

Estimación de la evapotranspiración del cultivo de arroz en Perú mediante el algoritmo METRIC e imágenes VANT

Javier A. Quille-Mamani^{*1}, Lia Ramos-Fernández², Ronald E. Ontiveros-Capurata³

¹Maestría de Recursos Hídricos, Universidad Nacional Agraria La Molina, Av. La Molina s/n, 15464, Lima, Perú.

²Departamento de Recursos Hídricos, Universidad Nacional Agraria La Molina, Av. La Molina s/n, 15464, Lima, Perú.

³Cátedra CONACyT – IMTA, Instituto Mexicano de Tecnología del Agua, Coordinación de Riego y Drenaje - Paseo Cuauhnáhuac 8532, Col. Progreso, C.P. 62550, Jiutepec, Morelos, México.

Resumen: Las modernas técnicas de mediciones remotas con el uso de cámaras (multiespectral y térmica) acopladas a un vehículo aéreo no tripulado (VANT) han permitido adquirir imágenes de alta resolución, haciendo posible estimar la evapotranspiración a una mayor escala espacial y temporal. El objetivo de la presente investigación fue estimar la evapotranspiración del cultivo (ETc) de arroz mediante el modelo METRIC (*Mapping evapotranspiration at high resolution with internalized calibration*) a partir de imágenes multiespectrales y térmicas de alta resolución espacial obtenidas desde un VANT. Se realizaron 18 vuelos con VANT para obtener las imágenes, así mismo, se recolectaron datos de una estación meteorológica e información de termopares instalados en el dosel del cultivo en condiciones de potencial hídrico del suelo de -10 kPa (T1), -15 kPa (T2), -20 kPa (T3) y un control de 0 kPa (T0), desde el 13 de noviembre del 2017 al 30 de abril del 2018. Los resultados indican que el modelo METRIC, comparado con las medidas de ETc registradas por un lisímetro de drenaje en campo, presenta un coeficiente de correlación de Pearson (r) de 0,97, un error cuadrático medio (RMSE) de 0,51 mm d⁻¹, un coeficiente de Nash-Sutcliffe (EF) de 0,87 y subestimación del 7 %. La evapotranspiración alcanzó valores de 7,48 mm d⁻¹, con diferencias entre tratamientos de 0,2%, 6% y 8% con respecto al T0 y una reducción del rendimiento del 9 %, 34 % y 35 % para T1, T2 y T3 del potencial hídrico del suelo. Las imágenes de alta resolución permitieron obtener información detallada de la variabilidad espacial de ETc que podría ser utilizada en la aplicación más eficiente del riego parcelario.

Palabras clave: teledetección, dron, balance de energía, imágenes multiespectrales, imágenes térmicas, *Oryza sativa*.

Estimation of rice crop evapotranspiration in Perú based on the METRIC algorithm and UAV images

Abstract: Modern remote measurement techniques using cameras mounted on an unmanned aerial vehicle (UAV) have made possible to acquire high-resolution images and estimating evapotranspiration at more detailed spatial and temporal scales. The objective of the present research was to estimate crop evapotranspiration (ETc) of rice crop using the "mapping evapotranspiration with internalized calibration model (METRIC)" using high spatial resolution multispectral and thermal images obtained from a UAV. A total of 18 flights with UAV were performed to get the images; likewise, data were collected from the weather station and thermocouple information installed

To cite this article: Quille-Mamani, J.A., Ramos-Fernández, L., Ontiveros-Capurata, R.E. 2021. Estimation of rice crop evapotranspiration in Perú based on the METRIC algorithm and UAV images. *Revista de Teledetección*, 58, 23-38. <https://doi.org/10.4995/raet.2021.13699>

* Corresponding author: alvaroquille@gmail.com

in the crop canopy under soil water potential conditions of -10 kPa (T1), -15 kPa (T2), -20 kPa (T3) and a control of 0 kPa (T0), from November 13, 2017, to April 30, 2018. The results indicate that the METRIC model compared to ETc measurements recorded by a field drainage lysimeter presents a Pearson correlation coefficient (r) of 0.97 , root mean square error (RMSE) of 0.51 mm d⁻¹, Nash-Sutcliffe coefficient (EF) of 0.87 and underestimation of 7% . Evapotranspiration reached values of 7.48 mm d⁻¹, with differences between treatments of 0.2% , 6% and 8% concerning to T0 and yield reduction of 9% , 34% and 35% for T1, T2 and T3 soil water potential. The high-resolution images allowed obtaining detailed information on the spatial variability of ETc that could be used in the more efficient application of plot irrigation

Key words: remote sensing, UAV, energy balance, multispectral imaging, thermal imaging, *Oryza sativa*.

1. Introducción

La evapotranspiración (*ET*) es un componente importante en el ciclo hidrológico y es una variable clave en la gestión agrícola de los recursos hídricos (Li et al., 2018). La determinación de la *ET* se puede obtener a partir del uso de un tanque evaporímetro tipo “A”, lisímetros y otros métodos micrometeorológicos, como la covarianza de torbellinos (Liu et al., 2019). Sin embargo, estos métodos requieren de mediciones específicas y puntuales de la evapotranspiración que no reflejan la variabilidad espacial (Abrishamkar y Ahmadi, 2017; Wagle et al., 2017; Liu et al., 2019). Lo anterior ha propiciado el desarrollo de otros métodos basados en un balance de energía, tales como el *Surface Energy Balance Algorithm for Land* (SEBAL) (Bastiaanssen et al., 1998a,b) y su variante, el *Mapping EvapoTranspiration at high Resolution with Internalized Calibration* (METRIC) (Allen et al., 2007a). METRIC se ha aplicado con éxito utilizando imágenes satelitales de resolución media para estimar la *ET* mensual y estacional, y cuantificar el uso del agua, insumo de modelos de agua subterránea y determinación de coeficientes de cultivos en grandes zonas de riego (Allen et al., 2007b). Sin embargo, estos métodos presentan restricciones en sus correcciones radiométricas, atmosféricas y geométricas (Nassar et al., 2020; Weiss et al., 2020). Las principales limitaciones de las plataformas satelitales para su aplicación práctica en el manejo de riego son la resolución espacial y temporal, que resultan importantes para el manejo de riego a escala local (Ortega-Farías et al., 2016). Por otra parte, la adquisición de imágenes a partir de cámaras montadas en Vehículo Aéreo No Tripulado (VANT) representa una alternativa viable para obtener información del cultivo con alta resolución espacial que puede incorporarse al modelo de balance de energía

como METRIC. Ramírez-Cuesta et al. (2019) mencionan que las imágenes de alta resolución en campos heterogéneos proporcionan una facilidad de separar el suelo de la planta, lo que se refleja en una mejora en el desempeño del modelo METRIC, además advierte algunos errores importantes en la estimación de la evapotranspiración de los cultivos en relación a escalas medianas o grandes. Por otra parte, los datos derivados de un VANT requieren de varios procesos previos a su incorporación al modelo METRIC como la calibración de la cámara, la corrección geométrica y radiométrica de los datos de la imagen y la unión de imágenes a diferentes escalas (Rauneker y Lischeid, 2012).

Estudios recientes realizados con cámaras multiespectrales y térmicas acopladas a un VANT proporcionan una mejora en el resultado de la estimación del flujo de energía, tanto en el dosel de la planta como en la superficie del suelo, mejorando la precisión de los modelos SEBAL y METRIC en pastizales, viñedos y olivares (Hoffmann et al., 2016; Ortega-Farías et al., 2016; Brenner et al., 2018). En relación a lo anterior, en este trabajo se estima la evapotranspiración del cultivo (*ETc*) de arroz mediante el modelo METRIC a partir de imágenes multiespectrales y térmicas de alta resolución espacial obtenidas con un VANT. Esto permitirá presentar la variabilidad espacial de *ET* con mayor detalle a escala local que derivará en la aplicación más eficiente del riego parcelario.

2. Materiales y métodos

2.1. Zona de estudio

El estudio se realizó en el Área Experimental de Riego de la Universidad Nacional Agraria la Molina, Región de Lima (Perú) que se localiza

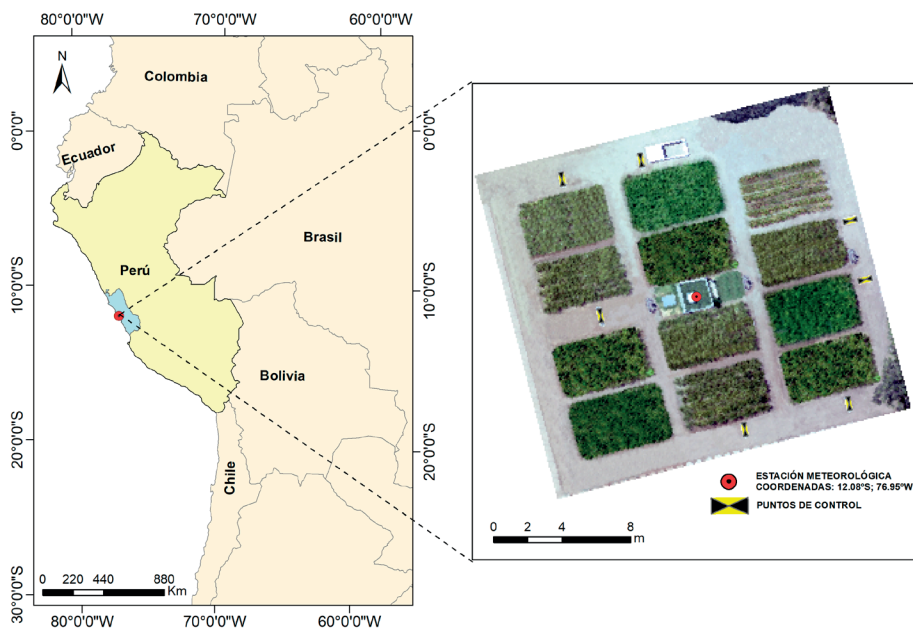


Figura 1. Ubicación del experimento de arroz en el Área Experimental de Riego – UNALM.

a 12° 04' 30" S, 76° 56' 34" W y 244 m s.n.m. (Figura 1). El clima de la región de Lima es típicamente desértico árido-subtropical y para el periodo 2000-2017, la estación meteorológica Von Humboldt registra una temperatura media anual de 18,5°C, precipitación histórica media anual de 90 mm y velocidad del viento medio anual de 1,5 ms⁻¹. El suelo es de textura franco arenosa con una capacidad campo (*Cc*) de 15,03 % y punto de marchitez (*Pm*) de 7,83%.

2.2. Diseño experimental

Se empleó un diseño experimental completamente al azar con tres tratamientos de potencial hídrico del suelo: -10, -15 y -20 kPa (T1, T2 y T3) y un tratamiento control de 0 kPa (T0) con humedad

cercana a saturación y tres repeticiones. Estos tratamientos fueron distribuidos al azar en 12 parcelas (3 m×5 m) con sistema de riego por goteo auto compensado con descarga de 3,75 Lh⁻¹. Se cultivó la variedad de arroz IR-7170 caracterizada por su resistencia al estrés hídrico, con un periodo de desarrollo del 13 de noviembre del 2017 al 30 de abril del 2018 (Figura 2). Los tratamientos de reducción del potencial hídrico del suelo se limitaron a riegos con alternancia de humedecimiento y secado en las fases de macollamiento y el inicio del primordio floral (77 a 105 días después de siembra (DDS)), fase en la cual el arroz es más resistente al estrés hídrico (Kukul et al., 2005), realizándose 15, 11 y 9 ciclos de humedecimiento y secado para T1, T2 y T3, respectivamente.

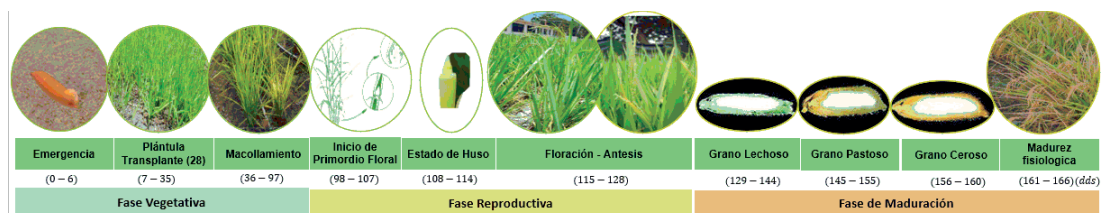


Figura 2. Desarrollo fenológico del cultivo de arroz en DDS.

2.3. Recolección de información de campo

La humedad del suelo se determinó por medio de un sensor de humedad de reflectometría en el dominio de la frecuencia (FDR-GS1), previa calibración gravimétrica y de densidad aparente. La información climática fue recopilada de una estación automática DAVIS (Vantage Pro2 Plus™) instalada en el centro de la parcela (12° 04' 30" S, 76° 56' 34" W, a 244 m s.n.m.). La temperatura del dosel fue medida con sensores térmicos de los termopares (OMEGA, modelo TT-T-36-SLE-500). Adicionalmente, se instaló un lisímetro de drenaje con un contenedor (1 m × 1 m × 0,8 m) de polietileno de alta densidad (HDPE), con un sistema recolector de tubería PVC perforado y empotrado con una pendiente de 5%. Este contenedor fue instalado en el tratamiento T0 (Figura 3). La ET_c medida se obtuvo del balance hídrico en el lisímetro, a partir de la diferencia de la precipitación (P), la lámina drenada (D) y la variación de humedad del suelo (ΔSW). La lámina de riego se calculó para reponer la ET_c diaria medida entre las 6 y 7 a.m. La precipitación fue registrada por la estación meteorológica y se consideró como aporte al riego. El volumen de agua drenada se midió a 24 horas después del riego.

2.4. Sensores y plataforma VANT

Se utilizó un VANT multi-rotor, modelo DJI Matrice 200 (DJI, Shenzhen, China) equipado con: (i) una cámara multispectral Parrot Sequoia (Parrot S.A., Paris, France) de cuatro bandas

multiespectrales con obturador global de 1,2 MP, que captura imágenes en verde (550 nm), rojo (660 nm), borde rojo (735 nm) e infrarrojo cercano (790 nm); (ii) una cámara RGB de 16 MP; y (iii) una cámara térmica FLIR Vue Pro R 64 fabricada por FLIR Systems (Wilsonville, EE.UU.) que proporciona imágenes radiométricas en formato JPEG y TIFF de 14 bits con una lente de 13 mm y una frecuencia de 30 Hz para registrar mediciones de temperatura en el rango de -20°C hasta $+50^{\circ}\text{C}$ en una banda espectral de 7,5-13,5 μm , con una sensibilidad térmica de 0,05 $^{\circ}\text{C}$.

2.5. Calibración de los sensores

Para la calibración radiométrica de las imágenes multispectrales se utilizó un panel de reflectancia calibrado (Tarjeta AIRNOV) y un sensor de luz solar que ajusta automáticamente las lecturas a la luz ambiental (Han et al., 2019). Los valores radiométricos del sensor se convirtieron a valores en $^{\circ}\text{C}$ o $^{\circ}\text{F}$ utilizando la herramienta FLIR Tools, un paquete de software de código abierto que permite importar, editar, visualizar, analizar imágenes y realizar ajustes de los parámetros ambientales como la emisividad, la temperatura del aire, la condición del cielo, y la humedad relativa alta (Sagan et al., 2019). El promedio de los píxeles (valor radiométrico) de vegetación se correlacionó con los valores de temperatura del sensor térmico (termopares). Finalmente, para la corrección geométrica se utilizaron siete puntos de control previamente instalados y registrados con un receptor GPS diferencial marca Trimble, modelo R8s (California, EE.UU.).

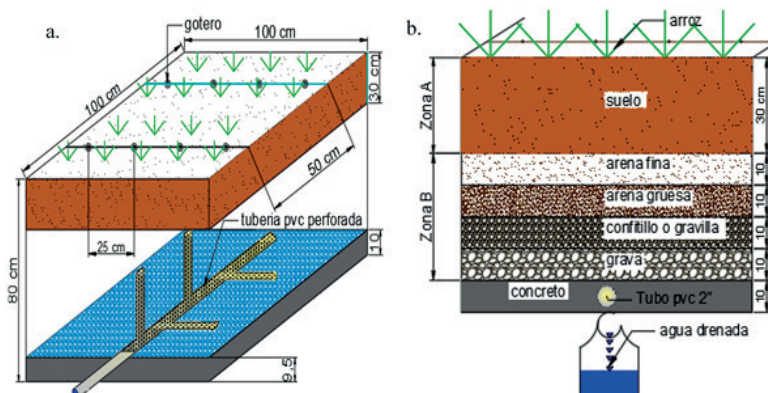


Figura 3. Características del lisímetro de drenaje: a. vista en 3D y b. perfil de la zona de filtrado.

2.6. Adquisición y preprocesamiento de imágenes

Las 18 misiones de vuelo fueron efectuadas del 4 de enero al 13 de abril de 2018, con una altura de vuelo de 30 m sobre el nivel del suelo, a una velocidad de 4,5 m s⁻¹ y con superposición frontal de 85% y lateral de 80%. Esto permitió obtener imágenes multiespectrales y térmicas con una resolución espacial de 1,7 cm y 4 cm, respectivamente. Para minimizar el efecto del sombreado del dosel, las imágenes fueron tomadas entre la 1:00 p.m. y las 2:00 p.m. en condiciones de cielo despejado.

El software Pix4Dmapper Pro (Pix4D S.A., Prilly, Switzerland) fue utilizado para la construcción de ortomosaicos y modelos digitales de superficie (MDS). La Figura 4 detalla la adquisición de datos desde la plataforma VANT hasta el procesamiento de imágenes.

El albedo se calculó como el valor medio de las reflectancias normalizadas de las bandas Rojo (RED) e infrarrojo cercano (NIR) de las imágenes multiespectrales, similar al procesamiento utilizado en las imágenes satelitales de la NOAA-AVHRR (Vogt, 1990; Tsouni et al., 2008). El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) se calculó mediante las reflectancias normalizadas de las bandas RED y NIR (Tucker y Sellers, 1986) según las Ecuaciones (1) y (2):

$$a = \frac{RED + NIR}{2} \quad (1)$$

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (2)$$

El Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI), se utilizó con el fin de disminuir las alteraciones presentadas en los valores del NDVI en zonas de escasa vegetación (Huete, 1988) y se calculó con la Ecuación (3):

$$SAVI = \frac{(1 + L)(NIR - RED)}{(L + NIR + RED)} \quad (3)$$

Donde: L es una constante, frecuentemente establecido como 0,5 para aplicaciones de METRIC en el oeste de EE.UU. En este estudio se utilizó el valor de 0,1 para L , según lo recomendado por Tasumi (2003) ya que minimiza los sesgos de fondo del suelo.

El Índice de Área Foliar (LAI) es la relación entre el área foliar total de la superficie de un lado de las hojas por unidad de área del suelo; es un indicador de la biomasa y la resistencia del dosel al flujo de vapor, y se calcula utilizando la ecuación empírica (4) derivada de Bastiaanssen (1998a).

$$LAI = - \frac{\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (4)$$

Donde: SAVI es el índice calculado con la ecuación (3), y las constantes 0,69, 0,59 y 0,91 son valores tomados por la media de estudios realizados por Allen et al. (2002).

Posteriormente, se realizó una clasificación supervisada de imágenes para extraer la máscara de vegetación en cada ortomosaico y así separar el suelo y las sombras. Finalmente, se estimó la evapotranspiración mediante el modelo METRIC.

2.7. Modelo METRIC

El modelo METRIC es una variante del modelo SEBAL (Bastiaanssen et al., 1998a), utilizado para estimar la ET como un componente del balance de energía (Allen et al., 2007a), a través de un gradiente de temperatura cercano a la superficie (dT), con lo que se elimina la necesidad de una calibración absoluta de la temperatura de la superficie (Allen et al., 2011). El flujo de calor latente (LE) se calcula como un residual de la ecuación (5) de balance de energía:

$$LE = R_n - G - H \quad (5)$$

Donde: R_n es la radiación neta ($W m^{-2}$), la cual se calcula resolviendo el balance de radiación tal como describe Allen et al. (2007a). H es el flujo de calor sensible del aire ($W m^{-2}$), el cual es una función de la densidad del aire, el calor específico del aire y la diferencia de temperatura entre dos alturas del dosel (resistencia aerodinámica). LE es el flujo de calor latente ($W m^{-2}$) y G es el flujo de calor del suelo ($W m^{-2}$) (Allen et al., 2011). La R_n se calcula a partir de la Ecuación (6):

$$R_n = R_{s\downarrow} - \alpha R_{s\downarrow} + R_{L\downarrow} - R_{L\uparrow} - (1 - \epsilon_0)R_{L\downarrow} \quad (6)$$

Donde: $R_{s\downarrow}$ es la radiación de onda corta incidente; α es el albedo de la superficie (Ecuación 1); $R_{L\downarrow}$ es la radiación de onda larga incidente ($W m^{-2}$) y $R_{L\uparrow}$ es la radiación de onda larga emitida ($W m^{-2}$); ϵ_0

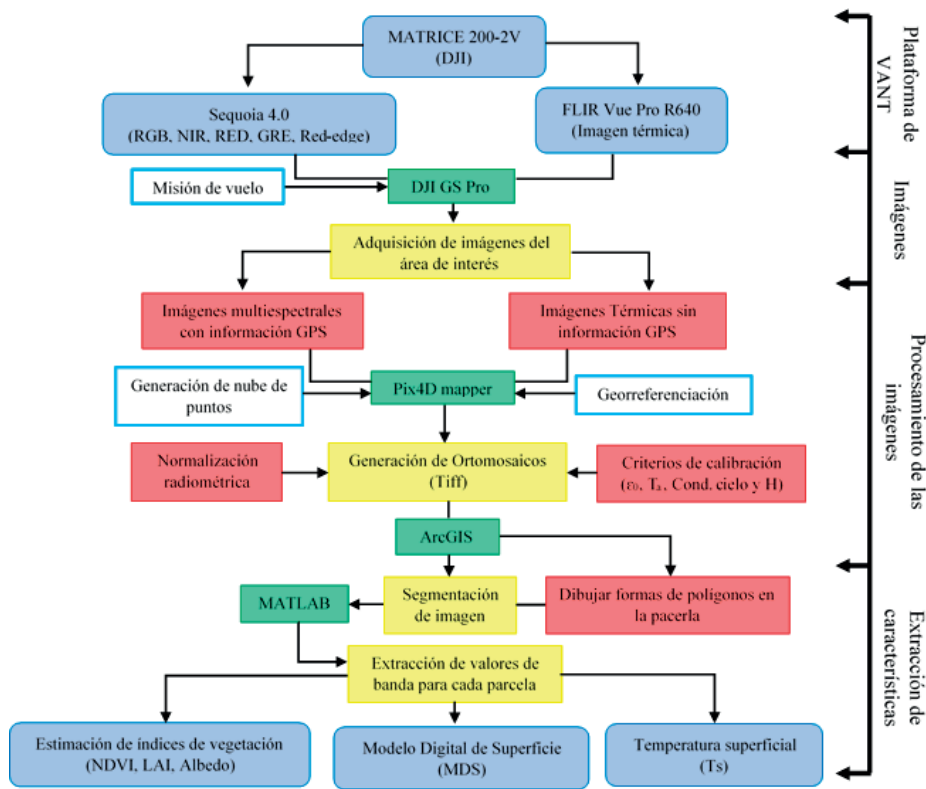


Figura 4. Diagrama de flujo para la obtención de índices de vegetación, modelo digital de superficie y temperatura a partir de imágenes obtenidas con VANT.

es la emisividad térmica de la superficie, que es adimensional. Si el cielo se encuentra despejado, la $R_{S\downarrow}$ generalmente se calcula mediante la siguiente ecuación (7):

$$R_{S\downarrow} = G_{SC} \cdot \cos\theta \cdot dr \cdot \tau_{sw} \tag{7}$$

Donde: G_{SC} es la constante solar (1367 W m^{-2}), θ es el ángulo de incidencia solar y dr es el cuadrado inverso de la distancia entre la tierra y el sol. Además, τ_{sw} es la transmisividad atmosférica (Bastiaanssen, 1995), la cual se calcula utilizando la siguiente ecuación (8):

$$\tau_{sw} = 0,75 + 2 \cdot 10^{-5} \cdot Z \tag{8}$$

Donde: Z es la elevación sobre el nivel del mar (m s.n.m.), es decir, el modelo digital de elevación. Para la radiación de onda larga incidente y emitida, los valores de $R_{L\uparrow}$ y $R_{L\downarrow}$ se calculan utilizando la ecuación (9) y (10) de Stefan-Boltzmann:

$$R_{L\uparrow} = \varepsilon_0 \cdot \sigma \cdot T_s^4, \tag{9}$$

$$R_{L\downarrow} = \varepsilon_a \cdot \sigma \cdot T_a^4, \tag{10}$$

Donde: ε_0 es la emisividad térmica de la superficie, σ es la constante de Stefan-Boltzmann ($5,67 \times 10^{-8} \text{ W m}^{-2} \text{ K}^{-4}$), T_s y T_a son la temperatura superficial y ambiental (K) respectivamente (Allen et al., 2007a) y ε_a es la emisividad atmosférica efectiva (Bastiaanssen, 1995) que generalmente se calculan mediante las ecuaciones empíricas (11) y (12):

$$\varepsilon_o = 0,95 + 0,01 \cdot LAI \tag{11}$$

$$\varepsilon_a = 0,85 \cdot (-\ln(\tau_{sw}))^{0,09} \tag{12}$$

G es el almacenamiento de calor en el suelo y en la vegetación que se representa por la Ecuación (13) (Bastiaanssen, 2000):

$$G = \frac{T_s - 273,15}{\alpha} (0,0038\alpha + 0,0074\alpha^2) \cdot (1 - 0,98NDVI^4) \cdot Rn \quad (13)$$

Donde: T_s es la temperatura superficial (K), α es el albedo superficial y $NDVI$ es el índice de vegetación diferencia normalizada. G es también calculado multiplicando el valor de G/Rn por Rn . Una alternativa que también se aplica en METRIC desarrollada por Tasumi (2003) se basa en las siguientes ecuaciones (14a y 14b).

$$G = R_n \cdot (0,05 + 0,18e^{-0,521LAI}) \quad LAI \geq 0,5 \quad (14a)$$

$$G = R_n \cdot \left(\frac{1,8(T_s - 273,15)}{Rn} + 0,084 \right) \quad LAI < 0,5 \quad (14b)$$

Donde: LAI es el índice de área foliar estimada con METRIC usando una ecuación empírica (4), dependiente del Índice de Vegetación Ajustado del Suelo (SAVI) (Allen et al., 2011), calculado a partir de las bandas del rojo e infrarrojo cercano (Huete, 1988).

H se calcula a partir de la rugosidad de la superficie, la velocidad del viento y los rangos de temperatura de la superficie. El flujo de calor sensible se considera el término más difícil de calcular en la Ecuación (5) del balance de energía. Para calcular H , se utiliza una función aerodinámica mediante la Ecuación (15):

$$H = \frac{\rho \cdot C_p \cdot dT}{r_{ah}} \quad (15)$$

Donde: r_{ah} es la resistencia aerodinámica ($s \cdot m^{-1}$) estimada durante una primera iteración para condiciones de estabilidad atmosférica neutrales, se calcula mediante la Ecuación (16):

$$r_{ah} = \frac{\ln\left(\frac{z_2}{z_1}\right)}{u_* \cdot k} \quad (16)$$

Donde: z_1 y z_2 son alturas por encima del desplazamiento del plano cero de la vegetación, k es la constante de Von Kármán (0,41) y u_* es la velocidad de fricción ($m \cdot s^{-1}$), la cual se calcula mediante la Ecuación (17):

$$u_* = \frac{k \cdot u_{200}}{\ln\left(\frac{200}{Z_{om}}\right)} \quad (17)$$

Donde: u_{200} es la velocidad del viento a una altura de 200 m (Allen y Wright, 1997) y Z_{om} es la longitud de rugosidad de impulso (m) (Tasumi, 2003). dT es la diferencia de temperatura entre el aire y la superficie. Aquí, se encontró una fuerte relación lineal entre la dT y la temperatura de la superficie (Allen et al., 2011). Las ecuaciones para el cálculo de Z_{om} y dT son:

$$Z_{om} = 0,018 LAI \quad (18)$$

$$dT = b + aT_s \quad (19)$$

Donde: a y b son parámetros derivados empíricamente por las iteraciones con base en dos píxeles extremos, frío y caliente, los cuales definen el límite del flujo de calor sensible.

2.7.1. Procedimiento de la selección del píxel frío y caliente

En la selección del píxel frío, se identifican campos agrícolas homogéneos dentro de un área de interés y un subconjunto de píxeles (se extrae el 20% NDVI más frío del 5% superior del total de los píxeles de NDVI). El candidato del píxel frío es el promedio del 1% del NDVI de la población (20% NDVI más frío). Se asignó la ET_oF al candidato del píxel frío en proporción a la cantidad de vegetación (necesario para períodos de NDVI bajos (otros cultivos), de lo contrario, se recomienda $ET_oF_{cold} = 1,05$ en alfalfa), como se muestra en las Ecuaciones (20) y (21):

$$ET_oF_{cold} = 1,54 NDVI - 0,1 \quad de NDVI < 0,75 \quad (20)$$

$$ET_oF_{cold} = 1,05 \quad (21)$$

La selección del píxel caliente se realiza dentro de un área de interés, sin incluir terrenos agrícolas ni pastizales, preferentemente suelos desnudos. El píxel caliente se selecciona entre un subconjunto de píxeles (se extrae del 20% NDVI más caliente del 10% inferior del total de píxeles de NDVI). El candidato del píxel caliente es el promedio de la población (20% NDVI más caliente) (Allen et al., 2013, Morton et al., 2013). Se selecciona un píxel en función de la homogeneidad entre sus píxeles vecinos y la distancia a la estación meteorológica. Los atributos de imagen para el píxel seleccionado se utilizan en la calibración del dT .

2.7.2. ET Instantánea (ET_{inst}) y Fracción de ET de referencia (ET_oF)

El flujo de calor latente LE que muestra la cantidad instantánea de calor de la superficie debido a la ET en el momento de la captura de las imágenes se calcula utilizando la Ecuación (5). Luego, para la ET instantánea (ET_{inst}) el valor de la ET se calcula en $mm\ h^{-1}$ aplicando la Ecuación (22):

$$ET_{inst} = 3600 \frac{LE}{\lambda} \quad (22)$$

Donde: ET_{inst} es la ET instantánea ($mm\ h^{-1}$); 3600 es el factor de conversión de segundos a horas, y λ es el calor latente de vaporización o el calor absorbido cuando un kilogramo de agua se evapora ($J\ kg^{-1}$) (Allen et al. 2007a). Este valor se calcula mediante la Ecuación (23):

$$\lambda = [2,501 - 0,00236(T_s - 273,15)] \cdot 10^6 \quad (23)$$

La fracción de la ET de referencia se define como la relación entre el cálculo de la ET instantánea (ET_{inst}) para cada píxel y la ET de referencia (ET_o) calculada a partir de la información meteorológica recopilada en la Ecuación (24):

$$ET_oF = \frac{ET_{inst}}{ET_o} \quad (24)$$

Donde: ET_o es la ET de referencia para la alfalfa de 0,5 m de alto para el tiempo de la imagen. La ET_o fue calculada por el método de Penman-Monteith ($mm\ h^{-1}$) con los datos de la estación meteorológica automática. ET_oF es similar al coeficiente del cultivo (Kc) y fue usado para extrapolar la ET medida a las 24 horas en periodos más largos.

En el cálculo de la ET_oF cada píxel tiene un valor para ET_{inst} pero todos usan un único valor de ET_o el cual se deriva de los datos de la estación meteorológica (Allen et al., 2007a).

2.7.3. Evapotranspiración a las 24 h (ET_{24})

Frecuentemente, los valores diarios de evapotranspiración (ET_{24}) son más útiles que la ET instantánea. El modelo METRIC calcula la ET_{24} ($mm\ d^{-1}$) suponiendo que la ET_oF instantánea es el mismo para un promedio de 24 horas (Allen et al. 2007a), aplicado en la Ecuación (25):

$$ET_{24} = ET_oF \cdot ET_{o-24} \quad (25)$$

Donde: ET_oF es la fracción de la ET de referencia. ET_{o-24} es calculado por la suma de los valores de ET_o horarios para cada día de la captura de la imagen.

2.8. Análisis estadístico

La evapotranspiración estimada por el modelo METRIC se comparó con los valores obtenidos en el lisímetro de drenaje utilizando el coeficiente de correlación de Pearson (r), con una prueba de t-student a un $\alpha=5\%$, el error cuadrático medio (RSME), eficiencia de Nash-Sutcliffe (EF) (Moriassi et al., 2007) y la probabilidad de sesgo (PBIAS) (Enciso et al., 2018).

3. Resultados y discusión

Los valores radiométricos obtenidos de las imágenes en formato TIFF de 14 bits de la cámara FLIR Vue Pro R 640 se correlacionaron con los valores reales de temperatura del dosel obtenidos del sensor termopares (Figura 5), obteniendo la ecuación de corrección $y=0,014x-84,03$ con un coeficiente de determinación (R^2) de 0,64. Cabe señalar que no existe una única ecuación que se pueda utilizar para todas las imágenes, dado que corresponden a diferentes condiciones ambientales. Por lo tanto, Sagan et al. (2018), desarrollan diferentes ecuaciones para el mismo sensor térmico, obteniendo las relaciones $y=0,04x-267,68$ o $y=0,01x-100$, donde “y” es la temperatura absoluta y “x” el valor radiométrico. Además, menciona que las cámaras térmicas pueden presentar una variabilidad del 72% respecto a la parcela o diferencias genéticas.

La selección de los píxeles extremos (caliente y frío) a los 126 DDS muestra que el píxel frío corresponde a una temperatura superficial (T_s) mínima de 304,6 K, valores máximos de NDVI de 0,80, LAI de 1,24 y un albedo superficial 0,18. El píxel caliente corresponde a una temperatura superficial (T_s) máxima de 334,0 K, un valor mínimo de NDVI de 0,04 y un LAI de 0,12. Todas las características antes mencionadas coinciden con Allen et al. (2013) y Morton et al. (2013). Según Bhattari et al. (2017), el proceso de verificación de los píxeles finales se selecciona en áreas separadas (es decir, campos agrícolas con cobertura vegetal para píxeles fríos y sin cobertura vegetal para píxeles calientes). Esta verificación se

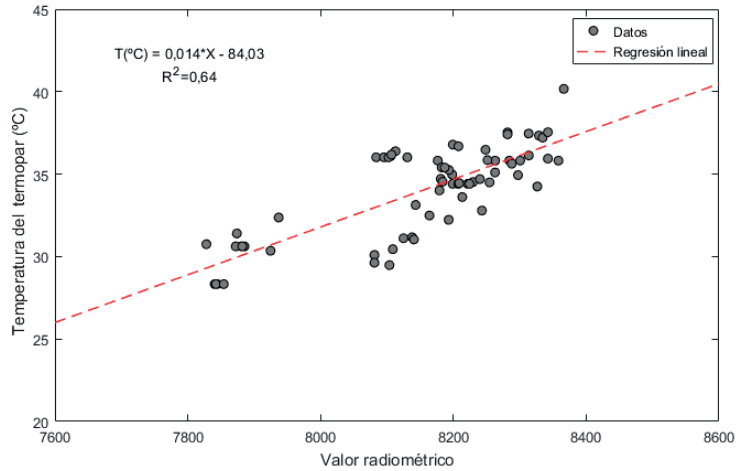


Figura 5. Diagrama de dispersión del valor radiométrico de las imágenes térmicas (FLIR) y la temperatura del termopar (°C).

realizó para todas las imágenes procesadas en este estudio en el proceso de automatización (Figura 6). Con la información anterior se obtiene el dT , r_{ah} y H , a partir del cual se realiza el balance de energía. Los valores de las variables de los píxeles extremos desde el 4 de enero hasta el 13 de abril de 2018 se muestran en la Tabla 1.

Los valores de R_n , G , H y LE a 126 DDS y que corresponden a los píxeles de vegetación varían de 635 a 709 $W m^{-2}$ (R_n); 39 a 104 $W m^{-2}$ (G); 471

a 521 $W m^{-2}$ (H); 0 a 131 $W m^{-2}$ (LE) (Figura 7). Según Allen et al. (2002), la R_n puede variar de 100 a 700 $W m^{-2}$, o entre 400 y 800 $W m^{-2}$ según Lee y Kim (2016) y Xu et al. (2017). Sin embargo, en este trabajo los valores tienden a sobreestimarse en 100 $W m^{-2}$. Por otro lado, los resultados para los demás componentes del balance de energía muestran que G está en el rango de 0 a 100 $W m^{-2}$, H de 50 a 400 $W m^{-2}$ y LE de 0 a 200 $W m^{-2}$ (Maruyama y Kuwagta, 2010).

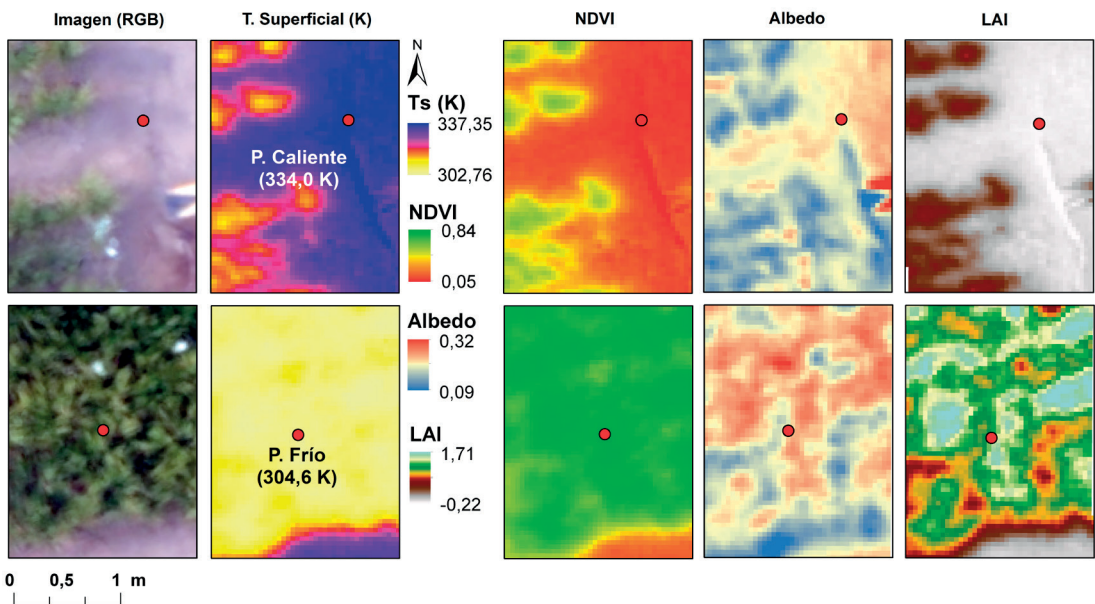


Figura 6. Selección del píxel frío y caliente de los índices de vegetación a los 126 DDS.

Tabla 1. Selección del píxel frío y caliente en cada vuelo del VANT para los valores de índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), albedo, temperatura y las constantes de calibración aplicadas en la ecuación 11.

Fecha	Píxel	Coordenadas (WGS84, UTM)						
		X	Y	NDVI	Albedo	T(K)	a	b
4-ene	P. Frío	288197,01	8664040,01	0,804	0,19	298,1	0,063	-12,95
	P. Cal.	288206,06	8664043,09	0,039	0,13	308,9		
9-ene	P. Frío	288197,15	8664040,14	0,881	0,21	304,2	0,042	-6,76
	P. Cal.	288202,35	8664049,08	0,064	0,16	320,7		
15-ene	P. Frío	288196,87	8664039,15	0,835	0,17	301,2	0,027	-1,51
	P. Cal.	288206,58	8664040,26	0,038	0,16	319,4		
17-ene	P. Frío	288197,00	8664038,92	0,860	0,17	303,9	0,001	6,38
	P. Cal.	288206,79	8664033,44	0,023	0,15	323,8		
26-ene	P. Frío	288207,82	8664034,37	0,820	0,21	303,3	0,022	-0,56
	P. Cal.	288194,73	8664033,92	0,077	0,20	335,8		
29-ene	P. Frío	288198,67	8664034,24	0,806	0,19	304,2	0,007	4,11
	P. Cal.	288206,92	8664041,09	0,083	0,19	336,8		
1-feb	P. Frío	288193,43	8664030,85	0,782	0,20	304,4	0,002	5,89
	P. Cal.	288202,56	8664047,98	0,073	0,19	329,2		
6-feb	P. Frío	288193,30	8664030,72	0,814	0,19	307,3	-0,001	6,80
	P. Cal.	288191,64	8664038,59	0,067	0,17	334,0		
15-feb	P. Frío	288193,23	8664031,05	0,853	0,20	302,2	0,001	6,93
	P. Cal.	288186,61	8664045,54	0,031	0,14	326,9		
19-feb	P. Frío	288193,23	8664030,52	0,851	0,22	300,1	0,020	1,05
	P. Cal.	288195,68	8664039,39	0,065	0,17	322,6		
26-feb	P. Frío	288193,16	8664036,74	0,841	0,19	301,9	0,004	4,92
	P. Cal.	288200,77	8664031,25	0,076	0,19	332,0		
5-mar	P. Frío	288198,65	8664034,23	0,856	0,22	303,8	0,021	0,12
	P. Cal.	288189,13	8664030,46	0,060	0,16	329,3		
9-mar	P. Frío	288197,53	8664033,37	0,827	0,21	301,5	0,003	5,47
	P. Cal.	288205,73	8664046,13	0,081	0,20	331,8		
12-mar	P. Frío	288197,66	8664032,77	0,840	0,19	301,1	-0,020	13,44
	P. Cal.	288185,89	8664041,44	0,057	0,18	334,8		
13-mar	P. Frío	288194,55	8664030,46	0,829	0,19	305,6	-0,006	8,76
	P. Cal.	288186,09	8664040,51	0,038	0,17	333,5		
21-mar	P. Frío	288190,98	8664035,02	0,798	0,18	304,6	-0,012	10,46
	P. Cal.	288205,40	8664044,61	0,044	0,17	334,0		
3-abr	P. Frío	288215,45	8664021,92	0,778	0,18	299,0	-0,018	11,80
	P. Cal.	288188,86	8664028,87	0,065	0,20	329,7		
13-abr	P. Frío	288213,14	8664032,77	0,796	0,17	302,6	0,018	0,21
	P. Cal.	288204,25	8664048,21	0,054	0,11	330,0		

Los componentes fueron comparados con información de tres torres de covarianza de torbellinos durante el crecimiento del cultivo de arroz en condiciones de estrés hídrico (Lee y Kim, 2016). Sin embargo, consistentemente los campos de arroz inundados tenían un *LE* más alto y un *H* más bajo que los campos aeróbicos, según Alberto et al. (2011). Los campos de arroz inundados tenían un 19% más de *LE* que los campos aeróbicos. Además, los campos de arroz aeróbicos presentaban un 45% más de *H* que los campos inundados. Por ello,

concluimos que los valores de los componentes son adecuados para estimar la evapotranspiración mediante el modelo METRIC.

Las variaciones temporales de la evapotranspiración simulada para todas las fechas de monitoreo del cultivo de arroz se muestran en la Figura 8, obteniéndose valores de hasta 7,84 mm d⁻¹ con un promedio de 4,98 mm d⁻¹ y la evapotranspiración medida del lisímetro con valor máximo de 6,36 mm d⁻¹ con un promedio de 4,62 mm d⁻¹, lo que indica una sobreestimación

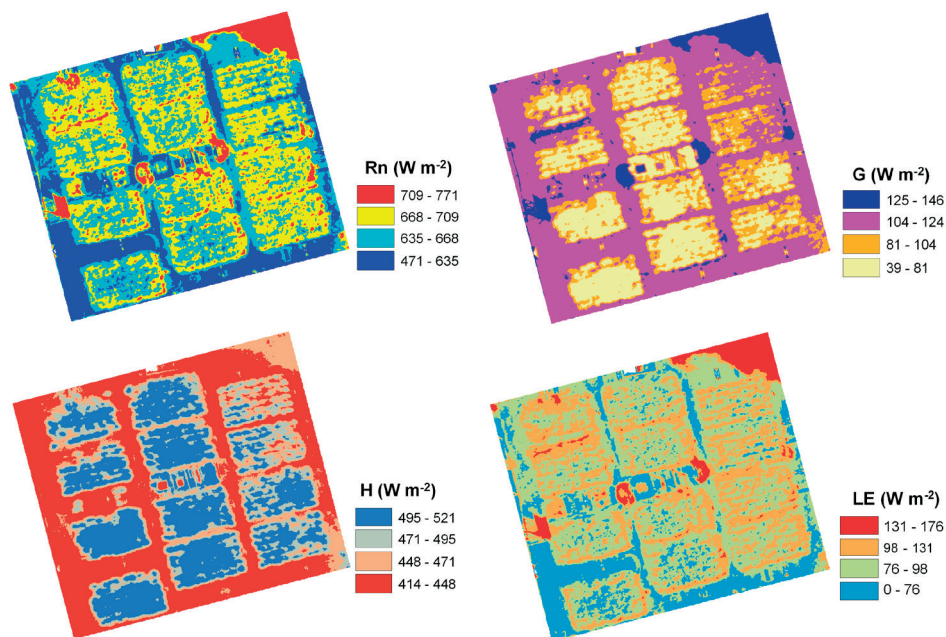


Figura 7. Distribución espacial de la radiación neta (R_n), el flujo de calor en suelo (G), el flujo de calor sensible (H) y el flujo de calor latente (LE) en 126 DDS, que corresponde a la fase de floración–anthesis.

del 7% de la evapotranspiración simulada con METRIC respecto a la evapotranspiración medida con lisímetro. Además, los tratamientos presentan valores ($\bar{x} \pm S$) de $4,68 \pm 1,26 \text{ mm d}^{-1}$ (T0), $4,61 \pm 1,22 \text{ mm d}^{-1}$ (T1), $4,56 \pm 1,25 \text{ mm d}^{-1}$ (T2) y $4,56 \pm 1,26 \text{ mm d}^{-1}$ (T3). De manera similar, se puede observar que otros estudios reportan una ET_c de 8,0, 7,2 y $5,5 \text{ mm d}^{-1}$ para las etapas de vegetación, reproducción y de maduración en el cultivo de arroz (Lage et al., 2003). Hilmi y Saad (2005), obtuvieron valores de la ET_c de 3,2 a $5,8 \text{ mm d}^{-1}$ con respecto al lisímetro y 4,04 a $6,54 \text{ mm d}^{-1}$ con respecto a la ET_c simulada en arroz aeróbico. Alberto (2011), menciona que la ET en el cultivo de arroz por inundación es mayor que en el cultivo de arroz aeróbico y en condiciones de estrés hídrico. Además, Nahar et al. (2018) mencionan que las variedades de arroz con estrés hídrico pueden ser precoces o tardías en sus etapas fenológicas.

En la Figura 9, se aprecia el total del número de píxeles por tratamiento y el porcentaje de la ET_c de acuerdo a la Figura 8. Los porcentajes más altos se encuentran en los rangos de 1,65 a 3,98 mm y 4,75 a 6,30 mm del T0 (33,90% y 39,85%), T1 (31,66% y 38,18%), T2 (32,77% y 36,86%) y T3

(32,25% y 36,95%), respectivamente. El estrés hídrico reduce la tasa fotosintética, disminuyendo la producción de biomasa y el índice de cosecha (Sandhu et al., 2019). Esta reducción de píxeles pone de manifiesto que las condiciones de estrés hídrico están afectando la fisiología del cultivo y, por tanto, se genera una reducción de la evapotranspiración (Zaman et al., 2018 y Alou et al. 2018).

La comparación de la ET diaria estimada y medida, obtiene un coeficiente de determinación (R^2) de 0,95 y un coeficiente de correlación Pearson (r) significativo de 0,97 ($P \leq 0,05$), eficiencia de Nash-Sutcliffe (EF) de 0,87 considerada como “muy buena” (Moriasi et al., 2007) y un error cuadrático medio (RMSE) de $0,51 \text{ mm d}^{-1}$, pero con una subestimación del 7% (Figura 10). Esto coincide con el rango de subestimación (5% al 15%) obtenido por Kiptala et al. (2013) y Brenner et al. (2018) en el cultivo de trigo, arroz y pastizales. Por otro lado, Liu et al. (2019) obtuvieron una sobreestimación de 13,4% a 15,6% usando imágenes de satélite en cultivo de arroz. Al respecto, Ortega-Farías et al. (2016) y Brenner et al. (2018) mencionan que se obtiene una mayor precisión y detalle en el uso adecuado del VANT

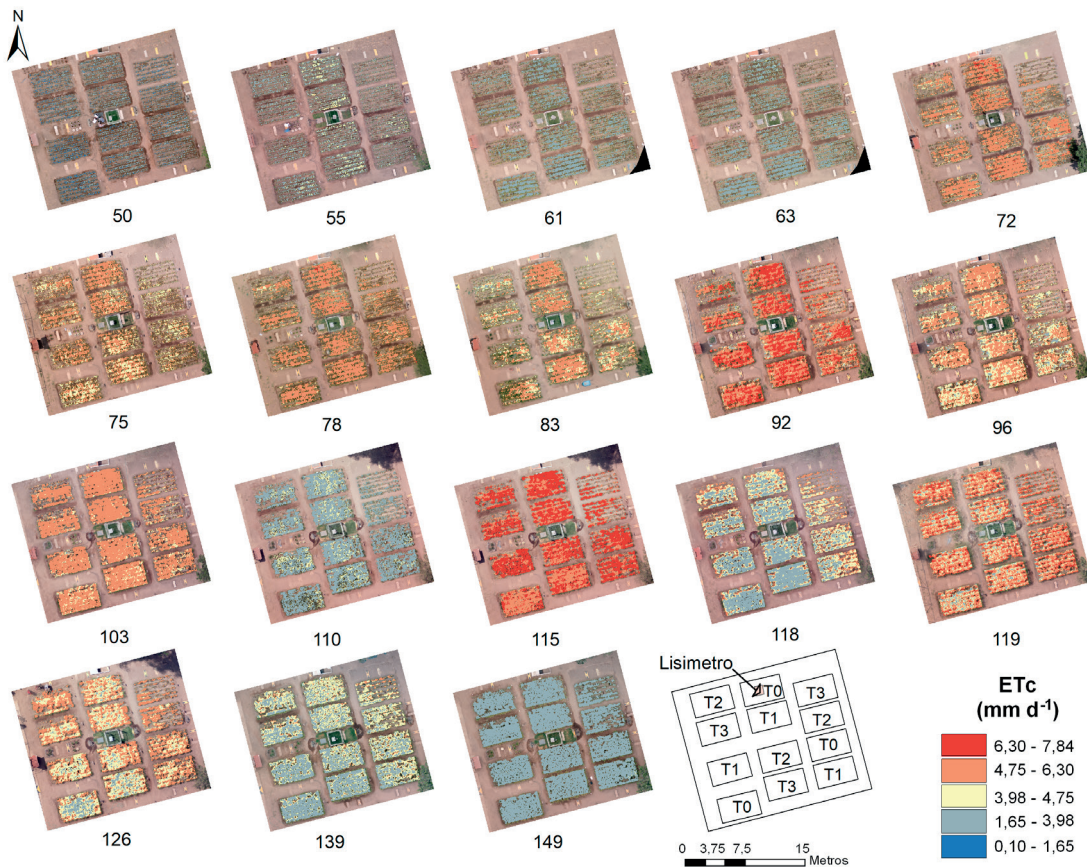


Figura 8. Variación espacial de la evapotranspiración de cultivo (ET_c) para cada tratamiento, T0 (0 kPa), T1 (-10kPa), T2 (-15kPa) y T3 (-20 kPa) del modelo METRIC en las etapas fenológicas del arroz en DDS.

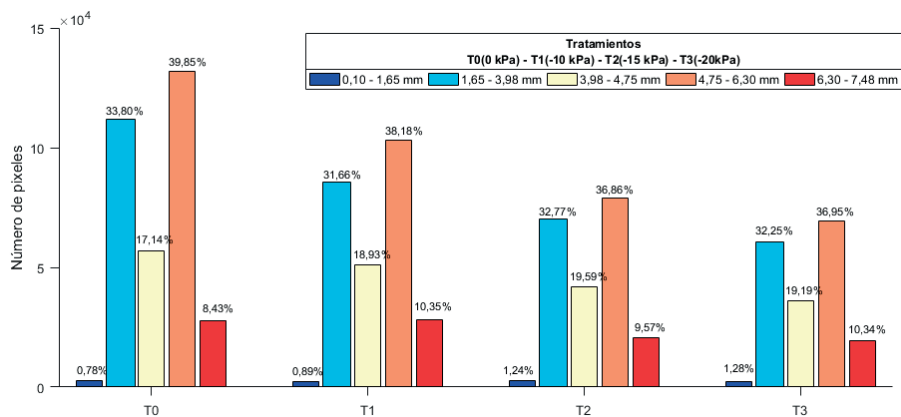


Figura 9. Rangos de la evapotranspiración del cultivo (ET_c) en porcentaje total del número de píxeles según potencial hídrico del suelo T0 (0 kPa), T1 (-10 kPa), T2 (-15 kPa) y T3 (-20 kPa).

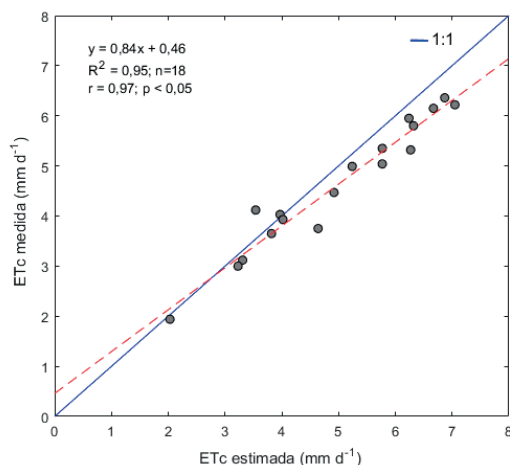


Figura 10. Comparación de la *ET* diaria estimada por METRIC y *ET* diaria medida por el lisímetro de drenaje.

en la estimación de la *ET* diaria con una eficiencia de Nash-Sutcliffe $>0,80$ para el modelo de balance de energía. Allen et al. (2011) indican que el modelo METRIC tiene una precisión del 85% a escala diaria. A su vez Norasma et al. (2018) afirma que el monitoreo usando imágenes de un VANT es clave para lograr una mayor producción de rendimiento y mejora en la gestión del sistema de riego en arrozales y resalta la importancia de obtener la *ETc* diaria para ayudar a mejorar la eficiencia de riego parcelario.

Los volúmenes de agua aplicada en el riego, *ETc*, rendimiento, la eficiencia del uso de agua (EUA) aplicada y consumida (Tabla 2), muestran una disminución de *ETc* para los tratamientos de 0,2%, 6% y 8% con respecto al T0. Siendo el T3 más afectado con 57,48 mm de EUA consumida. Además, hay una disminución del rendimiento del 9%, 34% y 35% para T1, T2 y T3. Sin embargo, existe un incremento de la EUA con valores de

1,55, 1,41, 1,08 y 1,09 kg m^{-3} para T0, T1, T2 y T3, respectivamente. Esto también es favorecido por la tolerancia de la variedad de arroz en condiciones de estrés hídrico, pero aun así el arroz es considerado como una planta sensible al estrés hídrico (Heros et al., 2017). Cha-Um et al. (2010) mencionan que en estas condiciones el número de granos llenos por panícula y el peso de 1000 g disminuye. La mayoría de los cultivares de riego no tienen tolerancia a la sequía, especialmente en la fase productiva (Kato et al., 2009).

4. Conclusiones

En este estudio, el uso de las cámaras multispectrales y térmicas acopladas a un VANT permitió obtener imágenes de alta resolución que sirvieron como insumos para estimar la evapotranspiración del cultivo de arroz regado por goteo en condiciones de estrés hídrico a partir de un modelo de balance de energía. Las conclusiones de este trabajo se resumen en:

1. La calibración de los sensores es de gran importancia para obtener resultados precisos. Tanto la calibración térmica como la multispectral son primordiales para la estimación de los componentes del balance de energía. Los resultados indican que no existe una única ecuación que se pueda utilizar para la calibración de imágenes, dado que presentan diferentes factores, como las condiciones ambientales, que varían según el lugar y el momento de la captura de las imágenes.
2. Los componentes de balance energía (R_n , G , H y LE) con el uso de imágenes tomadas con VANT mostraron resultados similares a estudios realizados en el cultivo de arroz con torres de covarianza de torbellinos (Xu et al. 2017; Lee y Kim, 2016; Alberto et al., 2011; Maruyama

Tabla 2. Volumen de agua, rendimiento y EUA por tratamiento.

Tratamientos	Lámina de riego aplicado (mm)	<i>ETc</i> total (mm)	Rendimiento (t ha^{-1})	EUA aplicada (kg m^{-3})	EUA consumida (kg m^{-3})	Consumo específico de lámina de riego ($\text{m}^3 \text{t}^{-1}$)	Consumo específico <i>ETc</i> total ($\text{m}^3 \text{t}^{-1}$)
T0	918,90	665,69	10,29	1,12	1,55	893,00	646,93
T1	878,10	664,41	9,37	1,07	1,41	937,14	709,08
T2	848,10	627,02	6,77	0,80	1,08	1252,73	926,18
T3	815,50	608,22	6,65	0,82	1,09	1226,32	914,61

y Kuwagta, 2010 y Allen et al., 2002), con un error promedio entre el 11 y el 22%. Además, se observó que la mayor incertidumbre del modelo METRIC se presenta por la estimación empírica del α y LAI pues no se realizó una calibración, lo que influye en la estimación de la *ETc*.

- El resultado de la *ETc* estimada por el modelo METRIC obtuvo una sobreestimación de 7% a los datos medidos de un lisímetro de drenaje, con un coeficiente de correlación de 0,97, considerado como “Muy bueno”. Las diferencias encontradas se deben a la incertidumbre de las ecuaciones empíricas propias del modelo METRIC y a la variabilidad de los valores de las imágenes de alta resolución, lo que dificulta la estimación de los píxeles (frío y caliente).

Los resultados obtenidos muestran que el modelo METRIC para la estimación de la evapotranspiración del cultivo de arroz tiene un buen desempeño cuando se utilizan imágenes de muy alta resolución obtenidas con un VANT. El uso de imágenes de muy alta resolución proporciona estimaciones de la ET distribuidas espacialmente más detalladas, lo que permitirá una gestión y aplicación del riego a nivel parcelario.

Agradecimientos

Al Proyecto “Uso de sensores remotos para determinar índice de estrés hídrico en el mejoramiento del manejo de riego de arroz (*Oryza sativa*) en zonas áridas, para enfrentar al cambio climático”. Convenio N° 008-2016-INIA-PNIA/UPMSI/IE.

Referencias

Abrishamkar, M., Ahmadi, A. 2017. Evapotranspiration Estimation Using Remote Sensing Technology Based on SEBAL Algorithm. *Iranian Journal of Science and Technology Transactions of Civil Engineering*, 41, 65–76. <https://doi.org/10.1007/s40996-016-0036-x>

Alberto, M.C.R., Wassmann, R., Hirano, T., Miyata, A., Hatano, R., Kumar, A., ... Amante, M. 2011. Comparisons of energy balance and evapotranspiration between flooded and aerobic rice fields in the Philippines. *Agricultural Water Management*, 98(9), 1417–1430. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2011.04.011>

Allen, R., Tasumi, M., Trezza, R., Waters, R. 2002. *Bastiaanssen, W. Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL)—Advanced Training and Users Manual*; Idaho Department of Water Resources, University of Idaho: Moscow, ID, USA.

Allen, R., Tasumi, M., Trezza, R. 2007a. Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC) model. *ASCE, Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133, 380–394. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9437\(2007\)133:4\(380\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9437(2007)133:4(380))

Allen, R.G., Tasumi, M., Morse, A., Trezza, R., Wright, J.L., Bastiaanssen, W., Kramber, W., Lorite, I., Robison, C.W. 2007b. Satellite-Based Energy Balance for Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration (METRIC)—Applications. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133(4), 395–406. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9437\(2007\)133:4\(395\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9437(2007)133:4(395))

Allen, R., Trezza, R., Hendrickx, J., Bastiaanssen, W., Kjaersgaard, J. 2011. Satellite-based ET estimation in agriculture using SEBAL and METRIC. *Hydrological Processes*, 25(26), 4011–4027. <https://doi.org/10.1002/hyp.8408>

Allen, R.G., Burnett, B., Kramber, W., Huntington, J., Kjaersgaard, J., Kilic, A., Kelly, C., Trezza, R. 2013. Automated calibration of the METRIC-Landsat evapotranspiration process. *Journal of the American Water Resources Association*, 49(3), 563–576. <https://doi.org/10.1111/jawr.12056>

Allen, R.G., Wright, J.L. 1997. Translating wind measurements from weather stations to agricultural crops. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2(1), 26–35. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(1997\)2:1\(26\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(1997)2:1(26))

Alou, I.N., Steyn, J.M., Annandale, J.G., van der Laan, M. 2018. Growth, phenological, and yield response of upland rice (*Oryza sativa* L. cv. Nerica 4®) to water stress during different growth stages. *Agricultural Water Management*, 198, 39–52. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2017.12.005>

Bastiaanssen, W.G.M. 1995. *Regionalization of Surface Flux Densities and Moisture Indicators in Composite Terrain: A Remote Sensing Approach Under Clear Skies in Mediterranean Climates*. PhD. Dissertation, CIP Data Koninklijke Bibliotheek, Den Haag, the Netherlands, 273 pp. <https://doi.org/90-5485-465-0>

Bastiaanssen, W.G.M.M., Menenti, M., Feddes, R.A., Holtslag, A.A.M. 1998a. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL) 1. Formulation. *Journal of Hydrology* 212-213(1-16), 198–212. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00253-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00253-4)

- Bastiaanssen, W.G.M., Pelgrum, H., Wang, J., Ma, Y., Moreno, J.F., Roerink, G.J., Van Der Wal, T. 1998b. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL): 2. Validation. *Journal of Hydrology*, 212-213(1-4), 213–229. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00254-6](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00254-6)
- Bastiaanssen, W.G.M. 2000. SEBAL-based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. *Journal of Hydrology*, 229(1–2), 87–100. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(99\)00202-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(99)00202-4)
- Bhattarai, N., Quackenbush, L.J., Im, J., Shaw, S.B. 2017. A new optimized algorithm for automating endmember pixel selection in the SEBAL and METRIC models. *Remote Sensing of Environment*, 196, 178–192. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.05.009>
- Brenner, C., Zeeman, M., Bernhardt, M., Schulz, K., 2018. Estimation of evapotranspiration of temperate grassland based on high-resolution thermal and visible range imagery from unmanned aerial systems. *International Journal of Remote Sensing*, 39(15-16), 5141–5174. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1471550>
- Cha-Um, S., Yooyongwech, S., Supaibulwatana, K. 2010. Water deficit stress in the reproductive stage of four Indica rice (*Oryza sativa* L.) genotypes. *Journal of Botany*, 42(5), 3387–3398.
- Enciso, J., Jung, J., Chang, A., Chavez, J.C., Yeom, J., Landivar, J., Cavazos, G. 2018. Assessing land leveling needs and performance with unmanned aerial system. *Journal of Applied Remote Sensing*, 12(1). <https://doi.org/10.1117/1.JRS.12.016001>
- Han, L., Yang, G., Dai, H., Xu, B., Yang, H., Feng, H., Li, Z., Yang, X. 2019. Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data. *Plant Methods*, 15, 10(2019). <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0394-z>
- Heros, E., Gómez, L., Sosa, G. 2017. Utilización de los índices de selección en la identificación de genotipos de arroz (*Oryza sativa* L.) tolerantes a sequía. *Producción Agropecuaria y Desarrollo Sostenible* 2(2), 11–31. <https://doi.org/10.5377/payds.v2i0.4326>
- Hilmi, H., Saad, H. 2005. *Estimation of Rice Evapotranspiration in Paddy Fields Using Remote Sensing and Field Measurements*. Universiti Putra Malaysia, Malaysia.
- Hoffmann, H., Nieto, H., Jensen, R., Guzinski, R., Zarco-Tejada, P., Friborg, T. 2016. Estimating evaporation with thermal UAV data and two-source energy balance models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20(2), 697–713. <https://doi.org/10.5194/hess-20-697-2016>
- Huete, A.R. 1988. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25, 295–309. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)
- Kato, Y., Okami, M., Katsura, K. 2009. Yield potential and water use efficiency of aerobic rice (*Oryza sativa* L.) in Japan. *Field Crops Research*, 113(3), 328–334. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2009.06.010>
- Kiptala, J.K., Mohamed, Y., Mul, M.L., Van Der Zaag, P. 2013. Mapping evapotranspiration trends using MODIS and SEBAL model in a data scarce and heterogeneous landscape in Eastern Africa. *Water Resources Research*, 49(12), 8495–8510. <https://doi.org/10.1002/2013WR014240>
- Kukul, S.S., Hira, G.S., Sidlu, A.S. 2005. Soil matric potential-based irrigation scheduling to rice (*Oryza sativa*). *Irrigation Science*, 23(4), 153–159. <https://doi.org/10.1007/s00271-005-0103-8>
- Lage, M., Bamouh, A., Karrou, M., El Mourid, M. 2003. Estimation of rice evapotranspiration using a microlysimeter technique and comparison with FAO Penman-Monteith and Pan evaporation methods under Moroccan conditions. *Agronomie, EDP Sciences*, 23(7), 625-631. <https://doi.org/10.1051/agro:2003040>
- Lee, Y., Kim, S. 2016. The Modified SEBAL for Mapping Daily Spatial Evapotranspiration of South Korea Using Three Flux Towers and Terra MODIS Data. *Remote Sensing*, 8(12), 983. <https://doi.org/10.3390/rs8120983>
- Li, G., Jing, Y., Wu, Y., Zhang, F. 2018. Improvement of Two Evapotranspiration Estimation Models Using a Linear Spectral Mixture Model over a Small Agricultural Watershed. *Water*, 10(4), 474. <https://doi.org/10.3390/w10040474>
- Liu, X., Xu, J., Zhou, X., Wang, W., Yang, S. 2019. Evaporative fraction and its application in estimating daily evapotranspiration of water-saving irrigated rice field. *Journal of Hydrology*, 584, 124317. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124317>
- Maruyama, A., Kuwagata, T. 2010. Coupling land surface and crop growth models to estimate the effects of changes in the growing season on energy balance and water use of rice paddies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 150(7-8), 919–930. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2010.02.011>
- Moriasi, D.N., Arnold, J.G., Van Liew, M.W., Bingner, R.L., Harmel, R.D., Veith, T.L. 2007. Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885–900. <https://doi.org/10.13031/2013.23153>

- Morton, C.G., Huntington, J.L., Pohl, G.M., Allen, R.G., Megwire, K.C., Bassett, S.D. 2013. Assessing Calibration Uncertainty and Automation for Estimating Evapotranspiration from Agricultural Areas Using METRIC. *Journal of the American Water Resources Association*, 49(3), 549–562. <https://doi.org/10.1111/jawr.12054>
- Nahar, S., Vemireddy, L.R., Sahoo, L., Tanti, B. 2018. Antioxidant Protection Mechanisms Reveal Significant Response in Drought-Induced Oxidative Stress in Some Traditional Rice of Assam, India. *Rice Science*, 25(4), 185–196. <https://doi.org/10.1016/j.rsci.2018.06.002>
- Nassar, A., Torres-Rua, A., Kustas, W., Nieto, H., McKee, M., Hipps, L., Stevens, D., Alfieri, J., Prueger, J., Mar Alsina, M., McKee, L., Coopmans, C., Sanchez, L., Dokoozlian, N. 2020. Influence of Model Grid Size on the Estimation of Surface Fluxes Using the Two Source Energy Balance Model and sUAS Imagery in Vineyards, *Remote Sensing*, 12(3), 342. <https://doi.org/10.3390/rs12030342>
- Norasma, C.Y.N., Abu Sari, M.Y., Fadzilah, M.A., Ismail, M.R., Omar, M.H., Zulkarami, B., Hassim Y.M.M., Tarmidi, Z. 2018. Rice crop monitoring using multicopter UAV and RGB digital camera at early stage of growth. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 169, 012095. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/169/1/012095>
- Ortega-Farías, S., Ortega-Salazar, S., Poblete, T., Kilic, A., Allen, R., Poblete-Echeverría, C., Ahumada-Orellana, L., Zuñiga, M., Sepúlveda, D. 2016. Estimation of energy balance components over a drip-irrigated olive orchard using thermal and multispectral cameras placed on a helicopter-based unmanned aerial vehicle (UAV). *Remote Sensing*, 8(8), 1–18. <https://doi.org/10.3390/rs8080638>
- Ramírez-Cuesta, J.M., Allen, R.G., Zarco-Tejada, P.J., Kilic, A., Santos, C., Lorite, I.J. 2019. Impact of the spatial resolution on the energy balance components on an open-canopy olive orchard. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 74, 88–102. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.09.001>
- Rauneker, P., Lischoid, G. 2012. Spatial distribution of water stress and evapotranspiration estimates using an unmanned aerial vehicle (UAV). *EGU General Assembly Conference Abstracts*, 14, 10477.
- Sagan, V., Maimaitijiang, M., Sidike, P., Eblimit, K., Peterson, K.T., Hartling, S., Esposito, F., Khanal, K., Newcomb, M., Pauli, D., Ward, R., Fritschi, F., Shakoob, N., Mockler, T. 2019. UAV-based high resolution thermal imaging for vegetation monitoring, and plant phenotyping using ICI 8640 P, FLIR Vue Pro R 640, and thermomap cameras. *Remote Sensing*, 11(3). <https://doi.org/10.3390/rs11030330>
- Sandhu, N., Singh, V., Sihag, M.K. 2019. Genomic Footprints Uncovering Abiotic Stress Tolerance in Rice. *Advances in Rice Research for Abiotic Stress Tolerance*, 737–753. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814332-2.00036-8>
- Tasumi, M. 2003. *Progress in operational estimation of regional evapotranspiration using satellite imagery*. Ph.D. dissertation, Univ. of Idaho, Moscow, Id.
- Tucker, C.J., Sellers, P.J. 1986. Satellite remote sensing of primary production. *International Journal of Remote Sensing*, 7(11), 1395–1416. <https://doi.org/10.1080/01431168608948944>
- Tsouni, A., Kontoes, C., Koutsoyiannis, D., Elias, P., Mamassis, N. 2008. Estimation of actual evapotranspiration by remote sensing: Application in Thessaly plain, Greece. *Sensors*, 8(6), 3586–3600. <https://doi.org/10.3390/s8063586>
- Vogt, J. 1990. Cloud Masking for AVHRR. Commission of the European Communities, Joint Research Centre, ISPR. Special Publication, I.90.33.
- Wagle, P., Bhattarai, N., Gowda, P.H., Kakani, V.G. 2017. Performance of five surface energy balance models for estimating daily evapotranspiration in high biomass sorghum. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 128, 192–203. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.03.022>
- Weiss, M., Jacob, F., Duveiller, G. 2020. Remote sensing for agricultural applications: A meta-review. *Remote Sensing of Environment*, 236, 111402. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111402>
- Xu, J., Liu, X., Yang, S., Qi, Z., Wang, Y. 2017. Modeling rice evapotranspiration under water-saving irrigation by calibrating canopy resistance model parameters in the Penman-Monteith equation. *Agricultural Water Management*, 182, 55–66. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2016.12.010>
- Zaman, N.K., Abdullah, M.Y., Othman, S., Zaman, N.K. 2018. Growth and Physiological Performance of Aerobic and Lowland Rice as Affected by Water Stress at Selected Growth Stages. *Rice Science*, 25(2), 82–93. <https://doi.org/10.1016/j.rsci.2018.02.001>