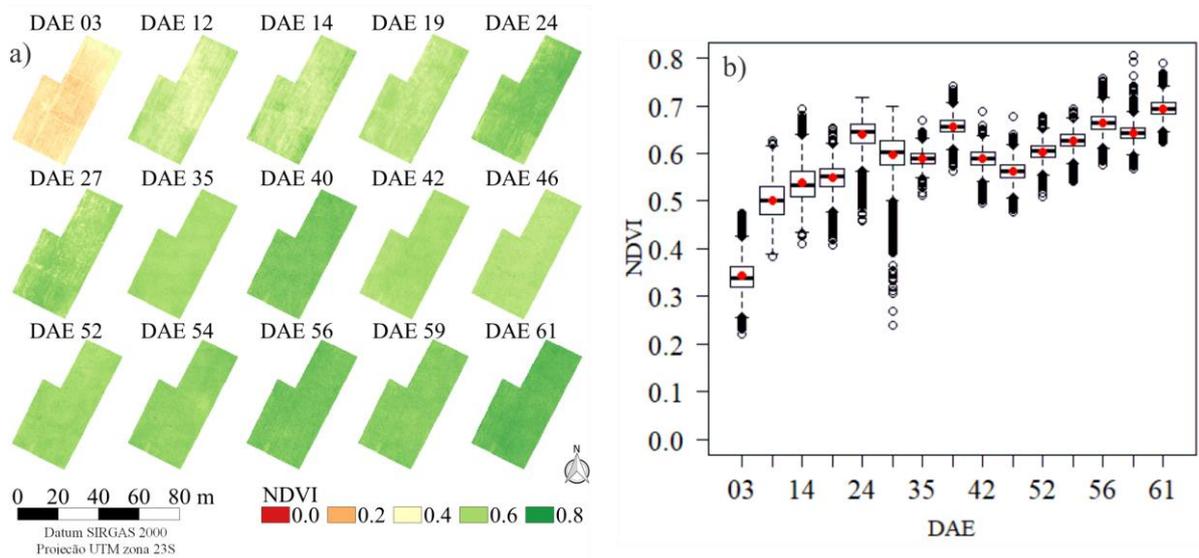


Figura 2. a) Variabilidade espaço-temporal do NDVI durante 61 dias de monitoramento; b) estatística descritiva da variabilidade espaço-temporal em cada voo.

A evapotranspiração real da cultura (ET_r) obtido a partir dos modelos empíricos de K_c pode ser visualizada na Figura 3.

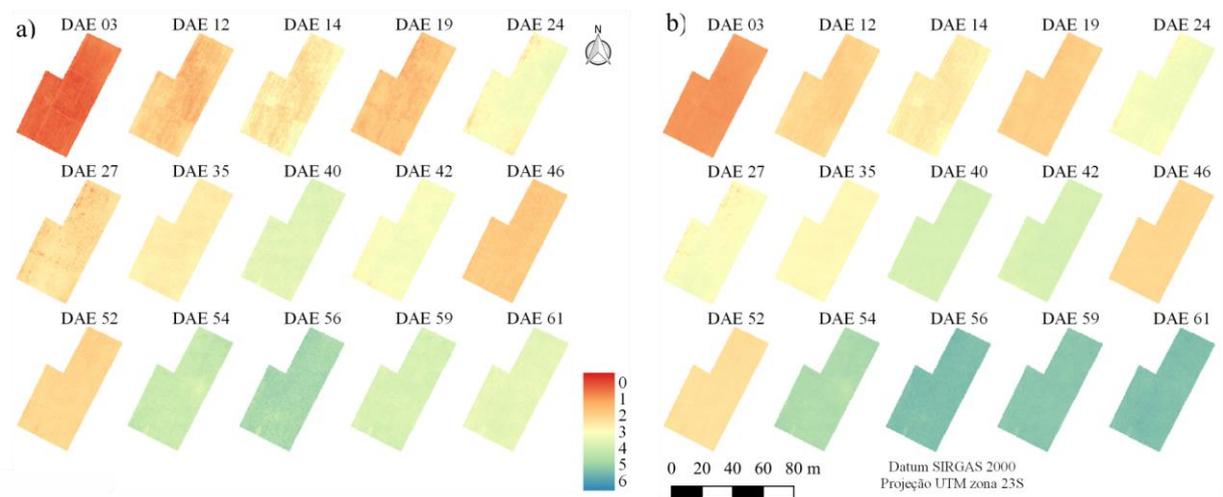


Figura 3. Variabilidade espaço-temporal da evapotranspiração real da cultura pelos modelos de: a) Kamble et al. (2013) e b) Toureiro et al. (2017).

Percebe-se que no início do ciclo da cultura a ET_r é menor, proporcionado pela baixa eficiência fotossintética e, conseqüentemente, menor absorção de água do solo. A baixa eficiência fotossintética é registrada pelos baixos valores de NDVI, o qual está linearmente relacionado com o K_c pelos modelos aqui aplicado, influenciado a ET_r . Assim como para ao

NDVI, nota-se uma alta variabilidade espacial na ET_r até os 27 DAE em função da presença das plantas daninhas. Após seu controle, a ET_r da área experimental era em função da cultura do milho, uma vez que, o herbicida aplicado tem como mecanismo de ação inibir a captura do CO_2 pela redução da condutância estomática e, conseqüentemente, bloqueia a transpiração da mesma (Nascentes et al., 2017).

Analisa-se, que o modelo proposto por Toureiro et al. (2017) apresentou valores superiores em relação ao modelo do Kamble et al. (2013). A diferença entre os dois modelos está relacionada com os coeficientes empíricos “a” e “b” determinado pelos autores em seus experimentos. Os coeficientes empíricos proposto por Kamble et al. (2013) foram desenvolvidos a partir de dados do sensor MODIS e torre de fluxo, enquanto os coeficientes proposto por Toureiro et al. (2017) foram desenvolvidos utilizando sensor a bordo do Landsat 5 e sensores de umidade do solo tipo TDR (*Time Domain Reflectometr*).

A evapotranspiração da cultura corresponde à perda de água simultânea, pelo solo e pela abertura estomática da planta. Quando os estômatos se abrem para liberar vapor de água concomitantemente absorve o CO_2 . A elevação do CO_2 na planta de milho está diretamente relacionada com a biomassa da cultura (Kang et al., 2002; Li et al, 2018). Desta forma, o modelo empírico de evapotranspiração real da cultura que melhor se correlaciona com a biomassa da cultura tem maior potencialidade preditiva.

Observa-se na Figura 4 que o modelo desenvolvido por Kamble et al. (2013) apresentou melhor coeficiente de determinação ($R^2 = 0,78$) quando comparado com a biomassa seca do milho em relação ao modelo do Toureiro et al. (2017) que apresentou, em relação a biomassa seca, coeficiente de determinação igual a 0,73.

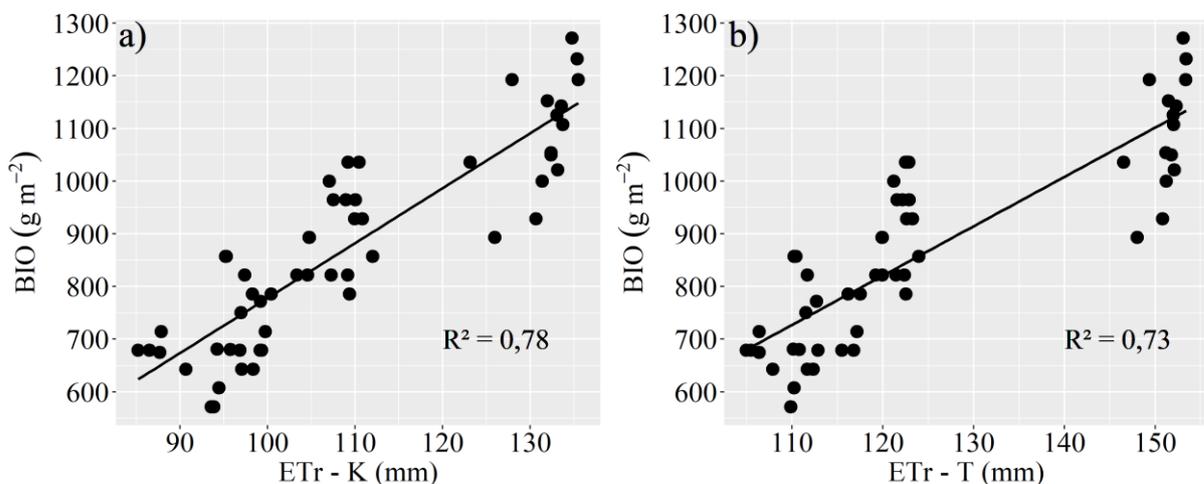


Figura 4. Relação entre biomassa da cultura mensurada em campo com a evapotranspiração real da cultura pelos modelos de; a) Kamble et al. (2013) e b) Toureiro et al. (2017).

Ainda na Figura 4, é possível notar que o modelo do Toureiro et al. (2017) apresentou, na dispersão, dois grupos de pontos - um concentrado abaixo de 125 mm e o outro acima de 145 mm. Assim, é perceptível que o modelo desenvolvido por Kamble et al. (2013) tem melhor correspondência com a biomassa seca da cultura do milho, sendo uma alternativa mais confiável para quantificar a demanda hídrica da cultura através do índice de vegetação NDVI.

CONCLUSÕES

Os resultados aqui apresentados mostraram que é possível, utilizando modelos empíricos, quantificar a demanda hídrica da cultura do milho a partir do sensor RGNIR embarcado em um VANT;

A metodologia desenvolvida por Kamble et al. (2013) para prever o K_c apresentou melhor confiança em estimar a evapotranspiração real da cultura, pois, melhor correlacionou-se com a biomassa seca da planta.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. **Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop water requirements - FAO Irrigation and drainage paper 56**. 9º ed. Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome, 1998.
- KAMBLE, B.; KILIC, A.; HUBBARD, K. Estimating crop coefficients using remote sensing-based vegetation index. **Remote Sensing**, v. 5, n. 4, p. 1588–1602, 2013.
- KANG, S.; ZHANG, F.; HU, X.; ZHANG, J. Benefits of CO₂ enrichment on crop plants are modified by soil water status. **Plant and Soil**, v. 238, n. 1, p. 69–77, 2002.
- JUSTICE, C.; TOWNSHEND, J. Special issue on the moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS): a new generation of land surface monitoring. **Remote sensing of environment**, v. 83, p. 1-2, 2002. Disponível em: < [https://doi.org/10.1016/s0034-4257\(02\)00083-4](https://doi.org/10.1016/s0034-4257(02)00083-4)>.
- LI, X.; KANG, S.; ZHANG, X.; LI, F.; LU, H. Deficit irrigation provokes more pronounced responses of maize photosynthesis and water productivity to elevated CO₂. **Agricultural Water Management**, v. 195, p. 71–83, 2018. Elsevier B.V. Disponível em:

<http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2017.09.017>. .

MAES, W. H.; STEPPE, K. Perspectives for Remote Sensing with Unmanned Aerial Vehicles in Precision Agriculture. **Trends in Plant Science**, v. 24, n. 2, p. 152–164, 2019. Elsevier Ltd. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.tplants.2018.11.007>.

MANFREDA, S., MCCABE, M.F., MILLER, P.E., LUCAS, R., MADRIGAL, V.P., MALLINIS, G., DOR, E. BEN, HELMAN, D., ESTES, L., CIRAOLO, G., MÜLLEROVÁ, J., TAURO, F., DE LIMA, M.I., DE LIMA, J.L.M.P., MALTESE, A., FRANCES, F., CAYLOR, K., KOHV, M., PERKS, M., RUIZ-PÉREZ, G., SU, Z., VICO, G., TOTH, B. On the use of unmanned aerial systems for environmental monitoring. **Remote sensing**, v. 10, n. 4, p. 641, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/rs10040641>.

NASCENTES, R.F., CARBONARI, C.A., SIMÕES, P.S., BRUNELLI, M.C., VELINI, D., DUKE, S.O. Low doses of glyphosate enhance growth, CO₂ assimilation, stomatal conductance and transpiration in sugarcane and eucalyptus. **Pest management science**, v. 74, n. 5, p. 1197-1205, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/ps.4606>.

TOUREIRO, C.; SERRALHEIRO, R.; SHAHIDIAN, S.; SOUSA, A. Irrigation management with remote sensing: Evaluating irrigation requirement for maize under Mediterranean climate condition. **Agricultural Water Management**, v. 184, p. 211–220, 2017. Elsevier B.V. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2016.02.010>.

ZHANG, L.; ZHANG, H.; NIU, Y.; HAN, W. Mapping Maize Water Stress Based on UAV Multispectral Remote Sensing. **Remote Sensing**, v. 11, n. 6, p. 605, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/rs11060605>.