

# Estimación de evapotranspiración real (ETR) y de evapotranspiración potencial (ETP) en el sudoeste bonaerense (Argentina) a partir de imágenes MODIS

Marini, F. <sup>\*1</sup>, Santamaría, M. <sup>2</sup>, Oricchio, P. <sup>3</sup>, Di Bella, C.M. <sup>3</sup>, Basualdo, A. <sup>4</sup>

<sup>1</sup> Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria - INTA. Agencia de Extensión Bahía Blanca de la Estación Experimental Bordenave. San Andrés 800 - Campus Universitario. Bahía Blanca, Buenos Aires, Argentina.

<sup>2</sup> Dpto. de Matemática, Universidad Nacional del Sur, Av. Leandro N. Alem N°1253 - 2º Piso, Bahía Blanca, Buenos Aires, Argentina.

<sup>3</sup> Instituto de Clima y Agua, Nicolas Repetto y de los Reseros s/n Hurlingham, Buenos Aires, Argentina.

<sup>4</sup> Oficina de Riesgo Agropecuario (ORA), Av. Paseo Colón 922 PISO 2 – Oficinas 233 y 234, Ciudad Autónoma de Bs. As, Argentina.

---

**Resumen:** Se han elaborado modelos para el cálculo de evapotranspiración real (ETR) y de evapotranspiración potencial (ETP) en base a un análisis de regresión múltiple entre dichos parámetros estimados en siete estaciones meteorológicas y dos variables derivadas de imágenes satelitales MODIS: Temperatura de Superficie (TS) e Índice Normalizado de Diferencia de Vegetación (*Normalized Difference Vegetation Index* -NDVI). Dichos modelos permitieron estimar ETR y ETP en el sudoeste de la provincia de Buenos Aires (Argentina) en base al análisis del período 2000/2014. Ambos fueron calibrados satisfactoriamente en cada una de las estaciones meteorológicas utilizadas. Se ajustó un modelo de regresión múltiple lineal a la variable ETR, con un coeficiente de determinación de 0,6959. En el caso de la variable ETP el modelo de regresión ajustado fue no lineal y su coeficiente de determinación de 0,8409. El análisis de regresión individual de cada una de las estaciones meteorológicas permitió explicar el comportamiento de la regresión basada en el conjunto completo de datos, tanto para la variable ETR como para la variable ETP. Los resultados refuerzan la ventaja de la teledetección en la estimación de ETR y ETP en zonas en donde no se dispone de datos meteorológicos.

**Palabras clave:** evapotranspiración real, evapotranspiración potencial, MODIS, temperatura de superficie, NDVI.

## Estimation of real evapotranspiration (ETR) and potential evapotranspiration (ETP) in the southwest of the Buenos Aires Province (Argentina) using MODIS images

**Abstract:** Using regression analysis between actual evapotranspiration (ETR) and potential evapotranspiration (ETP) values obtained in seven meteorological observatories and remote sensing derived data from MODIS images (*Surface temperature and Normalized Difference Vegetation Index* - NDVI) models for estimating ETR and ETP in the southwest of the Buenos Aires Province (Argentina) were developed for the 2000–2014 period. Both models were satisfactorily evaluated in the meteorological observatories used. A regression model was adjusted for ETR with a determination coefficient of 0,6959. Regression model was nonlinear in the case of the ETP variable with a determination coefficient

**To cite this article:** Marini, F., Santamaría, M., Oricchio, P., Di Bella, C.M., Basualdo, A. 2017. Estimation of real evapotranspiration (ETR) and potential evapotranspiration (ETP) in the southwest of the Buenos Aires Province (Argentina) using MODIS images. *Revista de Teledetección*, 48, 29-41. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.6743>

\* Autor para la correspondencia: [marini.fabian@inta.gov.ar](mailto:marini.fabian@inta.gov.ar)

of 0,8409. The individual regression analysis for each meteorological observatories explicate the behavior of the regression for the total data set of ETR and ETP. According to these results, the utility of remote sensing in determination of ETR and ETP in areas without meteorological data was confirmed.

**Keywords:** real evapotranspiration, potential evapotranspiration, MODIS, surface temperature, NDVI.

## 1. Introducción

Uno de los procesos más importantes del ciclo hidrológico es la tasa de evapotranspiración (ET). De hecho, este es el componente más significativo del balance hídrico después de la precipitación, y cobra mayor importancia en zonas áridas y semiáridas. La ET representa el agua removida desde el suelo y la vegetación hacia la atmósfera. Por tal motivo, la estimación de este parámetro es esencial en el estudio de los procesos hidrológicos.

Además de su importancia en el balance de energía del sistema Tierra-Atmósfera, desde un punto de vista de aplicabilidad práctica esta medida es útil tanto en la determinación del estrés hídrico de los cultivos como en la predicción de su rendimiento. En virtud de esta utilidad, en los últimos años se han venido desarrollando y perfeccionando distintos modelos de diversa complejidad y aplicación que permiten estimar la evapotranspiración. No obstante, su determinación no resulta sencilla, ya que depende de factores muy diversos. En líneas generales, existen dos grandes grupos de métodos para estimar ET:

1) *Aquellos que se valen de datos registrados en la superficie.*

Estos a su vez se pueden dividir en directos y empíricos (Sánchez, 2000). Los directos calculan ET a través de instrumental específico y mediciones precisas de varios parámetros físicos valiéndose de lisímetros, del evapotranspirómetro de Thornthwaite o de las parcelas de ensayo, e incluso empleando instrumentación de alta complejidad y coste que registran la velocidad de viento y los contenidos de agua y de dióxido de carbono (*Eddy Covariance System*) (Castellvi y Snyder, 2010; Evett et al., 2012). Estos métodos poseen la ventaja de arrojar resultados más cercanos a la realidad, razón por la que mantienen su importancia al momento de evaluar las estimaciones de ET obtenidas por métodos indirectos. No obstante, presentan la desventaja de ser de coste

más elevado, además de requerir de bastante tiempo para llegar a resultados confiables. Asimismo, la precisión que requieren las mediciones los torna engorrosos y poco prácticos.

Los métodos indirectos surgen precisamente por la dificultad de obtener mediciones de campo precisas, por lo que se valen de diversas ecuaciones empíricas o semi-empíricas para estimar la capacidad de evaporación utilizando datos meteorológicos. Por este motivo, son muy utilizados en los estudios geográficos y medioambientales. Entre ellos se pueden mencionar los tradicionales de Thornwaite y Mather (1955), Blannet y Criddle (1950), Grassi (1964) o Penman-Monteith - FAO (1998).

2) *Métodos que utilizan datos obtenidos mediante la percepción remota.*

Existen dos clases de algoritmos que estiman ET empleando esta metodología. El primero de ellos es el conocido como método residual, ya que estima la evapotranspiración como residuo a partir de la ecuación de conservación de energía en la superficie evapotranspirante. Dicha metodología ha sido ampliamente utilizada y difundida en el cálculo de ET. Entre los modelos que estiman ET de este modo pueden mencionarse los desarrollados por Caselles et al. (1992 y 1998), Kustas and Norman (1997), Seguin (1993), Sánchez y Chuvieco (2000) o el de Allen et al. (2007). En regiones semiáridas (como en el caso del presente estudio) merecen citarse los trabajos de Bastiaanssen et al. (2000) y Tasumi et al. (2000). Asimismo, el primero de estos autores desarrolló el algoritmo SEBAL –*Surface Energy Balance Algorithm For Land*– (Bastiaanssen et al., 1998) basado precisamente en estimaciones de ET como un residual del balance de energía.

El segundo de los métodos lo constituyen aquellos modelos basados en las relaciones entre ET y determinadas características de la vegetación como las expresadas a través de ciertos índices,

particularmente el NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index* – Índice Normalizado de Diferencia de Vegetación). Entre los trabajos que han aplicado esta metodología pueden citarse los de Wiegand y Richardson (1990), Cihlar *et al.* (1991), Yang *et al.* (1997) o Mora e Iverson (1998). En todos ellos se obtuvieron óptimas estimaciones de ET, tanto para ETR como para ETP, a partir del índice NDVI, que parecerían proporcionar resultados más aproximados a la realidad. En el mismo sentido, también pueden mencionarse más recientemente los trabajos de Mulleady y Barrera (2013), Aguirre Rodríguez (2014) y Castañeda-Ibáñez *et al.* (2015). Asimismo, de la mano de nuevos sensores se fueron incorporando otros índices de vegetación en la estimación de ET. Tal es el caso del NDWI (*Normalized Difference Water Index*) desarrollado por Gao, (1996) y el EVI (*Enhanced Vegetation Index* - Índice de Vegetación Mejorado) llevado a cabo por Huete *et al.* (2002).

En la república argentina, García *et al.* (2013) evaluaron estimaciones de ET basadas en el uso de productos satelitales derivados del sensor MODIS frente a mediciones directas de ET y estimaciones de ETP a partir de información meteorológica registrada en superficie. Por su parte, Di Bella *et al.* (2000) han conseguido buenas estimaciones de ETR diaria utilizando una regresión múltiple a partir de medidas conjuntas de NDVI y Temperatura Superficial (TS) obtenidas del satélite NOAA en la región de la Pampa Argentina. Teniendo en cuenta que los resultados de este tipo de regresiones han demostrado ser satisfactorios utilizando dichos parámetros para la estimación de ET, se propone llevar a cabo el mismo tipo de estimación utilizando imágenes MODIS.

## 2. Área de estudio

El área de estudio involucra una vasta superficie del suroeste de la provincia de Buenos Aires y un sector de la franja oeste de la provincia de La Pampa (Figura 1). Dicha área se extiende desde 58° 58' W hasta 64° 13' W en sentido longitudinal y desde 36° 13' S hasta 39° 02' S en el latitudinal y su superficie total asciende a 14.871.000 ha. Sus límites han quedado conformados por la ubicación de las estaciones meteorológicas en los extremos norte (Anguil y Azul) y sur (Bahía Blanca). El área de estudio involucra 25 partidos de la provincia de Buenos Aires y 6 de la provincia de La Pampa. En algunos casos dichos partidos quedan comprendidos en su totalidad y en otros sólo parcialmente (Figura 1).

## 3. Metodología

Se tomó como período de estudio el comprendido entre 2000 y 2014, ya que las imágenes MODIS se encuentran disponibles desde abril del primer año. Esta amplitud en el período seleccionado ha permitido contar con años climáticamente muy diversos, ya que coexisten años húmedos (p. ej. 2001, 2012 o 2014) con otros muy secos (p. ej. 2005, 2008 y 2009). Esta característica ha contribuido a fortalecer el análisis de los resultados. La metodología comprende tres pasos fundamentales: 1) obtención de la información satelital básica, 2) cálculo de ETR y de ETP a partir de datos meteorológicos y 3) construcción del modelo de estimación de la evapotranspiración a partir de las asociaciones existentes entre la información satelital y la meteorológica (análisis estadístico).

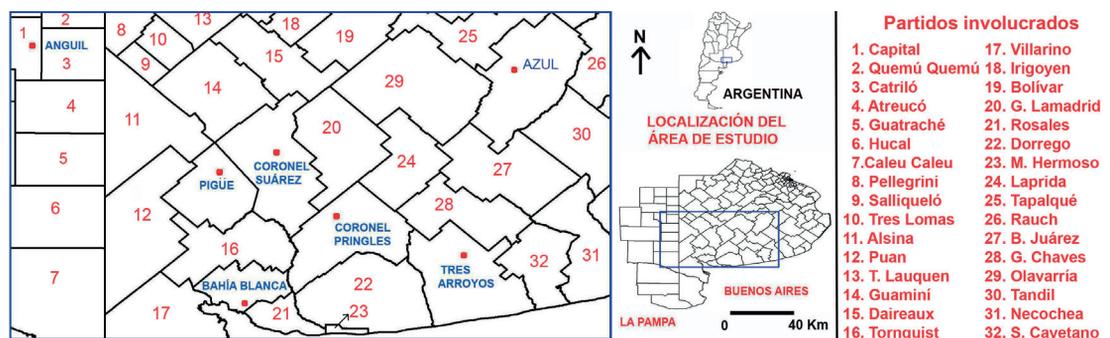


Figura 1. Área de estudio y localización de las estaciones meteorológicas empleadas.

### 3.1. Obtención de la información satelital básica. Tratamiento de las imágenes y productos MODIS

Los productos MODIS corresponden a las escenas H12V12 y H13V12 y han sido descargados del sitio REVERB LP DAAC (*Land Processes Distributed Active Archive Center*). Al tratarse de compuestos de 8 días de nivel 3 (L3) cada escena está georreferenciada y calibrada geométrica y radiométricamente. Estos productos se componen de un valor promedio de las 8 observaciones realizadas en dicho período. Antes de promediarse, tales observaciones diarias son seleccionadas con el criterio de mejor ángulo de observación y mejor calidad en cielos claros para evitar los efectos atmosféricos (Wan, 2008; Wan *et al.*, 2008). Para el cálculo de ET se han utilizado los siguientes:

- El producto MOD09A1, correspondiente a la estimación de la reflectancia de superficie en compuestos de 8 días, con una resolución espacial de 500 m. Dicho producto se genera a partir de la mejor observación, menor nubosidad, sombra y contenido de aerosoles dentro del período del compuesto. Se seleccionaron las bandas correspondientes al Rojo (banda 1: 620-670 nm) y al Infrarrojo (banda 2: 841-876 nm) para calcular Índice Normalizado de Diferencia de Vegetación (NDVI).
- El producto MOD11A2, que corresponde a un compuesto promedio de 8 días generado a partir de datos diarios de la Temperatura de Superficie Diurna (TS) con una resolución espacial de 1000 m. Dichos productos pertenecen al satélite TERRA y fueron adquiridos entre las 10:30 y 12:00 hora local. Ya que ambos intervienen en la estimación de ET y poseen diferente resolución espacial, fue necesario un remuestreo (resampling) de la reflectancia a niveles de la temperatura, resultando del mismo un tamaño de píxel final de 1000 m.

Tanto para las imágenes de TS como para las de NDVI, se generaron siete ventanas de 3×3 píxeles para cada una de las estaciones meteorológicas, correspondiendo el píxel central de dichas ventanas al de la localización de las distintas estaciones climáticas. De esta manera, se extrajeron posteriormente los valores de cada uno de estos parámetros exportándose a una tabla en donde se cotejaron con los valores de ETR y ETP calculados para cada estación meteorológica. Debido a que estos dos últimos valores son calculados diariamente en cada estación, fue necesario sumarlos cada ocho días a fin de poder cotejarlos con la fecha de revista del satélite.

### 3.2. Estimación de evapotranspiración real y potencial a partir de datos meteorológicos.

Los datos empleados para su cálculo corresponden a los proporcionados por el Servicio Meteorológico Nacional (SMN) para siete estaciones meteorológicas distribuidas en el área de estudio (suroeste de la provincia de Buenos Aires y oeste de La Pampa). Dichas estaciones son (Figura 1): Bahía Blanca, Coronel Suárez, Coronel Pringles, Tres Arroyos, Azul, Pigüé y Santa Rosa. En base a un estudio multitemporal empleando imágenes satelitales Landsat 8 OLI se ha realizado una determinación del uso del suelo sobre la cual se hallan emplazadas cada una de las siete estaciones (Tabla 1). De esta manera, se ha analizado los porcentajes de dichos usos tomando como base una ventana con una superficie de 3×3 píxeles de una imagen satelital MODIS (250 m por píxel).

Para el cálculo de la evapotranspiración potencial (ETP) se utilizó la denominada ecuación de FAO (Allen *et al.*, 1998). El valor de ETP se calcula en función de la máxima radiación del día (astronómica) y de los valores de diversas variables meteorológicas como temperatura máxima,

**Tabla 1.** Uso del suelo en las siete estaciones meteorológicas del estudio.

Uso del suelo (%)	Bahía Blanca	Azul	Coronel Suárez	Coronel Pringles	Tres Arroyos	Pigüé	Santa Rosa
Agrícola	—	10	30	60	85	90	100
Ganadero	—	90	70	40	—	10	—
Urbano	10	—	—	—	—	—	—
Campo Natural	90	—	—	—	15	—	—

temperatura mínima, humedad relativa, viento y heliofanía (o en su defecto, nubosidad). Un paso previo para el cálculo de la evapotranspiración potencial es la obtención de la evapotranspiración de referencia. (ET<sub>o</sub>). Este parámetro define el consumo hídrico de una superficie hipotética de pasto en condiciones de referencia obtenida utilizando datos meteorológicos. No obstante, la misma requiere previamente un ajuste relacionado con el consumo de agua de un cultivo en particular, que varía a lo largo de su ciclo fenológico con respecto al de una pradera, superándolo en los periodos críticos y permaneciendo por debajo del mismo en los restantes, dependiendo de su desarrollo fisiológico. De esta manera, la evapotranspiración de los cultivos se ha obtenido en cada una de las siete estaciones multiplicando el valor de la evapotranspiración de referencia por un coeficiente de cultivo (*K<sub>c</sub>*). El cálculo de *K<sub>c</sub>* requiere conocer la etapa correcta de desarrollo de diferentes cultivos en áreas extensas con alta variabilidad en las fechas de siembra. El cálculo de la ET de referencia para cada una de las siete estaciones meteorológicas se ha efectuado tomando como cultivo una pradera de referencia. En base a ello, se ha elegido como coeficiente de cultivo *K<sub>c</sub>* = 1, propuesto por la FAO para una dicha plantación (Allen *et al.*, 1998).

La evapotranspiración del sistema suelo-cultivo alcanza un valor máximo o potencial (ETP) sólo cuando no existen limitantes hídricas. Cuando la humedad del suelo es inferior a la capacidad de campo (máxima capacidad de retención de humedad del suelo), la evapotranspiración del sistema suelo-cultivo es menor que la potencial y disminuye a medida que aumenta el nivel de estrés hídrico al cual el cultivo está sometido. Este último caso corresponde a la evapotranspiración real (ETR). De acuerdo a lo expuesto, el valor de ETR se calcula a partir de su valor potencial (ETP) y de un coeficiente de estrés adimensional *K<sub>s</sub>*.

$ETR = K_s \times K_c \times ET_o$  (eq. 81, Allen *et al.*, 1998).

Donde *K<sub>s</sub>* es un coeficiente de reducción a la transpiración dependiente del agua disponible en suelo (entre 0 y 1) que queda determinado por el balance de agua en el suelo. Su fórmula de obtención es la siguiente:

$K_s = (ADT - Dr) / (1 - p \times ADT)$  (eq. 84, Allen *et al.*, 1998).

Donde, *ADT*: Agua total disponible en la zona radicular (mm). *Dr*: Agotamiento (reducción) de agua en la zona radicular del suelo (mm). *p*: Fracción de la ADT que puede extraer el cultivo del suelo (zona radicular) sin sufrir estrés.

### 3.3. Análisis estadístico

El análisis estadístico consistió en la aplicación de un análisis de regresión para describir mediante modelos el comportamiento de cada una de las variables, ETR y ETP en relación a la temperatura y el NDVI. Se evaluó a partir de diagramas de dispersión bidimensionales y tridimensionales la tendencia de los datos en su conjunto y separados por estación meteorológica. Mediante la técnica de análisis de la varianza aplicado a la regresión múltiple (ANOVA, *Analysis of variance*) se probó mediante prueba F la significación de los modelos de ajuste considerados para la variable ETR. Básicamente, esta técnica consiste en descomponer la variabilidad de la variable respuesta en una variabilidad explicada por el modelo más un variabilidad no explicada o residual, lo que permitirá contrastar si el modelo de regresión es significativo o no. Además de esta prueba global del modelo, basada en el análisis de la varianza, se plantearon pruebas parciales, F parcial, que se utilizan para determinar si la presencia de una cierta variable en el modelo resulta significativa para explicar la variable respuesta.

En el caso de ETP además de considerar el coeficiente de determinación *R*<sup>2</sup> para evaluar la bondad de los ajustes, se utilizó el criterio de Akaike, AIC. A diferencia de *R*<sup>2</sup>, AIC es una medida para la comparación de modelos que penaliza un modelo por tener más variables (Snipes y Taylor, 2014; Burnham y Anderson, 2002). Este criterio se define como:

Criterio AIC =  $n \times \log(SSR/n) + 2 \times k$

donde *n* es el número de casos en el modelo, *SSR* es la suma de cuadrados de los residuos del modelo y *k* es el número de variables independientes.

Los valores más pequeños del AIC indican un modelo de mejor ajuste. Cuando dos modelos presentan un AIC con valores similares, la elección del modelo puede ser difícil, por ello existen medidas basadas en AIC que contribuyen a esta

elección. Una de ellas es la diferencia relativa entre los AIC ( $\Delta_i$ ) de diferentes modelos:

$$\Delta_i = AIC_i - AIC_{min}$$

$AIC_{min}$  representa el menor valor AIC dentro del conjunto de modelos ajustados y  $AIC_i$  cada uno de los restantes valores de AIC.

A partir de las diferencias pueden calcularse los pesos Akaike y la razón de evidencia de pesos Akaike. Los primeros proporcionan el peso relativo de cada modelo en relación al conjunto de modelos y se calculan como:

$$w_i = \exp(-0,5 \times \Delta_i) / \sum_{j=1}^R \exp(-0,5 \times \Delta_j)$$

$R$  representa el total de modelos candidatos considerados. El valor de  $w_i$  se interpreta como el peso de la evidencia de que el modelo  $i$  sea el mejor dentro del conjunto de los modelos candidatos a representar la realidad contenida en el conjunto de datos. En forma alternativa puede interpretarse como la probabilidad de que  $i$  sea el mejor modelo, dado el conjunto de modelos candidatos y los datos.

El nivel de evidencia en favor de un modelo respecto a otro, se obtiene mediante la división de sus respectivos pesos de Akaike. La razón de evidencia de pesos o coeficiente de evidencia se define como:

$$RE = w_i / w_j$$

donde el modelo  $i$  es comparado respecto del modelo  $j$ . Dados dos modelos  $i$  y  $j$  con pesos  $w_i$  y  $w_j$  respectivamente, y  $w_i > w_j$ , se dice que la evidencia de que el modelo  $i$  sea mejor que  $j$  es  $w_i / w_j$  veces favorable al modelo  $i$ .

## 4. Resultados

### 4.1. Estimación de Evapotranspiración Real (ETR)

Se llevó a cabo una regresión lineal múltiple cuya ecuación permite estimar ETR en el área de estudio. Dicha ecuación es resultante de la confrontación de ETR calculada con el método de Penman a partir de los datos meteorológicos y de la información satelital proporcionada por las variables TS y NDVI generadas sobre la base de información espectral. Para este análisis estadístico se utilizó una muestra de 3568 datos.

Los diagramas de dispersión tridimensional (Figura 2) y bidimensional (Figuras 3a y 3b) permitieron establecer la relación entre la variable respuesta ETR y las variables TS y NDVI. Dichos gráficos evidencian una alta asociación lineal de la variable independiente TS con ETR, mientras que NDVI no parece tener una relación muy marcada para predecir ETR.

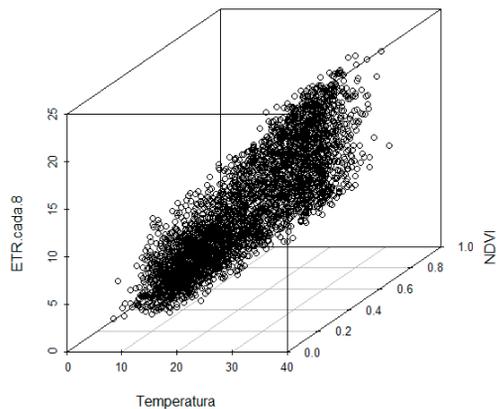


Figura 2. Diagrama de dispersión tridimensional entre las variables TS y NDVI y la variable respuesta ETR.

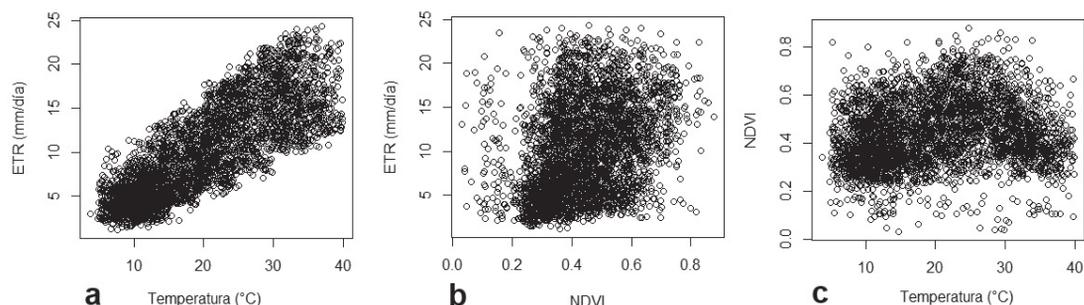


Figura 3. Diagramas de dispersión bidimensional: a) ETR y TS, b) ETR y NDVI, c) TS y NDVI.

Se obtuvo la matriz de correlación muestral para establecer la magnitud de la relación lineal (Tabla 2). Entre ETR y TS la correlación fue de 0,8126, mientras que entre ETR y NDVI resultó baja, 0,3130. La correlación muestral entre las variables consideradas independientes —TS y NDVI— arrojó apenas 0,1561, lo que exhibe la falta de asociación lineal (Figura 3c).

**Tabla 2.** Matriz de correlación muestral entre las distintas variables.

	TS	NDVI	ETR cada 8
TS	1,00	0,16	0,81
NDVI	0,16	1,00	0,31
ETR cada 8	0,81	0,31	1,00

Los coeficientes estimados de los parámetros del análisis de regresión lineal múltiple fueron -2,2834; 0,4568 y 7,4074. De esta manera, el modelo de regresión lineal estimado para el período 2000/2014 queda definido por la siguiente ecuación:

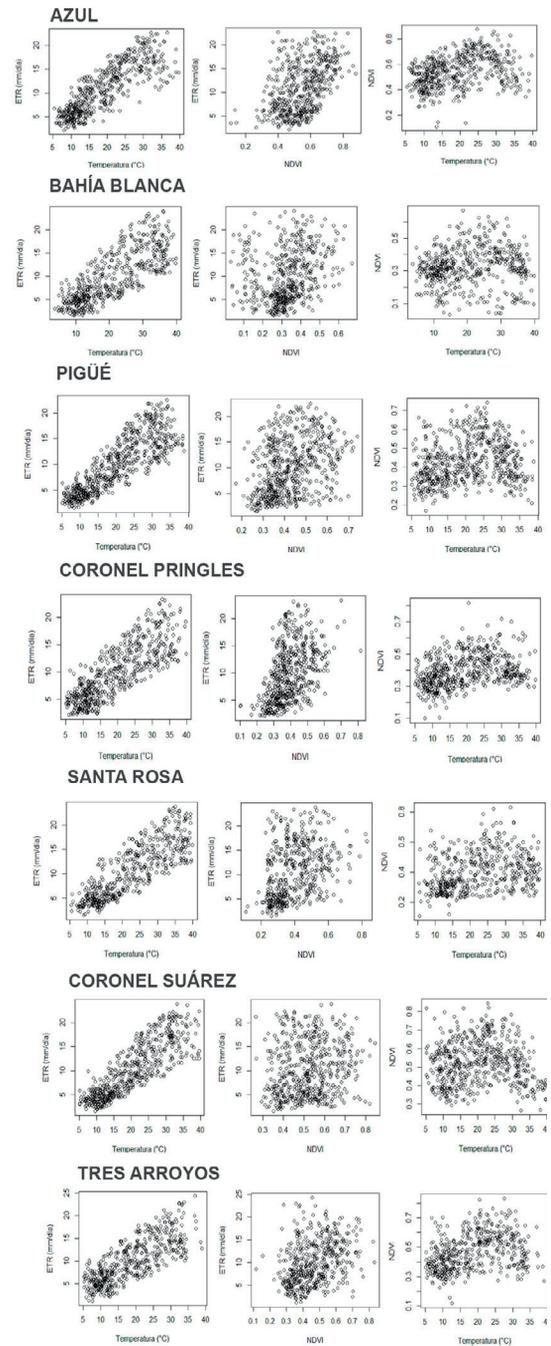
$$ETR = -2,28 + 0,46 \times TS + 7,41 \times NDVI$$

La prueba de ANOVA de significancia global proporcionó evidencia estadística suficiente para concluir que la regresión entre ETR y las variables TS y NDVI es significativa ( $p < 2,2 \times 10^{-16}$ ). Las pruebas de significancia individual (pruebas t) para las variables independientes resultaron estadísticamente significativas (en todos los casos,  $p < 2 \times 10^{-16}$ ). El coeficiente de determinación múltiple arrojó un valor de 0,6959, lo que indica que el 69,59% de la variabilidad en ETR es explicada por la ecuación de regresión estimada.

Debido a que la variable NDVI había reflejado una relación lineal más débil en su relación con ETR, se estimó un modelo lineal sin incluir esta variable. Se compararon ambos modelos a través de un ANOVA (F parcial) y a partir de los resultados ( $p < 2,2 \times 10^{-16}$ ) se concluyó que NDVI es significativa para predecir ETR.

Con el propósito de identificar la incidencia de cada estación meteorológica en el modelo de regresión ajustado al conjunto de los datos, se realizó un análisis de regresión para cada estación meteorológica en forma separada. Los diagramas de dispersión correspondientes a cada estación (Figura 4) muestran que existe alta asociación

lineal entre ETR y TS, mientras que entre ETR y NDVI es baja. Entre las variables independientes, TS y NDVI, prácticamente no existe asociación.



**Figura 4.** Diagramas de dispersión bidimensional, ETR y TS, ETR y NDVI, y TS y NDVI para las siete estaciones meteorológicas.

**Tabla 3.** Coeficiente de determinación y coeficientes estimados de la regresión lineal múltiple para la variable ETR por estación meteorológica.

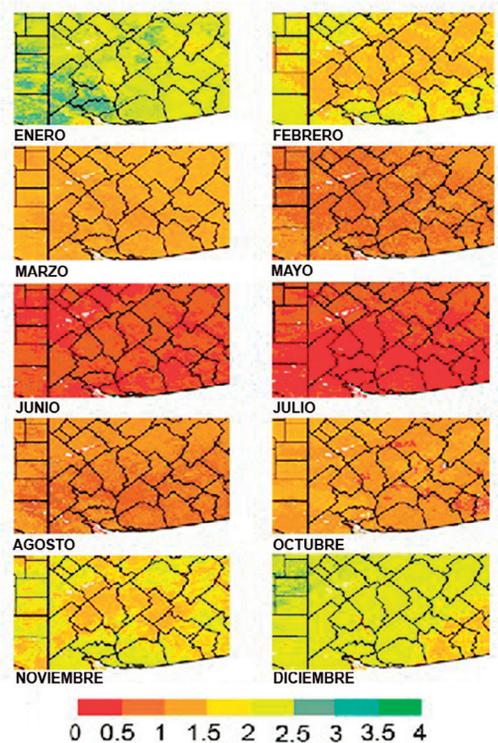
Estación meteorológica	R <sup>2</sup>	Ordenada al origen	Pendiente TS	Pendiente NDVI
Azul	0,74	-3,04	0,47	9,21
Bahía Blanca	0,64	-1,96	0,44	8,30
Pigüé	0,75	-3,90	0,48	9,88
Pringles	0,70	-2,66	0,41	11,62
Santa Rosa	0,72	-2,20	0,47	5,56
Coronel Suárez	0,74	-4,94	0,54	8,07
Tres Arroyos	0,61	0,47	0,41	3,90

El coeficiente de determinación R<sup>2</sup> y los coeficientes estimados de los parámetros de la regresión lineal asociada a cada estación figuran en la Tabla 3.

De la Tabla 3 puede apreciarse que, a excepción de las estaciones de Bahía Blanca y Tres Arroyos, la regresión lineal de cada una de las restantes estaciones presenta un coeficiente R<sup>2</sup> superior al obtenido con la regresión del conjunto completo de datos (0,6959). Los valores más altos ocurren para Azul, Pigüé y Coronel Suárez, por lo tanto la información proporcionada por estas estaciones tiene mayor incidencia en la regresión lineal del conjunto completo. Por otra parte, la baja correlación que presenta NDVI con ETR en las estaciones de Bahía Blanca y Tres Arroyos (Figura 4) contribuye a que presenten valores más bajos de R<sup>2</sup>, y por lo tanto influyen en el valor R<sup>2</sup> de la regresión basada en el total de datos.

Las distintas estaciones meteorológicas incluidas en este estudio poseen diferencias tanto en las coberturas del suelo sobre las que se hallan emplazadas (pastura, pradera y campo natural) como en su localización geográfica. Sin embargo, tales diferencias no modifican la relación de ETR con TS y NDVI.

A partir del modelo de estimación de ETR obtenido del análisis de regresión lineal aplicado a la totalidad de datos satelitales de TS y NDVI, se construyeron mapas de ETR estimada para el área de estudio. La Figura 5 exhibe a modo de ejemplo la evolución de ETR estimado cada ocho días (período de revisita del satélite) a lo largo de diversos momentos del año 2011.



**Figura 5.** Evolución de ETR registrada cada ocho días y expresada en mm/ día a lo largo de diversos momentos de 2011.

#### 4.2. Estimación de Evapotranspiración Potencial (ETP)

En el caso de la variable ETP también se realizó un análisis de regresión múltiple tomando los datos meteorológicos (ETP calculada con el método de Penman) confrontados con la información de índole satelital (TS y NDVI). Los diagramas de dispersión tridimensional (Figura 6) y bidimensional (Figura 7) analizados ponen de manifiesto

que la relación entre TS y ETP no es lineal, y que entre NDVI y ETP no existe una asociación muy marcada

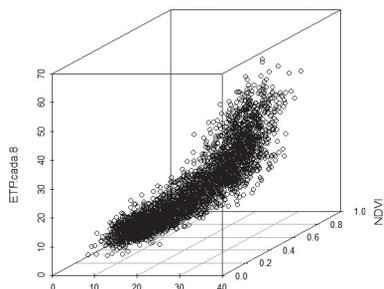


Figura 6. Diagrama de dispersión tridimensional entre las variables TS y NDVI y la variable respuesta ETP.

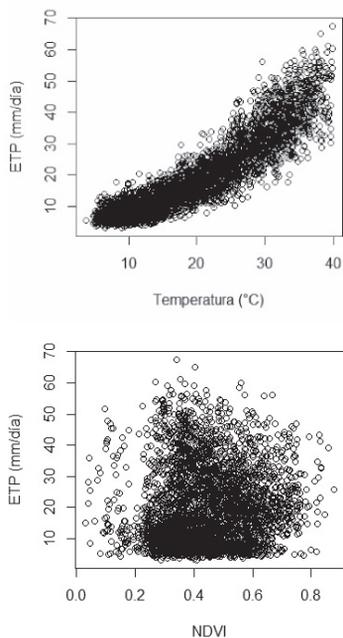


Figura 7. Dispersión bidimensional entre la variable respuesta ETP y las variables TS y NDVI respectivamente.

Debido a que la relación entre las variables no es lineal, se ajustaron varios modelos mediante el programa informático TableCurve3D (licencia de prueba), resultando seleccionados en base al valor del coeficiente de determinación R<sup>2</sup> y al número de parámetros los modelos que figuran en la Tabla 4, en la que también se incluyó el modelo lineal.

Tabla 4. Conjunto de modelos ajustados para la variable ETP.

Modelo	Descripción
M1:	$ETP = b_0 + b_1 TS + b_2 NDVI$
M2:	$ETP = b_0 + b_1 TS + b_2 TS^2 + b_3 NDVI$
M3:	$ETP = b_0 + b_1 TS + b_2 TS^2 + b_3 \log(NDVI)$
M4:	$ETP = b_0 + b_1 TS + b_2 TS^2 + b_3 TS^3 + b_4 NDVI$

Los valores de R<sup>2</sup> y de los coeficientes estimados correspondientes a cada modelo se presentan en la tabla 5.

Tabla 5. Coeficientes R<sup>2</sup> y modelos estimados para la variable ETP.

Modelo	R <sup>2</sup>	b <sub>0</sub>	b <sub>1</sub>	b <sub>2</sub>	b <sub>3</sub>	b <sub>4</sub>
M1:	--	-3,17	1,25	-5,26	--	--
M2:	0,84	4,77	0,17	0,02	-1,45	--
M3:	0,84	3,56	0,17	0,02	-0,65	--
M4:	0,84	10,28	-0,78	0,07	-0,00	-1,99

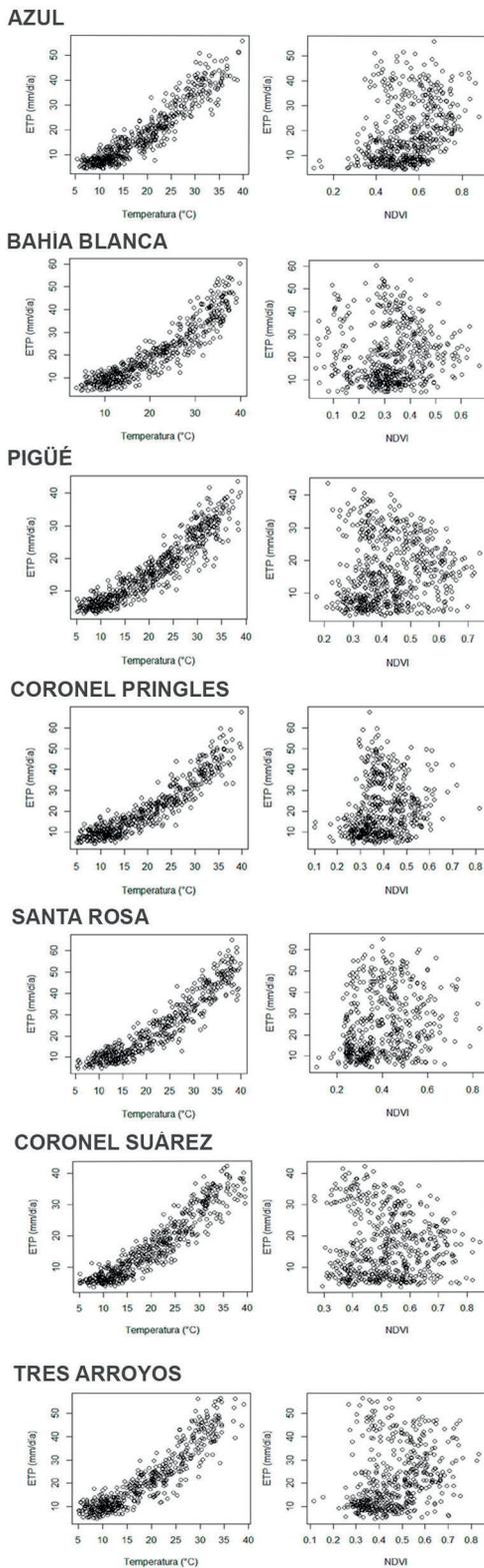
Puede observarse en esta última tabla que no existen prácticamente diferencias entre los valores de R<sup>2</sup> ajustados para los distintos modelos. Se procedió también al análisis de las medidas asociadas al criterio de Akaike (AIC): incrementos delta AIC ( $\Delta_i$ ), pesos Akaike ( $w_i$ ) y razón de evidencia de pesos ( $RE = w_j/w_i$ ), para seleccionar el modelo apropiado al conjunto de datos. Los valores correspondientes a estas medidas para cada uno de los modelos posibles figuran en la Tabla 6.

Tabla 6. Resumen de los resultados AIC para los modelos propuestos.

Modelo	AIC	Delta AIC ( $\Delta_i$ )	Pesos Akaike $w_i$	Razón de evidencia de pesos (RE)
M1	11917,86	468,23	$2,11 \times 10^{-102}$	$4,73 \times 10^{101}$
M2	11482,76	33,13	$6,40 \times 10^{-8}$	$1,56 \times 10^7$
M3	11480,91	31,28	$1,61 \times 10^{-7}$	$6,20 \times 10^6$
M4	11449,63	0,00	1,00	1,00

Los resultados de la Tabla 6 indican que el modelo M4, representado por la ecuación

$$ETP = 10,2779 - 0,7769 \times TS + 0,07390 \times TS^2 - 0,00075 \times TS^3 - 1,9854 \times NDVI$$



**Figura 8.** Diagramas de dispersión bidimensional, ETR y TS, ETR y NDVI para las siete estaciones meteorológicas.

es el más apropiado entre los 4 modelos candidatos, con un peso Akaike de 0,9999. Además, la razón de evidencia de pesos de este modelo en relación a los demás candidatos es muy grande, indicando que es el mejor modelo del conjunto considerado. Los restantes modelos son muy improbables, puesto que los valores  $\Delta_i$  son mayores a 10 (valor de referencia, Burnham y Anderson, 2002).

Se realizó también un análisis de regresión para cada estación meteorológica en forma separada con el fin de establecer su relación con modelo que describe el comportamiento del conjunto de los datos. Los diagramas de dispersión correspondientes a cada estación (Figura 8) evidencian que la relación entre Temperatura y ETP no es lineal y es similar a la que se presenta para el conjunto de partidos. Del mismo modo, entre NDVI y ETP no existe una asociación muy marcada (Figura 8).

Por lo tanto, se ajustaron los mismos modelos que figuran en la Tabla 4 mediante el programa informático TableCurve3D. Los valores de  $R^2$  correspondientes a cada modelo ajustado, excluido el lineal, y a cada estación meteorológica figuran en Tabla 7.

**Tabla 7.** Coeficientes  $R^2$  de los modelos estimados para la variable ETP para las siete estaciones meteorológicas.

Estación	Modelos de regresión estimados		
	M2	M3	M4
Azul	0,89	0,89	0,90
Bahía Blanca	0,89	0,89	0,89
Pigüé	0,89	0,89	0,89
Pringles	0,90	0,90	0,90
Santa Rosa	0,90	0,90	0,91
Coronel Suárez	0,89	0,89	0,90
Tres Arroyos	0,87	0,87	0,87

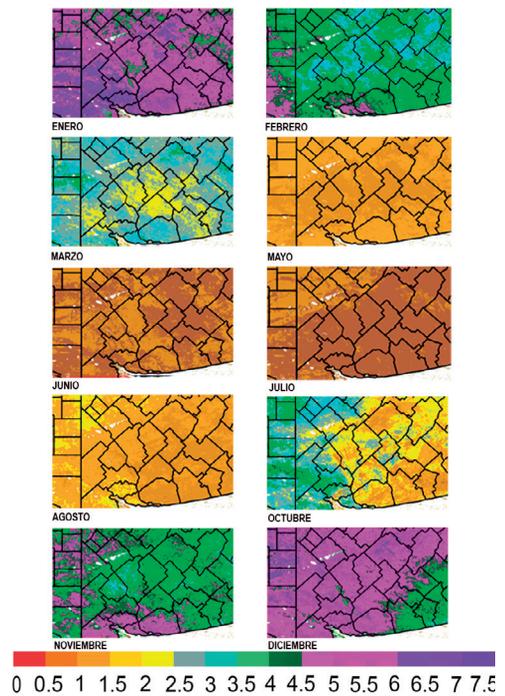
Puede observarse en la Tabla 7 que los valores de  $R^2$  referidos a cada estación son superiores a los obtenidos para el conjunto completo de datos. Analizados por estación no existen prácticamente diferencias entre los valores de  $R^2$  ajustados para los distintos modelos. Tal como se procedió con conjunto completo de datos, se aplicaron en cada estación las medidas asociadas al criterio de Akaike, AIC, para comparar los distintos modelos y evaluar el ajuste más apropiado.

**Tabla 8.** Resumen de los resultados AIC para los modelos propuestos para las siete estaciones meteorológicas,

Estación Meteorológica	Modelo	AIC	Delta AIC ( $\Delta_i$ )	Pesos Akaike $w_i$	Razón de evidencia de pesos (RE)
Azul	M2	1395,28	18,12	0,00	8612,76
	M3	1394,58	17,42	0,00	6075,38
	M4	1377,16	0,00	1,00	1,00
Bahía Blanca	M2	1466,94	0,00	0,56	1,00
	M3	1468,94	2,01	0,21	2,73
	M4	1468,73	1,80	0,23	2,46
Pigüé	M2	1347,83	11,74	0,00	353,36
	M3	1347,66	11,57	0,00	326,03
	M4	1336,09	0,00	0,99	1,00
Coronel Pringles	M2	1421,53	1,96	0,23	2,67
	M3	1422,30	2,74	0,16	3,93
	M4	1419,57	0,00	0,61	1,00
Santa Rosa	M2	1422,24	6,17	0,04	21,88
	M3	1421,15	5,07	0,07	12,64
	M4	1416,07	0,00	0,89	1,00
Coronel Suárez	M2	1294,56	50,87	0,00	111189301899,00
	M3	1295,02	51,33	0,00	139663243986,00
	M4	1243,69	0,00	1,00	1,00
Tres Arroyos	M2	1494,52	11,18	0,00	267,74
	M3	1496,02	12,68	0,00	565,95
	M4	1483,34	0,00	0,99	1,00

Analizando la Tabla 8 se observa que el modelo M4:  $ETP = b_0 + b_1 TS + b_2 TS^2 + b_3 TS^3 + b_4 NDVI$  es el más apropiado entre los 3 modelos candidatos (excluido el lineal) para la mayoría de las estaciones meteorológicas. En el caso de Bahía Blanca los 3 modelos presentan valores de  $\Delta_i$  y RE dentro de los rangos considerados modelos de alta plausibilidad (Burnham y Anderson, 2002). Una situación bastante similar ocurre en Coronel Pringles principalmente entre los modelos M4 y M2. En Santa Rosa si bien el modelo M4 resulta el más apropiado, los otros dos modelos presentan valores de  $\Delta_i$  y RE dentro de los rangos de plausibilidad menor.

Del mismo modo que con ETR, a partir del modelo de estimación de ETP (Modelo M4) obtenido del análisis de regresión aplicado al total de datos satelitales de TS y NDVI, se construyeron mapas de ETP estimada para el área de estudio. La Figura 9 exhibe a modo de ejemplo la evolución de ETP estimada cada ocho días (período de revisita del satélite) a lo largo de diversos momentos del año 2011.



**Figura 9.** Evolución de ETP registrada cada ocho días y expresada en mm/ día a lo largo de diversos momentos de 2011.

## 5. Conclusiones

De acuerdo a los resultados se evidencia la factibilidad de los modelos obtenidos en la determinación de ETR y ETP a escala regional. Dicha factibilidad se sustenta en la relación encontrada entre las variables respuesta ETR y ETP con las variables TS y NDVI. La variable independiente TS es la que presenta una mejor relación lineal con ETR, aunque NDVI también es importante en la predicción de este parámetro, como lo demostró la prueba de ANOVA. Por su parte, en el caso de ETP se constató que su relación con TS y NDVI no es lineal y que el modelo más apropiado para describir esa relación es el representado por M4.

El análisis de regresión individual de cada una de las estaciones meteorológicas permitió explicar el comportamiento de la regresión basada en el conjunto completo de datos, tanto para la variable ETR como para la variable ETP.

De esta manera, se han obtenido modelos que permiten estimar espacialmente ETR y ETP cada ocho días contando con la ventaja de requerir sólo de información satelital suministrada en forma gratuita. A partir de los mismos se pudieron confeccionar mapas de ETR y ETP sin necesidad de recurrir a datos meteorológicos. Si bien dichos modelos permiten predecir ETR y ETP dentro de los tiempos y valores de las variables que se midieron, se evaluará su comportamiento en la predicción a futuro contrastando los resultados que arrojen tales modelos con los datos reales de futuras fechas para las estaciones consideradas en este trabajo.

## Referencias

- Aguirre Rodríguez, A. 2014. *Estimación de la evapotranspiración mediante imágenes satelitales en la cuenca del río La Sierra, Chiapas y Tabasco, México*. Tesis (Maestría en Ciencias, especialista en Hidrociencias) - Colegio de Postgraduados.
- Allen, R., Pereira, L., Raes, D., Smith, M. 1998. *Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements*. FAO Irrigation and Drainage, Paper No. 56.
- Allen, R.G., Tasumi, M., Morse, A., Trezza, R., Wright, J.L., Bastiaanssen, W., Kramber, W., Lorite, I. Robison, C.W. 2007. Satellite-Based Energy Balance for Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration (METRIC) Applications. *J. of Irrigation Drainage Engineering -ASCE*, 133(4), 395-40. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9437\(2007\)133:4\(395\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9437(2007)133:4(395))
- Bastiaanssen, W. 1995. *Regionalization of surface flux densities and moisture indicators in composite terrain: a remote sensing approach under clear skies in Mediterranean climates*. Land bouw universiteit te Wageningen, 109, 273.
- Bastiaanssen, W.G.M., Menenti, M., Feddes, R.A., Holtslag, A.A.M. 1998. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). *Journal of Hydrology*, 212-213, 198-212. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00253-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00253-4)
- Bastiaanssen, W.G.M. 2000. SEBAL-based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. *Journal of Hydrology*, 222, 87-100. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(99\)00202-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(99)00202-4)
- Blaney, H.F. y Criddle, W.D. 1950. *Determining Water Requirements in Irrigated Area from Climatological Irrigation Data*. US Department of Agriculture, Soil Conservation Service, Tech. Pap. N°. 96, 48 pp.
- Burnham, K.P., Anderson, D.R. 2002. *Model Selection and Multimodel Inference - A Practical Information-Theoretic Approach*. New York: Springer-Verlag.
- Caselles, V., Delegido, J., Sobrino, J.A., Hurtado, E. 1992. Evaluation of the maximum evapotranspiration over the La Mancha region, Spain, using NOAA-VHRR data. *Internacional Journal of Remote Sensing*, 13(5), 939-946. <https://doi.org/10.1080/01431169208904167>
- Caselles, V., Artigao, M., Hurtado, E., Coll, C., Brasa, A. 1998. Mapping actual evapotranspiration by combining Landsat TM and NOAA-AVHRR images: application to the Barrax area, Albacete, Spain. *Remote Sensing of Environment*, 63(1), 1-10. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00108-9](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00108-9)
- Castañeda-Ibáñez, C., Martínez-Menes, M., Pascual-Ramírez, F., Flores-Magdaleno, H., Fernández-Reynoso, D. y Esparza-Govea, S. 2015. Estimación de coeficientes de cultivo mediante sensores remotos en el distrito de riego río Yaquí, Sonora, México. *Agrociencia*, 49, 221-232.
- Castellvi, F., Snyder, R.L. 2010. A new procedure to estimate sensible heat flux using surface renewal analysis. A case study over grapevines. *Journal of Hydrometeorology*, 11(2), 496-508. <https://doi.org/10.1175/2009JHM1151.1>
- Cihlar, J., St. Laurent, L., Dyer, J. 1991. Relation between the Normalized Difference Vegetation Index and ecological variables. *Remote Sensing of Environment*, 35(2-3), 279-298. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90018-2](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90018-2)
- Di Bella, C., Rebella, C., Paruelo, J. 2000. Evapotranspiration estimates using NOAA-AVHRR imagery in the Pampa region of Argentina. *International Journal of Remote Sensing*, 21(4), 791-797. <https://doi.org/10.1080/014311600210579>

- Evet, S.R., Kustas, W.P., Gowda, P.H., Anderson, M.C., Prueger, J.H., Howell, T.A. 2012. Overview of the Bushland Evapotranspiration and Agricultural Remote Sensing EXperiment 2008 (BEAREX08): A field experiment evaluating methods for quantifying ET at multiple scales. *Advances in Water Resources*, 50, 4-19. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2012.03.010>
- Gao, B.C. 1996. NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 257-266. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)
- García, A.G., Campos, A.N., Di Bella, C.M. y Posse Beaulieu, G. 2013. Evolución de la evapotranspiración en diferentes coberturas vegetales de la Argentina utilizando productos derivados del sensor MODIS. INTA – Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria. Artículo de divulgación. Disponible en <http://inta.gob.ar/documentos/evolucion-de-la-evapotranspiracion-en-diferentes-coberturas-vegetales-de-la-argentina-utilizando-productos-derivados-del-sensor-modis>
- Grassi C. I. 1964. *Estimation of evapotraspiration from climatic formulas*. Master of Science Thesis, Utah State University, 101, Utah, EE.UU.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X. y Ferreira, L.G. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote sensing of environment*, 83(1-2), 195-213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)
- Kustas, W. P. and Norman, J. M. 1997. A two-source approach for estimating turbulent fluxes using multiple angle thermal infrared observations, *Water Resources Research*, 33(6), 1495-1508. <https://doi.org/10.1029/97WR00704>
- Mora, F., Iverson, L. 1998. On the sources of vegetation activity variation, and their relation with water balance in Mexico. *Internacional Journal of Remote Sensing*, 19(10), 1843-1871. <https://doi.org/10.1080/014311698215027>
- Mulleady, C., Barrera, D. 2013. Estimación de la tasa de evapotranspiración a partir de datos satelitales. *Meteorológica*, 38(1), 21-39.
- Penman-Monteith – FAO. 1998. Crop evapotranspiration – Guidelines for computing crop water requirements – FAO irrigation and drainage paper 56, Food and agriculture Organization of the United Nations. Rome.
- Sánchez, M. 2000. Características y apreciaciones generales de los métodos de medida y estimación de evapotranspiración. *Revista de Geografía Norte Grande*, 27, 27-36.
- Sánchez, M., Chuvieco, E. 2000. Estimación de evapotranspiración del cultivo de referencia, ET<sub>0</sub>, a partir de imágenes NOAA-AVHRR. *Revista de Teledetección*, 14, 11-21. Disponible en: [http://www.aet.org.es/revistas/revista14/AET14\\_2.pdf](http://www.aet.org.es/revistas/revista14/AET14_2.pdf) [Último acceso: junio 2017].
- Seguin, B. 1993. NOAA-AVHRR data for crop monitoring at a regional level: possibilities and limits in the European context. *EARSEL - Advances in Remote Sensing*, 2(2), 87-93.
- Snipes, M., Taylor, C.D. 2014. Model selection and Akaike Information Criteria: An example from wine ratings and prices. *Wine Economics and Policy*, 3(1), 3-9. <https://doi.org/10.1016/j.wep.2014.03.001>
- Tasumi, M., Bastiaanssen, W.G.M., Allen, R.G. 2000. *Application of the SEBAL methodology for estimating consumptive use of water and stream flow depletion in the Bear River Basin of Idaho through remote sensing*. Idaho Department of Water Resources, University of Idaho, Department of Biological and Agricultural Engineering.
- Thorntwaite C.W., Mather, J.R. 1955. The water balance. *Publications in climatology*. Centerton, NJ: Drexel Institute of Technology. Vol. VIII, N° 1.
- Wan, Z. 2008. New refinements and validation of the MODIS Land-Surface Temperature/Emissivity products. *Remote Sensing of Environment*, 112(1), 59-74. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.06.026>
- Wang, W., Liang, S., Meyers, T. 2008. Validating MODIS land surface temperature products using long-term nighttime ground measurements. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 623-635. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.05.024>
- Wiegand, C., Richardson, A. 1990. Use of spectral vegetation indices to infer leaf area, evapotranspiration and yield, I. Rationale. *Agronomy Journal*, 82, 623-629. <https://doi.org/10.2134/agronj1990.00021962008200030037x>
- Yang, W., Yang, L., Merchant, J. 1997. An assessment of AVHRR/NDVI-ecoclimatological relations in Nebraska, U.S.A. *Internacional Journal of Remote Sensing*, 18(10), 2161-2180. <https://doi.org/10.1080/014311697217819>