

# Monitoreo del estrés hídrico en parcelas de soja con registros térmicos de superficie y datos de cobertura del cultivo

A. de la Casa, G. Ovando, G. Díaz, P. Díaz, F. Soler y C. Miranda

## RESUMEN

Este trabajo analiza el estrés hídrico en soja con indicadores derivados de registros termométricos (MLX) y termográficos (FLIR) de la temperatura foliar ( $T_f$ ). Además de la diferencia entre  $T_f$  y la temperatura del aire ( $T_a$ ), se empleó también el índice de deficiencia de agua (WDI) obtenido con MLX ( $WDI_{MLX}$ ) y FLIR ( $WDI_{FLIR}$ ) a partir de la relación entre  $T_f - T_a$  y la cobertura del cultivo (CC). El estudio se desarrolló entre 19/11/2019 y 31/03/2020, en un lote próximo a la ciudad de Córdoba donde se establecieron 4 tratamientos: 100 mm de riego y 100 kg ha<sup>-1</sup> de urea (RRF); 100 mm de riego (RR); 50 mm de riego (R) y en seco (S). Entre  $T_f - T_a$  y CC se determinó una relación lineal inversa que se explica, cuando CC es incompleta,  $T_f$  es elevada debido a la mayor proporción de suelo expuesto y no por falta de agua. Mientras para CC y el contenido de agua (IEAS) no hubo diferencias significativas ( $p < 0,05$ ) entre tratamientos, estas se presentaron entre RRF y el resto para  $T_f - T_a$ ,  $WDI_{MLX}$  y  $WDI_{FLIR}$ . Sin embargo, sólo  $WDI_{MLX}$  alcanzó una correlación significativa con IEAS para RR y S, demostrando mayor aptitud para detectar estrés hídrico.

**Palabras Clave:** WDI; agua del suelo; TIR

A. de la Casa, G. Ovando, G. Díaz, P. Díaz, F. Soler and C. Miranda, 2021. Water stress monitoring in soybean plots with surface thermal records and crop coverage data. RADA XII: 1-14

## SUMMARY

This work analyzes the water stress in soybean with indicators derived from thermometric (MLX) and thermographic (FLIR) records of leaf temperature ( $T_f$ ). In addition to the difference between  $T_f$  and air temperature ( $T_a$ ), the water deficiency index (WDI) obtained with MLX ( $WDI_{MLX}$ ) and FLIR ( $WDI_{FLIR}$ ) from the relationship between  $T_f - T_a$  and crop coverage (CC) was also used. The study was developed between 11/19/2019 and 03/31/2020, in a field near the Córdoba city where 4 treatments were established: 100 mm of irrigation and 100 kg ha<sup>-1</sup> of urea (RRF); 100 mm of irrigation (RR); 50 mm irrigation (R) and dry (S). An inverse linear relationship was determined between  $T_f - T_a$  and CC, which is explained because, when CC is incomplete,  $T_f$  is high due to the higher

proportion of exposed soil and not due to lack of water. While for CC and the soil water content (IEAS) there were no significant differences ( $p < 0.05$ ) between treatments, these were presented between RRF and the rest for Tf-Ta,  $WDI_{MLX}$  and  $WDI_{FLJR}$ . However, only  $WDI_{MLX}$  achieved a significant correlation with IEAS for RR and S, demonstrating a greater ability to detect water stress.

**Key words:** WDI; soil water; TIR

*A. de la Casa, G. Ovando, G. Díaz y P. Díaz: Universidad Nacional de Córdoba, Facultad de Ciencias Agropecuarias. Agrometeorología (FCA-UNC), Córdoba (CP 5000), Argentina. F. Soler: Universidad Nacional de Córdoba, Facultad de Ciencias Agropecuarias. Agrotecnia (FCA-UNC), Córdoba (CP 5000), Argentina. C. Miranda: Establecimiento Las Delicias, Córdoba, Argentina. Correspondencia a: delacasa@agro.unc.edu.ar*

## INTRODUCCIÓN

La termometría infrarroja (TIR) es una técnica para medir la temperatura superficial (Ts) de un objeto conociendo la intensidad de la energía radiante que emite. La condición hídrica de la planta controla la conductancia estomática que, al regular la tasa de transpiración, ejerce una influencia directa sobre la temperatura foliar (Tanriverdi *et al.*, 2017). Cuando el agua se evapora debido a la transpiración, una cantidad significativa de energía se emplea para transformar el agua líquida en vapor, lo que disipa el calor y enfría la hoja (Jones *et al.*, 2009). La transpiración de las hojas se encuentra relacionada estrechamente con la temperatura del canopy, fundamento que justifica el empleo de la Ts del canopy (Tf) para identificar y evaluar el estrés por déficit hídrico en las plantas (Krishna *et al.*, 2021).

Los indicadores empleados tradicionalmente para evaluar la sequía, como el Índice de Severidad de Sequía de Palmer (PDSI) o el Índice Estandarizado de Precipitación (SPI), carecen de la resolución espacial y temporal necesaria para su uso a escala de parcela o lote. Como una alternativa superadora, Narasimhan y Srinivasan (2005) aplicaron el modelo hidrológico SWAT en el entorno de un sistema de información geográfica para simular la humedad del suelo y estimar la evapotranspiración a partir de datos meteorológicos diarios de alta resolución espacial. A partir de los datos simulados, desarrollaron el Índice de Déficit de Humedad del Suelo (SMDI) y el Índice de Déficit de Evapotranspiración (ETDI), en base al déficit semanal de humedad del suelo y el déficit de evapotranspiración, respectivamente. No obstante, el monitoreo de los cultivos demanda obtener información a campo de una manera recurrente y sincrónica para evaluar el impacto

de una eventual contingencia de estrés sobre el crecimiento y desarrollo.

El desarrollo de índices espectrales obtenidos de manera remota, con instrumental directamente sobre el cultivo o desde distintas plataformas, ha permitido avanzar en la determinación del estado fenométrico y fenoscópico de los cultivos. Sin embargo, la evaluación del contenido de agua del suelo para identificar episodios de sequía agrícola continúa siendo un tema crítico que ha tenido relativamente menor progreso. A fin de evaluar el estrés hídrico de un cultivo, la TIR se presenta como una fuente potencialmente apropiada de información subrogante de la humedad del suelo. En este sentido, los datos sobre el contenido de agua del suelo constituyen una referencia ineludible para caracterizar en tiempo y forma la disponibilidad de agua de un cultivo, de modo que su aplicación conjunta resulta obligada para analizar fortalezas y debilidades de la TIR (Mallick *et al.*, 2009; Xu *et al.*, 2016; Sun *et al.*, 2019; Kasim *et al.*, 2020).

El índice de estrés hídrico del cultivo (CWSI) elaborado a partir de datos TIR, se ha utilizado exhaustivamente para evaluar el estrés hídrico y la necesidad de riego en numerosos cultivos (Idso *et al.*, 1981; Jackson *et al.*, 1981). Si bien se han propuesto distintas formas para expresar y calcular CWSI, la que presenta Krishna *et al.* (2021) es la siguiente:

$$CWSI = \frac{(Tf-Ta)-(Tl-Ta)}{(Tu-Ta)-(Tl-Ta)}$$

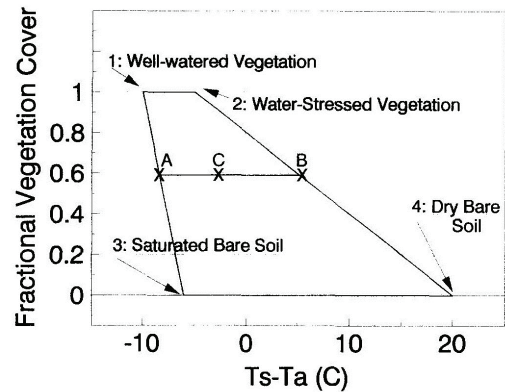
Donde Tf es la temperatura del dosel; Ta es la temperatura del aire, Tl es el límite inferior de la temperatura del dosel de un cultivo bien regado; Tu es el límite superior de la temperatura del dosel de un cultivo estresado.

En relación al monitoreo de cultivos, además de detectar el estrés hídrico (Jones *et al.*, 2009), la TIR se ha utilizado para evaluar la influencia de la falta de agua en la disminución del rendimiento (Holzman y Rivas, 2016; Romero-Bravo *et al.*, 2019) y administrar con mayor eficiencia el agua de riego (Jones, 1999; Colaizzi *et al.*, 2003; Grant *et al.*, 2007). Martynenko *et al.* (2016) emplearon imágenes de la temperatura foliar en soja (*Glycine max* (L.) Merrill) como un indicador del cierre estomático en respuesta al déficit de agua del suelo. Por su parte, Pipatsitee *et al.* (2018) analizaron la relación entre CWSI y los cambios fisiológicos de la yuca (*Manihot esculenta*) mediante imágenes térmicas. Xu *et al.* (2016) en arroz (*Oryza sativa*) determinaron que los valores de CWSI a las 14:00 disminuyeron significativamente con el aumento del contenido relativo de agua del suelo, mostrando una ligera diferencia entre las relaciones lineales de acuerdo a la condición meteorológica de déficit de presión de vapor (VPD). Por otra parte, la identificación de la respuesta de los genotipos al estrés por déficit hídrico es crucial para diferenciar las líneas resistentes de aquellas susceptibles. Krishna *et al.* (2021) utilizaron imágenes térmicas junto con imágenes visibles para cuantificar el estrés a partir de CWSI y evaluaron la respuesta al estrés hídrico de distintos genotipos de arroz.

Una de las principales limitaciones del CWSI resulta de medir  $T_f$  cuando la cobertura de suelo es incompleta, situación que ocurre invariablemente al comienzo del ciclo de cultivo. Combinando índices de vegetación espectral (IV) con mediciones de  $T_s$ , Moran *et al.* (1994) propusieron el concepto del espacio trapezoidal para aplicar la teoría CWSI a terrenos con vegetación parcial y sin registros a priori de  $T_f$ . Asimismo, desarrollaron el índice de deficiencia de agua (WDI) para evaluar sequía haciendo uso exclusivamente de datos espectrales (Colaizzi *et al.*, 2003). Posteriormente, este mismo concepto derivó en el desarrollo de un espacio de forma triangular para evaluar la condición de estrés (Sandholt *et al.*, 2002; Mallick *et al.*, 2009) y así estimar de manera remota la fracción evaporativa (de Tomás *et al.*, 2014) o la tasa de evapotranspiración (Brenner *et al.*, 2018).

La propuesta de Moran *et al.* (1994) considera que la relación entre la temperatura superficial menos la temperatura del aire ( $T_s - T_a$ ) y la fracción de cobertura vegetal (para un rango entre 0 (sin vegetación) y 1 (cobertura total)), configura un espacio de forma trapezoidal, como muestra la Figura 1, que presenta información complementaria para determinar WDI. Mientras la línea recta entre 1 y 3 representa la diferencia térmica de un cultivo cuya tasa de evapotranspiración es máxima y

tiene carácter de potencial (ETp) para las distintas fracciones de cobertura, la línea entre 2 y 4 expresa la condición opuesta donde la tasa de ET efectiva o real (ETr) es nula. Con la medición de ( $T_s - T_a$ ) en el punto C, como muestra la Figura 1, la relación de distancias entre CB y AB se equipara con la relación entre evapotranspiración real (ETr) y potencial (ETp), a los efectos de determinar el valor de WDI.



**Figura 1.** Espacio trapezoidal hipotético que resulta de la relación entre ( $T_s - T_a$ ) y la fracción de cobertura vegetal (que varía entre 0 para suelo desnudo y 1 para vegetación de cobertura total) (Figura extraída de Moran *et al.*, 1994).

Más allá de la forma que adopta el diagrama de dispersión, Petropoulos *et al.* (2009) realizan una revisión exhaustiva de los métodos que exploran el espacio  $T_s/VI$  para representar distintas propiedades biofísicas de la vegetación a partir de información remota, y señalan que todos ellos difieren en su complejidad y supuestos, así como en el requerimiento de datos auxiliares. Entre las ventajas que ofrecen estos procedimientos se reconoce su capacidad de ser en gran medida independiente de una superficie auxiliar y de información atmosférica, ofrecer una transformación relativamente sencilla de las estimaciones de flujo instantáneas para obtener los promedios o totales diurnos, y realizar un mejor abordaje acerca de la heterogeneidad de la superficie terrestre.

Otra alternativa para reducir la influencia del entorno sobre las mediciones de  $T_f$  es mediante el uso de termogramas (Wang *et al.*, 2010a-b; Deery *et al.*, 2014; Shoa *et al.*, 2020; Krishna *et al.*, 2021). Al igual que sucede con la medición de reflectancia espectral, un problema que emerge de la detección térmica es la interferencia del fondo, ya que la temperatura del suelo es por lo general mucho mayor que la de un dosel transpirando intensamente. Este inconveniente hace necesario incorporar técnicas complementarias para obtener

una señal pura solamente del dosel, como la superposición de imágenes multiespectrales y la extracción de temperaturas sombreadas o iluminadas por el sol (Leinonen and Jones, 2004; Jiménez-Bello *et al.*, 2011) o el uso de umbrales (Jones, 2002).

El objetivo primario de este trabajo fue evaluar distintos indicadores de estrés derivados de TIR destinados a monitorear la condición hídrica de un cultivo de soja en la región central de Córdoba, bajo condiciones de producción típicas de secano y sometido también a diferentes aportes de riego. A tal efecto, la capacidad de los indicadores de estrés derivados de observaciones termométricas y termográficas se confrontó con mediciones del contenido de agua del suelo, información que se adopta como referencia de la disponibilidad de agua en el sistema. Además, en virtud del marcado contraste térmico que se suscita entre el suelo desnudo y cubierto con vegetación, se analizó la dependencia de las mediciones TIR con respecto a la variación de CC durante el ciclo a partir de registros obtenidos directamente sobre las parcelas del ensayo. Por otra parte, también se examinó la repercusión productiva vinculada a la ocurrencia de episodios de deficiencia de agua, considerando tanto diferencias de la cobertura del cultivo (vegetativas) como de rendimiento de granos (reproductivas) entre tratamientos. De esta forma, se procura discernir sobre el desempeño de la TIR como sustituto/complemento de las mediciones del contenido de agua del suelo en el monitoreo de los cultivos durante el ciclo, y discutir fortalezas y debilidades de la técnica.

## MATERIALES Y MÉTODOS

### 1. Descripción del ensayo

El estudio se realizó sobre un cultivo de soja de la variedad Don Mario 40R16 que fue sembrado el 19/11/2019, alcanzó madurez fisiológica el 18/03/2020 y se cosechó posteriormente el 31/03/2020. El monitoreo y seguimiento se realizó en un lote ubicado al sur de la ciudad de Córdoba (31°33' lat. Sur, 64°05' long. Oeste, 400 msnm), donde la soja se sembró sobre un rastrojo de maíz con una densidad de 19 pl m<sup>-2</sup> y en hileras distanciadas a 0,5 m. El suelo del predio es un Haplustol éntico, serie Manfredi, con un perfil de tres horizontes de textura franco-limosa (Dardanelli *et al.*, 1997; Rollán y Bachmeier, 2014). Los análisis de suelo previos a la siembra revelaron en el lote ausencia de restricciones de fertilidad química.

En el interior del lote se establecieron de manera

contigua y en sentido Este-Oeste, 4 parcelas de ensayo de 4 m<sup>2</sup> cada una, que recibieron los siguientes tratamientos: 100 mm de riego y 100 kg de urea (RRF); 100 mm de riego (RR); 50 mm de riego (R) y un testigo sin intervención (S). Asimismo, en una quinta parcela en secano se procedió a quitar las plantas de soja para medir Ts y registrar un valor térmico de referencia sin cobertura del suelo y en ausencia de transpiración (SD). El riego se realizó en 5 oportunidades agregando cantidades iguales de agua y la fertilización fue implementada en plena floración (R2).

### 2. Cobertura del cultivo

La cobertura del cultivo (CC) se obtuvo por medio de fotografías adquiridas a 3 m sobre el cultivo con una cámara Canon PowerShot SD780 IS, modificada para producir imágenes de NDVI (de la Casa *et al.*, 2016; de la Casa *et al.*, 2017). La resolución espacial promedio de las imágenes fue de 12,5 px cm<sup>-1</sup> (aproximadamente 7 m<sup>2</sup> por foto) (de la Casa *et al.*, 2018a). La disposición de la cámara a esta altura permitió obtener una imagen completa de cada parcela, que se recortó con respecto a su perímetro externo. La determinación de CC se realizó identificando cada píxel de la imagen recortada como suelo o vegetación verde. A tal efecto se utilizó un umbral de NDVI (U) que, de acuerdo al reconocimiento visual y para el rango de valores que produce la cámara, se estableció en 0,05. Si bien tiene un componente subjetivo, este procedimiento es accesible y operativamente de fácil implementación. A partir de la imagen binaria producida (valores < 0,05 para suelo), se calculó el porcentaje entre la cantidad de píxeles con vegetación con respecto al total. La CC de la parcela corresponde para cada fecha al valor medio de por lo menos 3 imágenes bien enfocadas y no saturadas lumínicamente.

### 3. Datos de TIR

Los valores de temperatura foliar (Tf) y de superficie (Ts) se obtuvieron por medio de dos dispositivos TIR. Uno de ellos corresponde al sensor MLX9061 (MLX en adelante), que es un termómetro infrarrojo para realizar mediciones de la temperatura sin tener contacto con el objeto. Posee una termopila y un filtro transparente para la radiación infrarroja (entre 5,5 y 14 μm) emitida por un objeto y está calibrado de fábrica para un rango de temperatura de -70 a +380 °C (Cerminato *et al.*, 2018). Noguera *et al.* (2020) utilizan un sensor similar para medir la temperatura de la canopia en

árboles de olivo y determinar su estado hídrico. Por su parte, la lectura de la temperatura del aire ( $T_a$ ) proviene de un sensor DHT22 que se realiza de manera simultánea a  $T_f$  (Ovando *et al.*, 2018).

Los otros registros TIR se obtuvieron con una cámara FLIR ONE PRO (FLIR Systems®, 2018). Este dispositivo está diseñado para acoplarse a un teléfono celular. Utiliza un sensor térmico que produce imágenes termográficas de alta resolución (160 x 120 píxeles) y es capaz de medir un rango térmico entre -20 y 400 °C. En cada imagen térmica se procedió a contabilizar la frecuencia acumulada de las temperaturas ordenadas de menor a mayor y se consideraron los percentiles de 10 (P10), 50 (P50) y 90 (P90) (Ovando *et al.*, 2020). El P10, correspondiente al 10% de los registros de  $T_f$  más bajos de la imagen, se consideró en primera instancia el valor que representa los píxeles más fríos en respuesta de una intensa evapotranspiración.

Las lecturas TIR se efectuaron siempre entre las 12 y 14 hs (Xu *et al.*, 2016), con el sensor dispuesto de manera perpendicular y a 1,5 m de altura sobre la parcela, con la cámara colocada de manera perpendicular al suelo. Los valores presentados para cada parcela corresponden a un promedio de 4 lecturas/termogramas.

#### 4. Indicadores de estrés hídrico

A los efectos de evaluar la condición de estrés hídrico del cultivo de soja, se emplearon diferentes indicadores obtenidos a partir tanto de registros de la humedad del suelo como de TIR.

##### 4.1 Índice de estrés edáfico

El contenido de agua del suelo (AS) se determinó a partir del método gravimétrico, realizando el muestreo del perfil a 0,05; 0,2; 0,4; 0,6; 0,8; 1,0; 1,2 y 1,4 m. Estas mediciones se integraron a fin de obtener el contenido de agua del perfil, y se expresaron de manera volumétrica considerando un valor uniforme de densidad aparente de 1,25 Mg m<sup>-3</sup>. De acuerdo a la información regional, se adoptó un valor de 0,28 m<sup>3</sup> m<sup>-3</sup> para expresar el contenido de agua a Capacidad de Campo ( $AS_{CC}$ ) y de 0,14 m<sup>3</sup> m<sup>-3</sup> para representar el contenido volumétrico del Punto de Marchitez Permanente ( $AS_{PMP}$ ) (Rollán y Bachmeier, 2014). Los datos del contenido de agua del suelo (AS) se normalizaron para facilitar su comparación con DWI, y el índice de estrés de agua del suelo (IEAS) se calculó cada día de muestreo (i) por medio de la siguiente expresión (Gao *et al.*, 2013):

$$IEAS_i = \frac{(AS_i - AS_{PMP})}{(AS_{CC} - AS_{PMP})}$$

#### 4.2 Índices de estrés TIR

Derivados de observaciones termométricas y termográficas se evaluaron distintos indicadores de estrés:

##### 4.2.1 Índice $T_f$ - $T_a$

La temperatura de la superficie no solo depende de la tasa de evaporación sino también de las condiciones atmosféricas que prevalecen en cada momento, incluida la radiación solar incidente, la temperatura y humedad ambiente y la velocidad del viento (Prashar *et al.*, 2013). Una manera de corregir la influencia de las condiciones meteorológicas y de sus cambios repentinos sobre  $T_f$  resulta de normalizar las observaciones con respecto a la temperatura del aire (Jackson *et al.*, 1977; Jones, 2004). A medida que la diferencia entre la temperatura foliar ( $T_f$ ) y del aire ( $T_a$ ) se torna más grande se interpreta que la intensidad del estrés por falta de agua es mayor. En el caso particular de la parcela desprovista de plantas (SD), la diferencia con  $T_a$  se expresó con respecto a  $T_s$  y se utilizó sólo como un valor de referencia.

##### 4.2.2 Índice de deficiencia de agua (WDI)

Integrando mediciones de  $T_s$  con datos de índices de vegetación espectral, Moran *et al.* (1994) aplican la teoría CWSI a terrenos con vegetación parcial y sin registros de temperatura del follaje. A tal efecto desarrollan el WDI, que se calcula como muestra la Figura 1, para estimar la tasa de evapotranspiración en sitios tanto con cobertura completa como parcial. En este trabajo, los valores de WDI se obtuvieron haciendo uso del espacio trapezoidal que surge de la relación entre la CC y la diferencia entre  $T_f$  y  $T_a$ .

Los valores de  $T_f$  proceden de dos fuentes: el sensor MLX, que produce un registro térmico localizado ( $T_{f_{MLX}}$ ), y el dispositivo FLIR cuya salida es un termograma, es decir una matriz de valores  $T_{f_{FLIR}}$  sobre la parcela. Si bien existen procedimientos automáticos y semiautomáticos para estimar  $T_f$  de una imagen térmica (Wang *et al.*, 2010a; b), otra alternativa más intuitiva consiste en transformar la matriz en un vector unidimensional, para luego ordenar los valores de  $T_f$  de menor a mayor y obtener la curva empírica de frecuencia acumulada. De esta manera, el histograma de frecuencia permite conocer los percentiles de la distribución. Krishna *et al.* (2021) señalan que

este método de referencia virtual es más práctico y adoptan el valor medio del percentil 5 más frío y más cálido de  $T_f$  para estimar los valores más húmedo ( $T_{fw}$ ) y más seco ( $T_{fd}$ ), respectivamente, de la imagen térmica. Ovando *et al.* (2020) determinaron que el percentil 10 de una imagen térmica representa con mucha aproximación los valores de  $T_f$  registrados a partir del sensor MLX.

De esta forma, conocidos los valores de  $T_f$  ( $T_{f_{MLX}}$  y  $T_{f_{FLIR}}$ ) y  $T_a$ , como así también el dato de CC de cada lectura, es factible determinar los índices de estrés:  $DWI_{MLX}$  y  $DWI_{FLIR}$ , calculados a partir de trapecoides en los espacios ( $T_{f_{MLX}} - T_a$ ) vs. CC y ( $T_{f_{FLIR}} - T_a$ ) vs. CC, respectivamente.

### 5. Análisis estadístico del ensayo

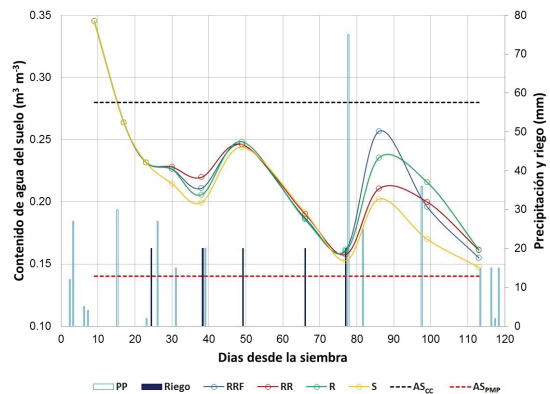
A los efectos de realizar la evaluación estadística de los resultados del ensayo de riego se aplicó el test de medias de dos muestras apareadas a los datos de CC,  $T_f - T_a$ ,  $WDI_{MLX}$ ,  $WDI_{FLIR}$  y IEAS, utilizando la fecha de muestreo como criterio de apareamiento. Entre la siembra y R8 se realizaron 11 muestreos. Por su parte, los datos de rendimiento de granos a la cosecha (se cosecharon 3 líneas centrales de 2 m de largo para obtener el valor medio de cada parcela) se evaluaron utilizando la prueba t para dos muestras considerando varianzas desiguales, ya que la prueba de igualdad de varianzas arrojó diferencias significativas.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 1. Variación del contenido de agua del suelo durante del ensayo

La Figura 2 presenta la variación del contenido volumétrico de agua del suelo durante el ensayo de soja, desde la siembra a la cosecha. Más allá de los aumentos que se registran los días 49 y 86 después de la siembra, vinculados al aporte de agua tanto de la lluvia como del riego previos a estas mediciones, la Figura 2 muestra la progresiva disminución del contenido de agua desde el comienzo del ciclo de cultivo, cuando el suelo se encuentra saturado de humedad, hasta el último registro con valores próximos al punto de marchitez permanente.

El comportamiento decreciente del almacenamiento de agua es relativamente típico en seco, en la medida que los aportes de la lluvia no son suficientes en cantidad y frecuencia para reponer el consumo de un cultivo en continuo crecimiento (de la Casa *et al.*, 2018b). El agua que se agregó a las parcelas bajo riego aumentó su contenido hídrico que, en general, se mantiene siempre por encima de los valores en seco.



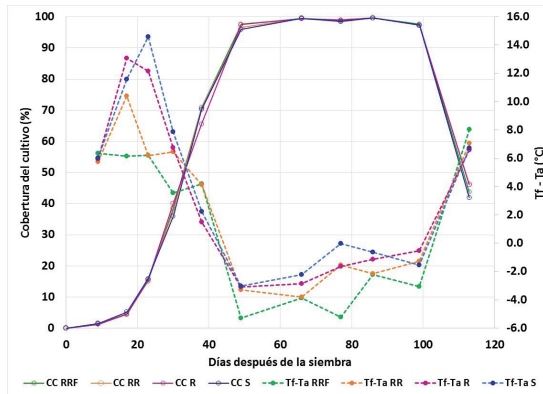
**Figura 2.** Contenido de agua del suelo de los distintos tratamientos y eventos de lluvia y riego (RRF y RR; en el caso de R solo la mitad) durante el ciclo de cultivo de soja 2019-2020 en Córdoba.

### 2. Variación de la cobertura del cultivo durante el ciclo

Además de su empleo para determinar los valores de estrés WDI, los datos de CC se utilizaron también para evaluar las diferencias de crecimiento entre tratamientos a partir de un procedimiento no destructivo. La Figura 3 presenta la variación de la cobertura del cultivo de soja (CC) a lo largo del ciclo para los respectivos tratamientos, obtenida por medio de fotografías que registran la variación del NDVI. Si bien la semejanza de las curvas es manifiesta a simple vista, tanto los coeficientes de correlación próximos a 1 como la prueba de medias en la Tabla 2 convalida la ausencia de diferencias significativas de CC entre tratamientos ( $p < 0,05$ ). Con el perfil bien provisto de humedad a la siembra y el abundante aporte pluviométrico en los primeros 40 días del ciclo, de acuerdo a la Figura 2, el desarrollo de CC es muy uniforme en todos los tratamientos y muestra valores de cobertura completa en el transcurso de un periodo prolongado del ciclo, que se extiende al menos durante 50 días e incluye buena parte de la etapa reproductiva entre R2 y R6.

La semejanza entre las curvas de CC, de esta forma, pone de manifiesto que el agua agregada a las parcelas (100 mm en RRF y RR, y 50 mm en R) no alcanza a expresar un incremento del crecimiento, al menos en términos de cómo lo representa la cobertura del suelo. Si bien el ciclo presenta una importante ausencia de lluvias durante el mes de enero, el almacenamiento de agua del suelo pudo sostener eventualmente la tasa de expansión foliar del cultivo incluso en seco.

La regulación edáfica del abastecimiento de agua para los cultivos constituye un factor crítico



**Figura 3.** Variación de la cobertura del cultivo (CC) de soja y de la diferencia entre la temperatura del follaje y del aire (Tf – Ta) con respecto a los días después de la siembra para los diferentes tratamientos durante el ciclo 2019-2020 en Córdoba, Argentina.

en la agricultura de secano de la región central de Córdoba, que cada año explica en gran medida la brecha de rendimiento tanto de soja (de la Casa *et al.*, 2018b) como de maíz (de la Casa *et al.*, 2019). Por otra parte, en razón de que cada componente del sistema suelo-planta-atmósfera posee sus propios mecanismos destinados a regular el movimiento del agua, la dificultad para identificar y evaluar episodios de sequía se exageran en un contexto productivo bien administrado (con el perfil bien provisto de agua a la siembra), y cuando la condición climática no es extrema. De esta forma, desde una perspectiva operativa el monitoreo de cultivos a campo impone un régimen de observación mucho más intensivo y frecuente, cuya implementación sólo es factible por medio de un registro automatizado y de carácter continuo que permita exponer la intensidad y duración de los episodios de sequía atmosférica.

### 3. Evaluación de la condición hídrica con indicadores TIR

La evaluación de la condición hídrica de los tratamientos se implementó a partir de distintos indicadores de estrés derivados de mediciones TIR. Mientras el primero considera directamente la diferencia entre Tf y Ta, los otros emplean el concepto del espacio trapezoidal Ts/IV, configurado a partir de los valores de CC que se obtienen de las imágenes de NDVI en ordenada y de Tf – Ta en abscisa.

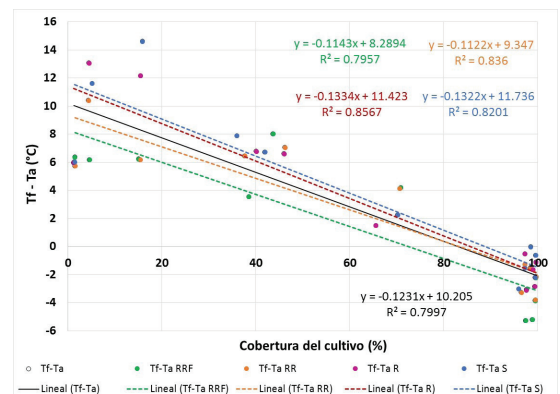
#### 3.1 Índice Tf – Ta

Además de la variación de CC, la Figura 3 presenta las mediciones de Tf – Ta correspondientes

a cada tratamiento durante el ciclo. De manera relativamente ordenada, se observa que las parcelas más provistas de agua (RRF y RR) presentan valores de Tf – Ta más bajos, inferiores a los de R y en secano (S). Este ordenamiento también se presenta en los valores medios para cada tratamiento que muestra la Tabla 1. El análisis estadístico de la Tabla 1 pone de manifiesto que la diferencia entre los valores medios apareados del tratamiento RRF es significativa ( $p < 0,05$ ), tanto con respecto a R como a S.

Por otra parte, el análisis de regresión lineal que presenta la Figura 4 permite establecer una relación inversa de carácter significativa entre ambas variables, de modo que buena parte de la variación de Tf – Ta se explica indudablemente por los cambios que CC experimenta durante el ciclo. De acuerdo al valor que adopta la pendiente, esta influencia se manifiesta de manera muy similar tanto para el conjunto completo de la información como para cada tratamiento por separado.

Más allá de la importante variabilidad que acusa el índice de estrés Tf – Ta en el conjunto completo de observaciones, se advierte que un valor de aproximadamente 80% de CC separa en este ensayo los valores de Tf – Ta positivos de los negativos. De esta forma, el valor de Tf – Ta tiende a disminuir a medida que el cultivo cubre completamente el suelo, de manera que cuando la cobertura es completa las diferencias son todas negativas. Resulta importante destacar que el estrés hídrico al principio del ciclo, como estarían señalando las Figuras 3 y 4, corresponde sólo a una condición aparente. Teniendo en cuenta que el contenido de agua del suelo en la primera mitad del ciclo, de acuerdo a la Figura 2, resulta suficiente para asegurar el crecimiento de la cobertura, el



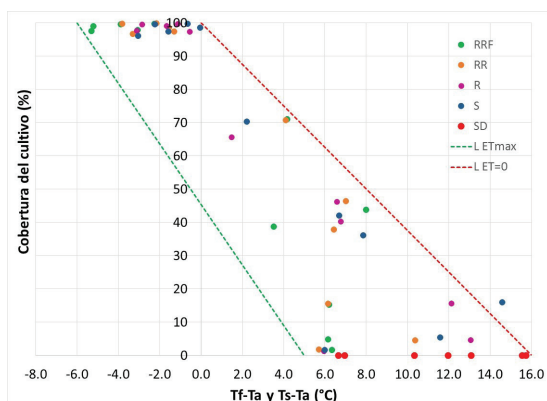
**Figura 4.** Variación de Tf – Ta en relación a la cobertura del cultivo de soja para el conjunto completo de datos y discriminados por tratamiento en Córdoba, durante el ciclo 2019-2020.

calentamiento excesivo que señalan los valores elevados de  $T_f - T_a$  se debe interpretar mejor como consecuencia de la mayor proporción de suelo expuesto, y no por la falta de agua. Por otra parte, durante esta etapa tampoco se observaron a campo signos de marchitamiento.

Ovando *et al.* (2020) analizan la influencia de CC sobre la variabilidad de las mediciones de TIR, y observan una progresiva disminución de la variabilidad en los registros  $T_f$  a medida que CC se incrementa. De esta manera, la proporción de suelo expuesto durante las primeras fases de desarrollo del cultivo tiene un rol preponderante sobre el régimen térmico de la escena. Jackson *et al.* (1981) advierten que para una correcta determinación de CWSI es necesario evitar que el fondo del suelo aparezca en el campo de visión del termómetro infrarrojo, porque el suelo puede alcanzar una temperatura muy diferente a la de la planta. Moran *et al.* (1994) reconocen que cuando la vegetación es escasa la temperatura del suelo domina la medición de la temperatura compuesta de la escena. De esta forma, la información del ensayo confirma que los estudios de estrés hídrico a campo por medio de TIR demandan implementar procedimientos que consideren la influencia de la variación de la CC durante el ciclo a fin de establecer la proporción de suelo desnudo en una escena.

### 3.2 Índice de estrés $WDI_{MLX}$

Los valores de  $WDI_{MLX}$  para cada tratamiento se obtuvieron, siguiendo las pautas establecidas en la Figura 1, a partir de la información que presenta la Figura 5 para el conjunto completo de fechas de muestreo.



**Figura 5.** Trapecioide definido en el espacio  $T_f - T_a$  y la cobertura del cultivo de soja durante el ciclo 2019-2020 en la región central de Córdoba. La figura muestra también las líneas de evapotranspiración máxima (ETmax) y evapotranspiración nula (ET=0) para calcular WDI.

Aunque las mediciones son escasas y los bordes húmedo (ETmax) y seco (ET=0) se trazaron de manera arbitraria en procura de circunscribir el conjunto completo de las observaciones, resulta evidente la forma trapezoidal de la figura que propone la teoría de Moran *et al.* (1994). En este sentido, es destacable la similitud que presentan los diagramas de la Figura 1 y la Figura 5. La configuración del diagrama en la propuesta de Moran *et al.* (1994), como así también en otros procedimientos alternativos (Sandholt *et al.*, 2002; Mallick *et al.*, 2009; Holzman y Rivas, 2016), fue concebida para utilizar registros radiométricos de origen satelital, de modo que la disponibilidad de datos tiende a cubrir por completo el espacio delimitado. Una diferencia bien manifiesta con respecto a esos procedimientos de carácter regional, es que la diversidad de condiciones a escala del ensayo depende del número de tratamientos y la frecuencia del seguimiento. Si bien el espacio  $T_s/IV$  luce muy escaso de registros bajo este contexto experimental, tanto la base conceptual como la forma de la figura se presentan como un esquema de análisis robusto.

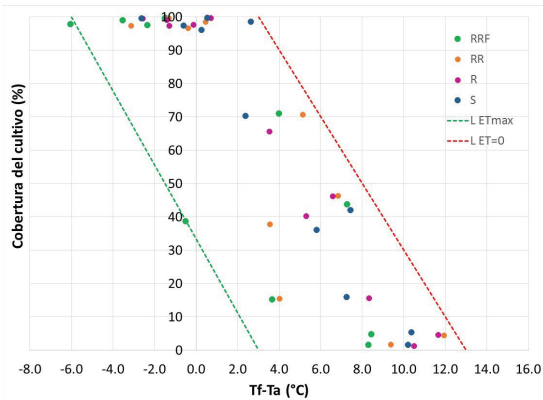
A modo de contraste entre los 2 componentes de la escena: suelo y vegetación, la Figura 5 muestra también los valores de  $T_s - T_a$  registrados sobre la parcela con suelo desnudo (SD) que, desprovisto de plantas, corresponden a un valor de CC nulo (el suelo en este caso presentaba rastrojo de maíz del año anterior). En las distintas fechas de muestreo los valores son siempre positivos y alcanzan un máximo de  $16,0^{\circ}\text{C}$  que ponen en evidencia, además de la abundante recepción de radiación solar próxima al mediodía en pleno verano, la ausencia del efecto refrigerante que promueve la evaporación. El test de la diferencia de medias entre los registros de RRF y el resto de los tratamientos resulta significativo ( $p < 0,05$ ) para  $WDI_{MLX}$ .

### 3.3 Índice de estrés $WDI_{FLIR}$

A los efectos de calcular  $WDI_{FLIR}$  se utilizó la información de los termogramas adquiridos sobre las parcelas del ensayo, equiparando  $T_f$  al valor del percentil 10 de cada imagen para representar los píxeles más fríos (Ovando *et al.*, 2020). El valor de  $T_a$ , por su parte, corresponde a la lectura del sensor DTH22. La Figura 6 muestra el diagrama trapezoidal que surge de combinar la diferencia entre los registros térmicos y los datos de cobertura del cultivo de soja a partir de los datos del ensayo.

El diagrama muestra una configuración ligeramente distinta al de la Figura 5 de modo que, a los efectos de respetar el mismo criterio envolvente, las líneas de los bordes húmedo





**Figura 6.** Trapezoide definido en el espacio Tf – Ta y la cobertura del cultivo de soja durante el ciclo 2019-2020 en la región central de Córdoba. El valor de Tf se asimiló al percentil 10 de la imagen FLIR y Ta se registró con el sensor DTH22. La figura muestra también las líneas de evapotranspiración máxima (ETmax) y evapotranspiración nula (ET=0) para obtener el valor de WDI.

(ETmax) y seco (ET=0) del trapecio se trazaron a partir de coordenadas y pendientes diferentes. Resulta notable en este caso el menor rango que presenta Tf – Ta cuando la condición de cobertura

es nula. La variabilidad de los indicadores en cada tratamiento se reduce y la prueba de medias apareadas confirma la diferencia de todos los tratamientos con RRF (Tabla 1).

#### 4. Comparación del índice de estrés edáfico con los indicadores TIR

El contenido de agua del suelo constituye una información paradigmática a fin de evaluar la disponibilidad de agua para un cultivo, cuya disminución por debajo de cierto umbral permite ponderar la condición de sequía edáfica. De esta forma, el desempeño de los indicadores TIR se evaluó confrontando su performance con respecto al índice de estrés de agua del suelo (IEAS), que se adoptó como referencia de la disponibilidad a modo de variable independiente. La relación de IEAS con los diferentes indicadores de estrés TIR, de acuerdo a los coeficientes de correlación que muestra la Tabla 2, presenta algunos resultados incongruentes.

La progresiva disminución de la disponibilidad

**Tabla 1.** Resultados de la prueba de medias apareadas para los tratamientos del ensayo de soja durante 2019-2020 en Córdoba, Argentina. Para n=11, el valor crítico de t es 2,228. En rojo los valores estadísticamente significativos (p < 0,05).

	CC (%)					
	RRF	RR	RRF	R	RRF	S
Media	60,7	60,7		60,5		60,1
Varianza	1679,6	1662,3		1657,3		1667,5
r		1,000		0,999		1,000
p(T<=t)		0,935		0,824		0,114
	IEAS					
Media	0,61	0,59		0,61		0,53
Varianza	0,15	0,14		0,14		0,16
r		0,961		0,984		0,955
p(T<=t)		0,610		0,991		0,060
	Tf – Ta (°C)					
Media	1,36	2,54		3,35		3,79
Varianza	27,58	25,04		34,45		35,54
r		0,938		0,868		0,851
p(T<=t)		0,057		<b>0,047</b>		<b>0,028</b>
	WDI <sub>MLX</sub>					
Media	0,61	0,45		0,36		0,31
Varianza	0,09	0,06		0,05		0,06
r		0,659		0,270		0,236
p(T<=t)		<b>0,045</b>		<b>0,030</b>		<b>0,017</b>
	WDI <sub>FLIR</sub>					
Media	0,66	0,44	0,66	0,41	0,66	0,37
Varianza	0,09	0,07	0,09	0,04	0,09	0,04
r		0,797		0,569		0,170
p(T<=t)		<b>0,002</b>		<b>0,006</b>		<b>0,015</b>

Referencias: RRF: 100 mm de riego + 100 kg ha<sup>-1</sup> de urea; RR: 100 mm de riego; R: 50 mm de riego y S: testigo sin intervención

**Tabla 2.** Coeficientes de correlación entre el índice de estrés de agua del suelo (IEAS) y los distintos indicadores TIR para cada tratamiento del ensayo de soja en 2019-2020. En rojo los valores estadísticamente significativos ( $p < 0,05$ ).

	Tratamientos			
	RRF	RR	R	S
Tf-Ta	0,286	0,370	0,325	0,343
DWI <sub>MLX</sub>	0,392	<b>0,676</b>	0,557	<b>0,708</b>
DWI <sub>FLIR</sub>	-0,047	-0,042	-0,447	0,075

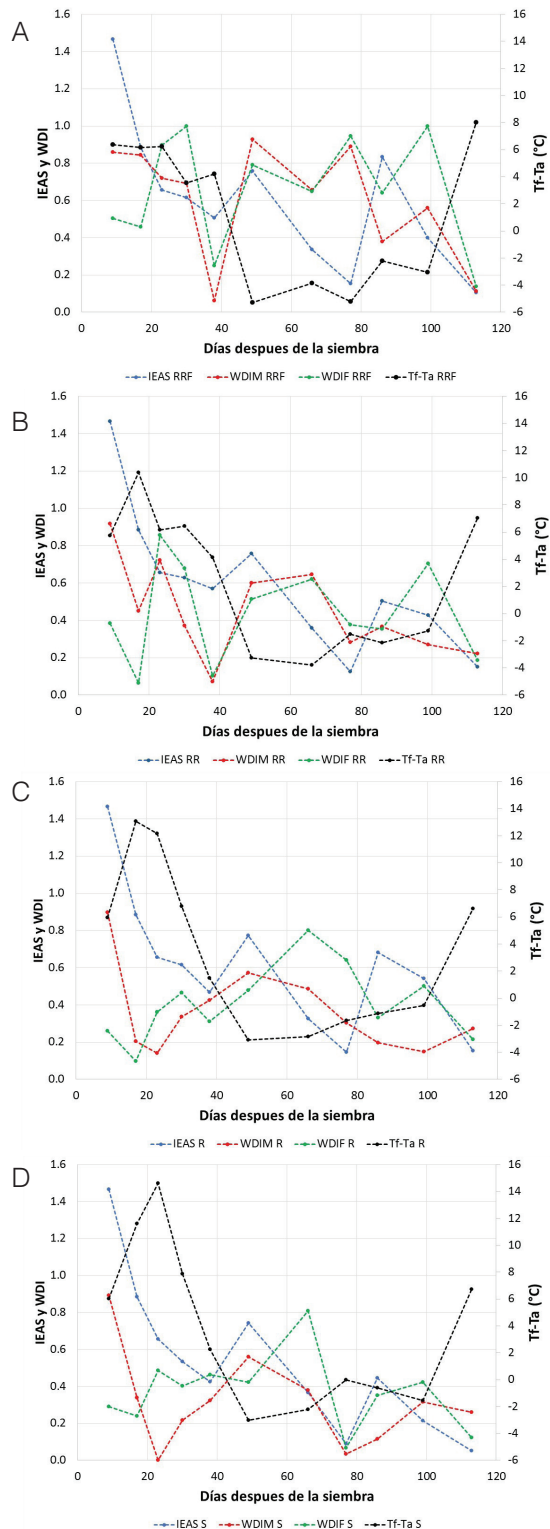
agua del suelo se muestra ligada a la reducción de Tf - Ta, comportamiento exactamente opuesto al efecto de calentamiento superficial que se debería producir debido al agotamiento por evaporación. Por su parte, la relación con  $WDI_{FLIR}$  no resulta significativa y se presenta incluso inversa en algunos tratamientos, lo que también es contradictorio. Para el caso de  $WDI_{MLX}$ , en cambio, la correlación tiene un signo positivo lógico, en la medida que su valor aumenta cuando también lo hace el contenido de agua y la relación alcanza significación tanto para RR como para S.

La Figura 7, por su parte, presenta la variación de los distintos indicadores de estrés hídrico a lo largo del ciclo de la soja, con la información discriminada por tratamiento. Mientras que la relación del indicador de agua del suelo con Tf - Ta, así como con respecto a  $WDI_{FLIR}$ , expresa resultados exactamente opuestos al comportamiento esperado, la correlación positiva del indicador de estrés edáfico con  $WDI_{MLX}$  constituye una relación consistente para los distintos tratamientos. De esta forma, se interpreta que el índice de estrés TIR reduce su valor a medida que disminuye el contenido de agua del suelo.

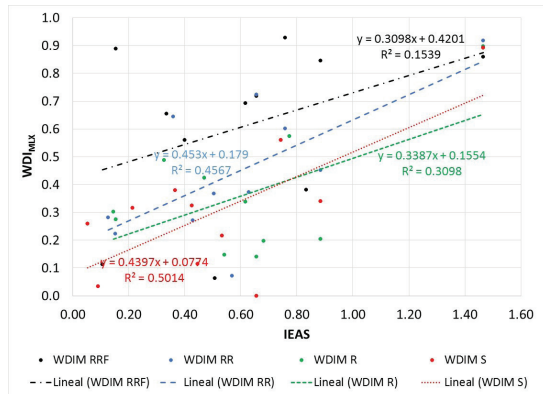
Descartados los índices Tf - Ta y  $WDI_{FLIR}$  por incongruentes,  $WDI_{MLX}$  muestra en cambio un comportamiento aceptable. La Figura 8 presenta la relación lineal entre ambos indicadores discriminados por tratamiento. Si bien sólo RR y S presentan una valoración estadística significativa, de modo que una buena parte de la variación del índice TIR se explica por la variación que experimentó el agua del suelo, las funciones de ajuste de los tratamientos restantes acompañan asimismo esta dependencia, aunque con coeficientes de correlación muy bajos.

**5. Influencia de la sequía en el crecimiento y productividad de la soja**

Otro aspecto importante para discernir es acerca de la eventual ocurrencia de sequía



**Figura 7.** Variación de los índices de estrés de agua del suelo (IEAS) y de los indicadores TIR: Tf - Ta,  $WDI_{MLX}$  y  $WDI_{FLIR}$  para cada tratamiento (RRF; RR; R y S) a lo largo del ciclo de la soja en 2019-2020.

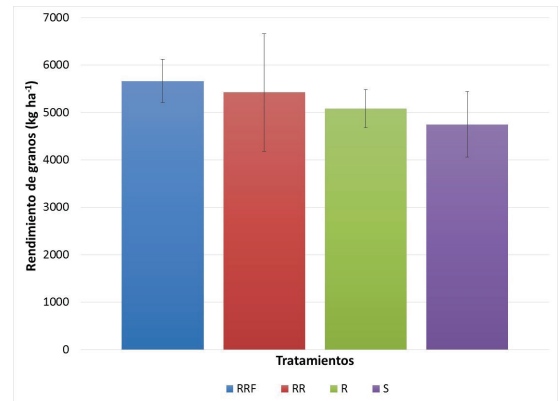


**Figura 8.** Relación entre el índice de estrés de agua del suelo (IEAS) y el índice de deficiencia de agua (WDI) determinado con el instrumento MLX para los distintos tratamientos del cultivo de soja en 2019-2020.

durante el ensayo y de establecer su influencia productiva. Aunque se trata de un ensayo bajo riego, el aporte de agua no fue desmedido de modo que el contenido del suelo a los 77 y 113 días de la siembra pudo resultar insuficiente, incluso para RRF y RR (Figura 7). Mientras a los 77 días el cultivo transitaba R6 (llenado de grano), etapa sensible a la falta de agua (Egli *et al.*, 1981; Hu and Wiatrak, 2012), a los 113 días la etapa corresponde a R8 (madurez fisiológica), cuando la sensibilidad al estrés hídrico es menor y la falta de agua menos crítica. Otra evidencia sobre la disponibilidad de agua en el ensayo se presenta en la Figura 8. Los indicadores de estrés hídrico (IEAS y  $WDI_{MLX}$ ) no sólo exhiben una relación lineal positiva entre ambos, las funciones de ajuste además se ordenan de mayor a menor contenido/disponibilidad: desde RRF y RR (+100 mm), hasta R (+50 mm) y S.

De acuerdo a los resultados de la Tabla 1, no se detectaron diferencias significativas entre tratamientos en los valores de cobertura del cultivo (CC). Es probable que el contenido de agua al comienzo del ciclo y hasta alcanzar las etapas reproductivas haya sido suficiente para no restringir la tasa de expansión foliar y, de esa forma, el tratamiento de secano no acusa diferencias con respecto a los que recibieron agua de riego adicional. En cuanto a la repercusión productiva, la Figura 9 muestra el rendimiento medio de grano de cada tratamiento. La prueba estadística (diferencia de medias con varianzas desiguales) exhibe diferencias significativas de RRF con R y S sólo para un nivel de significancia un poco más alto ( $p < 0.10$ ). Mientras la diferencia de productividad entre RRF y RR no resulta significativa, el rendimiento tiende a disminuir en respuesta a una condición de estrés hídrico más

intensa a medida que el agregado de agua se reduce (R) o no se produce (S).



**Figura 9.** Rendimiento medio de soja de cada tratamiento en el ensayo 2019-2020. Las barras indican +/- un desvío estándar.

## CONCLUSIONES

El análisis de estrés hídrico efectuado exclusivamente a partir de  $T_f - T_a$  puede inducir a malas interpretaciones durante la etapa inicial del cultivo de soja cuando la cobertura del cultivo es incompleta. La presencia de suelo expuesto directamente al sol en la escena térmica contamina las lecturas de  $T_f$  y desvirtúa el carácter fisiológico de la medición. Este análisis demostró que existe una fuerte dependencia inversa entre los registros TIR y CC a lo largo del ciclo, de modo tal que la variación de CC debe ser particularmente considerada cuando se emprende un análisis de estrés hídrico por medio de la TIR.

Los indicadores de sequía WDI derivados a partir del trapecioide  $T_f - T_a / CC$ , que se pueden obtener con datos de CC y empleando tanto un radiómetro puntual (MLX) como recurriendo a imágenes térmicas (FLIR), permiten superar el inconveniente del suelo expuesto directamente al sol en procura de analizar la condición de estrés hídrico. Si bien ambos indicadores TIR ( $WDI_{MLX}$  y  $WDI_{FLIR}$ ) se correlacionan estrechamente entre sí a lo largo del ciclo, sólo  $WDI_{MLX}$  mostró una relación lineal positiva con el índice de estrés de agua del suelo (IEAS), que alcanzó significación estadística en los tratamientos RR y de secano. En cambio, el mismo análisis a partir de  $WDI_{FLIR}$  produjo resultados inconsistentes, lo que plantea la necesidad de recurrir a procedimientos más apropiados para diferenciar en cada escena térmica los dos componentes básicos: vegetación y suelo.

Para lograr una implementación más exhaustiva del procedimiento trapezoidal se recomienda incrementar la cobertura del espacio analítico con mayor caudal de información a lo largo del ensayo. La implementación del monitoreo automático de Tf y CC mediante instrumental instalado de manera permanente sobre las parcelas/cultivo constituye la alternativa operativa más recomendable para aumentar la frecuencia del monitoreo. Este muestreo más intensivo puede ser útil para identificar episodios transitorios de sequía atmosférica, independientes o superpuestos a los de sequía edáfica.

La ausencia de diferencia de CC entre tratamientos se puede sostener por la información sobre el contenido de agua del suelo que se obtuvo de manera convencional durante el ensayo. Mientras el contenido de agua puede considerarse suficiente durante las etapas vegetativas, la disminución del rendimiento de granos que acusaron R y S respecto a RRF, se explica en función del menor aporte o la ausencia de riego, respectivamente.

## AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Secretaría de Ciencia y Tecnología de la Universidad Nacional de Córdoba por el apoyo financiero recibido

## BIBLIOGRAFÍA

- Brenner, C.; M. Zeeman, M. Bernhardt and K. Schulz, 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, doi: 10.1080/01431161.2018.1471550.
- Cerminato J.A.A.; J.P. Clemente, G. Díaz, A. Llop, G.G. Ovando, S. Rigalt, E.J-P Rodríguez Pesce y M.K. Tortorolo (*ex aequo*), 2018. Prototipo de instrumental automático de bajo costo para medir variables agrometeorológicas vinculadas al estrés hídrico en cultivos. *Revista NEXO Agropecuario* 6 (1-2): 29–36.
- Colaizzi, P.D.; E.M. Barnes, T.R. Clarke, C.Y. Choi, P.M. Waller, J. Haberland and M. Kostrzewski, 2003. Water stress detection under high frequency sprinkler irrigation with Water Deficit Index. *J. Irrig. Drain Eng.* 129 (1): 36–46.
- Dardanelli, J.D.; O.A. Bachmeier, R. Sereno and R. Gil, 1997. Rooting depth and soil water extraction patterns of different crops in a silty loam Haplustoll. *Field Crop Res.* 54: 29–38.
- Deery, D.; J. Jimenez-Berni, H. Jones, X. Sirault and R. Furbank, 2014. Proximal remote sensing buggies and potential applications for field-based phenotyping. *Agronomy* 4: 349–379. <https://doi.org/10.3390/agronomy4030349>.
- de la Casa, A.; G. Ovando, L. Bressanini, J. Martínez, C. Miranda y G. Díaz, 2016. Evaluación de un lote de maíz bajo riego y siembra variable con el modelo AquaCrop en Córdoba, Argentina. *Revista Argentina de Agrometeorología VII*:1–13.
- de la Casa, A.; G. Ovando, L. Bressanini, J. Martínez, C. Miranda y G. Díaz, 2017. La cobertura del cultivo como indicador de la productividad de maíz en un lote con siembra variable. *Agriscientia* 34: 1–14.
- de la Casa, A.; G. Ovando, L. Bressanini, J. Martínez, G. Díaz and C. Miranda, 2018a. Soybean crop coverage estimation from NDVI images with different spatial resolution to evaluate yield variability in a plot. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 146: 531–547.
- de la Casa, A.; G. Ovando, G. Díaz, L. Bressanini y C. Miranda, 2018b. Brecha de rendimiento del cultivo de soja estimada con el modelo AquaCrop en la región central de Córdoba, Argentina. *Revista Argentina de Agrometeorología X*: 1–19.
- de la Casa, A.; G. Ovando, L. Bressanini, G. Díaz, P. Díaz y C. Miranda, 2019. Evaluación de la brecha de rendimiento para maíz tardío con distintas densidades de siembra en la región central de Córdoba, Argentina. *Agriscientia* 36 (2): 1–17.
- de Tomás, A.; H. Nieto, R. Guzinski, J. Salas, I. Sandholt and P. Berliner, 2014. Validation and scale dependencies of the triangle method for the evaporative fraction estimation over heterogeneous areas. *Remote Sens. Environ* 152: 493–511.
- Egli, D.; J. Fraser, J. Leggett and C. Poneleit, 1981. Control of seed growth in soya beans (*Glycine max* (L.) Merrill). *Annals Bot.* 48: 171–176.
- Gao, Z.; X. Xu, J. Wang, H. Yang, W. Huang and H. Feng, 2013. A method of estimating soil moisture based on the linear decomposition of mixture pixels. *Mathematical and Computer Modelling* 58: 606–613.
- Grant, O.M.; L. Tronina, H.G. Jones and M. Chaves, 2007. Exploring thermal imaging variables for the detection of stress responses in grapevine under different irrigation regimes. *J. Exp. Bot.* 58: 815–825.
- Holzman, M.E. and R.E. Rivas, 2016. Early maize yield forecasting from remotely sensed temperature/vegetation index measurements. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9 (1): 507–519.
- Hu, M. and P. Wiatrak, 2012. Effect of planting date on soybean growth, yield, and grain quality: Review. *Agron. J.* 104: 785–790.
- Idso, S.B.; R.D. Jackson, P.J.Jr. Pinter, R.J. Reginato and

- J.L. Hatfield, 1981. Normalizing the stress-degree-day parameter for environmental variability. *Agricultural Meteorology* 24: 45–55.
- Jackson, R.D.; R.J. Reginato and S.B. Idso, 1977. Wheat canopy temperature: A practical tool for evaluating water requirements. *Water Resour. Res.* 13: 651–656.
- Jackson, R.D.; S.B. Idso, R.J. Reginato and P.J.Jr. Pinter, 1981. Canopy temperature as a Crop Water Stress Indicator. *Water Resour. Res.* 17 (4): 1133–1138.
- Jiménez-Bello, M.; C. Ballester, J. Castel and D. Intrigliolo, 2011. Development and validation of an automatic thermal imaging process for assessing plant water status. *Agric. Water Manag.* 98: 1497–1504.
- Jones, H.G., 1999. Use of infrared thermometry for estimation of stomatal conductance in irrigation scheduling. *Agric. Forest Meteorol.* 95 (3):139–149.
- Jones, H.G., 2002. Use of infrared thermography for monitoring stomatal closure in the field: Application to grapevine. *J. Exp. Bot.* 53: 2249–2260.
- Jones, H.G., 2004. Application of Thermal Imaging and Infrared Sensing in Plant Physiology and Ecophysiology. *Adv. Bot. Res.* 41: 107–163.
- Jones, H.G.; R. Serraj, B.R. Loveys, L. Xiong, A. Wheaton and A.H. Price, 2009. Thermal infrared imaging of crop canopies for the remote diagnosis and quantification of plant responses to water stress in the field. *Funct. Plant Biol.* 36 (11): 978–989.
- Kasim, A.A.; T.N. Carlson and H.S. Usman, 2020. Limitations in validating derived soil water content from thermal/optical measurements using the simplified triangle method. *Remote Sens.* 12, 1155; doi:10.3390/rs12071155.
- Krishna, G.; R.N. Sahoo, P. Singh, H. Patra, V. Bajpai, B. Das, S. Kumar, R. Dhandapani, C. Vishwakarma, M. Pal and V. Chinnusamy, 2021. Application of thermal imaging and hyperspectral remote sensing for crop water deficit stress monitoring. *Geocarto International* 36 (5): 481–498, doi: 10.1080/10106049.2019.1618922.
- Leinonen, I. and H.G. Jones, 2004. Combining thermal and visible imagery for estimating canopy temperature and identifying plant stress. *J. Exp. Bot.* 55: 1423–1431.
- Mallick, K.; B.K. Bhattacharya and N.K. Patel, 2009. Estimating volumetric surface moisture content for cropped soils using a soil wetness index based on surface temperature and NDVI. *Agric. For. Meteorol.* 149: 1327–1342.
- Martynenko, A.; K. Shotton, T. Astatkie, G. Petrash, C. Fowler, W. Neily and A.T. Critchley, 2016. Thermal imaging of soybean response to drought stress: The effect of *Ascophyllum nodosum* seaweed extract. *SpringerPlus* 5: 1393.
- Moran, M.S.; T.R. Clarke, Y. Inoue and A. Vidal, 1994. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sens. Environ.* 49: 246–263.
- Narasimhan, B. and R. Srinivasan, 2005. Development and evaluation of Soil Moisture Deficit Index (SMDI) and Evapotranspiration Deficit Index (ETDI) for agricultural drought monitoring. *Agric. For. Meteorol.* 133: 69–88.
- Noguera, M.; B. Millán, J.J. Pérez-Paredes, J.M. Ponce, A. Aquino and J.M. Andújar, 2020. A new low-cost device based on thermal infrared sensors for olive tree canopy temperature measurement and water status monitoring. *Remote Sens.* 12, 723; doi:10.3390/rs12040723.
- Ovando, G.; A. de la Casa, G. Díaz, P. Díaz, L. Bressanini y C. Miranda, 2018. Evaluación del empleo de una cámara termográfica para determinar el estrés hídrico en el cultivo de soja. *Nexo Agropecuario* 6 (1-2): 3–8.
- Ovando, G.; A. de la Casa, G. Díaz, P. Díaz, F. Soler y C. Miranda, 2020. Evaluación termométrica y termográfica de la temperatura de superficie en parcelas de soja. XVIII Reunión Argentina y IX Latinoamericana de Agrometeorología (RALDA 2020), 155-156.
- Petropoulos, G.; T.N. Carlson, M.J. Wooster and S. Islam, 2009. A review of Ts/VI remote sensing based methods for the retrieval of land surface energy fluxes and soil surface moisture. *Progress in Physical Geography* 33 (2): 224–250.
- Pipatsitee, P.; A. Eiumnroh, P. Praseartkul, K. Taota, S. Kongpugdee, K. Sakulleerungroj and S. Cha-um, 2018. Application of infrared thermography to assess cassava physiology under water deficit condition. *Plant Production Science* 21 (4): 398–406.
- Prashar, A.; J. Yildiz, J.W. McNicol, G.J. Bryan and H.G. Jones, 2013. Infra-red thermography for high throughput field phenotyping in *Solanum tuberosum*. *PLoS ONE* 8 (6): e65816. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0065816>.
- Rollán, A.A. y O.A. Bachmeier, 2014. Compactación y retención hídrica en Haplustoles de la provincia de Córdoba, Argentina, bajo siembra directa. *Agriscientia* 31 (1): 1–10.
- Romero-Bravo, S.; A.M. Méndez-Espinoza, M. Garriga, F. Estrada, A. Escobar, L. González-Martínez, C. Poblete-Echeverría, D. Sepulveda, I. Matus, D. Castillo A. del Pozo and G.A. Lobos, 2019. Thermal imaging reliability for estimating grain yield and carbon isotope discrimination in wheat genotypes: Importance of the environmental conditions. *Sensors* 19: 2676; doi:10.3390/s19122676.
- Sandholt, I.; K. Rasmussen and J. Andersen, 2002. A simple interpretation of the surface temperature vegetation index space for assessment of surface

- moisture status. *Remote Sens. Environ.* 79: 213–224.
- Shoa, P.; A. Hemmat, M. Gheysari and R. Amirfattahi, 2020. Effect of micro climatic indices on the accuracy of thermographic plant water status monitoring, case study of a semi-arid area. *Quantitative InfraRed Thermography Journal*; doi:10.1080/17686733.2020.1768496.
- Sun, H.; B. Zhou and H. Liu, 2019. Spatial evaluation of soil moisture (SM), land surface temperature (LST), and LST-Derived SM indexes dynamics during SMAPVEX12. *Sensors* 19, 1247; doi:10.3390/s19051247.
- Tanriverdi, C.; A. Atilgan, H. Degirmenci and A. Akyuz, 2017. Comparison of crop water stress index (CWSI) and water deficit index (WDI) by using remote sensing (RS). *Polish Academic Science* 3: 879–894.
- Wang, X.; W. Yang, A. Wheaton, N. Cooley and B. Moran, 2010a. Automated canopy temperature estimation via infrared thermography: A first step towards automated plant water stress monitoring. *Comput. Electron. Agric.* 73: 74–83.
- Wang, X.; W. Yang, A. Wheaton, N. Cooley and B. Moran, 2010b. Efficient registration of optical and IR images for automatic plant water stress assessment. *Comput. Electron. Agric.* 74: 230–237.
- Xu, J.; Y. Lv, X. Liu, T. Dalson, S. Yang and J. Wu, 2016. Diagnosing crop water stress of rice using infra-red thermal imager under water deficit condition. *Int. J. Agric. Biol.* 18: 565–572.