

# ESTIMACIÓN DE COEFICIENTES DE CULTIVO MEDIANTE SENSORES REMOTOS EN EL DISTRITO DE RIEGO RÍO YAQUI, SONORA, MÉXICO

## ESTIMATION OF CROP COEFFICIENTS THROUGH REMOTE SENSING IN THE RÍO YAQUI IRRIGATION DISTRICT, SONORA, MÉXICO

Carlos R. Castañeda-Ibáñez<sup>1</sup>, Mario Martínez-Menes<sup>1\*</sup>, Fermín Pascual-Ramírez<sup>2</sup>, Héctor Flores-Magdaleno<sup>1</sup>, Demetrio S. Fernández-Reynoso<sup>1</sup>, Salvador Esparza-Govea<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Campus Montecillo, Colegio de Postgraduados. 56230. Carretera México-Texcoco km 36.5, Montecillo, Estado de México, México.(mmario@colpos.mx). <sup>2</sup>Facultad de Ingeniería Agrohidráulica, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla. 73965. Avenida Universidad s/n, San Juan Acateno, Teziutlán, Puebla.

### RESUMEN

Las estimaciones tradicionales de la evapotranspiración ( $ET$ ) están basadas en el coeficiente de cultivo ( $K_c$ ), lo cual es una desventaja cuando se requieren estimaciones precisas de consumo de agua para los cultivos en los Distritos de Riego. Mediante el uso de imágenes de satélite es posible estimar índices de vegetación ( $IV$ ), como el de vegetación de diferencias normalizadas ( $NDVI$ ) y el de vegetación ajustado para suelo ( $SAVI$ ), que permiten monitorear el desarrollo de los cultivos y estimar con precisión la variabilidad espacial y temporal del  $K_c$ . El objetivo del presente estudio fue validar el uso de  $IV$  para estimar  $K_c$  y  $ET$  en el Distrito de Riego del Río Yaqui, Sonora, México, con ocho imágenes de los sensores TM y ETM+ de los satélites LANDSAT 5 y 7, y el uso de mediciones de flujos turbulentos con torres de covarianza turbulenta (en inglés Eddy Covariance -  $EC$ ) en el cultivo de trigo (*Triticum aestivum*) para el año 2008. La  $ET$  estimada a partir de  $IV$  y la medida con  $EC$  mostraron grado alto de correspondencia ya que para las ocho imágenes la raíz cuadrada del cuadrado medio del error (RMSE) fue  $0.69 \text{ mm d}^{-1}$ , el error medio absoluto (MAE)  $0.62 \text{ mm d}^{-1}$ , el índice de acuerdo ( $d$ )  $0.91$  para el  $NDVI$  y un RMSE de  $0.64 \text{ mm d}^{-1}$ , un MAE de  $0.57$  y un índice de acuerdo de  $0.92$  para el  $SAVI$  en estimaciones diarias. Por lo anterior se concluye que los  $IV$  permiten estimar con precisión la variabilidad espacial y temporal de los  $K_c$  y la  $ET$  en grandes regiones agrícolas.

**Palabras clave:** *Triticum aestivum*, evapotranspiración, coeficientes de cultivo, imágenes de satélite, índices de vegetación, sensores remotos.

\*Autor responsable ❖ Author for correspondence.

Recibido: agosto, 2014. Aprobado: febrero, 2015.

Publicado como ARTÍCULO en *Agrociencia* 49: 221-232. 2015.

### ABSTRACT

Traditional estimations of evapotranspiration ( $ET$ ) are based on the crop coefficient ( $K_c$ ). This can be disadvantageous when precise estimations of crop water uptake are required in the Irrigation Districts. Using satellite images, it is possible to estimate vegetation indexes ( $VI$ ), such as the Normalized Difference Vegetation Index ( $NDVI$ ) and the Soil Adjusted Vegetation Index ( $SAVI$ ). These indexes enable monitoring crop development and estimating precisely spatial and temporal  $K_c$  variability. The objective of this study was to validate the use of  $VI$  to estimate  $K_c$  and  $ET$  of wheat (*Triticum aestivum*) in the Río Yaqui Irrigation District, Sonora, Mexico. Validation was carried out with eight images from the sensors TM and ETM+ of the LANDSAT 5 and 7 satellites and measurements of turbulent flux with the Eddy Covariance ( $EC$ ) technique for the year 2008.  $ET$  estimated from  $VI$  and measurement with  $EC$  showed a high degree of correspondence. For the eight images, the square root of the Root Mean Square Error (RMSE) was  $0.69 \text{ mm d}^{-1}$ , the Mean Absolute Error (MAE)  $0.62 \text{ mm d}^{-1}$ , the index of agreement ( $d$ )  $0.91$  for  $NDVI$  and RMSE of  $0.64 \text{ mm d}^{-1}$ , MAE of  $0.57$  and an index of agreement of  $0.92$  for  $SAVI$  in daily estimations. It is thus concluded that  $VI$  allow to estimate spatial and temporal variability of the  $K_c$  and  $ET$  with precision in extensive agricultural regions.

**Key words:** *Triticum aestivum*, evapotranspiration, crop coefficients, satellite images, vegetation indexes, remote sensors.

### INTRODUCTION

One of the most used and accepted methods for estimating crop evapotranspiration ( $ET$ ) is multiplying the value of the reference evapotranspiration ( $ET_r$ ) by a crop coefficient

## INTRODUCCIÓN

Uno de los métodos principales usados y aceptados para estimar la evapotranspiración ( $ET$ ) de los cultivos, se obtiene al multiplicar el valor de la evapotranspiración de referencia ( $ET_r$ ) por un coeficiente de cultivo ( $K_c$ ) ( $ET = ET_r * K_c$ ). En este cálculo el uso de  $K_c$  es limitante porque es necesario conocer la etapa correcta de desarrollo de diferentes cultivos en áreas grandes con variabilidad alta en las fechas de siembra (Allen *et al.* 2005). Además, al calcular la  $ET$  en una región agrícola, la determinación del valor adecuado del  $K_c$  requiere conocer las condiciones específicas detalladas del proceso de producción: tipo de cultivo, fecha de siembra, condición de estrés y etapa fenológica de cada parcela. Conocer lo anterior consume recursos económicos y tiempo (Tasumi *et al.*, 2005; Singh e Irmark, 2009).

Los sensores remotos son una alternativa económica viable que proveen información con alta resolución espacial y temporal útil para estimar la  $ET$ . El uso de índices de vegetación ( $IV$ ) derivados de sensores remotos se ha propuesto para estimaciones de  $ET$ , principalmente por la facilidad para monitorear el desarrollo de los cultivos en áreas extensas. Los  $IV$  se usan para obtener relaciones directas con los  $K_c$  en maíz (*Zea mays* L.) (Bausch y Neale, 1987), frijol (*Phaseolus vulgaris*) (Jayanthi *et al.* 2001), algodón (*Gossypium herbaceum*) (Hunsaker *et al.* 2003) y trigo (*Triticum aestivum*) (Garatuza-Payan y Watts, 2003; Hunsaker *et al.*, 2005; Palacios *et al.*, 2011).

Singh e Irmark (2009) estudiaron maíz, soya (*Glycine max*), sorgo (*Sorghum halepense*) y alfalfa (*Medicago sativa*); excepto la alfalfa, obtuvieron buena relación entre el índice de vegetación de diferencias normalizadas ( $NDVI$ ) y el  $K_c$ . En sus resultados, el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) entre las mediciones de  $ET$  con la relación de Bowen y la estimada mediante sensores remotos fue 0.74 y la raíz cuadrada del cuadrado medio del error (RMSE) fue 0.21 mm. Palacios *et al.* (2011) también estimaron  $K_c$  utilizando un  $IV$  y concluyeron que con el  $NDVI$  es posible hacer estimaciones de  $K_c$  en áreas extensas; al relacionar el  $K_c$  medido y el  $K_c$  estimado con sensores remotos,  $R^2$  fue 0.7431. Er-Raki *et al.* (2013) evaluaron la relación entre el  $NDVI$  y el  $K_c$  para estimar la  $ET$  en dos estaciones de crecimiento

( $K_c$ ) ( $ET = ET_r * K_c$ ). In this calculation, using  $K_c$  is limiting because it is necessary to know the correct stage of development of different crops growing in large areas where sowing dates vary greatly (Allen *et al.* 2005). Moreover, when calculating  $ET$  in an agricultural region, determining the suitable value of  $K_c$  requires detailed knowledge of the specific conditions of the production process, such as type of crop, sowing day, stress condition and phenological stage of each of the fields. Acquiring this knowledge is time consuming and costly (Tasumi *et al.*, 2005; Singh and Irmark, 2009).

Remote sensors are an economical and viable alternative that provide useful high-resolution spatial and temporal information for estimating  $ET$ . The use of Vegetation Indexes ( $VI$ ) derived from remote sensors has been proposed for  $ET$  estimations, mainly because of the ease of monitoring crop development in extended areas. Vegetation indexes are used to obtain direct relationships with  $K_c$  in maize (*Zea mays* L.) (Bausch and Neale, 1987), bean (*Phaseolus vulgaris*) (Jayanthi *et al.*, 2001), cotton (*Gossypium herbaceum*) (Hunsaker *et al.*, 2003) and wheat (*Triticum aestivum*) (Garatuza-Payan and Watts, 2003; Hunsaker *et al.*, 2005; Palacios *et al.*, 2011).

Singh and Irmark (2009) studied maize, soybeans (*Glycine max*), sorghum (*Sorghum halepense*) and alfalfa (*Medicago sativa*); except for alfalfa, they obtained a good relationship between the Normalized Difference Vegetation Index ( $NDVI$ ) and  $K_c$ . In their results, the coefficient of determination ( $R^2$ ) between  $ET$  measured with the Bowen ratio and that estimated with remote sensors was 0.74, and the square root of the Root Mean Square Error (RMSE) was 0.21 mm. Palacios *et al.* (2011) also estimated  $K_c$  using a  $VI$ ; they concluded that with the  $NDVI$ , it is possible to estimate  $K_c$  in extensive areas. When they related measured  $K_c$  and  $K_c$  estimated with remote sensors,  $R^2$  was 0.7431. Er-Raki *et al.* (2013) evaluated the relationship between  $NDVI$  and  $K_c$  in estimating  $ET$  of vineyards in two growing seasons and  $R^2$  was 0.63. These authors concluded that  $ET$  can be estimated with precision using  $NDVI$  since the RMSE between  $ET$  measured with the Eddy Covariance technique and that estimated with  $NDVI$  was 0.45 and 0.76 mm d<sup>-1</sup> for each growing seasons.

Our study estimated wheat  $K_c$  in the Río Yaqui Irrigation District, Sonora, Mexico, based

de viñedos y  $R^2$  fue 0.63. Estos autores concluyeron que la ET puede ser estimada con precisión mediante el NDVI, ya que el RMSE entre la ET medida con una torre de Eddy Covariance y la estimada mediante NDVI fue 0.45 y 0.76 mm día<sup>-1</sup> para cada estación de crecimiento.

En el presente estudio se estimó el  $K_c$  del cultivo de trigo en el Distrito de Riego Río Yaqui, Sonora, México, a partir de estimaciones de ET utilizando METRIC (Mapping Evapotranspiration at High Resolution using Internalized Calibration) (Allen *et al.*, 2007), con  $ET_r$  de una estación climática. Dos IV (NDVI y SAVI) se calcularon y fueron correlacionados con los valores obtenidos de  $K_c$  para encontrar un modelo predictivo basado en valores de IV. Para validar el uso de las estimaciones de  $K_c$ , el  $K_c$  estimado con base en IV se multiplicó por la  $ET_r$  y se comparó con las mediciones de ET obtenidas por una torre de Eddy Covariance.

## MATERIALES Y MÉTODOS

El Distrito de Riego 041 Río Yaqui, también denominado “Valle del Yaqui”, ocupa una superficie de 223 000 ha (26° 45' y 27° 40' N y 109° 45' y 110° 20' O) y abarca parcialmente los municipios de Cajeme, Bacum, San Ignacio Río Muerto, Benito Juárez, Etchojoa y Navojoa, del estado de Sonora, México.

Para estimar  $ET_r$  se usaron datos diarios de temperatura del aire, precipitación, radiación solar, velocidad del viento, temperatura del punto de rocío, humedad relativa y presión de vapor del aire de la estación meteorológica Block-1418. La  $ET_r$  se estimó con el software REF-ET (Allen *et al.* 2000), y la ecuación ASCE-PM (American Society of Civil Engineers Penman-Monteith) (ASCE-EWRI, 2002).

### Imágenes de satélite procesadas

Ocho imágenes (Path: 34, Row: 41) de los sensores TM y ETM+ (Cuadro 1), de los satélites LANDSAT 5 y 7, se procesaron; ellas se obtuvieron del Servicio de Levantamiento Geológico de EE.UU.<sup>[3]</sup> (USGS, por sus siglas en inglés). La selección de las imágenes dependió de la disponibilidad y de la calidad, en términos de cobertura por nubosidad.

Los coeficientes reportados por Chander *et al.* (2009) se emplearon para calcular la radianza y reflectancia. Luego, se realizó

on ET estimations using METRIC (Mapping Evapotranspiration at High Resolution using Internalized Calibration) (Allen *et al.*, 2007), with  $ET_r$  from a weather station. Two VI (NDVI and SAVI) were calculated and correlated with the  $K_c$  values obtained to find a predictive model based on VI values. To validate the use of the  $K_c$  estimations, the  $K_c$  estimated with VI was multiplied by the  $ET_r$  and compared with the ET measurements obtained by an Eddy Covariance tower.

## MATERIALS AND METHODS

Irrigation District 041 Río Yaqui, or “Valley of the Yaqui”, covers an area of 223 000 ha (26° 45' and 27° 40' N and 109° 45' and 110° 20' W). It includes parts of the municipalities of Cajeme, Bacum, San Ignacio Río Muerto, Benito Juárez, Etchojoa and Navojoa, in the state of Sonora, México.

To estimate  $ET_r$ , daily data were used of air temperature, precipitation, solar radiation, wind speed, dew point temperature, relative humidity and air vapor pressure from the meteorological station Block-1418.  $ET_r$  were used with REF-ET software (Allen *et al.*, 2000) and the ASCE-PM (American Society of Civil Engineers Penman-Monteith) (ASCE-EWRI, 2002) equation.

### Processed satellite images

Eight images (Path: 34, Row: 41) of the TM and ETM+ sensors (Table 1) from the LANDSAT 5 and 7 satellites were processed. Images were obtained from the US Geological Service<sup>[3]</sup>. Selection of the images depended on availability and quality, in terms of cloud cover.

### Cuadro 1. Imágenes utilizadas.

Table 1. Images used.

Fecha	Identificador	Sensor
15/01/2008	LE70340412008015EDC02	ETM+
08/02/2008	LT50340412008039EDC00	TM
24/02/2008	LT50340412008055EDC00	TM
11/03/2008	LT50340412008071EDC00	TM
27/03/2008	LT50340412008087EDC00	TM
12/04/2008	LT50340412008103EDC00	TM
28/04/2008	LT50340412008119EDC00	TM
14/05/2008	LT50340412008135EDC00	TM

<sup>3</sup> <http://www.usgs.gov/>

la corrección de los efectos angulares de la geometría de iluminación-visión con un modelo de BRDF (Bolaños *et al.*, 2007; Romero *et al.*, 2009). La corrección atmosférica se hizo con un algoritmo (Palacios, 2007) usando atmósfera tropical, aerosol de quema de biomasa e interpolaciones de parámetros atmosféricos por píxel para espesor óptico de 550 nm. Después se calculó el *NDVI* (Tucker, 1979) mediante la siguiente ecuación:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

donde *NDVI* es el índice de vegetación de diferencias normalizadas (adimensional); *NIR* es la reflectancia en la banda del infrarrojo cercano (%); y, *R* es la reflectancia en la banda del rojo (%). Después se estimó el *SAVI* (Huete, 1988), que considera los efectos de humedad y color del suelo:

$$SAVI = \frac{(1 + L)(NIR - R)}{(NIR + R + L)} \quad (2)$$

donde *SAVI* es el índice de vegetación ajustado por el suelo; *L* es una constante que generalmente adquiere el valor de 0.5; *NIR* es la reflectancia en la banda del infrarrojo cercano; y, *R* es la reflectancia de la banda del rojo.

#### Estimación de la variación espacial $K_c$ usando balance de energía con METRIC

El algoritmo METRIC fue usado con el modelador Macro Modeler del Software ERDAS Imagine System para calcular las variables que intervienen en el balance de energía. Además se usó una hoja de cálculo para facilitar algunos procesos intermedios.

METRIC calcula la *ET* a partir de imágenes de satélite, datos climáticos y el balance de energía de la superficie. Los sensores remotos proveen información solamente al momento de la captura de la imagen, por lo que en METRIC se calcula un valor de *ET* para cada uno de los píxeles como un residual de la ecuación del balance de energía (Allen *et al.*, 2011), y la energía usada para el proceso de evapotranspiración se estima con la ecuación:

$$\lambda E = R_n - G - H \quad (3)$$

donde  $\lambda E$  es el flujo de calor latente ( $\text{W m}^{-2}$ );  $R_n$  es el flujo de radiación neta en la superficie ( $\text{W m}^{-2}$ );  $G$  es el flujo de calor del suelo ( $\text{W m}^{-2}$ ); y,  $H$  es el flujo de calor sensible ( $\text{W m}^{-2}$ ).  $\lambda E$  es convertido en un valor de evapotranspiración al dividirlo entre el calor latente de vaporización y se expresa como una lámina de agua por tiempo.

The coefficients reported by Chander *et al.* (2009) were used to calculate radiance and reflectance. The angular effects of the illumination-vision geometry were then corrected using the BRDF (Bolaños *et al.*, 2007; Romero *et al.*, 2009) model. Atmospheric correction was done with an algorithm (Palacios, 2007), using tropical atmosphere, biomass burning aerosol and interpolations of atmospheric parameters by pixel for an optical thickness of 550 nm. After this, *NDVI* (Tucker, 1979) was calculated using the following equation:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

where *NDVI* is the Normalized Difference Vegetation Index (adimensional); *NIR* is reflectance in the near infrared band (%); and, *R* is reflectance in the red band (%). The *SAVI* (Huete, 1988) was then estimated, considering moisture effects and soil color:

$$SAVI = \frac{(1 + L)(NIR - R)}{(NIR + R + L)} \quad (2)$$

where *SAVI* is the soil adjusted vegetation index; *L* is a constant that generally acquires the value of 0.5; *NIR* is the reflectance in the near infrared band; and, *R* is the reflectance in the red band.

#### Estimation of the spatial $K_c$ variation using energy balance with METRIC

The algorithm METRIC was used in the Macro Modeler of the Software ERDAS, Imagine System, to calculate the variables that intervene in the energy balance. A spreadsheet was also used to facilitate some of the intermediate processes.

METRIC calculates *ET* from satellite images, climate data and the surface energy balance. The remote sensors provide information only of the moment the image was captured, so that in METRIC the *ET* value is calculated for each of the pixels as a residual of the energy balance equation (Allen *et al.*, 2011), and the energy used for the evapotranspiration process is estimated with the equation:

$$\lambda E = R_n - G - H \quad (3)$$

where  $\lambda E$  is latent heat flux ( $\text{W m}^{-2}$ );  $R_n$  is the net radiation flux on the surface ( $\text{W m}^{-2}$ );  $G$  is the soil heat flux ( $\text{W m}^{-2}$ ); and,  $H$  is the sensitive heat flux ( $\text{W m}^{-2}$ ).  $\lambda E$  is converted into an evapotranspiration value by dividing it by the latent vaporization heat and is expressed as a depth of water per unit of time.

El flujo de radiación neta ( $R_n$ ) de la superficie representa la energía radiante actual, disponible en la superficie que es calculada al restar todos los flujos radiantes de salida a todos los flujos radiantes de entrada (ecuación 4).

$$R_n = R_s - \alpha R_s + R_L - R_{Ls}(1 - \xi_0)R_L \quad (4)$$

donde  $R_s$  es la radiación solar de onda corta que llega a la superficie ( $\text{W m}^{-2}$ );  $\alpha$  es el albedo de la superficie (adimensional);  $R_L$  es la radiación de onda larga que llega a la superficie ( $\text{W m}^{-2}$ );  $R_{Ls}$  es la radiación de onda larga que sale de la superficie ( $\text{W m}^{-2}$ ); y,  $\xi_0$  es la emisividad térmica de la superficie ( $\text{W m}^{-2}$ ).

El flujo de calor del suelo ( $G$ ) es la tasa de calor almacenada en el suelo y la vegetación, debido a la conducción, y se calcula con base en el índice de área foliar ( $LAI$ ) y la radiación neta. Según sea el caso, puede calcularse con la ecuación 5 o 6.

Si  $LAI \geq 0.5$

$$\frac{G}{R_n} = 0.05 + 0.18 * e^{-0.521 * LAI} \quad (5)$$

Si  $LAI \leq 0.5$

$$\frac{G}{R_n} = 1.8 * \frac{T_s^{-273.15}}{R_n} + 0.084 \quad (6)$$

donde  $T_s$  es la temperatura de la superficie ( $^{\circ}\text{K}$ );  $LAI$  (adimensional) es el índice de área foliar; y,  $R_n$  es la radiación neta ( $\text{W m}^{-2}$ ).

El flujo de calor sensible ( $H$ ) es el transporte de calor de la superficie del suelo a la atmósfera por el mecanismo de convección y conducción por la diferencia de temperatura de la superficie y la atmósfera. Su cálculo en METRIC se realizó con una función aerodinámica basada en el gradiente de temperatura (ecuación 7).

$$H = \rho_{air} * C_p * \frac{dT}{r_{ab}} \quad (7)$$

donde  $\rho_{air}$  es la densidad del aire ( $\text{kg m}^{-3}$ );  $C_p$  es el calor específico del aire a presión constante ( $1004 \text{ J kg}^{-1} \text{ K}^{-1}$ );  $dT$  es la diferencia de temperatura ( $^{\circ}\text{K}$ ) entre dos alturas cercanas a la superficie  $Z_1$  y  $Z_2$  (generalmente 0.1 y 2 m); y,  $r_{ab}$  es la resistencia aerodinámica al transporte de calor ( $\text{s m}^{-1}$ ).

Net surface radiation flux ( $R_n$ ) represents the current radiant energy available on the surface and is calculated by subtracting all of the output radiant fluxes from all of the input radiant fluxes (equation 4).

$$R_n = R_s - \alpha R_s + R_L - R_{Ls}(1 - \xi_0)R_L \quad (4)$$

where  $R_s$  is the shortwave solar radiation that reaches the surface ( $\text{W m}^{-2}$ );  $\alpha$  is the surface albedo (adimensional);  $R_L$  is the longwave radiation that reaches the surface ( $\text{W m}^{-2}$ );  $R_{Ls}$  is the longwave radiation that exits the surface ( $\text{W m}^{-2}$ ); and,  $\xi_0$  is the thermal emissivity of the surface ( $\text{W m}^{-2}$ ).

The heat flux from the soil ( $G$ ) is the rate of heat stored in soil and vegetation due to conduction and is calculated on the basis of the Leaf Area Index ( $LAI$ ) and net radiation. Depending on the case, it can be calculated with equation 5 or 6.

If  $LAI \geq 0.5$ ,

$$\frac{G}{R_n} = 0.05 + 0.18 * e^{-0.521 * LAI} \quad (5)$$

If  $LAI \leq 0.5$ ,

$$\frac{G}{R_n} = 1.8 * \frac{T_s^{-273.15}}{R_n} + 0.084 \quad (6)$$

where  $T_s$  is the surface temperature ( $^{\circ}\text{K}$ );  $LAI$  (adimensional) is the leaf area index; and,  $R_n$  is net radiation ( $\text{W m}^{-2}$ ).

Sensitive heat flux ( $H$ ) is heat from the soil surface transported into the atmosphere by convection and conduction because of the difference between surface and atmospheric temperatures. It was calculated in METRIC with the aerodynamic function based on the temperature gradient (equation 7).

$$H = \rho_{air} * C_p * \frac{dT}{r_{ab}} \quad (7)$$

where  $\rho_{air}$  is air density ( $\text{kg m}^{-3}$ );  $C_p$  is the specific heat of the air at a constant pressure ( $1004 \text{ J kg}^{-1} \text{ K}^{-1}$ );  $dT$  is the difference in temperature ( $^{\circ}\text{K}$ ) between two heights near surfaces  $Z_1$  and  $Z_2$  (generally 0.1 and 2 m); and,  $r_{ab}$  is the aerodynamic resistance to heat transport ( $\text{s m}^{-1}$ ).



El flujo de calor latente ( $\lambda e$ ) es la cantidad de calor perdido por la superficie, debida a la evapotranspiración. En METRIC este término se calcula para cada píxel como residuo del balance de energía (3);  $\lambda E$  es un valor instantáneo para el momento en que el satélite toma la imagen ( $W m^{-2}$ ).

Para obtener un valor instantáneo de evapotranspiración ( $ET$ ), en términos de lámina de agua evaporada, se dividió  $\lambda E$  entre el calor latente de vaporización  $\lambda$ , que es la cantidad de energía necesaria para vaporizar la unidad de masa de agua ( $J Kg^{-1}$ ), que depende de la temperatura. El cálculo se realizó con la ecuación 8:

$$ET_{ins} (mm * h^{-1}) = 3600 \frac{\lambda E}{\lambda} \quad (8)$$

La fracción de la evapotranspiración ( $ETF$ ), equivalente al coeficiente del cultivo ( $K_{c act}$ ), fue el resultado de la relación entre la evapotranspiración instantánea calculada y la evapotranspiración de referencia obtenida mediante parámetros climáticos para el momento en que se tomó la imagen. Se calcula con la ecuación 9:

$$K_{c act} = \frac{ET_{ins}}{ET_r} \quad (9)$$

Para este cálculo cada píxel de la imagen tendrá un valor distinto de  $ET_{ins}$  y el mismo valor de  $ET_r$  estimado con los datos de la estación climática utilizada.

Los valores de  $K_{c act}$  estimados con la ecuación 9 fueron correlacionados con los valores de  $NDVI$  y  $SAVI$ , estimados en una parcela de trigo de 40 ha, con la finalidad de contar con modelos de predicción para estimar el  $K_c$  basados en estos índices de vegetación.

### Validación de las estimaciones

La evapotranspiración del trigo, mediante  $IV$ , se estimó para el ciclo de desarrollo del cultivo del 31 de diciembre de 2007 al 15 de mayo del 2008, pues las mediciones de  $ET$  se realizaron en una parcela sembrada en esa fecha, a través de mediciones de flujos turbulentos con torres de Eddy Covariance ( $EC$ ). Éstas se llevaron a cabo durante la fase experimental en el área de estudio, como parte del Proyecto PLEIADes 2007 (Palacios *et al.*, 2011).

Una vez estimada la  $ET_r$  resultado de la multiplicación de  $K_c$  (obtenido con base en los índices de vegetación) y  $ET_r$  (calculada con datos meteorológicos), se identificó la parcela en la que se realizaron mediciones directas de evapotranspiración y se compararon los valores para los días correspondientes a la toma de la imagen.

Latent heat flux ( $\lambda e$ ) is the amount of heat lost from the surface by evapotranspiration. In METRIC, this term is calculated for each pixel as an energy balance residual (3),  $\lambda E$  is an instantaneous value for the moment the satellite captured the image ( $W m^{-2}$ ).

To obtain an instantaneous evapotranspiration ( $ET$ ) value, in terms of water depth evaporated,  $\lambda E$  was divided by the latent vaporization heat  $\lambda$ , which is the amount of energy necessary to vaporize a unit of water mass ( $J Kg^{-1}$ ), which depends on temperature. The calculation was performed with equation 8:

$$ET_{ins} (mm * h^{-1}) = 3600 \frac{\lambda E}{\lambda} \quad (8)$$

The fraction of evapotranspiration ( $ETF$ ) equivalent to the crop coefficient ( $K_{c act}$ ) was the result of relationship calculated instantaneous evapotranspiration over the reference evapotranspiration obtained with climate parameters for the moment the image was taken. It is calculated with the equation 9:

$$K_{c act} = \frac{ET_{ins}}{ET_r} \quad (9)$$

For this calculation, each pixel of the image will have a different  $ET_{ins}$  value and the same value of  $ET_r$  estimated from the weather station data used.

The values of  $K_{c act}$  estimated with equation 9 were correlated with the  $NDVI$  and  $SAVI$  values, estimated at the same time in a 40 ha wheat field with the objective of having prediction models to estimate  $K_c$  based on these vegetation indexes.

### Estimation validation

Wheat evapotranspiration, using  $VI$ , was estimated for the crop-growing season from December 31, 2007, to May 15, 2008.  $ET$  was measured in a field sown at the beginning of this growing season by measuring turbulent flows with Eddy Covariance ( $EC$ ) towers. These measurements were carried out during the experimental phase in the study area as part of the PLEIADes 2007 Project (Palacios *et al.*, 2011).

Once  $ET$  was estimated, the result of multiplying  $K_c$  (based on vegetation indexes) and  $ET_r$  (calculated with meteorological data), the field where direct evapotranspiration measurements were made was identified and the values for the image capture days were compared.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En la parcela de 40 ha se calcularon los valores de evapotranspiración de referencia ( $ET_r$ ) con la información meteorológica y la evapotranspiración instantánea calculada con METRIC ( $ET_{ins}$ ) para cada fecha de la toma de las imágenes. Los  $K_c$  se obtuvieron mediante la ecuación 9 y los  $IV$  utilizando las ecuaciones 1 y 2 (Cuadro 2).

Debido al bandeo de la imagen del día juliano 15 no fue posible estimar la  $ET$  instantánea para esa fecha. Los demás valores de  $IV$  tuvieron un ajuste lineal, en ambos casos con  $K_c$ . El coeficiente de determinación ( $R^2$ ) de  $NDVI$  y  $SAVI$  fue 0.85 y 0.84 y el coeficiente de correlación fue 0.92 y 0.91 (Figura 1). Los valores bajos de  $NDVI$  y  $SAVI$  correspondieron a bajos de  $K_c$  bajos. Así, se supone que con los  $IV$  es posible determinar los cambios en el desarrollo del

## RESULTS AND DISCUSSION

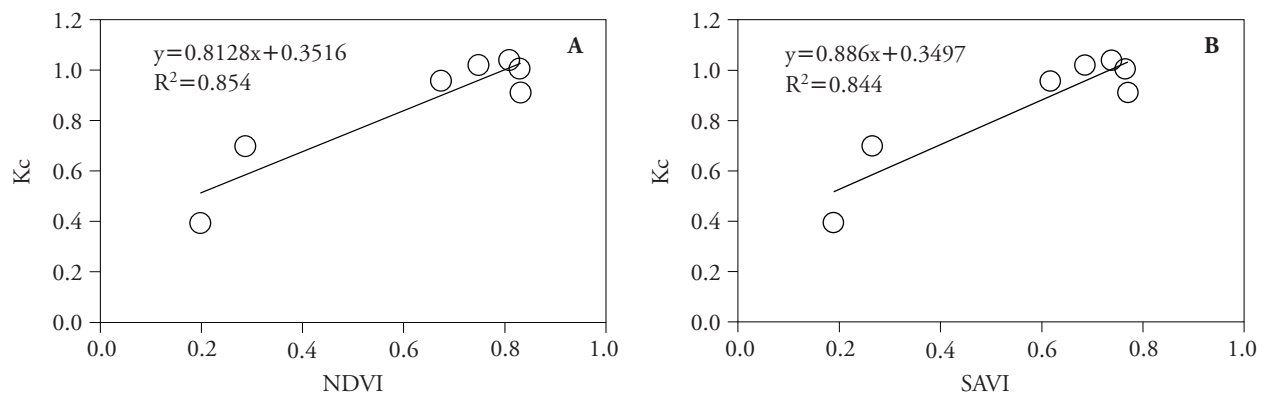
In the 40 ha field reference evapotranspiration ( $ET_r$ ) values were calculated with meteorological information and instantaneous evapotranspiration calculated with METRIC ( $ET_{ins}$ ) for each image capture date. The  $K_c$  were then obtained with equation 9 and the  $VI$  were calculated with equations 1 and 2 (Table 2).

Because of the banding on the image of Julian day 15, it was not possible to estimate  $ET_{ins}$  for this date. The rest of the  $VI$  values had a linear fit, in both cases, with  $K_c$ . The  $NDVI$  and  $SAVI$  coefficients of determination ( $R^2$ ) were 0.85 and 0.84, and the coefficient of correlation was 0.92 and 0.91 (Figure 1). The low  $NDVI$  and  $SAVI$  values corresponded to low  $K_c$ . We thus assume that it is possible to determine changes in crop development over time with  $VI$ . Both

**Cuadro 2. Valores obtenidos de coeficiente de cultivo ( $K_c$ ) e índices de vegetación ( $IV$ ) en la parcela.**  
**Table 2. Crop coefficient ( $K_c$ ) values and vegetation indexes ( $VI$ ) obtained in the field.**

Día juliano	$ET_r$	$ET_{ins}$	$K_c^\dagger$	$NDVI^\dagger$	$SAVI^\dagger$
15	3.5			0.7	0.6
39	3.6	3.3	0.9	0.8	0.8
55	5.1	5.1	1.0	0.8	0.8
71	5.5	5.7	1.0	0.8	0.7
87	5.4	5.5	1.0	0.7	0.7
103	6.9	6.6	1.0	0.7	0.6
119	7.6	5.3	0.7	0.3	0.3
135	7.6	3.0	0.4	0.2	0.2

$^\dagger$  Valor promedio en la parcela de 40 ha con trigo  $\diamond$  Average value in the 40 ha field with wheat.



**Figura 1. Relación entre el coeficiente de cultivo  $K_c$  e índices de vegetación. (A)  $NDVI-K_c$ , (B)  $SAVI-K_c$ .**  
**Figure 1. Relationship between crop coefficient  $K_c$  and vegetation indexes. (A)  $NDVI-K_c$ , (B)  $SAVI-K_c$ .**

cultivo a través del tiempo. Pero ambos  $IV$  tuvieron problemas de saturación en la etapa máxima de desarrollo del cultivo, esto es, valores altos de  $K_c$ .

Ambos modelos lineales se validaron en la parcela de trigo donde se realizaron las mediciones directas de la  $ET$ , mediante la torre de Eddy Covariance. Con base en los modelos de regresión obtenidos y el cálculo del valor promedio de cada  $IV$ , en la fecha de la toma de la imagen, se estimó el  $K_c$  (Cuadro 3).

Debido a los problemas de saturación de ambos  $IV$ , valores de  $K_c$  fueron menores a 1. Ambas estimaciones fueron similares y en los dos índices se aprecia; éste es un comportamiento típico de cultivos anuales, donde al inicio del ciclo hay valores bajos de  $K_c$  e  $IV$ , aumentan en la etapa intermedia y disminuyen al final del ciclo de desarrollo.

Para determinar la precisión con la que los  $IV$  estiman el  $K_c$ , se compararon las mediciones directas en campo de  $ET$  (Eddy Covariance) con las estimaciones de  $ET$  usando índices de vegetación. Para validar las estimaciones y para estimar la  $ET$  del cultivo, el  $K_c$  basado en los  $IV$  se multiplicó por la  $ET_r$  de la estación meteorológica, y se comparó con la  $ET$  medida directamente en campo ( $EC$ ) en los días de la toma de la imagen (Cuadro 4).

La  $ET$  estimada con ambos  $IV$  tendió a sobrestimarse principalmente al inicio del ciclo de desarrollo del cultivo; destacó la  $ET$  estimada con  $NDVI$  porque presentó el sesgo mayor, con errores mayores a 60 % (Cuadro 4). Esto se debió a los valores altos de  $NDVI$  al inicio del ciclo, a los 15 días de la siembra fue 0.4 (Cuadro 3). Otro error se observó en ambos índices en el día juliano 71, con el  $ET$  mayor, ya que

$VI$ s, however, had problems of saturation during the stage of maximum crop development, that is, high values of  $K_c$ .

Both linear values were validated in the wheat field where direct  $ET$  measurements were taken using the Eddy Covariance tower.  $K_c$  was estimated based on the regression models obtained and calculation of the average value of each  $VI$ , on the image capture date (Table 3).

Because of the problems of saturation of both  $VI$ ,  $K_c$  values were below 1. Both estimations were similar and can be appreciated in the two indexes. This is typical behavior of annual crops: at the beginning of the cycle there are low  $K_c$  and  $VI$  values, which increase in the intermediate stage and decrease at the end of the growing season.

To determine the precision with which the  $VI$  estimate  $K_c$ , direct field measurements of  $ET$  (Eddy Covariance) were compared with the  $ET$  estimations using vegetation indexes. To validate the estimations and to estimate crop  $ET$ ,  $K_c$ , based on the  $VI$ , was multiplied by  $ET_r$  from the weather station, and compared with  $ET$  measured directly in the field ( $EC$ ) on the days the image was captured (Table 4).

$ET$  estimated with the two  $VI$  tended to be overestimated, mainly at the beginning of the crop cycle. The  $ET$  estimated with  $NDVI$  was notable because it had greater bias, with errors of more than 60 % (Table 4). This was due to the high  $NDVI$  values at the beginning of the cycle, 15 days after sowing it was 0.4 (Table 3). Another error was observed in both indexes on Julian day 71, with the highest  $ET$  since, based on both  $VI$ ,  $K_c$  of 0.9 were estimated. In contrast,  $K_c$  values above 1 were

**Cuadro 3. Estimación de coeficiente de cultivo ( $K_c$ ) con base en índices de vegetación.**

**Table 3. Estimation of crop coefficient ( $K_c$ ), based on vegetation indexes.**

Día Juliano	$NDVI^\dagger$	$SAVI^\dagger$	$K_c$ ( $NDVI$ )	$K_c$ ( $SAVI$ )
15	0.4	0.2	0.6	0.5
39	0.7	0.6	0.9	0.9
55	0.7	0.7	1.0	0.9
71	0.7	0.6	0.9	0.9
87	0.6	0.6	0.9	0.8
103	0.6	0.5	0.8	0.8
119	0.2	0.2	0.5	0.5
135	0.2	0.2	0.5	0.5

$^\dagger$ Valor promedio de la parcela sembrada con trigo donde se instaló la torre de  $EC$   $\clubsuit$  Average value of the field planted in wheat where the  $EC$  tower was installed.



**Cuadro 4. Comparación de la evapotranspiración (ET) estimada con el índice de vegetación (IV) y la medida con Eddy Covariance (EC) (mm d<sup>-1</sup>).****Table 4. Comparison between evapotranspiration (ET) estimated with the vegetation index (VI) and that measured with Eddy Covariance (EC) (mm d<sup>-1</sup>).**

Día Juliano	ET (EC)	ET NDVI	ET SAVI	Diferencia ET NDVI	% Error ET NDVI	Diferencia ET SAVI	% Error ET SAVI
15	1.4	2.3	1.9	-0.9	-64.3	-0.5	-35.7
39	3.5	3.3	3.2	0.2	5.7	0.3	8.6
55	4.2	4.9	4.7	-0.7	-16.7	-0.5	-11.9
71	6.2	5.1	4.9	1.1	17.7	1.3	21.0
87	5.1	4.7	4.6	0.4	7.8	0.5	9.8
103	4.9	5.7	5.3	-0.8	-16.3	-0.4	-8.2
119	3.8	4.2	4.1	-0.4	-10.5	-0.3	-7.9
135	3.2	3.8	3.8	-0.6	-18.8	-0.6	-18.8

a partir de ambos *IV* se estimaron  $K_c$  de 0.9; en contraste, se esperaban valores de  $K_c$  mayores de 1. Estos resultados se deben a los problemas de saturación de ambos índices en la etapa máxima de desarrollo del cultivo.

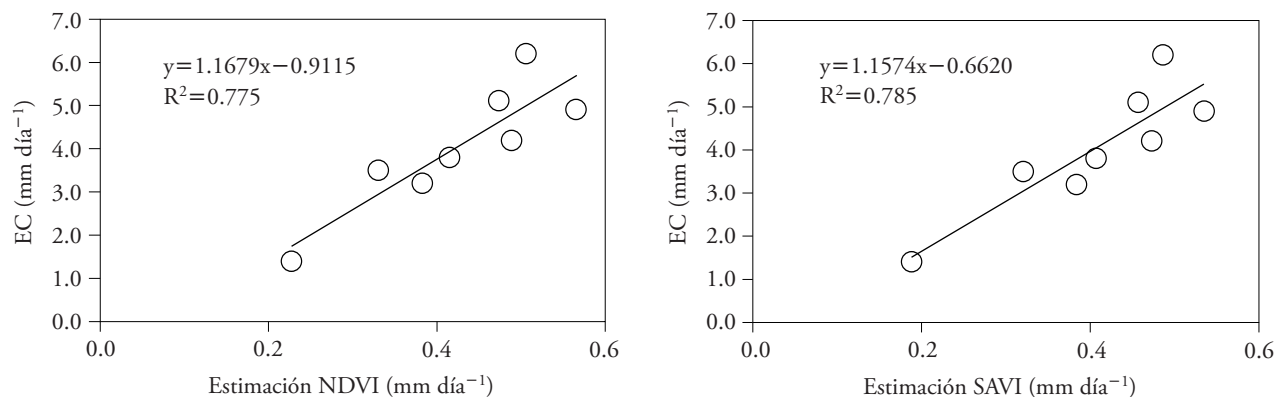
Con los valores de *ET* (Cuadro 4) se generó un modelo de regresión para cada *IV*. La *ET* (NDVI) para estimar el *ET* (EC) se ajustó a un modelo lineal con  $R^2$  de 0.77 (Figura 2), coeficiente de correlación de 0.87, error medio absoluto (MAE) de 0.62 mm d<sup>-1</sup>, RMSE de 0.69 mm d<sup>-1</sup> e índice de acuerdo (*d*) de 91 %. Estos resultados fueron similares y tuvieron ajustes mejores que los reportadas por Singh e Irmark (2009), con  $R^2$  de 0.74 y RMSE de 0.21 mm.

La *ET* (SAVI) tuvo ajuste lineal mejor para estimar la *ET* (EC), con  $R^2$  de 0.785 (Figura 2), índice de acuerdo del 92 %, error medio absoluto (MAE)

expected. These results are due to the saturation problems of the indexes in the stage of maximum crop development.

With the *ET* values (Table 4), a regression model was generated for each of the *VI*. The *ET* (NDVI) to estimate *ET* (EC) was fit to a linear model with  $R^2$  of 0.77 (Figure 2), coefficient of correlation of 0.87, mean absolute error (MAE) of 0.62 mm d<sup>-1</sup>, RMSE of 0.69 mm d<sup>-1</sup>, and index of agreement (*d*) of 91 %. These results were similar and had better fit than those reported by Singh and Irmark (2009), with  $R^2$  of 0.74 and RMSE of 0.21 mm.

*ET* (SAVI) had a better linear fit for estimation of *ET* (EC), with  $R^2$  of 0.785 (Figure 2), agreement index of 92 %, mean absolute error (MAE) of 0.57 and RMSE of 0.64 mm d<sup>-1</sup>. These results are similar to those obtained by Garatuza and Watts (2003) in a study using SAVI conducted in the Yaqui Valley.



**Figura 2. Relación lineal de la ET NDVI y ET SAVI con la ET (EC).**  
**Figure 2. Linear relationship of ET NDVI and ET SAVI to ET (EC).**

de 0.57, y RMSE de 0.64 mm d<sup>-1</sup>. Estos resultados son similares a los obtenidos por Garatuza y Watts (2003) en un estudio desarrollado en el Valle del Yaqui, que utilizó el SAVI.

Para estimar la ET diaria mediante IV se ajustaron los valores del NDVI y el SAVI a una función cúbica que permitió conocer la distribución de ambos índices en el tiempo y estimar los valores diarios de K<sub>c</sub> (Figura 3). Ambos modelos de predicción tuvieron coeficientes de determinación mayor a 0.8.

Después de obtener el valor diario de cada uno de los índices de vegetación (con los modelos de la Figura 3) y con los modelos de regresión lineal (de la Figura 1) puede predecirse los valores diarios del coeficiente de cultivo (K<sub>cd</sub>) con las ecuaciones:

$$K_{cd\ NDVI} = 0.8128 * NDVI_d + 0.3516 \quad (10)$$

$$K_{cd\ SAVI} = 0.886 * SAVI_d + 0.3497 \quad (11)$$

donde d es el día juliano; K<sub>cd NDVI</sub> es el valor diario del coeficiente de cultivo estimado con NDVI; y, K<sub>cd SAVI</sub> es el valor diario del K<sub>c</sub> estimado con SAVI.

Con los valores diarios del coeficiente de cultivo, estimados mediante los índices de vegetación, se determinó el consumo de agua del cultivo en el proceso de evapotranspiración, con la ecuación:

$$ET = \sum_{d=1}^n ET_r * K_{cdIV} \quad (12)$$

To estimate daily ET using VI, NDVI and SAVI values were fit to a cubic function that revealed the distribution of both indexes over time and permitted estimation of daily K<sub>c</sub> values (Figure 3). Both prediction models had coefficients of determination above 0.8.

After obtaining the daily value of each of the vegetation indexes (with the models in Figure 3) and with the linear regression models (from Figure 1), daily values of the crop coefficient (K<sub>cd</sub>) can be predicted with the equations:

$$K_{cd\ NDVI} = 0.8128 * NDVI_d + 0.3516 \quad (10)$$

$$K_{cd\ SAVI} = 0.886 * SAVI_d + 0.3497 \quad (11)$$

where d is the Julian day; K<sub>cd NDVI</sub> is the daily value of the crop coefficient estimated with NDVI; and, K<sub>cd SAVI</sub> is the daily value of K<sub>c</sub> estimated with SAVI.

With the daily values of the crop coefficient, estimated with vegetation indexes, crop water consumption in the evapotranspiration process was determined with equation 12:

$$ET = \sum_{d=1}^n ET_r * K_{cdIV} \quad (12)$$

where ET<sub>r</sub> is the daily evapotranspiration reported by the meteorological station, and K<sub>cdVI</sub> is daily K<sub>c</sub> estimated with each of the vegetation indexes.

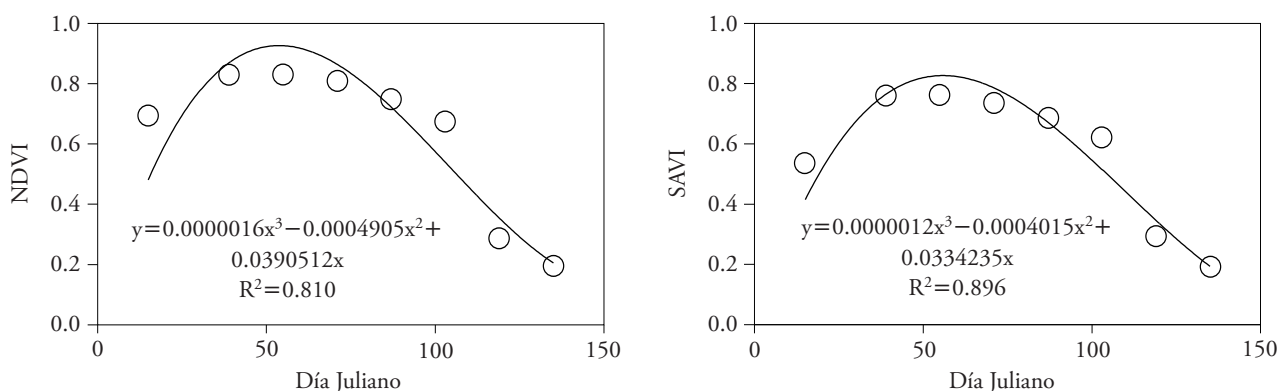


Figura 3. Distribución temporal del índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI) y de vegetación ajustado para suelo (SAVI) en ciclo de cultivo de trigo.  
 Figure 3. Temporal distribution of the normalized difference vegetation index (NDVI) and soil adjusted vegetation index (SAVI) in a wheat growing cycle.

donde  $ET_r$  es la evapotranspiración diaria obtenida por la estación meteorológica, y  $K_{cdIV}$  es el  $K_c$  diario estimado con cada uno de los índices de vegetación.

La comparación de la  $ET$  para el ciclo del cultivo del trigo, entre el valor estimado, con el  $NDVI$  y el medido con  $EC$  mostró diferencia de 63 mm, que equivale a un error de 12 %. Esto es, la  $ET$  estimada con el  $NDVI$  fue 556.41 mm, mientras que las mediciones directas fueron 492.54 mm. Mediante  $SAVI$  se encontraron diferencias similares, pero con ajustes mayores, ya que la diferencia entre el valor estimado y el medido fue 51 mm, que representa error del 10 % de sobreestimación de la  $ET$ .

### CONCLUSIONES

El uso de los  $IV$  es adecuado para estimar la  $ET$  y el  $K_c$  en regiones agrícolas grandes. La validación por día y para todo el ciclo de cultivo no presentó errores significativos en la evapotranspiración estimada. Por lo anterior, con  $IV$ , estimado mediante sensores remotos, se resuelven las limitaciones que actualmente enfrenta la estimación tradicional de la  $ET$ . Es necesario conocer el patrón de distribución de cultivos, etapa fenológica, fecha de siembra y condición de estrés del cultivo; lo anterior permite estimar con precisión la distribución espacial y temporal de la  $ET$ .

La aplicación de modelos de regresión lineales para estimar  $K_c$ , con base en índices de vegetación ( $NDVI$  y  $SAVI$ ) para calcular  $ET$ , se debe usar con cuidado, ya que los modelos de desarrollo de los cultivos pueden estar basados en condiciones ideales, sin considerar la variabilidad espacial y temporal debida a las épocas de siembra, las características fisiológicas de las variedades, las condiciones ambientales y de manejo en las cuales se desarrollan.

### LITERATURA CITADA

- Allen, R. G., A. Irmark, R. Trezza, J. Hendrickx, W. Bastiaanssen, and J. Kjaersgaard. 2011. Satellite-based ET estimation in agriculture using SEBAL and METRIC. *Hydrol. Process.* 25: 4011-4027.
- Allen, R. G., M. Tasumi, and R. Trezza. 2007. Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC) - model. *J. Irrig. Drain. Eng.* 133: 380-394.
- Allen, R. G., M. Tasumi., A. Morse, and R. Trezza. 2005. A Landsat-based energy balance and evapotranspiration model in Western US water rights regulation and planning. *Irrig. Drain. Syst.* 19: 251-268.

For the wheat growing cycle, comparison of  $ET$  estimated with  $NDVI$  and that measured with  $EC$  showed a difference of 63 mm, which is equivalent to an error of 12 %. That is,  $ET$  estimated with  $NDVI$  was 556.41 mm, while with direct measurements  $ET$  was 492.54 mm. Similar differences were found with  $SAVI$ , but with greater fit since the difference between the estimated value and the measured value was 51 mm, representing an error of a 10 % overestimate of  $ET$ .

### CONCLUSIONS

Use of  $VI$  is suitable for estimating  $ET$  and  $K_c$  in large agricultural regions. Validation for days and for the entire crop cycle had no significant errors in estimated evapotranspiration. With  $VI$ , estimated using remote sensors, the limitations of traditional  $ET$  estimation are overcome. It is necessary to determine the crop distribution pattern, phenological stage, sowing date and crop stress condition. With this data,  $ET$  spatial and temporal distribution can be estimated with precision.

Application of linear regression models to estimate  $K_c$ , based on vegetation indexes ( $NDVI$  and  $SAVI$ ) to calculate  $ET$ , should be used with caution since models of crop development may be based on ideal conditions, without considering spatial and temporal variability due to sowing dates, physiological characteristics of the varieties, environmental conditions and crop management.

—End of the English version—



- Allen, R. G., O. Hartogensis and H de Bruin. 2000. Long-wave radiation over alfalfa during the RAPID field campaign in southern Idaho. Research Report, Kimberly, University Idaho, Id.
- ASCE- EWRI, 2002. The ASCE standardized reference evapotranspiration equation," ASCE-EWRI Standardization of Reference Evapotranspiration Task Comm. Final Report, <http://www.kimberly.uidaho.edu/water/asceewri/ascestzdetmain2005.pdf> (consulta: junio, 2013).
- Bausch, W., and C. Neale. 1987. Crop coefficients derived from reflected canopy radiation: A concept. *Trans. ASAE* 30: 703-709.
- Bolaños G., M., F. Paz, E. Palacios, E. Mejía, y A. Huete. 2007. Modelación de los efectos de la geometría sol-sensor en la reflectancia de la vegetación. *Agrociencia* 41: 527-537.

- Chander, G., B. L. Markham, and D. L. Helder. 2009. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sens. Environ.* 113: 893-903.
- Er-Raki, S., J. Rodriguez, J. Garatuzo-Payan, C. Watts, and A. Chehbouni. 2013. Determination of crop evapotranspiration of table grapes in a semi-arid region of Northwest Mexico using multi-spectral vegetation index. *Agric. Water Manage.* 122: 12-19.
- Garatuzo-Payan, J. and C. Watts. 2003. The use of remote sensing for estimating ET in NW Mexico. ICID Workshop on Remote Sensing of ET for Large Regions.
- Huete, A. 1988. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). *Remote Sens. Environ.* 25: 295-309.
- Hunsaker, D., P. Pinter, and B. Kimball. 2005. Wheat basal crop coefficients determined by normalized difference vegetation index. *Irrig. Sci.* 24: 1-14.
- Hunsaker, D., P. Pinter, E. Barnes and B. Kimball. 2003. Estimating cotton evapotranspiration crop coefficients with a multispectral vegetation index. *Irrig. Sci.* 22: 95-104.
- Jayanthi, H., C. Neale and J. Wright. 2001. Seasonal evapotranspiration estimation using canopy reflectance: A case study involving pink beans. In *Int. Symp. Porc. Remote Sens. Hydrol.* 2000, Santa Fe, NM, USA, April 2000. pp. 302-305.
- Palacios S., L. A. 2007. Corrector atmosférico en imágenes Landsat. Tesis de Doctor en Ciencias en Hidrociencias. Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo. Montecillo, Estado de México. 92 p.
- Palacios E., J. Palacios y L. Palacios. 2011. Agricultura de riego asistida con satélites. *Tecnología y Ciencia del Agua* 2: 69-81.
- Romero E., F. Paz, E. Palacios, M. Bolaños, R. Valdez, y A. Aldrete. 2009. Diseño de un índice espectral de la vegetación desde una perspectiva conjunta de los patrones exponenciales y lineales del crecimiento. *Agrociencia* 43: 291-307.
- Singh R. K., and A. Inmark. 2009. Estimation of crop coefficients using satellite remote sensing. *J. Irrig. Drain. Eng.* 135: 597-608.
- Tasumi M., R. Allen, R. Treza, and J. Wright. 2005. Satellite-based energy balance to assess within-population variance of crop coefficient curves. *J. Irrig. Drain. Eng.* 131: 94-109.
- Tucker, C. J. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sens. Environ.* 8: 127-150.