

DOI: 10.24850/j-tyca-15-4-4

Artículos

Determinación de la evapotranspiración con datos satelitales y de reanálisis utilizando Google Earth Engine

Evapotranspiration determination with satellite and reanalysis data using Google Earth Engine

María Florencia Degano¹, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8365-6085>

Raúl Eduardo Rivas², ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3027-5529>

Martín Ignacio Bayala³, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8617-8357>

¹Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas - Instituto de Hidrología de Llanuras, Tandil, Buenos Aires, Argentina, mfdegano@ihlla.org.ar

²Comisión de Investigaciones Científicas - Instituto de Hidrología de Llanuras, Tandil, Buenos Aires, Argentina, rrivas@rec.unicen.edu.ar

³Comisión de Investigaciones Científicas - Instituto de Hidrología de Llanuras, Tandil, Buenos Aires, Argentina, martinbayala@gmail.com

Autora para correspondencia: María Florencia Degano,
mfdegano@ihlla.org.ar



Resumen

Los flujos verticales, dentro del ciclo hidrológico, son una de las variables de mayor relevancia en zona de llanura, dado que las pendientes varían entre 0% y 5%, y los flujos horizontales no son significativos. En este sentido, la evapotranspiración juega un rol fundamental en el manejo hídrico ya que alrededor del 85% del agua que sale del sistema lo hace mediante este proceso, requiriendo una cuantificación precisa. El objetivo principal de este trabajo es calcular la evapotranspiración potencial y real (ET_p y ET_r) con datos de satélite y reanálisis mediante el uso de la plataforma *Google Earth Engine*. Para su cálculo se tomó la ecuación de Priestley-Taylor (PT) combinado con información de humedad de suelo, con una resolución espacio-temporal de 250 m por 250 m cada 8 días, en la región Pampeana Argentina (RPA). El producto se valoró en siete estaciones de la RPA, cuyos resultados mostraron, para la ET_p, un R-RMSE (*error cuadrático medio robusto*) de 0.5 mm d⁻¹, un error sistemático (Mediana) de 0.3 mm d⁻¹, y el error aleatorio (RSD- *desviación estándar robusta*) de 0.5 mm d⁻¹ mientras que, para la ET_r, estos valores son de 0.6, -0.2 y 0.5 mm d⁻¹ respectivamente. Los resultados globales muestran que el método utilizado es una herramienta válida para caracterizar la ET en la RPA y que puede ser utilizado para analizar su variabilidad espacio-temporal diferentes condiciones extremas y realizar estudios ambientales aplicados.

Palabras clave: MODIS, NOAA, SMAP, *Priestley-Taylor*, *región Pampeana Argentina*.

Abstract

Vertical flows, within the hydrological cycle, are one of the most relevant variables in the plains, since slopes vary between 0% and 5%, and horizontal flows are not significant. In this sense, evapotranspiration plays a fundamental role in water management since about 85% of the water leaving the system does so through this process, requiring precise quantification. The main objective is to calculate potential and actual evapotranspiration (ET_p and ET_a) with satellite and reanalysis data using Google Earth Engine platform. For its calculation, the Priestley-Taylor (PT) equation combined with soil moisture information was used, with a spatio-temporal resolution of 250 m by 250 m every 8 days, in the Argentine Pampas region (APR). The product was valued in seven stations of the APR, whose results showed, for ET_p, an R-RMSE (Robust Root Mean Square Error) of 0.5 mm d⁻¹, a systematic error (Median) of 0.3 mm d⁻¹, and the random error (RSD- Robust Standard Deviation) of 0.5 mm d⁻¹ while, for ET_a, these values are 0.6, -0.2 and 0.5 mm d⁻¹ respectively. The overall results show that the method used is a valid tool to characterize ET in the APR and that it can be used to analyze its spatio-temporal variability under different extreme conditions and to carry out applied environmental studies.

Keywords: MODIS, NOAA, SMAP, *Priestley-Taylor*, *argentina Pampas region*.

Recibido: 22/08/2022

Aceptado: 22/01/2023

Introducción

Los flujos verticales dentro del ciclo hidrológico tienen un rol fundamental, en particular, la evapotranspiración (ET), ya que, en zonas de llanuras, se pierde alrededor del 85% del agua del sistema mediante este proceso (Weinzettel y Usunoff, 2001).

En este sentido, y dado que, dentro de los objetivos de la agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible de las Naciones Unidas, se destaca la importancia de la disponibilidad y gestión sostenible del agua y saneamiento, así como promover la agricultura sostenible y tomar medidas urgentes en torno a combatir el cambio climático y sus impactos, el análisis y estudio del ciclo hidrológico y, en particular de los flujos verticales, en los cuales la atmósfera interactúa con el agua superficial, las superficies con vegetación y los suelos desnudos; es de vital importancia para el cuidado y gestión de los recursos, tanto a nivel local como global (McMahon *et al.*, 2013; Liu *et al.*, 2019; Peng *et al.*, 2019; Tasumi, 2019; Xiang *et al.*, 2020; Degano *et al.*, 2021a).

Con respecto a la evapotranspiración (ET), cuantificarla espacial y temporalmente tiene importancia en la gestión de los recursos hídricos, en la determinación de la huella hídrica (Liu y Yang, 2010; Olivera Rodríguez *et al.*, 2020) y en la mejora de la productividad del agua y la seguridad alimentaria (Garg *et al.*, 2012; Liu *et al.*, 2009).

Según la escala de trabajo que se requiera, la ET se puede estimar con diversos métodos; (1) a escala puntual: porómetros, medidores de flujo de savia en la planta y lisímetros de pesada (medida directa) (Allen *et al.*,

2011; Silicani, 2015. Faramiñán *et al.*, 2021a; Pendiuk, 2022); (2) a escala de parcela: balances de agua, relación de Bowen, sistemas *Eddy Covariance*, centillómetros, entre otros; (3) a escala regional: datos de satélite (Rivas y Carmona, 2010; Ocampo y Rivas, 2013; Barraza-Bernardas, 2015; Carmona *et al.*, 2018; Degano *et al.*, 2021a, b y c).

Estos métodos presentan errores asociados, que pueden estar relacionados con el sensor (sesgo de calibración, funcionamiento, operación o ubicación incorrecta), con la interpretación o procesamiento erróneo de los datos, con las características de la vegetación, con la medición, que incluye componentes aleatorios asociados con la resolución de las lecturas del sensor, el ruido electrónico, el ruido inducido mecánicamente, las respuestas térmicas de los sensores, la gestión de la vegetación y el agua del suelo, así como otros errores aleatorios específicos para el tipo de sistema de medición (Allen *et al.*, 2011; Gao *et al.*, 2020).

Es importante destacar también, los errores asociados a los diferentes métodos de cálculo de ET (Allen *et al.*, 2011), en particular el balance de agua en el suelo, con un error típico de 10-30%; el balance de energía con teledetección, cuyo error oscila entre 10-20%; los gravímetros superconductores, que disminuye el error del método a valores de 3-4% (Pendiuk *et al.*, 2022).

En general, la medición directa de la ET ofrece grandes dificultades tanto a escala regional como global, dado que los factores que intervienen en este proceso son diversos y variables en el tiempo y en el espacio, es donde adquieren mayor relevancia los datos de satélite, que facilitan la determinación de la variación espacial y temporal de los diferentes términos de la ecuación de Balance de Energía (Brutsaert, 1984), a

escalas espaciales que pueden ir desde parcelas hasta escala de cuenca, así como la obtención de datos a nivel global, facilitando el estudio y análisis de la variabilidad climática.

Dentro de las plataformas de mayor envergadura e importancia, en relación a las variables biofísicas, se encuentran distintos satélites que portan sensores a diferentes resoluciones espectrales, espaciales y temporales (Tabla 1).

Tabla 1. Características de las distintas misiones de satélite

Misión/Sensor	Años activo	Procedencia	Resolución espacial (m)	Resolución temporal (días)
Landsat 1-9 (Tatem <i>et al.</i> , 2008)	1972-Actualidad	NASA ¹ /USGS ²	30-60-100	16
CERES ³ (Smith <i>et al.</i> , 2011)	1997-Actualidad	NASA/JAXA ⁴	1°	1
MODIS ⁵ (Terra y Aqua) (Justice <i>et al.</i> , 1998)	1999-Actualidad	NASA	250-500-1000	1
Copernicus Sentinel 1-6	2014-Actualidad	ESA ⁶	10-20-60	10
SMOS ⁷ (Barré <i>et al.</i> , 2008)	2009-Actualidad	ESA	50000	3
SMAP ⁸ (Entekhabi <i>et al.</i> , 2010)	2015-Actualidad	NASA	36000	2-3
SAOCOM ⁹ 1 A y B (Giraldez, 2004)	2018-Actualidad	CONAE ¹⁰ /ASI ¹¹	10-100	16

¹National Aeronautics and Space Administration

²United States Geological Survey

³Clouds and the Earth's Radiant Energy System

⁴Japan Aerospace Exploration Agency

⁵Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

⁶European Space Agency

⁷Soil Moisture and Ocean Salinity

⁸Soil Moisture Active Passive

⁹Satélite Argentino de Observación Con Microondas

¹⁰Comisión Nacional de Actividades Espaciales

¹¹Agencia Espacial Italiana

Como complemento a la información que brindan las misiones satelitales, es importante destacar los conjuntos de datos de reanálisis (Tabla 2). Se trata de bases de datos que permiten desarrollar un registro completo de la variabilidad climática en el tiempo. Tienen en cuenta las observaciones y un modelo numérico que simula uno o más aspectos del sistema terrestre y se combinan objetivamente para generar una estimación sintetizada del estado del sistema. Generalmente se extienden a lo largo de varias décadas, y cubren todo el globo (Wielicki *et al.*, 1996; Rienecker *et al.*, 2011; Poli *et al.*, 2016).

Tabla 2. Características de los productos de reanálisis

Base de datos de reanálisis	Periodo	Procedencia	Resolución espacial	Resolución temporal
ERA5 (Muñoz Sabater, 2019)	1950-Actualidad	ECMWF ¹	3000 m	3 horas
JRA-55 ² (Kobayashi <i>et al.</i> , 2015)	1958-Actualidad	JMA ³	1.25°	6 horas
NOAA ⁴ -CFSV2 ⁵ (Saha <i>et al.</i> , 2011)	1979-Actualidad	NCEP ⁶ /CFS	22264 m	6 horas
MERRA 2-GMAO ⁷ (Gelaro <i>et al.</i> , 2019)	1980-Actualidad	NASA	50 km	Diario

¹European Centre for Medium-Range Weather Forecasts



²Japanese 55-year Reanalysis

³Japan Meteorological Agency

⁴National Oceanic and Atmospheric Administration

⁵Climate Forecast System versión 2

⁶*National Centers for Environmental Prediction*

⁷*Modern Era Retrospective-analysis of Research and Applications of Global Modelling and Assimilation Office*

Las ventajas que presentan las plataformas satelitales y las bases de datos de reanálisis, dieron lugar a un gran número de aplicaciones que permiten obtener variables de superficie a partir de datos registrados en diferentes sectores del espectro electromagnético. En relación a esto, es de gran utilidad la plataforma *Google Earth Engine* (GEE), que combina diferentes catálogos de imágenes satelitales y conjuntos de datos geoespaciales en un mismo sitio y opera íntegramente en la nube.

La plataforma GEE de uso gratuito proporciona acceso a (1) imágenes de teledetección disponibles públicamente y productos procesados para su uso directo con una aplicación web de exploración; (2) procesamiento paralelo de alta velocidad y algoritmos de aprendizaje automático que utilizan la infraestructura informática de Google; y (3) una biblioteca de interfaces de programación de aplicaciones (API) con entornos de desarrollo que admiten lenguajes como JavaScript y Python. Juntas, estas características principales permiten a los usuarios descubrir, analizar y visualizar grandes datos geoespaciales sin necesidad de acceso a supercomputadoras o experiencia en codificación especializada. El desarrollo de GEE ha generado entusiasmo y compromiso en los campos de la ciencia de datos geoespaciales y la teledetección. Sin embargo, después de una década desde que se lanzó GEE, su impacto en la ciencia

geoespacial y la teledetección no se ha explorado profundamente (Mutanga y Kumar, 2019; Tamiminia *et al.*, 2020).

En este sentido, el objetivo general del presente trabajo es estimar la evapotranspiración potencial (ET_p) y real (ET_r) aplicando la ecuación de Priestley-Taylor combinada con datos de humedad de suelo (H_s), utilizando la plataforma GEE, con una resolución espacial de 250 m por 250 m y temporal de 8 días. Para este fin se incorporan datos de entrada a la ecuación de ET de NOAA/CFSV2, MODIS y SMAP que serán evaluados con la base de datos NASA Power y con datos de campo. Además, se valorará el producto de ET_p y ET_r con datos de ET medidos *in situ*. Por último, se busca analizar el comportamiento de la evapotranspiración a escala espacial, por medio de mapas regionales.

Metodología

Desarrollo del modelo – Ecuación de Priestley-Taylor

Haciendo uso de la plataforma en línea GEE, se determinó la ET_p y la ET_r con una resolución espacial de 250 m por 250 m y temporal de 8 días, este rango temporal definido es capaz de representar el desarrollo vegetativo de las plantas/cultivos. Para el cálculo de ET_p (en este caso es sinónimo de ET₀ porque se trabaja sobre parcelas experimentales de pasto corto), se utilizó como base la ecuación de PT (Ecuación 1 - Priestley



y Taylor, 1972) para obtener un modelo robusto, sencillo y de fácil aplicación. La consistencia del método está demostrada por diferentes autores (Stannard, 1993; Fisher *et al.*, 2008; Rivas y Carmona, 2010; Miralles *et al.*, 2011; Carmona *et al.*, 2018; Marshall *et al.*, 2020; Chandrasekar *et al.*, 2022; entre otros), que utilizan la ecuación de PT para determinar ET.

$$ETp_{PT} = \alpha \left(\frac{\Delta}{\Delta + \gamma} \right) (Rn - G) \quad (1)$$

siendo α equivalente a 1.26; Δ la pendiente de la curva de saturación de vapor (Ecuación 2) [kPa °C⁻¹]; γ la constante psicrométrica (Ecuación 4); Rn es la radiación neta (Ecuación 6) y G es el flujo de calor en el suelo (este parámetro se desprecia en proporción al valor de Rn (Rivas y Ocampo, 2009)).

$$\Delta = \frac{4098 e_s}{(T_a + 237.3)^2} \quad (2)$$

donde, e_s equivale al promedio de la presión de saturación de vapor del aire [kPa] y T_a es la Temperatura del aire [°C]

$$e_s = 0.6108 \exp \left(\frac{17.27 T_a}{T_a + 237.3} \right) \quad (3)$$

siendo el $\exp=2.7183$ (base de ln) elevado a una potencia

$$\gamma = \frac{c_p P_{atm}}{\xi \lambda} \quad (4)$$

donde C_p es el calor específico del aire y equivale a 1.013×10^{-3} [$\text{MJ kg}^{-1} \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$]; P_{atm} es la presión atmosférica [kPa]; ξ es el cociente del peso molecular del vapor de agua/aire seco = 0.622 y λ equivale al calor latente de vaporización [MJ kg^{-1}] (Ecuación 5)

$$\lambda = 2.501 - (0.002631 T_a) \quad (5)$$

$$R_n = (1 - alb)R_s^\downarrow + (\varepsilon R_l^\downarrow - \varepsilon \sigma T_s^4) \quad (6)$$

donde alb es el albedo [adimensional]; R_s^\downarrow es la radiación de onda corta entrante [Wm^{-2}]; ε es la emisividad de la superficie [adimensional] (Ecuación 7 - Van der Griend and Owe, 1993); R_l^\downarrow es la radiación de onda larga entrante [Wm^{-2}]; σ es la Constante de Stefan-Boltzmann 5.67×10^{-8} [$\text{Wm}^{-2} \text{ K}^{-4}$] y T_s es la temperatura superficial [K]. El término $(\varepsilon \sigma T_s^4)$ equivale a la R_l^\uparrow (radiación de onda larga saliente de la superficie).

$$\varepsilon = 1.0094 + 0.047 \times \ln \text{NDVI} \quad (7)$$

donde NDVI equivale al Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada [adimensional].

Por otro lado, teniendo en cuenta el método de PT, la ET_r corresponde a la relación entre la ET_p estimada con PT y la Fracción Evaporativa (FE) (Ecuación 8 - Davies y Allen, 1973)

$$ET_r = FE ET_p \quad (8)$$

donde la FE (Ecuación 9), que se toma como un modificador de las condiciones de humedad, relacionando la demanda máxima de agua de la atmósfera con la disponibilidad de agua real del sistema suelo-planta (Rivas y Ocampo, 2009).

$$FE = \frac{Hs_i - Hs_{min}}{Hs_{max} - Hs_{min}} \quad (9)$$

donde la Hs (Humedad de suelo), Hs_i corresponde a la Hs instantánea; Hs_{min} es la Hs mínima o punto de marchitez; Hs_{max} es la Hs máxima o capacidad de campo. La estimación de este parámetro permite conocer el agua disponible en el suelo, que da lugar al proceso de ETr. Varía particularmente con las características del suelo, su textura, estructura, así como tipo de suelo.

Datos de satélite

Dado que en la plataforma GEE se encuentran una gran cantidad de catálogos de datos de satélite, así como de reanálisis de manera gratuita y disponible para las unidades académicas, se calculó la ET_p y la ETr utilizando las bases de datos disponibles en esta plataforma (Tabla 3), según las ecuaciones descriptas en el apartado anterior.

Tabla 3. Catálogos de GEE utilizados como datos de entrada para la ecuación de PT.

Variable	Catálogo	Resolución temporal	Resolución espacial (m)	Unidad	Periodo
Ta: Temperatura del aire	NOAA/CFSV2/FOR6H	6 horas	22264	K	1979-01-01 Actualidad
Patm: Presión Atmosférica	NOAA/CFSV2/FOR6H	6 horas	22264	Pa	1979-01-01 Actualidad
Rs[↓]: Radiación de onda corta entrante	NOAA/CFSV2/FOR6H	6 horas	22264	Wm ⁻²	1979-01-01 Actualidad
RI[↓]: Radiación de onda larga entrante	NOAA/CFSV2/FOR6H	6 horas	22264	Wm ⁻²	1979-01-01 Actualidad
Ts: Temperatura de superficie	MODIS/061/MOD11A2	8 días	1000	K	2000-02-18 Actualidad
NDVI	MODIS/061/MOD09Q1	8 días	250	Adim.	2000-02-18 Actualidad
Albedo	MODIS/006/MCD43A3	Diario	500	Adim.	2000-02-24 Actualidad
Humedad de suelo	NASA_USDA/HSL/ SMAP10KM_ soil_moisture	3 días	10000	mm	2015-04-02 Actualidad

El catálogo NOAA/CFSV2/FOR6H disponible en GEE, proviene del *National Centers for Environmental Prediction (NCEP) Climate Forecast System (CFS)*, que es un modelo que representa la interacción entre la atmósfera, los océanos, la tierra y el hielo marino. CFS fue desarrollado en el *Environmental Modeling Center (EMC)* en NCEP, donde se creó el

Climate Forecast System Reanalysis (CFSR), quienes desarrollaron el conjunto de datos CFSv2 (Kalnay *et al.*, 1996; Saha *et al.*, 2011). Presentan datos de variables hidrometeorológicas promedio cada 6 horas (0000, 0600, 1200 y 1800 UTC). En particular, la variable T_a que se encuentra en este catálogo es la temperatura a una altura de 2 m. Respecto de la P_{atm} , la R_s^\downarrow y la R_l^\downarrow , se obtienen valores promedio en 6 horas.

La variable T_s se extrajo a partir del catálogo MODIS/061/MOD11A2. El producto MOD11A2 versión 6 proporciona una temperatura de la superficie terrestre promedio de 8 días en una cuadrícula de 1200 x 1200 kilómetros. Cada valor de píxel en MOD11A2 es un promedio simple de todos los píxeles T_s MOD11A1 correspondientes recopilados dentro de ese período de 8 días (Wan, 2019). Es importante indicar que con este producto se obtiene el valor de la T_s diurna y nocturna; para la aplicación de este producto se realizó un promedio de la T_s para obtener un valor diario.

Los valores de NDVI se obtienen realizando el cálculo según la Ecuación 10, utilizando como entrada el catálogo de datos MODIS/061/MOD09Q1 que proporciona datos de reflectancia espectral de la superficie de las bandas 1 y 2 con una resolución de 250 m por 250 m, corregida para condiciones atmosféricas (gases, aerosoles y dispersión de Rayleigh). Junto con las dos bandas de reflectancia, también se incluye una capa de calidad. Para cada píxel, se selecciona un valor de todas las adquisiciones dentro del compuesto de 8 días en función de la alta cobertura de observación, el ángulo de visión bajo, la ausencia de nubes o sombra de nubes y la carga de aerosoles (Vermote *et al.*, 2015).

$$NDVI = \frac{(NIR-Red)}{(NIR+Red)} \quad (10)$$

siendo NIR la banda de reflectividad del infrarrojo cercano (sur_refl_b02 en GEE) y red, la banda perteneciente reflectividad en el rojo (sur_refl_b01 en GEE).

El conjunto de datos del modelo MCD43A3 versión 6 de albedo es un producto diario de 16 días. Proporciona reflectancia hemisférica direccional (albedo de cielo negro) y reflectancia bihemisférica (albedo de cielo blanco) para cada una de las bandas de reflectancia de superficie MODIS (1 a 7), así como para las bandas del visible, infrarrojo cercano y onda corta. Cada imagen diaria de 500 m por 500 m se genera utilizando 16 días de datos, centrados en el día de interés. También se proporciona una banda de calidad para cada una de las 10 bandas de albedo (Strahler *et al.*, 1999).

Los datos de Hs global SMAP mejorado de NASA-USDA proporcionan información sobre la Hs en todo el mundo con una resolución espacial de 10 km. Este conjunto de datos incluye: Hs superficial y subterráneo (mm), perfil de Hs (%), anomalías de Hs superficial y subterráneo (-).

El conjunto de datos se genera mediante la integración de observaciones de Hs de nivel 3 de SMAP, las anomalías de Hs se calcularon a partir de la climatología del día de interés. La climatología se estimó con base en el registro completo de datos de la observación satelital SMAP y el enfoque de ventana móvil centrada en 31 días. La asimilación de las observaciones de Hs SMAP ayuda a mejorar las predicciones basadas en modelos, particularmente en zonas que carecen de datos de precipitación de buena calidad (O'Neill *et al.*, 2016). Este

conjunto de datos fue desarrollado por el *Hydrological Science Laboratory at NASA's Goddard Space Flight Center* en cooperación con *USDA Foreign Agricultural Services and USDA Hydrology and Remote Sensing Lab*.

Procesamiento y valoración de los datos de satélite

La secuencia de procesamiento aplicada en lenguaje *JavaScript* de la plataforma GEE integra la definición del sitio de interés, aplicación de funciones de filtrado espacial y temporal de los catálogos para la zona de estudio (RPA), selección y conversión de datos de variables involucradas en el cómputo, y desarrollo del algoritmo de PT para los valores de ETP con disgregación del dato a 250 m de resolución espacial. Este resultado se multiplica por la FE (que tiene como datos de entrada a la Hs), para obtener la ETr a la resolución deseada. Esta resolución se logra aplicando el remuestreo con interpolación bilineal para cada conjunto de datos (Smith, 1981).

Este método de remuestreo determina el nuevo valor de píxel basándose en el promedio de distancia ponderada de los cuatro centros de píxeles más cercanos. Es válido para zonas de llanura, donde el procesamiento del relieve es omitido y otorga resultados esperables para mejorar la resolución espacial del producto (Salas-Aguilar y Paz-Pellat, 2018) (Figura 1).

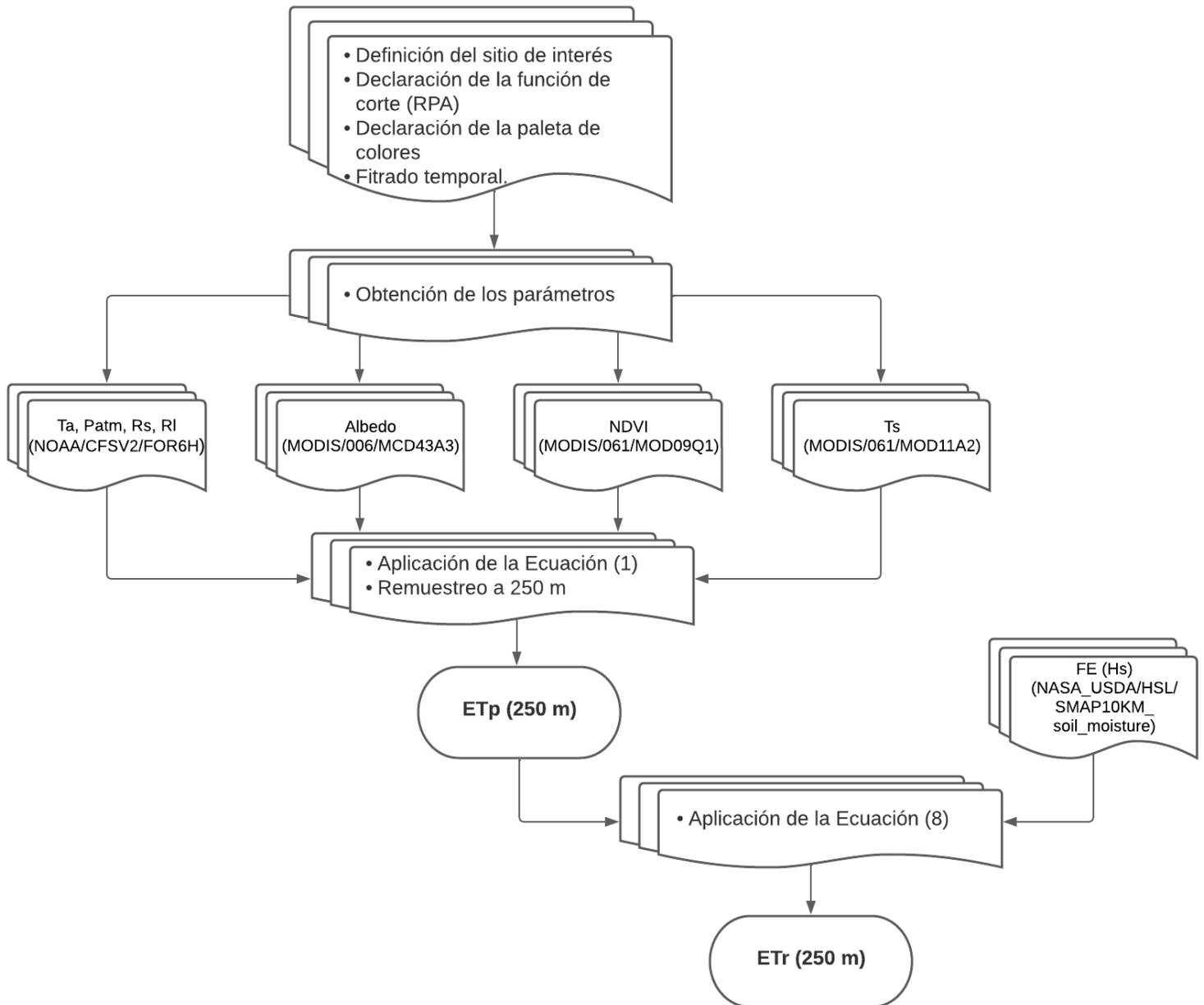


Figura 1. Diagrama de flujo del procesamiento de los datos de satélite para el cálculo de la ETp y ETr

Para la valoración los datos, en primera instancia, se evaluaron particularmente las variables de entrada para estimar ET (R_s^\downarrow , R_l^\downarrow , T_a y

Ts), que son los parámetros que aportan en el balance de energía, y por consecuencia, en el balance hídrico (principalmente la R_s^{\downarrow} ; Faramiñán *et al.*, 2021a). Para llevar a cabo esta evaluación, se compararon las variables de satélite obtenidas de GEE (NOAA/CFSV2 y MODIS), con los obtenidos de NASA Power (base de datos validada en la RPA, por Orte *et al.*, 2021; Faramiñán *et al.*, 2021b, García Bu Bucogen *et al.*, 2022), cuyos datos provienen de reanálisis (CERES, MERRA2), en el período 2015-2021.

Por un lado, Orte *et al.* (2021), compararon los datos diarios de R_s de NASA-Power con mediciones en tierra en las 8 estaciones de la red de irradiancia solar Saver-Net instalada en el sur de América del Sur. Realizaron un análisis de regresión lineal para analizar la concordancia entre los datos satelitales y las mediciones terrestres, donde el coeficiente de determinación mostró una correspondencia relevante, con un valor medio de 0.95. El error absoluto medio (MAE) ($0.63 \text{ kWh m}^{-2} \text{ d}^{-1}$) y el RMSE ($0.48 \text{ kWh m}^{-2} \text{ d}^{-1}$) reflejan una diferencia esperable.

Por su parte, Faramiñán *et al.* (2021b), obtuvieron el valor de ETr utilizando NASA-Power como datos de entrada del algoritmo Support Vector Machine (SVR) en la RPA. Compararon los resultados obtenidos con valores de ETr (balance hídrico), con base en información de 12 estaciones agrometeorológicas de la ORA (1983 – 2012). Observaron errores estadísticos medios de $0.39 \pm 0.07 \text{ mm d}^{-1}$, $0.54 \pm 0.09 \text{ mm d}^{-1}$ y 0.67 ± 0.07 para MAE, RMSE y R^2 respectivamente. Los resultados muestran la factibilidad de aplicar algoritmos de aprendizaje automático para la obtención de valores de ETr en planicies agrícolas.

En este sentido, se considera que el conjunto de datos NASA Power es consistente para analizar los datos de satélite (GEE) en la RPA. Así mismo,

con el fin de constatar la información con datos de campo, se verificó la respuesta de las variables de entrada con datos medidos *in situ*, en una parcela de cebada ubicada en las cercanías de la localidad de Tandil (-37.49; -58.90) durante el período julio – diciembre 2019 (sensores y variables detalladas en Faramiñán *et al.*, 2022).

Por otro lado, para evaluar el producto final de ET_p y ET_r, se obtuvieron los datos de entrada con una resolución temporal promedio de 8 días, mientras que, para la realización de los mapas se optó por una resolución temporal anual para analizar los cambios en ese período de tiempo. La valoración del producto de ET_p y ET_r se realizó en el período 2015-2021, debido a la disponibilidad de datos (tanto de campo como de satélite), y a la variabilidad en las precipitaciones, abarcando temporadas de máximos, mínimos y promedio anuales.

Datos *in situ*-Zona de estudio

Los datos locales fueron determinados por la Oficina de Riesgo Agropecuario (ORA), que calculan la ET₀ con datos meteorológicos medidos en estaciones por el Servicio Meteorológico Nacional de Argentina (SMN), y se basan en el método de FAO-Penman Monteith (PM) (Allen *et al.*, 1998; Monteith y Unsworth, 1990).

Por otro lado, los valores locales de ET_r, son obtenidos realizando un balance hidrológico, de resolución temporal diaria, donde se tienen en

cuenta los ingresos y egresos de agua del sistema, despejando el término de ETr para su cálculo (Allen, *et al.*, 1998; Basualdo, 2011).

En lo que respecta a la RPA, es una región de planicie, de alrededor de 520000 km² de superficie, que se encuentra en el centro-este de la República Argentina. En su extensión, incluye en parte cinco provincias agrícolas, sur de Entre Ríos, sureste de Córdoba, sur de Santa Fe, este de La Pampa y la provincia de Buenos Aires (exceptuando el extremo sur). Una estación meteorológica de referencia en zonas de llanuras representa un área de cobertura de 127 km de radio, delimitados por los círculos rojos que se encuentran en la Figura 2 (según la WMO, 1994; Degano *et al.*, 2021c).

Asimismo, la RPA se subdivide en 12 ecorregiones (Pereyra, 2003): Planicies poligenéticas de Entre Ríos (D25), Pampa pedemontana cordobesa (D26), Pampa arenosa (D27), Pampa endorreica (D28), Delta del Paraná (D29), Pampa Ondulada (D30), Pampa Deprimida (D31), Planicies litorales pampeanas (D32), Sierras Septentrionales Bonaerenses (D33), Pampa Interserrana (D34), Sierras Australes Bonaerenses (D35) y Planicies poligenéticas de La Pampa (D36), donde el clima general es templado-cálido y en particular varía de húmedo/subhúmedo (estaciones 1. Concordia, 2. Rosario, 3. Laboulaye, 4. Junín y 6. Tandil que constituyen la Pampa Subhúmeda-Húmeda) a semiárido (estaciones 5. General Pico y 7. Pigüé, que determinan la Pampa Semiárida) (Kottek *et al.*, 2006).

En la Figura 2, se muestran además isolíneas de ETr determinadas por el Instituto Nacional del Agua (2002). Esto determina la variabilidad de este parámetro, dependiendo de la zona de la RPA en la que se hace foco. Siendo mayor en las zonas más húmedas (noreste de la RPA), y



disminuyendo hacia las zonas semiáridas de la región, variando entre 1050 y 400 mm por año.

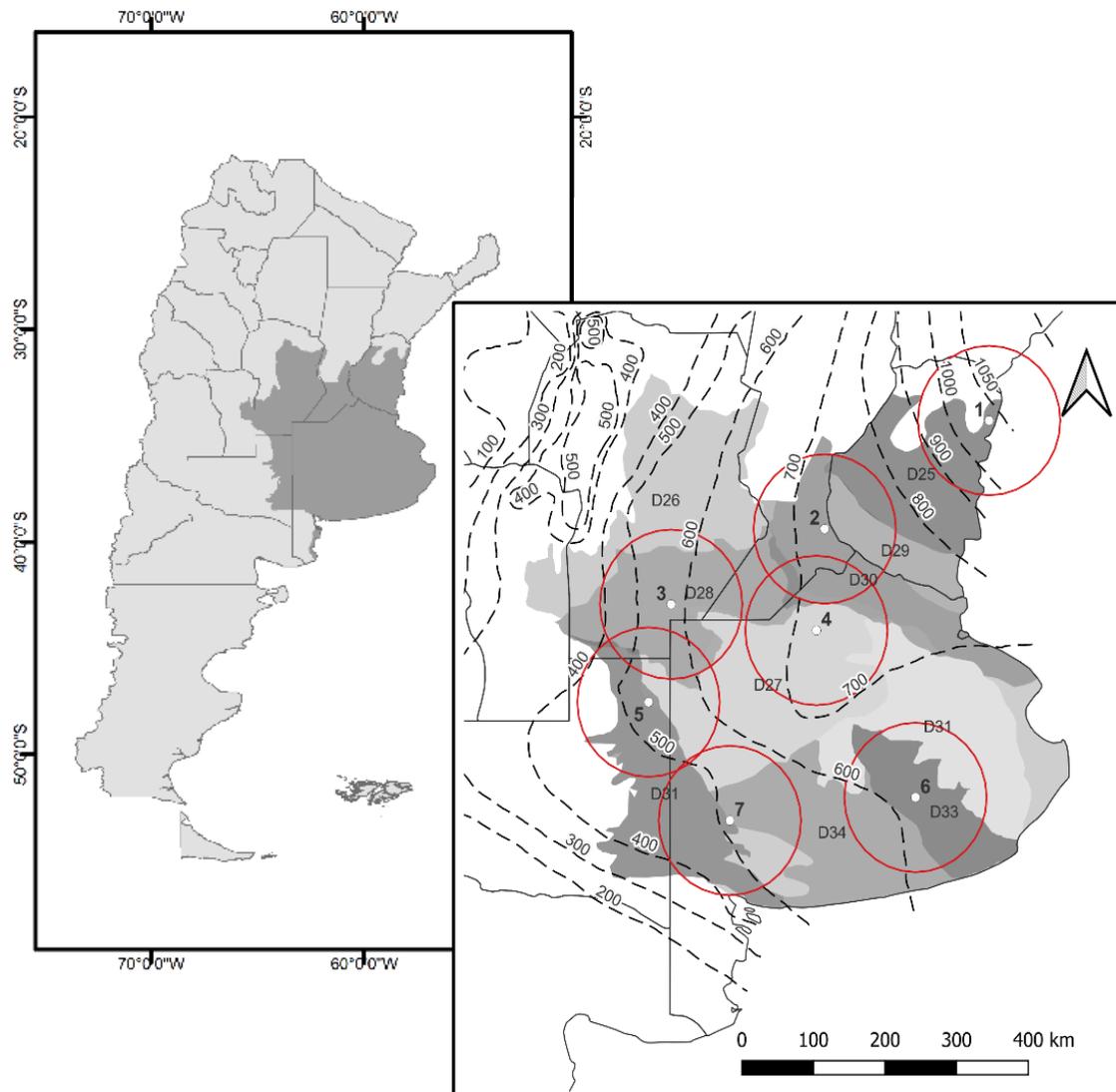


Figura 2. Ubicación de la RPA y de las estaciones de validación (1-7).
Distribución espacial del área de influencia de las estaciones
hidrometeorológicas (círculo rojo) e isolíneas de ETr (INA, 2002)
(Modificado de Degano *et al.*, 2021c)

Análisis estadístico

Para analizar el comportamiento del producto de ETp y ETr obtenido, es necesario evaluar su respuesta, para ello, se utilizaron distintas métricas estadísticas Me (Mediana), para analizar el error sistemático; RSD (desviación estándar robusta – Ecuación 11 - Wilrich, 2007), para corroborar el error aleatorio; R-RMSE (error cuadrático medio robusto - Ecuación 12), R^2 (coeficiente de determinación - Ecuación 13), a (pendiente) y b (ordenada del origen), que relacionan los datos medidos localmente con los obtenidos por el modelo aquí propuesto, tanto para el producto final como para analizar las variables de entrada del método.

$$RSD = 1.483 Me (|(E_i - O_i) - Me(E_i - O_i)|) \quad (11)$$

$$R-RMSE = \sqrt{RSD^2 + Me^2} \quad (12)$$

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})(O_i - \bar{O})]^2}{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2 \sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \quad (13)$$

donde E_i equivale a los datos estimados, O_i corresponde a los datos observados, N es la cantidad de datos tenidos en cuenta.

Resultados y discusión

Análisis de las variables de entrada

Con el fin de corroborar el comportamiento de las variables de entrada con mayor peso en el cálculo de ET_p , se comparó la Rs^{\downarrow} , RI^{\downarrow} , T_a y T_s provenientes de NOAA/CFSV2 y MODIS (GEE), con la base de datos NASA Power, en toda la RPA, tomando valores de los sitios de las siete estaciones mencionadas en la Figura 2.

En este sentido, se realizó un análisis estadístico (Tabla 4-Figura 3A, B, C y D) donde se puede observar que, para la variable Rs^{\downarrow} (Tabla 4-Figura 3.A), el análisis estadístico arroja valores de R-RMSE de 36 W m^{-2} (del orden de 1.3 mm d^{-1} y de alrededor del 10%), valores positivos de mediana, lo que indica una sobreestimación de los datos de NOAA/CFSV2, este error sistemático puede ser corregido con un ajuste lineal. El error aleatorio (RSD) es de 15.9 W m^{-2} (alrededor de 0.5 mm d^{-1}), la pendiente es cercana a 1 mm d^{-1} y el R^2 es de 0.95, marcando una buena relación entre las variables.

En relación con la RI^{\downarrow} (Tabla 4-Figura 3.B), el R-RMSE es de 10.8 W m^{-2} (alrededor del 4% - 0.3 mm d^{-1}), la Mediana negativa indica una leve subestimación de los datos, el RSD equivale a 5.6 W m^{-2} (0.1 mm d^{-1}), la pendiente es cercana a 1 mm d^{-1} y el R^2 es de 0.93.

Por otro lado, la T_a (Tabla 4-Figura 3.C) muestra valores de R -RMSE de 1 [K], una Mediana positiva, determinando una sobreestimación de los datos de satélite, aunque en bajas proporciones. El error aleatorio es de 0.9 [K], la pendiente es alrededor de 1, el R^2 es de 0.96 y la distribución de los datos se encuentra cercana a la línea 1:1, mostrando una buena relación entre los datos de NASA Power en comparación con los obtenidos desde satélite.

En cuanto a la T_s (Tabla 4-Figura 3.D), los valores de los estadísticos indican errores bajos (1.3 K), así como la Mediana positiva, que determina una sobreestimación de los datos de satélite poco notoria, ya que los valores se observan cercanos a la línea 1:1 y el valor de R^2 es de 0.94.

Tabla 4. Estadísticos que relacionan los valores de R_s^\downarrow , R_I^\downarrow , T_a y T_s de reanálisis (NASA Power) con los datos de satélite (NOAA/CFSV2 y MODIS-GEE) para el período 2015-2021.

	NOAA/CFSV2/FOR6H			MOD11A2
	R_s^\downarrow [W m ⁻²]	R_I^\downarrow [W m ⁻²]	T_a [K]	T_s [K]
Mediana	32.8	-9.2	0.5	0.2
RSD	15.9	5.6	0.9	1.3
R-RMSE	36.5	10.8	1.0	1.3

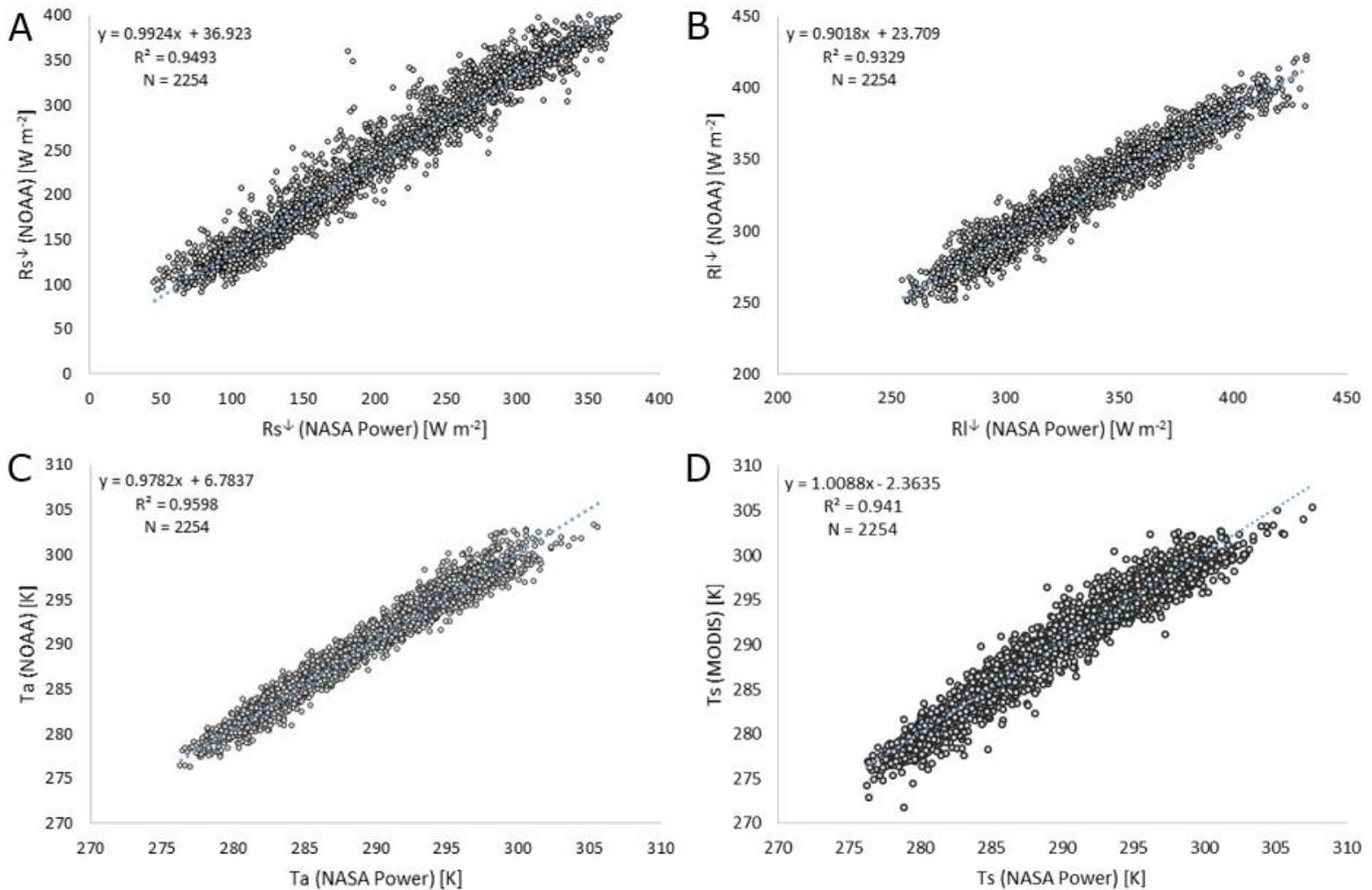


Figura 3. Relación de valores de NASA Power con datos NOAA (A) R_s^\downarrow B) R_I^\downarrow C) T_a) y MODIS (D) T_s (obtenidos de GEE) para el período 2015-2021

Además, con el fin de corroborar estos resultados, se compararon las variables de entrada con datos de campo, medidos en una estación experimental de cebada (-37.49; -58.90), para el ciclo de cultivo del año 2019 (sensores y variables detalladas en Faramiñán *et al.*, 2022).

En este análisis se obtuvieron resultados similares a los obtenidos con los datos de NASA Power, en la RPA en general, para el conjunto de datos de R_s^\downarrow y R_l^\downarrow (Tabla 5-Figura 4.A y B). Mientras que, los errores indican un leve aumento en campo tanto para T_a como para T_s (Tabla 5-Figura 4.C y D). Asimismo, los valores de la pendiente es cercano a 1 en todos los casos y el valor del R^2 es superior a 0.9 para las cuatro variables. Este análisis resuelve que, los datos de entrada utilizados para el cálculo de ET_p son confiables para su aplicación en el método de PT.

Tabla 5. Estadísticos que relacionan los valores de R_s^\downarrow , R_l^\downarrow , T_a y T_s medidos en campo con los datos de satélite.

	NOAA/CFSV2/FOR6H			MOD11A2
	R_s^\downarrow [$W\ m^{-2}$]	R_l^\downarrow [$W\ m^{-2}$]	T_a [K]	T_s [K]
Mediana	32.4	-8.8	2.0	1.2
RSD	15.7	4.3	1.0	1.8
R-RMSE	36.0	9.8	2.2	2.2

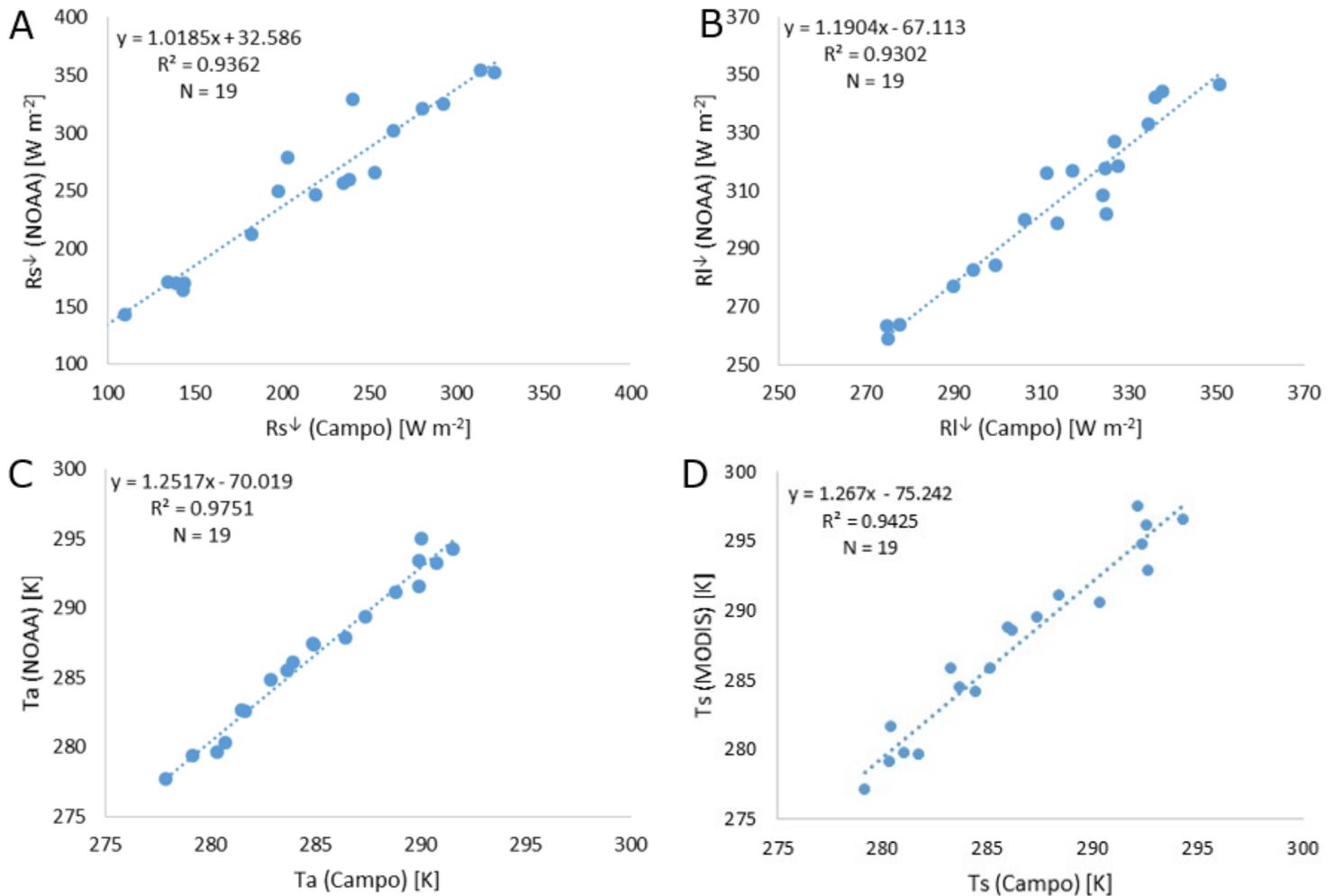


Figura 4. Relación de valores de campo con satélite A) $Rs\downarrow$ B) $RI\downarrow$ C) Ta D) Ts

Si bien se observan algunas diferencias en el análisis de los datos de satélite, se puede determinar que estos muestran una gran potencialidad para la utilización de los mismos en el cálculo de la ET_p y ET_r , debido a su concordancia con los datos de referencia.

Análisis del producto de ETp

Utilizando la base de datos de la ORA como datos reales (observados), se realizó la valoración del producto de ETp obtenido mediante la ecuación de PT para las siete estaciones de la RPA (ver Tabla 3 y Figura 2). Para esta valoración, se compararon los datos medidos *in situ* con los obtenidos con el modelo a partir de los datos de satélite (Figura 5). Por otro lado, en la Tabla 6, se listan los estadísticos obtenidos para esta comparación. Los resultados muestran una distribución de la nube de puntos consistente, con un R^2 cercano a 0.9, para toda la región en su conjunto, como en particular, en cada estación (varía 0.7 y 0.9). Por otro lado, la pendiente general de esta relación es cercana a 1 y la ordenada del origen es de 0.05 mm d^{-1} .

Analizando detalladamente lo referente a la Mediana (0.3 mm d^{-1}), este factor otorga un valor positivo para toda la región, mostrando una leve sobreestimación de los datos, determinando un error sistemático casi imperceptible, como lo es en la mayoría de las estaciones, en particular en Junín, Pigüé y Rosario. Siendo mayor en las zonas de Tandil y Concordia.

Con respecto al error aleatorio, determinado por el RSD, se obtienen valores de 0.5 mm d^{-1} para la RPA en general, siendo mayor en las estaciones ubicadas en la zona semiárida (Pigüé y General Pico) y menor en la subhúmeda/húmeda. En cuanto al R-RMSE, su valor es de 0.5 mm d^{-1} en la RPA en general, este valor se encuentra por debajo del error de

estimación del método, que según la Tabla 1, para estimaciones realizadas con satélite, el error típico es entre el 10 y el 20% (Allen *et al.*, 2011).

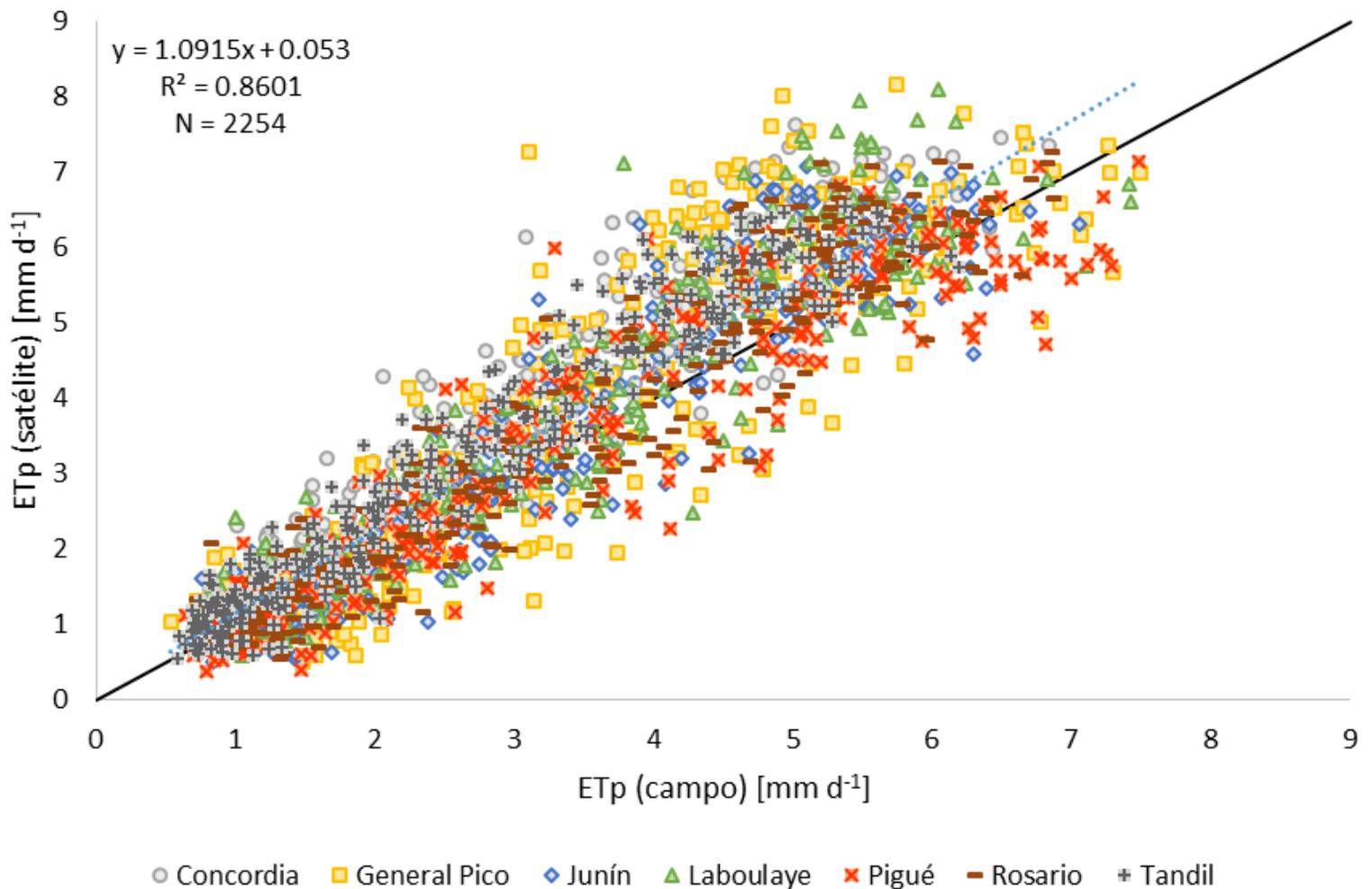


Figura 5. Comparación entre datos de ETp de campo y satélite. Línea negra: relación 1:1. Línea punteada: línea de tendencia

Tabla 6. Estadísticos que relacionan la ETp modelada con los datos puntuales.

ETp	RPA	Concordia	General Pico	Junín	Laboulaye	Pigüé	Rosario	Tandil
Mediana [mm d ⁻¹]	0.3	0.6	0.2	0.0	0.3	0.0	0.1	0.5
RSD [mm d ⁻¹]	0.5	0.3	0.8	0.6	0.4	0.6	0.4	0.2
R-RMSE [mm d ⁻¹]	0.5	0.7	0.8	0.6	0.5	0.6	0.4	0.5
a	1.09	1.17	1.12	1.12	0.98	0.95	1.1	1.17
b [mm d ⁻¹]	0.05	0.23	-0.07	-0.21	0.42	0.19	-0.16	0.11
R²	0.86	0.89	0.79	0.83	0.72	0.87	0.90	0.93

Los errores asociados a este producto de ETp son comparables con los obtenidos por otros autores que calculan ET con el método de PT y PM (Monteith y Unsworth, 1990) en distintas regiones del planeta. En particular, Laipelt *et al.* (2021), que obtuvieron la ET con el método SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithm for Land*), utilizando datos LANDSAT y ERA5 con GEE, arrojando errores medios de 0.67 mm día⁻¹ y valores R² superiores a 0.4 para la mayoría de los sitios evaluados en distintas zonas de Brasil.

Por su parte, Yao *et al.* (2017), aplicaron la ecuación de PT para calcular ETp en varios biomas y climas del noreste de China. Utilizaron como datos de entrada distintos productos MODIS, logrando una resolución espacial de 1km y temporal de 8 días. Estos autores observaron errores menores en zonas con cobertura vegetal continua y con disponibilidad de agua (alrededor de 0.6 mm d⁻¹). Mientras que en regiones sin cobertura

o con cobertura discontinua y con clima semiárido/árida, el algoritmo muestra errores mayores (alrededor de $0.8/0.9 \text{ mm d}^{-1}$).

Por otro lado, Degano *et al.*, 2021c evaluaron el producto MOD16A2 (ETp) para la RPA (Mu *et al.*, 2007; Running *et al.*, 2017). Este producto, disponible globalmente cuya resolución espacial es de 1 km (discontinuado) y 500m, y temporal de 8 días, está basado en el modelo de PM. Los autores encontraron que, para esta zona de estudio, el producto MOD16A2 presenta un error sistemático, indicando las debilidades del mismo para ser utilizado directamente en la RPA. Por lo tanto, desarrollaron una ecuación de ajuste lineal para corregir ese producto, logrando disminuir los errores asociados (de 3.4 mm d^{-1} a 0.6 mm d^{-1}).

En la Figura 6 se muestran los mapas anuales de ETp para la RPA (2016-2021). La ET aumenta con sentido sudeste-noroeste con un patrón similar entre años. La zona semiárida, donde hay mayor demanda de agua de la atmósfera, la ETp es mayor, y en las zonas más húmedas, los valores de ETp disminuyen.

En este estudio se tuvieron en cuenta 6 años, de los cuales, se encuentran años extremos y promedios en cuanto a la precipitación (800-1100 mm) y humedad del suelo (40-70%). En particular, el 2016 y 2017 fueron los más húmedos, el 2018 y 2019 con precipitaciones promedio y los años restantes más secos. El análisis temporal muestra un aumento de la ETp desde el 2016 (mayores precipitaciones) al 2021 (menores precipitaciones), es decir, a mayor demanda de agua de la atmósfera, se observan valores de ETp más altos, incrementándose el límite de los valores altos de este parámetro, mostrando un corrimiento del mismo hacia el Sudeste para el año 2021.

Este análisis multitemporal de la ETp puede ser determinante para los productores agropecuarios, dado que la disponibilidad de agua del sistema es vital para el desarrollo de los cultivos. En este sentido, y teniendo en cuenta esta variable, las personas involucradas en la producción de los diferentes cultivos serán posibles usuarios de este producto de ETp a escala regional (en el marco del proyecto JOVIN se está realizando la transferencia de la aplicación de este producto a la ORA perteneciente al Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca-MAGyP (03-JOVIN-71I)).

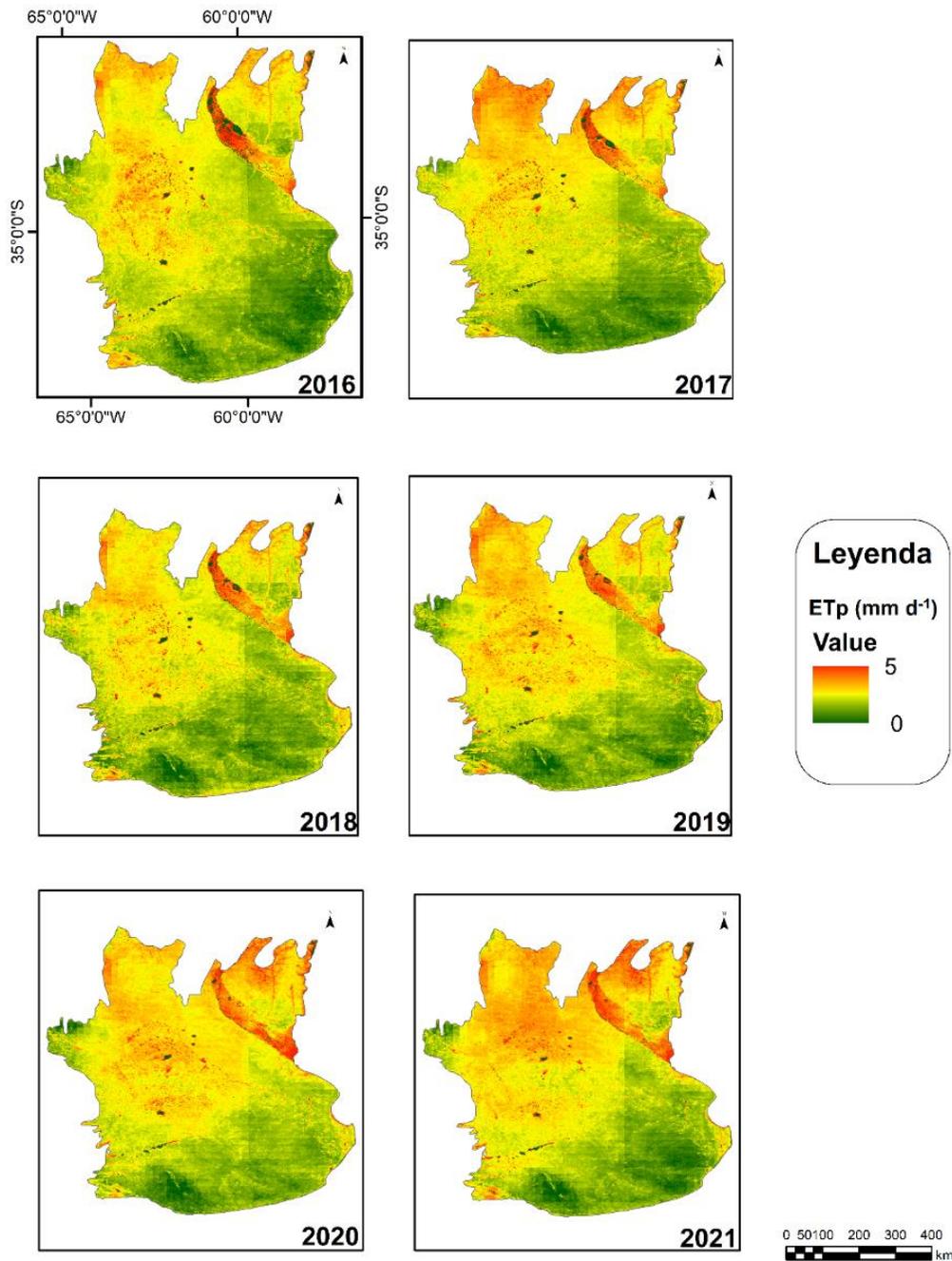


Figura 6. Variabilidad espacial de la ETp en la RPA

Análisis del producto de ETr

En la comparación entre datos de satélite con datos *in situ*, respecto de la ETr (Figura 7 - Tabla 7), se puede observar una mayor dispersión en la nube de puntos, indicado por el valor de R^2 de 0.54. disminuyendo en las estaciones de Concordia y Tandil, y, en el resto de las estaciones, varía entre 0.6 y 0.7.

El error sistemático, representado por la Mediana, muestra un valor negativo (para el total de los datos de la RPA), determinando una leve subestimación por parte del producto de satélite. Esto sucede en la mayoría de las estaciones, excepto en Tandil, que es cero, mostrando la nube de datos sobre la línea 1:1 y en Concordia, que obtiene un valor positivo.

El RSD, al igual que en la ETp, toma un valor de 0.5 mm d^{-1} en general, y, en particular, este error aleatorio varía entre 0.3 y 0.5 mm d^{-1} . Por otro lado, el R-RMSE alcanza valores de 0.6 mm d^{-1} para toda la RPA, siendo mayor en zonas con climas más húmedos (Concordia).

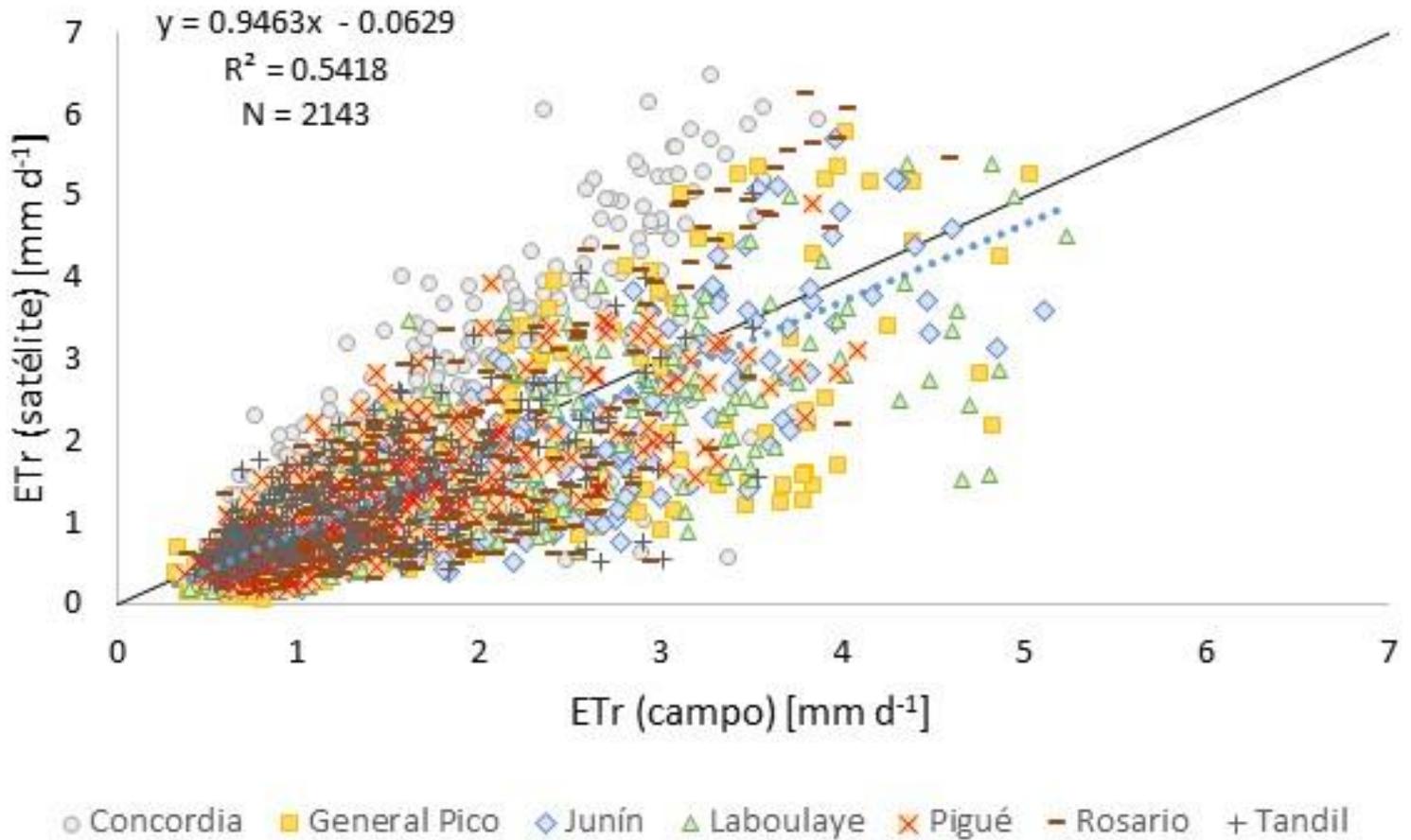


Figura 7. Comparación entre datos de ETr calculados con balance hidrológico (ORA) y los de satélite. Línea negra: relación 1:1. Línea punteada: línea de tendencia

Tabla 7. Estadísticos que relacionan la ETr modelada con los datos puntuales

ETr	RPA	Concordia	General Pico	Junín	Laboulaye	Pigüé	Rosario	Tandil
Mediana [mm d ⁻¹]	-0.2	0.6	-0.5	-0.4	-0.4	-0.2	-0.3	0.0
RSD [mm d ⁻¹]	0.5	0.5	0.4	0.4	0.4	0.3	0.5	0.4
R-RMSE [mm d ⁻¹]	0.6	0.8	0.6	0.6	0.5	0.4	0.6	0.4
a	0.95	1.31	0.87	0.97	0.81	0.86	1.18	0.73
b [mm d ⁻¹]	-0.06	0.05	-0.21	-0.36	-0.01	0.03	-0.53	0.29
R²	0.54	0.54	0.6	0.69	0.64	0.63	0.61	0.44

En el contexto de la ETr, diferentes autores obtuvieron este parámetro integrando las propiedades del suelo, así como la Hs. En su trabajo, Walker y Venturini (2019), calcularon ETr, siguiendo la metodología de Walker *et al.* (2019), tomando como datos de entrada variables de reanálisis disponibles en GEE (*Global Land Data Assimilation System version 2.1-GLDAS-* y *National Centers for Environmental Prediction Climate Forecast System version 2-NCEP*). Analizaron su método tomando distintas estaciones de la red FLUXNET alrededor del mundo. La valoración del método otorgó errores del orden de los 3 mm d⁻¹.

Por su parte, Degano *et al.* (2021c) evaluaron el producto MOD16A2 en la RPA, para distintos ciclos de cultivo de soja (entre 2009-2010 a 2017-2018). Para la ETr determinaron que los valores de los errores

resultan entre $0,7 \text{ mm d}^{-1}$ y 2 mm d^{-1} en la zona subhúmeda/húmeda, mientras que en la zona semiárida los valores disminuyen a $0,5 \text{ mm d}^{-1}$. El promedio general del error en la zona es de $1,1 \text{ mm d}^{-1}$.

Este análisis indica que, el producto desarrollado en este trabajo muestra errores competentes en relación a los obtenidos por otros autores, variando entre 0.4 y 0.8 mm d^{-1} .

Con respecto a la Figura 8, que muestra la variabilidad de la ETr en la RPA en los diferentes años (2016-2021), donde la variación espacial está controlada por la disponibilidad de humedad en el perfil de suelo. El comportamiento espacio-temporal de la ETr está influenciada por la distribución de las precipitaciones anuales con un fuerte control del tipo de suelo (dependiente de sus características texturales y estructurales).

En particular, cuando se trata de años más húmedos, la tendencia equivale a una menor variación espacial de la ETr (en general valores más altos para el conjunto de estaciones). Al respecto de los años con déficit hídrico, en general, se presenta una mayor variación espacial y con mayor impacto en zonas de suelos con menor capacidad de retención de agua.

Analizando el cambio multitemporal de la ETr en la zona del Río Paraná (Noreste), se puede observar claramente una disminución del proceso de pérdida de agua del sistema a través de los años. Esta variación puede atribuirse a las sequías observadas por los efectos sobre las precipitaciones de los eventos de la niña sobre la región.

En concordancia con la ETp y, haciendo uso del producto de ETr, esta herramienta puede ser de gran ayuda para los productores agrícolas, a la hora de planificar la siembra, así como la distribución de los cultivos en la RPA. Teniendo en cuenta la disponibilidad de agua, tanto a nivel atmósfera como a nivel del suelo, y, dependiendo de las predicciones a

futuro (año niña-seco o niño-húmedo), puede influir en la toma de decisiones para el sector agropecuario.

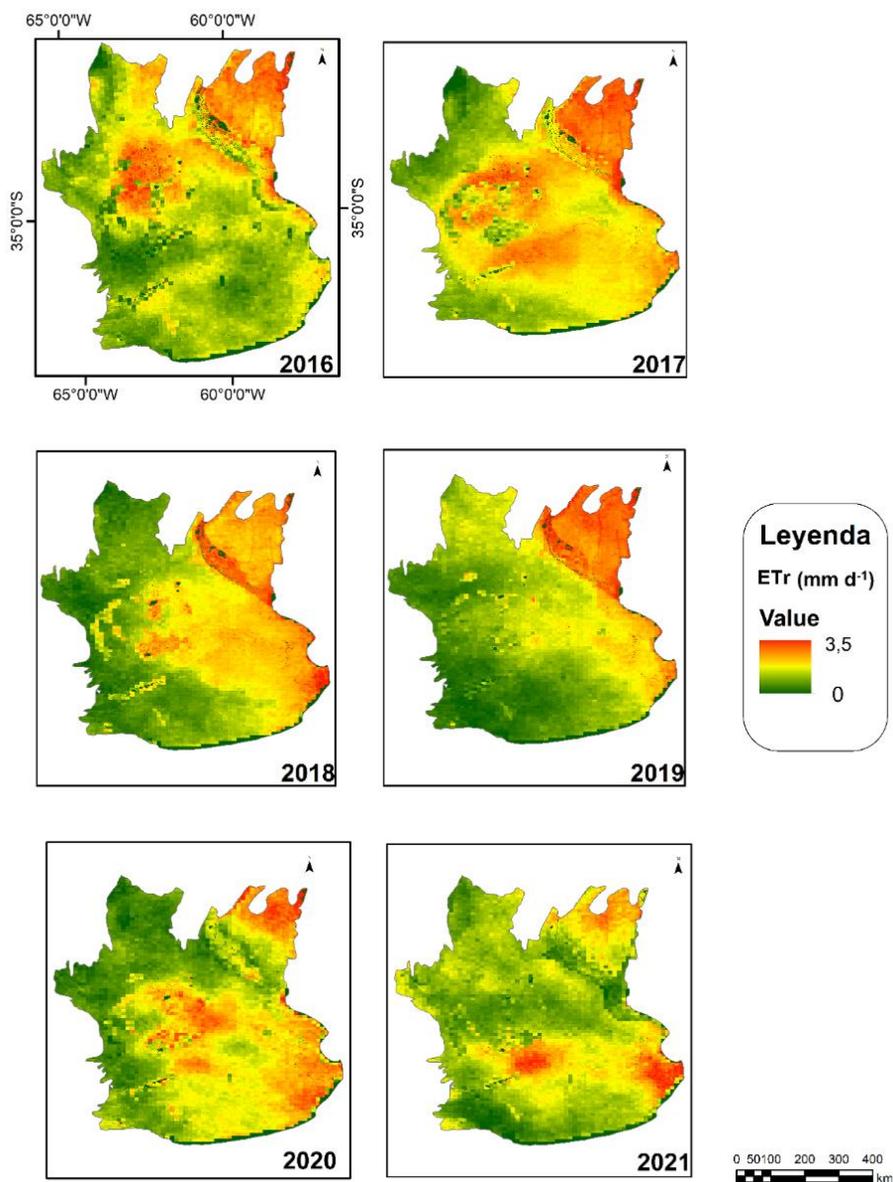


Figura 8. Variabilidad espacial de la ET_r en la RPA

Conclusiones

En este trabajo se propone un método para determinar evapotranspiración potencial y evapotranspiración real a nivel regional con datos de satélite y de reanálisis con la herramienta *Google Earth Engine* (GEE), con una resolución temporal de 8 días y espacial de 250 m por 250 m, utilizando el método de Priestley-Taylor. Este producto fue valorado con datos de campo, provistos por la Oficina de Riesgo Agropecuario, en la región Pampeana Argentina.

En primera instancia, se evaluaron los datos de entrada de satélite con datos NASA Power y con valores medidos localmente, en este sentido, se concluye que tanto los datos de NOAA/CFSV2 como los de MODIS (ambos obtenidos de GEE) muestran una gran potencialidad para realizar el cálculo de ETp con el método de PT, debido a su concordancia con los datos de referencia.

Respecto de la evapotranspiración potencial, en general, el producto arrojó errores de 0.5 mm d^{-1} . Mostrando una leve sobreestimación, determinado por la Mediana. En el análisis multitemporal realizado, se observa una distribución de esta variable, que aumenta en sentido Sudeste-Noroeste en toda la región Pampeana argentina.

El análisis estadístico relacionado a la evapotranspiración real mostró errores del orden de 0.6 mm d^{-1} y una breve subestimación del producto

de satélite. Por su parte, el análisis temporal de este parámetro en la región, muestra una variabilidad, aumentando de Sudoeste a Noreste.

En general, debido a que los errores que presenta el producto están dentro del error asociado al método, se puede concluir que, este producto puede ser utilizado de manera directa para la obtención de los valores de evapotranspiración potencial y real en una zona de llanuras con características subhúmedas/húmedas a semiáridas y que puede ser utilizado para analizar la variabilidad espacio-temporal de la ETp y ETr en diferentes condiciones extremas (año Niño/ año Niña) así como realizar estudios ambientales aplicados.

Además, el uso de la herramienta *Google Earth Engine* logra un avance importante en el procesamiento y análisis de las variables ambientales/hidrológicas de satélite y reanálisis, ya que tiene una amplia variedad de catálogos de datos disponibles, con buena precisión e integración de los datos para lograr un producto aplicable, con técnicas sencillas de programación, agilizando el procesamiento de los datos de entrada y la obtención de resultados.

Agradecimientos

Los autores del presente trabajo quieren agradecer a la Secretaría de Ciencia, Arte y Tecnología de la Universidad Nacional del Centro de la provincia de Buenos Aires (UNCPBA) en el marco del programa de Fortalecimiento de la Ciencia y la Tecnología, proyecto Jóvenes Investigadores (03-JOVIN-71I), a la UNCPBA, a la Oficina de Riesgo Agropecuario por proporcionar los datos de ET de campo y al Lic. Christian Mancino por la modificación de la Figura 2.

Referencias

- Allen, R., Pereira, L., Raes, D., & Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56. FAO, Rome, 300(9), D05109.
- Allen, R., Pereira, L., Howell, T., & Jensen, M. (2011). Evapotranspiration information reporting: I. Factors governing measurement accuracy. *Agricultural Water Management*, 98(6), 899-920. DOI: 10.1016/j.agwat.2010.12.015
- Barré, H. M., Duesmann, B., & Kerr, Y. H. (2008). SMOS: The mission and the system. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 46(3), 587-593.
- Basualdo, A., 2011. Balance hídrico como herramienta de decisión. Cap. 5. En Occhiuzzi, S., Mercuri, P. and Pascale, C. *Herramientas para la evaluación y gestión del riesgo climático en el sector agropecuario*. Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca de la Nación. 1ª ed. Buenos Aires, Argentina. 130 pp
- Brutsaert, W. (1984). *Evaporation into the atmosphere, Theory, History, and Applications*. Cornell University. Reidel Publishing Company, Dordrecht, Holland, 299 pp.
- Chandrasekar, K., Misra, N., Mohammed Ahamed, J., Mishra, A., Madhavi, P., Abdul Hakeem, K., ... & Jha, C. S. (2022). Satellite-Based Terrestrial Evapotranspiration Product for India. In *Geospatial Technologies for Resources Planning and Management* (pp. 381-407). Springer, Cham.

- Davies, J. A., y Allen, C. D. Equilibrium, potential, and actual evaporation from cropped surfaces in southern Ontario, *J. Appl. Meteorol.*, 12, 649-657, 1973.
- Degano, M. F. (2021a). Desarrollo de un modelo de evapotranspiración global con datos de satélite y de reanálisis (Doctoral dissertation, Universitat de València).
- Degano, M. F., Carmona, F., Rodríguez, P. O., Faramiñán, A., Rivas, R., Bayala, M., & Corts, R. N. (2021b, November). Analysis of Priestley-Taylor method in different environments and coverages. In 2021 XIX Workshop on Information Processing and Control (RPIC) (pp. 1-6). IEEE.
- Degano, M. F., Rivas, R. E., Carmona, F., Niclòs, R., & Sánchez, J. M. (2021c). Evaluation of the MOD16A2 evapotranspiration product in an agricultural area of Argentina, the Pampas region. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 24(2), 319-328.
- Entekhabi, D., Njoku, E. G., O'Neill, P. E., Kellogg, K. H., Crow, W. T., Edelstein, W. N., ... & Van Zyl, J. (2010). The soil moisture active passive (SMAP) mission. *Proceedings of the IEEE*, 98(5), 704-716.
- Faramiñán, A. M. G., Carmona, F., Rivas, R. E., & Degano, M. F. (2021a). Monitoreo de la evapotranspiración real horaria por medio del balance energético y un lisímetro de pesada. *Boletín Geológico y Minero*. Madrid, España.
- Faramiñán, A. M., Degano, M. F., Carmona, F., & Rodríguez, P. O. (2021b, November). Estimation of actual evapotranspiration using NASA-POWER data and Support Vector Machine. In 2021 XIX Workshop on Information Processing and Control (RPIC) (pp. 1-5). IEEE. DOI: 10.1109/RPIC53795.2021.9648425

- Faramiñan, A., Rodriguez, P. O., Carmona, F., Holzman, M., Rivas, R., & Mancino, C. (2022). Estimation of actual evapotranspiration in barley crop through a generalized linear model. *MethodsX*, 9, 101665.
- Fisher, J. B., Tu, K. P., & Baldocchi, D. D. (2008). Global estimates of the land-atmosphere water flux based on monthly AVHRR and ISLSCP-II data, validated at 16 FLUXNET sites. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 901-919. DOI: 10.1016/j.rse.2007.06.025
- Gao, X., Sun, M., Luan, Q., Zhao, X., Wang, J., He, G., & Zhao, Y. (2020). The spatial and temporal evolution of the actual evapotranspiration based on the remote sensing method in the Loess Plateau. *Science of The Total Environment*, 708. 135111. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.135111
- García Bu Bucogen, G., Piccolo, M. C., & Bohn, V. Y. (2022). Implementación de datos meteorológicos modelados en el norte patagónico argentino (1982-2017). *Investigaciones Geográficas*, (78), 67-87. DOI: 10.14198/INGEO.21449
- Garg, K. K., Bharati, L., Gaur, A., George, B., Acharya, S., Jella, K., & Narasimhan, B. (2012). Spatial mapping of agricultural water productivity using the SWAT model in Upper Bhima Catchment, India. *Irrigation and Drainage*, 61(1), 60-79. DOI: 10.1002/ird.618
- Gelaro, R. et al. (2017). The Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications, Version 2 (MERRA-2). *J. Climate*, 30. 5419–5454. DOI: 10.1175/JCLI-D-16-0758.1.
- Giraldez, A. E. (2004). SAOCOM-1 Argentina L-band SAR mission overview. *ESA Special Publication*, 565. 27.
- Justice, C. O., Vermote, E., Townshend, J. R., Defries, R., Roy, D. P., Hall, D. K., ... & Barnsley, M. J. (1998). The Moderate Resolution Imaging

- Spectroradiometer (MODIS): Land remote sensing for global change research. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 36(4), 1228-1249.
- INA – Instituto Nacional del Agua (2002), Atlas Digital De Los Recursos Hídricos Superficiales De La República Argentina.
- Kalnay et al., The NCEP/NCAR 40-year reanalysis project, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 77. 437-470. 1996
- Kobayashi, Shinya & National Center for Atmospheric Research Staff (Eds). Last modified 06 Nov 2020. The Climate Data Guide: JRA-55. Retrieved from <https://climatedataguide.ucar.edu/climate-data/jra-55>.
- Kottek, M., Grieser, J., Beck, C., Rudolf, B. y Rubel, F. (2006). World map of the Köppen-Geiger climate classification updated. *Meteorologische Zeitschrift*, 15(3), 259-263. DOI: 10.1127/0941-2948/2006/0130
- Laipelt, L., Kayser, R. H. B., Fleischmann, A. S., Ruhoff, A., Bastiaanssen, W., Erickson, T. A., & Melton, F. (2021). Long-term monitoring of evapotranspiration using the SEBAL algorithm and Google Earth Engine cloud computing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 178, 81-96.
- Liu, Z., Yao, Z., & Wang, R., (2019). Simulation and evaluation of actual evapotranspiration based on inverse hydrological modeling at a basin scale. *Catena* 180. 160–168. DOI: 10.1016/j.catena.2019.03.039
- Liu, J., Zehnder, A., & Yang, H. (2009). Global consumptive water use for crop production: The importance of green water and virtual water. *Water Resources Research*, 45(5). DOI: 10.1029/2007WR006051

- Liu, J., & Yang, H. (2010). Spatially explicit assessment of global consumptive water uses in cropland: Green and blue water. *Journal of Hydrology*, 384(3-4), 187-197. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2009.11.024
- Marshall, M., Tu, K., & Andreo, V. (2020). On parameterizing soil evaporation in a direct remote sensing model of ET: PT-JPL. *Water Resources Research*, 56(5), e2019WR026290. DOI: 10.1029/2019WR026290
- McMahon, T., Peel, M., Lowe, L., Srikanthan, R., & McVicar, T., (2013). Estimating actual, potential, reference crop and pan evaporation using standard meteorological data: a pragmatic synthesis. *Hydrology and Earth System Science*. 17. 1331–1363. DOI: 10.5194/hess-17-1331-2013
- Miralles D., Holmes T., De Jeu R., Gash J., Meesters A., & Dolman A. (2011). Global land-surface evaporation estimated from satellite-based observations. *Hydrological Earth System Science*, 15. 453-469. DOI: 10.5194/hess-15-453-2011
- Monteith, J. & Unsworth, M. (1990). *Principles of Environmental Physics*. Edward Arnold (ed.), London, 291 pp.
- Mu Q., Heinsch F., Zhao M., & Running S. (2007). *Development of a global evapotranspiration algorithm based on MODIS and global meteorology data*. *Remote Sensing of Environment*, 111, 519-536. DOI: 10.1016/j.rse.2007.04.015
- Muñoz Sabater, J., (2019): ERA5-Land hourly data from 1981 to present. Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS). DOI: 10.24381/cds.e2161bac
- Mutanga, O., & Kumar, L. (2019). Google Earth Engine applications. *Remote Sensing*, 11(5), 591.

- O'Neill, P. E., S. Chan, E. G. Njoku, T. Jackson, & R. Bindlish (2016). SMAP L3 Radiometer Global Daily 36 km EASE-Grid Soil Moisture, Version 4. Boulder, Colorado USA. NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center. DOI: 10.5067/ZX7YX2Y2LHEB
- Ocampo, D., & Rivas, R. (2013). Estimación de la radiación neta diaria a partir de Modelos de Regresión Lineal Múltiple. *Revista Chapingo, Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, 19(2), 263-271. DOI: 10.5154/r.rchscfa.2012.04.031
- Olivera Rodríguez, P., Holzman, M. E., Degano, M. F., Faramiñán A. M. G., Rivas, R. E., & Bayala, M. I. (2020). Spatial variability of the green water footprint using a medium- resolution remote sensing technique: The case of soybean production in the Southeast Argentine Pampas. *Science of the Total Environment*. En prensa. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.142963
- Orte, F., Lusi, A., Carmona, F., D'Elia, R., Faramiñán, A., & Wolfram, E. (2021, November). Comparison of NASA-POWER solar radiation data with ground-based measurements in the south of South America. In 2021 XIX Workshop on Information Processing and Control (RPIC) (pp. 1-4). IEEE. DOI: 10.1109/RPIC53795.2021.9648428
- Pendiuk, J. E. (2022). Modelado y análisis de problemas hidrogravimétricos. Tesis de doctorado. Facultad de Ciencias Astronómicas y Geofísicas. Universidad Nacional de La Plata, Argentina.
- Peng, L., Zeng, Z., Wei, Z., Chen, A., Wood, E., & Sheffield, J., (2019). Determinants of the ratio of actual to potential evapotranspiration. *Global Change Biology*. 25. 1326–1343. DOI: 10.1111/gcb.14577
- Pereyra, F. (2003). Ecorregiones de la Argentina. SEGEMAR. Buenos Aires, Argentina, pp. 189 ISSN 0328-2325

- Poli, P. et al. (2016). ERA-20C: Un reanálisis atmosférico del siglo XX. *J. Climate*, 29. 4083–4097. DOI: 10.1175/JCLI-D-15-0556.1 .
- Priestley, C.H.B., & Taylor, R.J. (1972). On the Assessment of Surface Heat Flux and Evaporation Using Large-Scale Parameters. *Monthly Weather Review*, 100(2), 81-92.
- Rienecker, M. et al. (2011). MERRA: NASA’s Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications. *J. Climate*, 24. 3624–3648. DOI: 10.1175/JCLI-D-11-00015.1.
- Rivas, R., & Carmona, F., (2010). La ecuación de Priestley-Taylor aplicada a nivel de píxel: una alternativa para estudios detallados de cuencas. *Boletín Geológico y Minero*, 121 (4): 401-412 ISSN: 0366-0176
- Rivas, R., & Ocampo, D. (2009). Comportamiento del balance de energía en un cultivo de Avena sativa L. *Estudios de la zona no saturada del suelo*, 336-343.
- Running, S., Mu, Q., & Zhao, M., (2017). *MOD16A2 MODIS/Terra Net Evapotranspiration 8-Day L4 Global 500m SIN Grid V006*. [Data set] NASA EOSDIS Land Processes DAAC. DOI: 10.5067/MODIS/MOD16A2.006
- Saha, S., et al. (2011), updated daily. NCEP Climate Forecast System Version 2 (CFSv2) 6-hourly Products. Research Data Archive at the National Center for Atmospheric Research, Computational and Information Systems Laboratory. DOI: 10.5065/D61C1TXF.
- Salas-Aguilar, V. M., y Paz-Pellat, F., (2018). Desarrollo de una base de datos climática nacional anual, 1989-2012: resolución 250 m. Elementos para políticas públicas, Ciclo del carbono y sus interacciones. Programa Mexicano del Carbono. Vol. 2.

- Silicani, M. (2015). Diseño, construcción y operación de un lisímetro de bajo costo. Tesis de especialización. Universidad de Cuyo, Argentina.
- Smith, P. (1981). Bilinear interpolation of digital images. *Ultramicroscopy*, 6(2), 201-204.
- Smith, G., Priestley, K., Loeb, N., Wielicki, B., Charlock, T., Minnis, P., Doelling, D., & Rutan, D. (2011). Clouds and Earth Radiant Energy System (CERES), a review: Past, present and future. *Advances in Space Research*, 48(2), 254-263. DOI: 10.1016/j.asr.2011.03.009
- Stannard D. (1993). Comparison of Penman–Monteith, Shuttleworth–Wallace, and modified Priestley–Taylor evapotranspiration models for wildland vegetation in semiarid rangeland. *Water Resources Research* 29: 1379–1392.
- Strahler, A. H., Muller, J., Lucht, W., Schaaf, C., Tsang, T., Gao, F., ... & Barnsley, M. J. (1999). MODIS BRDF/albedo product: algorithm theoretical basis document version 5.0. MODIS documentation, 23(4), 42-47. 10.5067/MODIS/MCD43A3.006
- Tamiminia, H., Salehi, B., Mahdianpari, M., Quackenbush, L., Adeli, S., & Brisco, B. (2020). Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 164. 152-170.
- Tasumi, M., (2019). Estimating evapotranspiration using METRIC model and Landsat data for better understandings of regional hydrology in the western Urmia Lake Basin. *Agricultural Water Management*. 226. 105805. DOI: 10.1016/j.agwat.2019.105805
- Tatem, A.J., Goetz, S.J., & Hay, S.I., 2008. Fifty years of earth-observation satellites. *Am. Sci.* 96 (5), 390–398. DOI: 10.1511/2008.74.390.

- Van der Griend, A. A., & Owe, M. (1993). Determination of microwave vegetation optical depth and single scattering albedo from large scale moisture and Nimbus/SMMR satellite observations. *Int. J. Remote Sens*, 14. 1975-1996.
- Wan, Z. (2019). Collection-6 MODIS land surface temperature products users' guide. ICES, University of California, Santa Barbara. DOI: 10.5067/MODIS/MOD11A2.061
- Vermote, E. F., Roger, J. C. & Ray, J. P. (2015). MODIS Surface Reflectance User's Guide, Collection 6. MODIS Land Surface Reflectance Science Computing Facility. Version 1.4. DOI: 10.5067/MODIS/MOD09Q1.061
- Walker, E., García, G., Venturini, V. y Carrasco, A. (2019). Regional evapotranspiration estimates using the relative soil moisture ratio derived from SMAP products. *Agricultural Water Management* 216: 254–263. DOI: 10.1016/j.agwat.2019.02.009.
- Walker, E., & Venturini, V. (2019). Land surface evapotranspiration estimation combining soil texture information and global reanalysis datasets in Google Earth Engine. *Remote Sensing Letters*, 10(10), 929-938. DOI: 10.1080/2150704X.2019.1633487
- Weinzettel P. y Usunoff E. (2001): Cálculo de la recarga mediante aplicación de la ecuación de Darcy en la zona no saturada. En: A. Medina, J. Carrera y L. Vives (Ed.). *Las caras del agua subterránea, serie hidrogeológica y aguas subterráneas, Tomo I*, 225-232.
- Wielicki, B. A., Barkstrom, B. R., Harrison, E. F., Lee III, R. B., Smith, G. L., & Cooper, J. E. (1996). Clouds and the Earth's Radiant Energy System (CERES): An earth observing system experiment. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 77(5), 853-868.

- Wilrich, P.T. (2007): "Robust estimates of the theoretical standard deviation to be used in interlaboratory precision experiments" *Accred. Qual. Assur.*, vol. 12. pp. 231–240.
- World Meteorological Organization, 1994. *Guía de prácticas hidrológicas. Adquisición de datos, análisis, predicción y otras aplicaciones.* WMO-N_168. 5ªed, 273-303.
- Xiang, K., Li, Y., Horton, R., & Feng, H. (2020). Similarity and difference of potential evapotranspiration and reference crop evapotranspiration—a review. *Agricultural Water Management*, 232. 106043. DOI: 10.1016/j.agwat.2020.106043
- Yao, Y., Liang, S., Yu, J., Zhao, S., Lin, Y., Jia, K., ... & Zhang, L. (2017). Differences in estimating terrestrial water flux from three satellite-based Priestley-Taylor algorithms. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 56, 1-12.