



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL LITORAL
FACULTAD DE CIENCIAS AGRARIAS

ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN UTILIZANDO SENSORES REMOTOS DE MICROONDAS

Walker Elisabet

Tesis para la obtención del grado académico
de Doctor en Ciencias Agrarias
de la Universidad Nacional del Litoral

Directora: Dra. Virginia Venturini

Integrantes de la Comisión Asesora de Tesis: Dr. Roberto Paulo Marano y
Dr. Raúl Rivas

2019

A mis sobrinos Lucila Guadalupe, Federico José y Camila Belén.

Agradecimientos

En estas líneas quiero agradecer a todas las personas e instituciones que hicieron posible de una u otra manera que este trabajo de tesis pudiera llevarse a cabo, especialmente:

- A mi directora, Virginia Venturini, por su confianza depositada en mi, por su dedicación en mi formación y por guiarme y acompañarme en este largo camino.
- A mi familia y amigos por su incondicional apoyo, por comprenderme y cederme de su tiempo. Por su inagotable paciencia y cariño, gracias.
- A la Facultad de Ciencias Agrarias de la Universidad Nacional del Litoral, por brindarme nuevamente formación profesional y permitirme realizar el Doctorado en Ciencias Agrarias.
- Al Centro de estudios Hidro-Ambientales (CENEHA) de la Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas de la Universidad Nacional del Litoral, por brindarme el espacio para realizar esta tesis y las disponibilidades necesarias.
- A mis compañeros del CENEHA, quienes han intercambiado consejos, experiencias y sugerencias conmigo en todo momento.
- A la Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica (ANPCyT) y al Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) que me otorgaron becas de postgrado que me permitieron dedicarme a mi formación doctoral y a la investigación durante estos años.

Resumen

La evapotranspiración (ET) es un componente principal en el ciclo hidrológico y en el transporte de energía entre la atmósfera y la superficie terrestre. Por lo tanto, estimaciones precisas de ET son necesarias en muchos estudios medioambientales. El objetivo de esta tesis fue incorporar información provista por sensores pasivos de microondas en el cálculo de ET, para así poder monitorearla bajo condiciones climáticas adversas. Para ello se consideró la humedad de la superficie en la estimación de la evapotranspiración relativa (F) modificando las expresiones desarrolladas por Komatsu y Granger y Gray. Estas nuevas ecuaciones son integradas en las relaciones complementarias de Bouchet y Granger dando origen a cuatro modelos para estimar ET. Los resultados obtenidos fueron comparados con datos observados en el área de Southern Great Plains - EE.UU, indicando que los modelos estimaron la ET con errores que representan el 15,50, 16,80, 17,00 y 35,60% de la ET media observada. Las estimaciones de ET mostraron una buena relación con los datos a campo, con errores medios cuadráticos sin sesgo (ubRMSE) variando de 23,80 a 36,60 W/m^2 y coeficientes de determinación (R^2) superiores a 0,80. Dichos resultados son similares a los publicados por otros autores, y sugieren que la incorporación de información de microondas pasivas en modelos de ET deriva mapas de ET precisos con aceptada resolución espacio-temporal.

Palabras claves: Evapotranspiración, humedad de suelo, sensoramiento remoto, microondas pasivas.

Abstract

Evapotranspiration (ET) is a key component of the water cycle and the energy transport between the atmosphere and the Earth's surface. For this reason, accurate estimates of ET are needed to many environmental studies. The objective proposed in this thesis was to incorporate passive microwave information into ET calculation, to monitor it under bad weather conditions. For this purpose, the surface moisture was considered into the relative evapotranspiration (F) estimation by modifying the Komatsu and Granger and Gray's equations. These new equations were used on the Bouchet and Granger's complementary relationships resulting in four models to estimate ET. The results were compared with observed data in the Southern Great Plains - USA area, indicating that the new models estimated ET with errors of about 15.50, 16.80, 17.00 and 35.60% from the mean observed ET. The ET estimations showed good agreement with ground data, with unbiased root mean square errors (ubRMSE) varying from 23.80 to 36.60 W/m^2 and coefficients of determination (R^2) greater than 0.80. These results are similar to those published by other authors, and suggest that the incorporation of passive microwave information into ET models achieve accurate ET maps with acceptable spatio-temporal resolution.

Keywords: Evapotranspiration, soil moisture, remote sensing, passive microwave.

Índice general

| | |
|---|-----------|
| Agradecimientos | III |
| Resumen | IV |
| Abstract | V |
| Índice de figuras | VIII |
| Índice de tablas | X |
| Abreviaturas y siglas utilizadas | XII |
| | |
| 1. Introducción | 1 |
| 1.1. Antecedentes | 1 |
| 1.2. Hipótesis de trabajo | 7 |
| 1.3. Objetivos | 7 |
| 1.3.1. Objetivo general | 7 |
| 1.3.2. Objetivos específicos | 7 |
| 1.4. Organización de la tesis | 7 |
| | |
| 2. Metodología | 9 |
| 2.1. Metodologías para estimar la evapotranspiración relativa | 9 |
| 2.1.1. Modificación del método de Komatsu | 10 |
| 2.1.2. Modificación del método de Granger y Gray | 13 |
| 2.2. Metodologías para estimar ET | 16 |
| 2.2.1. Relación complementaria de Bouchet | 17 |
| 2.2.2. Relación complementaria de Granger | 18 |
| 2.3. Validación de las metodologías propuestas | 19 |
| | |
| 3. Área de estudio y datos | 21 |
| 3.1. Región de Southern Great Plains - Estados Unidos | 21 |
| 3.1.1. Descripción del área | 21 |
| 3.1.2. Datos | 24 |

| | |
|---|-----------|
| 4. Resultados | 31 |
| 4.1. Pre-procesamiento de los datos | 31 |
| 4.2. Resultados del modelo ET_{Bk} | 33 |
| 4.3. Resultados del modelo ET_{Gk} | 39 |
| 4.4. Resultados del modelo ET_{Bg} | 43 |
| 4.5. Resultados del modelo ET_{Gg} | 47 |
| 4.6. Comparación de los métodos propuestos | 50 |
| 5. Discusión de los resultados | 54 |
| 6. Conclusiones | 58 |
| Bibliografía | 61 |
| Anexos | 74 |
| | |
| A. Monitoreo de la vegetación con productos de microondas pasivas | 74 |
| | |
| B. Estimación de la evapotranspiración real en zonas de llanura mediante productos de humedad de suelo de la misión SMAP. <i>Revista Asociación Española de Teledetección.</i> | 88 |
| | |
| C. Regional evapotranspiration estimates using the relative soil moisture ratio derived from SMAP products. <i>Journal of Agricultural Water Management.</i> | 99 |

Índice de figuras

| | |
|---|----|
| 2.1. Experimentos de Komatsu. Evapotranspiración relativa (F) <i>versus</i> humedad de la superficie (HS) para diferentes suelos, profundidades de muestreo y velocidades del viento. Fuente: Komatsu (2003). | 11 |
| 2.2. Esquema de la curva de presión de vapor de saturación (SVP) y la relación entre T_u , T_s , e_s , e^*s en el contexto de la temperatura de superficie. El aire suprayacente, se caracteriza por T_a y T_d y la presión de vapor e^*a y ea respectivamente. Fuente: Venturini et al. (2008) | 15 |
| 2.3. Representación esquemática del concepto de la relación complementaria de evapotranspiración. Fuente: Yang et al. (2013) | 17 |
| 3.1. Precipitación mensual acumulada (mm) para la región de SGP, derivada de NCEP. | 22 |
| 3.2. Temperatura media mensual del aire ($^{\circ}C$) para SGP. Información tomada de NCEP. | 22 |
| 3.3. Humedad relativa del aire media mensual (kg/kg) para SGP. Información tomada de NCEP. | 22 |
| 3.4. Radiación de onda corta entrante media mensual (W/m^2) para SGP, tomada de NCEP. | 23 |
| 3.5. Flujo de calor latente medio mensual (W/m^2) para SGP. Información tomada de NCEP. | 23 |
| 3.6. Ubicación del área de estudio Southern Great Plains (SGP) y las estaciones utilizadas en esta tesis. | 24 |
| 3.7. Sistema EBBR instalado en el área de estudio SGP. | 26 |
| 3.8. Vegetación presente en la región de SGP y en el área circundante a las estaciones mediante una imagen NDVI del producto MOD13Q1 de MODIS para la fecha 11-07-2016. | 27 |
| 4.1. Contraste de la humedad de suelo (HS) observada en las estaciones ARM y la provista por SMAP para el período de estudio considerado. | 33 |
| 4.2. Relación entre la evapotranspiración relativa F_k con $X=0,90$ y la humedad de la superficie de SGP. | 34 |
| 4.3. Comparación entre las estimaciones de ET_{Bk} , P-T, MYD16A2 y los datos de ET observados. | 36 |
| 4.4. Comparación espacial entre la ET observada a 36 km (a), el modelo ET_{Bk} (b) y la diferencia de la distribución espacial entre la ET observada y modelada (c) para las fechas seleccionadas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016. | 37 |
| 4.5. Relación entre la evapotranspiración relativa F_k con $X=0,75$ y la humedad de la superficie observada. | 40 |

| | |
|---|----|
| 4.6. Comparación entre las estimaciones de ET_{Gk} , P-T, MYD16A2 y los datos de ET observados. | 41 |
| 4.7. Comparación espacial entre la ET observada a 36 km (a), el modelo ET_{Gk} (b) y la diferencia de la distribución espacial entre la ET observada y modelada (c) para las fechas seleccionadas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016. | 42 |
| 4.8. Relación entre la evapotranspiración relativa F_g con la humedad de la superficie observada. | 43 |
| 4.9. Comparación entre las estimaciones de ET_{Bg} , P-T, MYD16A2 y los datos de ET observados. | 45 |
| 4.10. Comparación espacial entre la ET observada a 36 km (a), el modelo ET_{Bg} (b) y la diferencia de la distribución espacial entre la ET observada y modelada (c) para las fechas seleccionadas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016. | 45 |
| 4.11. Comparación entre las estimaciones de ET_{Gg} , P-T, MYD16A2 y los datos de ET observados. | 48 |
| 4.12. Comparación espacial entre la ET observada a 36 km (a), el modelo ET_{Gg} (b) y la diferencia de la distribución espacial entre la ET observada y modelada (c) para las fechas seleccionadas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016. | 49 |
| 4.13. Contraste entre las estimaciones de ET_{Bk} , ET_{Gk} , ET_{Bg} , ET_{Gg} y los datos de ET observados. | 50 |
| 4.14. Diagrama de Taylor para la comparación de los modelos ET_{Bk} (círculo), ET_{Gk} (triángulo), ET_{Bg} (cuadrado), ET_{Gg} (rombo) con los datos de ET observados. | 51 |
| 4.15. Comparación espacial entre la Rn observada a 36 km y los mapas de los modelos ET_{Bk} , ET_{Gk} , ET_{Bg} y ET_{Gg} para las fechas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016. | 53 |

Índice de tablas

| | |
|--|----|
| 3.1. Sitios y nombre de cada estación utilizada, elevación, coordenadas geográficas (latitud y longitud) y tipo de vegetación. | 27 |
| 3.2. Inventario de fechas y de imágenes ópticas y de microondas pasivas utilizadas en esta tesis. | 30 |
| 4.1. Nomenclatura para identificar los modelos para estimar la ET. ET_B y ET_G son los modelos de ET derivados de las relaciones complementarias de Bouchet y Granger. Fk y Fg representan las expresiones de evapotranspiración relativa modificadas de Komatsu y Granger y Gray. ET_{Bk} , ET_{Gk} , ET_{Bg} y ET_{Gg} son los modelos resultantes de la combinación de ET_B y ET_G con Fg y Fk. | 31 |
| 4.2. Calibración del parámetro X. Resultados en término de los errores del modelo ET_{Bk} | 34 |
| 4.3. Máximo, mínimo y media de las observaciones de ET y las estimaciones de ET_{Bk} , ET P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP. | 35 |
| 4.4. Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) de las estimaciones ET_{Bk} , P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP. | 35 |
| 4.5. Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) para el modelo ET_{Bk} calculado con diferentes valores de HSsat. | 37 |
| 4.6. Calibración del parámetro X. Resultados en término de los errores del modelo ET_{Gk} | 39 |
| 4.7. Máximo, mínimo y promedio de las observaciones de ET y las estimaciones de ET_{Gk} , ET P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP. | 40 |
| 4.8. Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) de las estimaciones de ET_{Gk} , P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP. | 40 |
| 4.9. Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) para el modelo ET_{Gk} calculado con diferentes valores de HSsat. | 41 |
| 4.10. Máximo, mínimo y promedio de las observaciones de ET y las estimaciones de ET_{Bg} , ET P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP. | 44 |
| 4.11. Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) de las estimaciones de ET_{Bg} , P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP. | 44 |
| 4.12. Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) para el modelo ET_{Bg} calculado con diferentes valores de HSsat. | 46 |

| | |
|--|----|
| 4.13. Máximo, mínimo y promedio de las observaciones de ET y las estimaciones de ET_{Gg} , ET P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP. | 47 |
| 4.14. Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) de las estimaciones de ET_{Gg} , P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP. | 47 |
| 4.15. Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) para el modelo ET_{Gg} calculado con diferentes valores de HSsat. | 48 |
| 4.16. Comparación de los modelos propuestos en término de los estadísticos error medio cuadrático (RMSE), error medio cuadrático sin sesgo (ubRMSE) y sesgo. | 50 |

Abreviaturas y siglas utilizadas

| | |
|--------------------------------|--|
| AMSR-E | Advanced Microwave Scanning Radiometer |
| ARM | Atmospheric Radiation Measurement |
| <i>ea</i> | Presión de vapor del aire |
| <i>e*a</i> | Presión de vapor de saturación del aire |
| EBBR | Balance de Energía Razón de Bowen (según sus siglas en inglés) |
| EC | Covarianza de la Turbulencia (según sus siglas en inglés) |
| EDVI | Índice de Vegetación por Diferencia de Emisividad (según sus siglas en inglés) |
| EOS | Sistema de Observación Terrestre (según sus siglas en inglés) |
| <i>es</i> | Presión de vapor de la superficie |
| <i>e*s</i> | Presión de vapor de saturación de la superficie |
| ESA | Agencia Espacial Europea (según sus siglas en inglés) |
| ET | Evapotranspiración |
| <i>ET_B</i> | Modelo de evapotranspiración derivado de la relación complementaria de Bouchet |
| <i>ET_G</i> | Modelo de evapotranspiración derivado de la relación complementaria de Granger |
| <i>ET_{pot}</i> | Evapotranspiración potencial |
| <i>ET_w</i> | Evapotranspiración de ambiente húmedo |
| EVI | Índice de vegetación mejorado (según sus siglas en inglés) |
| F | Evapotranspiración relativa |
| Fg | Evapotranspiración relativa modificada de Granger y Gray |
| Fk | Evapotranspiración relativa modificada de Komatsu |
| FI | Índice de Frecuencia (según sus siglas en inglés) |
| G | Flujo de calor del suelo |
| H | Flujo de calor sensible |
| HS | Humedad del suelo |
| HSsat | Humedad del suelo de saturación |

| | |
|-----------------------------|--|
| IV | Índice de vegetación |
| LE | Flujo de calor latente |
| MODIS | Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer |
| MSI | Instrumento Multiespectral (según sus siglas en inglés) |
| NASA | Administración Nacional de la Aeronáutica y del Espacio (según sus siglas en inglés) |
| NDVI | Índice de vegetación diferencial normalizado (según sus siglas en inglés) |
| P-T | Ecuación de Priestley-Taylor |
| RMSE | Error medio cuadrático (según sus siglas en inglés) |
| <i>R_n</i> | Radiación neta |
| SEBS | Surface Energy Balance System |
| SGP | Southern Great Plains |
| SMAP | Soil Moisture Active Passive |
| SMOS | Soil Moisture and Ocean Salinity |
| SNAP | Sentinel Application Platform |
| SVP | Curva de presión de vapor de saturación (según sus siglas en inglés) |
| T_a | Temperatura del aire |
| T_B | Temperatura de brillo radiométrica |
| T_d | Temperatura punto rocío |
| T_s | Temperatura del suelo |
| <i>T_u</i> | T _s si ésta es saturada sin cambiar la presión de vapor real de la misma |
| X | Parámetro de calibración que representa la máxima evapotranspiración relativa de una superficie mixta saturada |

Capítulo 1

Introducción

1.1. Antecedentes

La evapotranspiración (ET) representa la pérdida de agua de la superficie terrestre a través de los procesos de evaporación y transpiración. Mediante la evaporación el agua líquida de diversas superficies (lagos, ríos, suelos, cubiertas vegetales húmedas) pasa a estado gaseoso y retorna a la atmósfera en forma de vapor. La tasa de evaporación y la cantidad de agua evaporada, dependen de factores atmosféricos y de características propias de la superficie evaporante (Barraza, 2015). En superficies vegetadas existe además el aporte de agua a la atmósfera por transpiración. Este proceso comprende la evaporación desde los tejidos vegetales y su posterior remoción estomática (Rivas, 2004). En la naturaleza, los procesos de evaporación y transpiración son simultáneos e interdependientes, y por ello se los considera conjuntamente bajo el concepto de ET.

Los balances de agua y energía de los ecosistemas terrestres quedan vinculados a través del proceso de la ET (Fisher et al., 2017). En el ciclo hidrológico la ET cumple un papel fundamental, ya que consume aproximadamente el 60 % de la precipitación global anual (Oki y Kanae, 2006). Asimismo es de gran importancia en el balance energético, donde la mayor parte de la energía solar absorbida por la superficie (>50 %) es utilizada por la ET (Trenberth et al., 2009). Por lo tanto, entender la distribución espacio-temporal de esta variable es de gran interés en estudios hidrológicos, climáticos, ecológicos, entre otros. Su conocimiento es fundamental para la gestión de los recursos hídricos en la agricultura (Bastiaanssen et al., 2005; Gowda et al., 2008; Valipour, 2015); el monitoreo y predicción de eventos de sequía (Narasimhan y Srinivasan, 2005; Vicente-Serrano et al., 2010; Anderson et al., 2011; Kim y Rhee, 2016); el diagnóstico de variabilidad y cambio climático (Dai et al., 2004; Sheffield et al., 2012; Mao et al., 2015); estudios hidrológicos a grandes escalas (Kustas y Norman, 1996; Swenson y Wahr, 2006; Barraza et al., 2015)

y la evaluación de la producción primaria neta (Aber y Federer, 1992; Xiao et al., 2004; Zhang et al., 2016).

A pesar de ser una variable tan importante, la medición de la ET no es tarea sencilla. Este proceso varía en el espacio y tiempo, y depende de muchos factores que interactúan controlándola (Allen, 2006). Las técnicas convencionales de medición a campo como las técnicas basadas en la Razón de Bowen (EBBR, por sus siglas en inglés) y las basadas en Covarianza de la turbulencia (EC, por sus siglas en inglés), proporcionan estimaciones precisas de la ET (Liou y Kar, 2014). No obstante, la implementación y mantenimiento de estas técnicas es costosa, por lo que se dificulta instrumentarlas con la densidad espacial adecuada para estudios regionales (Allen, 2006; Barraza, 2015). Además, las mediciones puntuales son representativas del área circundante a la estación y no pueden extenderse directamente a grandes escalas (Idso et al., 1975). El alcance de sus estimaciones depende de muchos factores, variando en general desde decenas de metros hasta pocos kilómetros (Ruhoff, 2011).

En las últimas décadas, el sensoramiento remoto brindó una novedosa perspectiva para el estudio de la ET en vastas extensiones (Ma et al., 2012). De hecho, su cuantificación a partir de imágenes satelitales es considerada la forma más económica de monitoreo que se dispone en la actualidad (Tang et al., 2010; Gan y Gao, 2015). Es por esto que la comunidad científica ha desarrollado diferentes metodologías que estiman la ET a partir de información satelital con diferentes escalas espaciales y temporales. Hu y Jia (2015) sugirieron que los algoritmos más populares pueden categorizarse como:

Métodos de regresión empírica: Estos métodos basan sus estimaciones en relaciones específicas entre variables que definen las propiedades de un sitio o semiempíricas entre dos o más variables. Los modelos de Jackson et al. (1977), Carlson et al. (1995), Wang y Liang (2008), Nagler et al. (2009), Wang et al. (2010), Yao et al. (2013) y Liu et al. (2018) son ejemplos de ellos. Se caracterizan por tener en sus formulaciones parámetros que vinculan dos o más procesos. Si bien son relativamente fáciles de aplicar, es necesario calibrar los parámetros para cada lugar de estudio. Por ejemplo, Jackson et al. (1977) aproximó la ET basado en el balance energético, calibrando un parámetro que representa el efecto del viento y utilizando información de la temperatura de la superficie (T_s), temperatura del aire (T_a) y radiación neta (R_n).

Métodos del trapecio o triángulo: Estos métodos están basados en la correlación que existe entre la T_s y los índices de vegetación (IV), en especial el Índice de Vegetación Diferencial Normalizado (NDVI, por sus siglas en inglés). Sus formulaciones están construidas en la interpretación contextual de la relación entre ambas variables. Los mismos asumen que la T_s es una variable que refleja el estado energético de la misma y puede ser utilizada en distintos aspectos, como la estimación de la ET. Como ejemplos se pueden

citar los modelos de Moran et al. (1994), Jiang e Islam (2001), Nishida et al. (2003), Tang et al. (2010) y Minacapilli et al. (2016). Las formulaciones contextuales tienen la ventaja de ser válidas para una amplia gama de condiciones superficiales (Venturini et al., 2004; Girolimetto et al., 2011).

Modelos basados en el balance de energía a nivel de la superficie: Los modelos de este tipo se sustentan en la ecuación de conservación de energía, según la cual la energía que llega a una superficie debe ser igual a la que sale de la misma. Esta ecuación considera la distribución de la Rn en los flujos de calor sensible (H), calor latente (LE) y de calor en el suelo (G). Posteriormente, la ET es estimada como un residuo del balance de energía. Dentro de esta clasificación se pueden encontrar los modelos de balance de energía de una o dos capas. Los modelos de una capa no hacen diferencia entre los balances de energía en el suelo y la vegetación (Bastiaanssen et al., 1998; Su, 2002; Allen et al., 2007; Li et al., 2018). Los modelos de dos capas surgen como una alternativa a los de una capa, distinguiendo los regímenes de temperatura y energía para el suelo y vegetación. Son considerablemente más complejos y como ejemplos de ellos se pueden citar los modelos de Shuttleworth y Wallace (1985), Kustas (1990), Norman et al. (1995), Kustas y Norman (1999), Friedl (2002), Sanchez et al. (2008) y Zhuang y Wu (2015).

Enfoques tradicionales de estimación de ET combinados con información satelital: Estos métodos proponen determinar la ET con formulaciones tradicionales como las de Penman-Monteith (Monteith y Unsworth, 1990) y Priestley y Taylor (Priestley y Taylor, 1972) (de aquí en adelante, P-T), utilizando datos remotamente sensados, solos o combinados con datos *in situ*. Los modelos de Mu et al. (2007), Venturini et al. (2008), Girolimetto y Venturini (2014), Autovino et al. (2016), Knipper et al. (2017) y Srivastava et al. (2018) caen dentro de esta clasificación. Por ejemplo, Venturini et al. (2008) y Girolimetto y Venturini (2014) emplearon la ecuación de P-T en la relación complementaria de Granger (1989) y derivaron la ET sólo con datos teledetectados. Autovino et al. (2016) en cambio, aproximaron la ET con Penman-Monteith y utilizaron información satelital para calcular los términos de resistencia.

Los sensores ópticos proveen en gran medida la información necesaria para resolver las metodologías arriba mencionadas. Estos dispositivos miden la energía solar reflejada por el terreno en las longitudes de onda visible e infrarrojo y la energía que se emite naturalmente en la longitud de onda del infrarrojo térmico. Se distinguen por ser una fuente de imágenes satelitales con alta resolución espacial (Shi et al., 2008; Li et al., 2009). No obstante, cuentan con una resolución temporal baja debido al tiempo de revisita del satélite y la contaminación provocada por las nubes (Jones et al., 2011, 2012). Se destacan por proporcionar imágenes de IV y Ts, dos variables importantes para la ET. A su vez, la Ts se relaciona directamente con el contenido de humedad presente en el

suelo. Es decir, cuando una superficie evapotranspira, significa que dispone de agua para liberar en forma de vapor de agua hacia la atmósfera y, que parte de la energía solar recibida se está utilizando en dicho proceso, por lo cual la superficie se está enfriando o reduciendo su temperatura. Es por esto que la T_s y la humedad del suelo son dos variables importantes y complementarias en el estudio de la ET (Carlson et al., 1994; Anderson et al., 2007; Hain et al., 2011; Barraza, 2015). Los satélites como Terra, Aqua y Landsat de la Administración Nacional de la Aeronáutica y del Espacio (NASA, por sus siglas en inglés) son ejemplos de misiones satelitales con sensores ópticos a bordo. El programa Landsat provee información desde 1972, siendo la serie de datos más larga de la historia. En la actualidad se encuentra en su octava misión, la cual porta los sensores Operational Land Imager (OLI) y Thermal Infrared Sensor (TIRS) (Irons et al., 2012). Las misiones Terra y Aqua forman parte del programa Sistema de Observación Terrestre (EOS, por sus siglas en inglés) y llevan a bordo el radiómetro hiperespectral Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) (Justice et al., 2002). Un sensor óptico más moderno es el Instrumento Multiespectral (MSI, según sus siglas en inglés) que lleva el satélite Sentinel-2 del programa Copernicus administrado por la Agencia Espacial Europea (ESA, por sus siglas en inglés) (Drusch et al., 2012). A pesar de las ventajas de los sensores ópticos, su sensibilidad a las condiciones atmosféricas limita la aplicación de las metodologías a días con cielo despejado, generando brechas temporales en el cálculo de la ET.

En contraste con los sensores ópticos, la información de microondas se encuentra menos influenciada por las condiciones atmosféricas, permitiendo el monitoreo de la superficie bajo diferentes escenarios climáticos. Los sensores pasivos de microondas (Radiómetros) reciben la energía que la superficie emite naturalmente en la frecuencia de las microondas. Esta emisión es proporcional al producto de la temperatura y emisividad de la superficie, la cual es comúnmente denominada temperatura de brillo radiométrica (TB) (Engman, 1991). Como consecuencia de la baja emisión de microondas de la superficie terrestre, estos dispositivos tienen una baja resolución espacial (Jackson et al., 2002). Poseen una óptima sensibilidad a la humedad del suelo (HS), una variable importante en el proceso de la ET, que controla el intercambio de H y LE (Entekhabi et al., 2010). La tecnología de microondas pasivas en banda L (1.4 GHz – 20 cm) demostró ser la más adecuada para el sensoramiento remoto de la HS, con buena resolución temporal y a escala regional (Schmugge, 1983; Kerr et al., 2001; Wigneron et al., 2002). Las misiones modernas Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) de la ESA y Soil Moisture Active Passive (SMAP) de la NASA, incorporan esta tecnología y monitorean la HS a escala global en un período aproximado de tres días (Kerr et al., 2010; Entekhabi et al., 2010). Por otro lado, investigaciones previas demostraron que las observaciones de microondas pasivas tienen un alto potencial para captar la dinámica de la vegetación, otra variable

a considerar en la estimación de la ET (Choudhury et al., 1987; Min y Lin, 2006; Shi et al., 2008; Shi y Li, 2012).

Dadas las ventajas de los sensores pasivos de microondas, diferentes iniciativas se han orientado en incorporar estos datos en los modelos de ET. Ciertas metodologías utilizaron los IV de microondas pasivas para derivar la ET. Por ejemplo, Min y Lin (2006) propusieron el Índice de Vegetación de Diferencia de Emisividad (EDVI, por sus siglas en inglés), definido como la diferencia de emisividad de microondas de la superficie a 19 y 37 GHz, y lo relacionaron directamente con la ET. Posteriormente, Li et al. (2009) utilizaron dicho IV junto con datos *in situ*, y desarrollaron un algoritmo para estimar la fracción evaporable y la ET en la zona de Massachusetts, Estados Unidos. Para calcular el EDVI los autores emplearon las mediciones del sensor Special Sensor Microwave Imager (SSM/I) del programa Defense Meteorological Satellite Program (DMSP). Barraza et al. (2015) propusieron la combinación de diferentes IV provenientes de sensores pasivos de microondas y ópticos para calcular la conductancia de la superficie en ecosistemas boscosos, para luego incorporarla en la ecuación de Penman-Monteith y aproximar la ET. Estos autores seleccionaron el IV Índice de Frecuencia (FI, por sus siglas en inglés), del sensor Advanced Microwave Scanning Radiometer (AMSR-E). Recientemente, Barraza et al. (2017) validaron esta metodología en ecosistemas áridos y semiáridos.

Otras investigaciones utilizaron la información de HS de microondas pasivas, junto a información de sensores ópticos y datos *in situ*, en los modelos de ET ya desarrollados. Por ejemplo, Li et al. (2006) integraron la HS del radiómetro Polarimetric Scanning Radiometer (PSR) en el modelo de balance de energía de dos capas TSM_{SM} para estimar la ET en un área agrícola de Iowa, Estados Unidos. De manera similar, Bastiaanssen et al. (2012) aproximaron la ET con el modelo de balance de energía de dos capas ETLook mediante los datos de HS de AMSR-E. Bastiaanssen et al. (2012) implementaron la metodología en una vasta región de la cuenca asiática Indus. Gokmen et al. (2012) y Li et al. (2015) incorporaron la HS de microondas pasivas en el modelo de balance de energía de una capa Surface Energy Balance System (SEBS) propuesto por Su (2002). Gokmen et al. (2012) adoptaron los datos del radiómetro de AMSR-E y estimaron la ET bajo condiciones de estrés hídrico en la cuenca Konya de Turquía. Li et al. (2015) utilizaron la HS del sensor Polarimetric L-band Multibeam Radiometer (PLMR) a bordo de un avión y validaron el modelo en regiones áridas de China. Paralelamente, Hu y Jia (2015) estimaron la ET en la cuenca del río Heihe, basados en el modelo de balance de energía de Shuttleworth y Wallace (1985), con datos de HS de la misión AMSR-E. Otros autores utilizaron la HS para reducir las estimaciones de evapotranspiración potencial y obtener de esta forma la ET para condiciones reales. En este sentido, Choi et al. (2011) utilizaron las estimaciones potenciales de la ecuación de P-T y datos de HS de AMSR-E para la región de Iowa. Knipper et al. (2017) también aproximaron la ET reduciendo las

estimaciones de P-T en función de la HS. Los autores obtuvieron mapas de ET derivados sólo de datos remotamente sensados, combinando productos de MODIS con la HS de SMOS. La metodología fue validada en Arizona, Estados Unidos.

Algunas metodologías diferentes a las anteriores son las propuestas por Miralles et al. (2011) y Holmes et al. (2018). Miralles et al. (2011) utilizaron información de cuatro variables de microondas pasivas en la estimación de la ET. Específicamente, los autores incorporaron las variables HS, T_s , profundidad óptica de la vegetación y profundidad de la nieve, derivadas del radiómetro de AMSR-E, en el modelo Global Land surface Evaporation: the Amsterdam Methodology (GLEAM). Holmes et al. (2018) propusieron estimar la ET con el modelo de balance de energía de dos capas Mapping evapotranspiration at high resolution with internalized calibration (METRIC) desarrollado por Allen et al. (2007), sustituyendo la T_s del infrarrojo térmico por un producto de T_s derivado de las microondas. Los autores obtuvieron estimaciones de ET para diferentes regiones climáticas de Europa y África.

Sólo algunos de los modelos mencionados tomaron ventaja de las relaciones complementarias para estimar la ET. Estas relaciones establecen que la ET puede ser calculada como una función complementaria de la evapotranspiración potencial (ET_{pot}) y de la evapotranspiración en ambientes húmedos (ET_w) (Brutsaert, 2015). En este sentido, cabe describir los conceptos de ET mencionados y las variables involucradas. La ET es la evapotranspiración real que ocurre cuando una combinación de variables de la superficie, atmosféricas y de energía disponible limitan este proceso. El concepto de ET_w se refiere a la evapotranspiración que ocurre en una superficie donde la humedad es ilimitada, mientras que la energía disponible para la evaporación es limitada. La ET_{pot} representa una situación extrema, donde la superficie se considera saturada, la R_n está en su máximo valor y el aire está seco, es decir, no hay ninguna limitación para la evapotranspiración (Venturini, 2007). Además, la relación existente entre la ET real y la ET_{pot} de una superficie es definida como evapotranspiración relativa (F). La primera relación complementaria fue propuesta por Bouchet (1963), basada en un análisis experimental para un amplio rango de energía disponible. Su derivación ha sido la base de varios modelos para estimar la ET de la superficie terrestre (Brutsaert y Stricker, 1979; Granger, 1989; Kahler y Brutsaert, 2006; Fisher et al., 2008; Brutsaert, 2015; Brutsaert et al., 2017).

Por todo lo expuesto y fundamentalmente considerando la importancia de la HS en el control de la ET y la robustez de la relación complementaria, en esta tesis se planteó la siguiente hipótesis de trabajo y objetivos:

1.2. Hipótesis de trabajo

La incorporación de información de microondas pasivas en modelos de ET permite estimarla con una resolución espacial de aproximadamente 40 km y temporal de tres a siete días, con una precisión aceptable en ambientes semiáridos como el área de estudio propuesta en esta tesis.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

El objetivo principal de esta tesis es incorporar información provista por sensores pasivos de microondas en el cálculo de la ET, para así poder monitorearla bajo condiciones climáticas adversas utilizando el concepto de relación complementaria.

1.3.2. Objetivos específicos

Del objetivo general se desprenden los siguientes objetivos específicos:

- Desarrollar o modificar diferentes metodologías para estimar la evapotranspiración relativa, con adecuada resolución espacial y temporal.
- Incorporar la información de microondas pasivas en la estimación de la ET.
- Evaluar la precisión de las metodologías planteadas con datos de observación a campo.

1.4. Organización de la tesis

La presente tesis está organizada en seis capítulos. El Capítulo 1 resume el concepto de la ET y la importancia de su cuantificación para diversos estudios. Se detallan las principales metodologías para su estimación, resaltando las ventajas y desventajas de cada una de ellas. En el Capítulo 2 se describen las metodologías propuestas en esta tesis para estimar la ET. En el capítulo 3 se describe el área de estudio seleccionada para validar las metodologías y los datos disponibles en el sitio. El Capítulo 4 presenta el pre-procesamiento de los datos empleados, los resultados obtenidos con cada metodología y una comparación entre los métodos propuestos. En el Capítulo 5 se analizan y discuten

los resultados obtenidos. Se comparan con los resultados publicados por otros autores. Para finalizar, en el Capítulo 6 se exponen las conclusiones abordadas en esta tesis.

Capítulo 2

Metodología

Para alcanzar los objetivos propuestos en esta tesis, la metodología fue dividida en dos grandes etapas.

La primer etapa consistió en el desarrollo de un índice de vegetación que sea indicativo de la ET. La metodología utilizada en esta etapa se basó en la técnica de regresión lineal múltiple, como se muestra en el Anexo A. Cabe mencionar que los resultados obtenidos no fueron lo suficientemente precisos como las aplicaciones agronómicas e hidrológicas lo requieren, por lo que esta metodología se descartó (motivo por el cual no se presentan los resultados en el cuerpo de la tesis) y se propuso integrar la HS en los modelos de ET existentes.

En la segunda etapa, se puso énfasis en la incorporación de la HS de microondas pasivas en la determinación de la evapotranspiración relativa ($F=ET/ET_{pot}$). A continuación se detallan las dos ecuaciones utilizadas para estimar F y los dos modelos de relaciones complementarias empleados para calcular ET. Los resultados de combinar las ecuaciones de F con las relaciones complementarias dieron origen a cuatro formas de estimar la ET.

2.1. Metodologías para estimar la evapotranspiración relativa

La HS cumple un papel muy importante en el proceso de la ET (Entekhabi et al., 1996; Ni-Meister et al., 2006; Wang y Liang, 2008; Li et al., 2015; Knipper et al., 2017). Esta variable funciona como reservorio de agua para que ocurra la ET y además controla el intercambio de H y LE entre la superficie y la atmósfera (Koster et al., 2003). Su conocimiento es de gran importancia en sistemas limitados de humedad, como regiones áridas y semiáridas, donde la ET está fuertemente condicionada a la presencia de humedad en

la superficie (Seneviratne et al., 2010). Más aún, Jung et al. (2010) sugirieron que la falta de HS es la razón principal del decrecimiento global de la ET, subrayando así su importancia. Por lo tanto, en esta tesis se propuso considerar la información de la HS en la estimación de F modificando las expresiones desarrolladas por Komatsu (2003) y Granger y Gray (1989).

2.1.1. Modificación del método de Komatsu

La relación entre F y la HS ha sido estudiada con diferentes niveles de complejidad y fuentes de datos (Komatsu, 2003; Detto et al., 2006; Haghghi y Kirchner, 2017). Komatsu (2003) derivó F a partir de ensayos experimentales y la relacionó con la HS para diferentes tipos de suelos y profundidades. Detto et al. (2006) modelaron la ET utilizando datos observados e imágenes satelitales Quickbird de alta resolución espacial. Posteriormente calcularon F dividiendo las estimaciones de ET por la ET_{pot} de P-T. Los autores analizaron la relación de F con la HS observada para diferentes coberturas de superficie (suelo desnudo, pasturas y vegetación leñosa). Más recientemente, Haghghi y Kirchner (2017) propusieron un modelo para calcular la ET que incorpora el control de la HS y las condiciones atmosféricas. F fue calculada con las estimaciones de ET del modelo y una ET_{pot} hipotética derivada de la ET máxima alcanzada por el modelo. En dicha investigación, F se comparó con la HS, bajo diferentes coberturas vegetales como estepas, matorrales y cultivos (Haghghi y Kirchner, 2017).

El trabajo de Komatsu (2003) se destaca entre los mencionados por la expresión analítica resultante de los experimentos realizados, la cual fue utilizada por otros investigadores para explorar nuevas formulaciones de F o ET en superficies mixtas (Wang y Liang, 2008; Merlin et al., 2016; Zhu et al., 2017).

Komatsu (2003) propuso obtener una expresión para estimar F en superficies no saturadas, basándose en que F puede describirse en función del contenido de agua (HS). Para ello, el autor registró tasas de evaporación de superficies saturadas y no saturadas en condiciones experimentales, y con ellas derivó F. Las tasas de evaporación se determinaron por diferencia de peso de las muestras de suelo utilizadas en el experimento (Komatsu, 2003). El ensayo fue realizado bajo condiciones controladas, donde la velocidad del viento fue variando mientras que la temperatura y humedad del aire se mantuvieron constantes en 25°C y 50 % respectivamente, despreciando la influencia de la precipitación y la radiación solar. Los resultados del experimento se observan en la Figura 2.1.

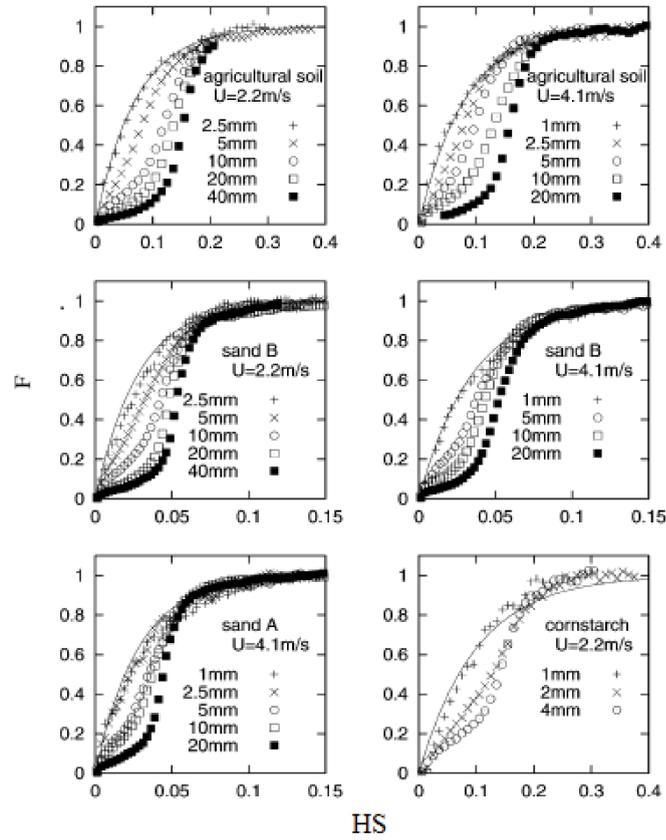


FIGURA 2.1: Experimentos de Komatsu. Evapotranspiración relativa (F) *versus* humedad de la superficie (HS) para diferentes suelos, profundidades de muestreo y velocidades del viento. Fuente: Komatsu (2003).

Los experimentos mostraron que la forma de la función $F(HS)$ cambia con el espesor del suelo. Sin embargo, para una capa delgada de suelo, $F(HS)$ tiende a converger a una función convexa única, de la forma:

$$F = 1 - \exp\left(\frac{-HS}{HSc}\right) \quad (2.1)$$

donde HSc es el contenido de agua volumétrico característico, un parámetro que caracteriza el tipo de suelo y la velocidad del viento, y toma la forma de:

$$HSc = HSc_0\left(1 + \frac{\gamma}{ra}\right) \quad (2.2)$$

para el cual HSc_0 es la fracción volumétrica característica, γ es la resistencia a la ET característica (s/m), y ra la resistencia a la ET (s/m).

El parámetro HSc , más precisamente las resistencias aerodinámicas a la ET, son limitantes importantes para estimar F en grandes regiones utilizando la formulación de

Komatsu. La aplicabilidad del método está limitado a suelo desnudo, que es menos frecuente observar que suelos con diferente grados de cobertura vegetal.

Por lo tanto, considerando que la velocidad del viento es independiente de la HS como lo sugiere Venturini et al. (2008), ésta afectaría de igual forma la ET de superficies saturadas y no saturadas, y se podría aproximar HSc despreciando los términos aerodinámicos (Venturini et al., 2008). De esta manera, HSc podría ser estimada a través de un parámetro que represente el tipo de suelo, como ser el contenido hídrico del suelo para la condición de saturación (HSsat).

En los experimentos de Komatsu, las tasas de ET alcanzaron valores extremos de 1 (F=1) cuando la HS se aproximó a valores de saturación. Sin embargo, Detto et al. (2006) sugirieron que F nunca alcanza el valor máximo de 1 para valores altos de HS en superficies mixtas de suelo y pasturas. Estos autores no derivaron la función analítica de sus experimentos, aunque en su trabajo se puede observar que los resultados toman una forma comparable con los de Komatsu (2003). Entonces, para la metodología aquí propuesta se modificó la expresión de Komatsu incorporando un parámetro de calibración que considere los resultados de Detto et al. (2006).

Considerando $F = X$ para $HS = HSsat$, donde X es un parámetro de calibración que representa la máxima evapotranspiración relativa de una superficie mixta saturada, HSc puede ser expresado como:

$$HSc = \frac{-HSsat}{\ln(1 - X)} \quad (2.3)$$

luego la expresión de Komatsu modificada (denominada Fk) permitiría estimar F de la siguiente manera,

$$Fk = 1 - \exp\left(\frac{-HS}{\left(\frac{-HSsat}{\ln(1-X)}\right)}\right) \quad (2.4)$$

donde HS es la humedad del suelo de cualquier superficie, HSsat es la humedad del suelo de una superficie saturada y X es un parámetro que implícitamente representa la resistencia aerodinámica de la vegetación.

La HSsat es característica del tipo de suelo o de la clase textural predominante en el mismo (Hillel, 1998). En general, los suelos arenosos se saturan a valores de HSsat del 34 %, mientras que los suelos francos lo hacen al 44 % y los arcillosos al 47 % (Cosby et al., 1984).

De este modo, F_k es un coeficiente adimensional que varía de 0 a 1, donde $F_k = 0$ corresponde a $ET = 0$ y $F_k = 1$ a $ET = ET_{pot}$. Este coeficiente, sería capaz de representar diferentes condiciones de evapotranspiración relativa para una superficie con HS y cobertura vegetal variable. Por ejemplo, para una superficie seca, la HS va a tender a cero y luego $F_k \approx 0$, indicando bajas tasas de ET. Contrariamente, en una superficie húmeda, la HS se aproximará a HS_{sat} , y $F_k \approx X$, expresando máximas tasas de ET.

Esta metodología, incorpora implícitamente la resistencia aerodinámica en un parámetro de calibración X que no requiere conocer la velocidad del viento. Sin embargo, tiene la desventaja de calibrar dicho parámetro para cada región donde se quiera aplicar el modelo. Por este motivo, se planteó la necesidad de lograr un método que logre obtener F de manera universal y sin calibraciones.

2.1.2. Modificación del método de Granger y Gray

Granger y Gray (1989) derivaron una expresión para estimar F basados en las ecuaciones de Dalton. Los autores simularon a la ET como el déficit de presión de vapor real en la superficie y la ET_{pot} como el déficit de presión de vapor potencial de la superficie, si la misma está saturada. Ambos déficit son corregidos por una misma función del viento, quedando definida F de la siguiente manera:

$$F = \frac{ET}{ET_{pot}} = \frac{fu(es - ea)}{fu(e^*s - ea)} \quad (2.5)$$

donde fu es una función de la velocidad del viento y altura de la vegetación, es es la presión de vapor de agua en la superficie para el contenido de humedad y temperatura en el momento de la medición, ea es la presión de vapor de agua en el aire para la humedad relativa y temperatura al momento de la medición, e^*s es la presión de vapor de agua de saturación de la superficie.

Para resolver la ecuación 2.5 Granger y Gray (1989) establecieron que a medida que aumenta la ET, la presión de vapor del aire también aumenta. Los autores asumieron que el poder de secado del aire (definido como: $Ea = fu(e^*a - ea)$), refleja el proceso de secado de la superficie, y por lo tanto, la ET de una superficie no saturada es una función de Ea .

En su estudio, Granger y Gray (1989) calcularon F con datos observados a campo y la relacionaron empíricamente con la potencia de secado relativa (definida como: $D = Ea / (Ea + Q)$, donde $Q = Rn - G$). Como resultado derivaron la siguiente expresión para estimar F :

$$F = \frac{1}{1 + 0,028e^{8,045D}} \quad (2.6)$$

donde D representa la potencia de secado relativa.

La expresión de Granger y Gray (1989) puede requerir una calibración para el sitio específico donde se la aplique, ya que se derivó con pocas mediciones (Venturini, 2007). Por lo tanto, Venturini et al. (2008) retomaron esta expresión para derivar mapas de ET utilizando sólo datos remotamente sensados sin emplear relaciones auxiliares o específicas del sitio.

Venturini et al. (2008) asumieron que la función del viento afecta de forma similar la ET y la ET_{pot} , y sugirieron que la presión de vapor actual y de saturación pueden ser obtenidas de la curva de presión de vapor de saturación (SVP, según sus siglas en inglés) con datos de temperatura. Entonces F puede estimarse como:

$$F = \frac{(es - ea)}{(e^*s - ea)} \approx \frac{(Tu - Td)\Delta 1}{(Ts - Td)\Delta 2} \quad (2.7)$$

donde Td es la temperatura punto rocío, Tu es una nueva variable que representa la temperatura de la superficie si ésta es saturada sin cambiar la presión de vapor de agua real de la misma (concepto análogo a Td), y $\Delta 1$ y $\Delta 2$ son las pendientes de la curva SVP para las temperaturas Td y Ts respectivamente (ver Figura 2.2).

Para obtener Tu, Venturini et al. (2008) propusieron que la pendiente de la curva de SVP puede calcularse como la derivada primera en Ts y Td y también linealizando la curva en el intervalo [Tu, Ts] y [Td, Tu], cuyas pendientes se denotan $\Delta 1$ y $\Delta 2$, respectivamente. Esto les permitió plantear un sistema de dos ecuaciones con dos incógnitas y derivar la expresión para Tu:

$$Tu = \frac{(e^*s - ea) - \Delta 1Ts + \Delta 2Td}{\Delta 2 - \Delta 1} \quad (2.8)$$

La obtención de Tu a partir de la curva SVP, asume implícitamente que este valor depende de la humedad relativa del aire, cuando en realidad es una variable superficial influenciada por la HS y Ts (Venturini et al., 2008). Los autores resaltaron que la expresión de Tu es una solución numérica que no representa físicamente la definición de la variable. Este inconveniente limita la estimación de es, ya que la misma es función de Tu. Por esta razón, en esta tesis se propuso estimar es de forma tal que represente el estado del suelo.

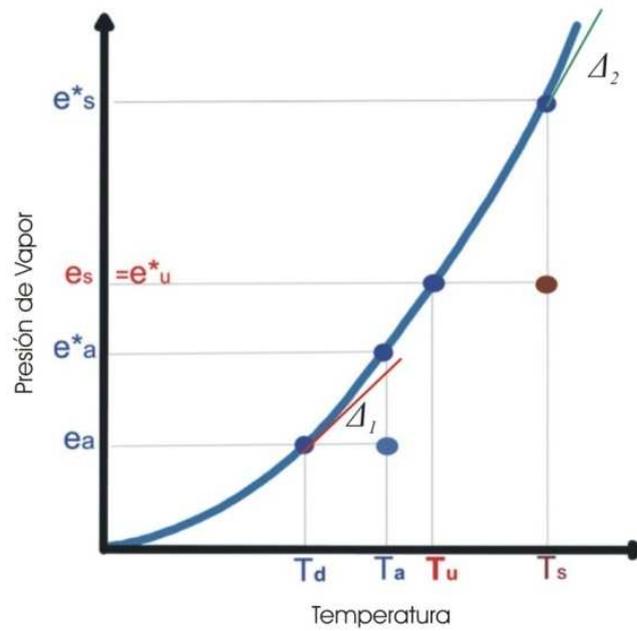


FIGURA 2.2: Esquema de la curva de presión de vapor de saturación (SVP) y la relación entre T_u , T_s , e_s , $e^* s$ en el contexto de la temperatura de superficie. El aire suprayacente, se caracteriza por T_a y T_d y la presión de vapor $e^* a$ y ea respectivamente. Fuente: Venturini et al. (2008)

La presión de vapor de una superficie evapotranspirante depende de la HS disponible, en otras palabras, en una superficie saturada $e_s = e^* s$, mientras que en una superficie no saturada e_s es menor que $e^* s$. La relación entre la presión de vapor de agua y la HS ha sido motivo de estudio de diferentes investigaciones desde 1943. En efecto Cahill et al. (1999) sugirieron que e_s puede ser estimada con alguna de las siguientes ecuaciones:

$$e_s = \alpha e^* s \tag{2.9}$$

$$e_s = \beta e^* s + (1 - \beta)ea \tag{2.10}$$

donde α y β son funciones de la humedad de la superficie.

Estas ecuaciones se incorporaron en diferentes metodologías para determinar la evaporación de la superficie, y son encontrados en la literatura como métodos α y β (Nappo, 1975; Kondo et al., 1990; Mahfouf y Noilan, 1991; Mihailović et al., 1993; Merlin et al., 2016).

La comparación de las estimaciones de evaporación del suelo obtenidas por las funciones α y β demostraron que los métodos que usan la función β logran mejores resultados

(Bosilovich y Sun, 1998; Cahill et al., 1999). Dichas investigaciones mostraron que ambos parámetros pueden definirse en función de HS, pero que solo β produce estimaciones de ET precisas. En base a los estudios mencionados anteriormente, en esta tesis se formuló la es en función de β para derivar una nueva expresión de F.

Para resolver la ecuación 2.10, se han propuesto diferentes formulaciones β a partir de datos experimentales o de una manera *ad hoc* (Deardorff, 1978; Bosilovich y Sun, 1979; Ye y Pielke, 1993; Dekić et al., 1995; Liu y Kotoda, 1998). De todas las mencionadas, la fórmula de Deardorff (Deardorff, 1978) se destaca por su simplicidad. El autor asumió una relación lineal entre β y el cociente HS/HSc, donde HSc es la humedad del suelo en capacidad de campo. En esta tesis se sugirió que β es función de HS/HSSat, siendo HSSat el contenido de humedad de saturación, con el fin de englobar todas las posibles condiciones de humedad superficial. Entonces, β se calcula como HS/HSSat, y se introduce en la ecuación 2.10 para obtener es . Luego es es incorporada en la fórmula de Granger y Gray quedando la expresión modificada (denominada como Fg) de la siguiente manera:

$$Fg = \frac{\beta(e^*s - ea)}{(e^*s - ea)} = \frac{HS/HSSat(e^*s - ea)}{(e^*s - ea)} = \frac{HS}{HSSat} \quad (2.11)$$

donde β es la humedad relativa de la superficie, ea es la presión de vapor de agua del aire, y e^*s es la presión de vapor de agua de saturación superficial.

En superficies secas HS es próxima a 0 y Fg se acercaría a 0 indicando bajas tasas de ET, por otro lado en superficies húmedas la HS se aproxima a HSSat y Fg a 1, expresando tasas de ET cercanas a las tasas potenciales. Las situaciones entre estas tasas extremas de ET se cuantificarían con $0 < Fg < 1$.

La metodología propuesta no incorpora parámetros que requieran calibración y permitiría estimar F de manera universal.

2.2. Metodologías para estimar ET

Como se mencionó en la Introducción, la relación complementaria establece que la ET puede ser obtenida en función de la ET_{pot} y la ET_w . En esta tesis se analizaron las relaciones complementarias propuestas por Bouchet (1963) y Granger (1989), las cuales se presentan a continuación.

2.2.1. Relación complementaria de Bouchet

Bouchet (1963) desarrolló la primer relación complementaria basada en un diseño experimental. El autor llevó a cabo el estudio sobre una gran superficie homogénea sin considerar los efectos advectivos. La superficie fue inicialmente saturada, evaporando a tasas potenciales. Con el paso del tiempo, la región se fue secando, pero una pequeña parcela se mantuvo saturada. La región y las escalas de parcelas seleccionadas eran tales que la atmósfera podía considerarse estable. Por lo tanto, Bouchet (1963) postuló que, cuando una superficie bien irrigada se seca, la disminución en la ET es igual al aumento en la ET_{pot} (ver Figura 2.3).

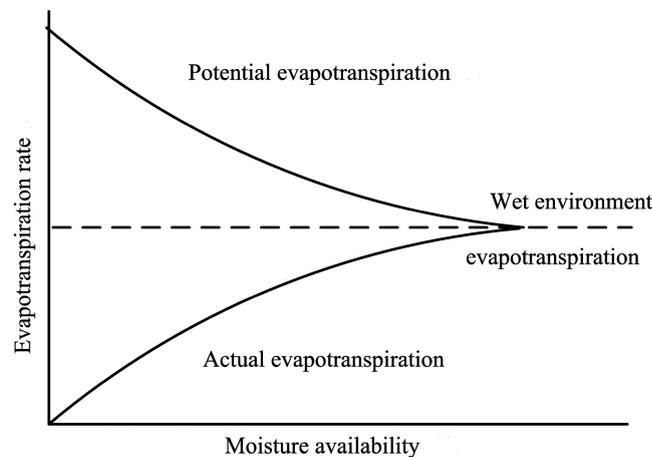


FIGURA 2.3: Representación esquemática del concepto de la relación complementaria de evapotranspiración. Fuente: Yang et al. (2013)

Morton (1969) utilizó el experimento de Bouchet para derivar formalmente la siguiente relación complementaria:

$$ET + ET_{pot} = 2ET_w \quad (2.12)$$

donde ET_w es la evapotranspiración que ocurre cuando $ET = ET_{pot}$.

Esta relación asume que a medida que aumenta la ET, la ET_{pot} disminuye en la misma cantidad, es decir $\delta ET = -\delta ET_{pot}$, donde δ simboliza la variación de una variable. Esta relación complementaria expresa a ET_w como el punto medio entre ET y ET_{pot} .

A partir de la expresión de F es posible obtener la ET_{pot} ($ET_{pot} = ET/F$) y combinarla con la relación complementaria de Bouchet (Bouchet, 1963), lo que resulta en un modelo para estimar la ET que sólo depende del concepto de ET_w .

$$ET = \left(\frac{2F}{F+1}\right)ETw \quad (2.13)$$

Resolviendo la ETw mediante la expresión de P-T (Priestley y Taylor, 1972), la ecuación final de ET (denominada como ET_B) queda expresada de la siguiente manera (Venturini, 2007; Anayah et al., 2013):

$$ET_B = \left(\frac{2F}{F+1}\right)\left[\alpha\left(\frac{\Delta}{\Delta+\gamma}\right)(Rn-G)\right] \quad (2.14)$$

donde α es el parámetro de P-T, γ es la constante psicrométrica, Δ es la pendiente de la curva SVP, F el coeficiente de evapotranspiración relativa, Rn la radiación neta y G el flujo de calor del suelo.

Los parámetros γ y Δ se obtuvieron en esta tesis según lo recomendado en la guía de los cultivos de la Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (FAO, según sus siglas en inglés) (Allen, 2006). Las formulas utilizadas se detallan a continuación:

$$\Delta = \frac{4098 * [0,6108 \exp(\frac{17,27 * T_a}{T_a + 237,3})]}{(T_a + 237,3)^2} \quad (2.15)$$

donde T_a es la temperatura del aire.

$$\gamma = \frac{cpP}{\varepsilon\lambda} \quad (2.16)$$

donde cp es el calor específico a presión constante, P la presión atmosférica, ε el cociente del peso molecular de vapor de agua /aire seco y λ el calor latente de vaporización.

2.2.2. Relación complementaria de Granger

Posteriormente a la formalización de la ecuación de Bouchet, Granger (1989) desarrolló una relación complementaria argumentando que la propuesta por Bouchet (1963) carece de una base teórica.

Granger (1989) destacó el beneficio de considerar dos conceptos de ET potencial en la relación complementaria de Bouchet, sin embargo, sostuvo que es una fuente de incertidumbre por la variedad de definiciones encontradas en la literatura. Por lo tanto, el autor propuso revisar los diversos conceptos de ET_{pot} y obtener una forma general de la relación complementaria basada en la transferencia de masa de vapor de agua.

Para derivar una relación complementaria con base física, el autor consideró la desigualdad $ET_{pot} \geq ET_w \geq ET$, y demostró la siguiente expresión:

$$ET + ET_{pot} \frac{\gamma}{\Delta} = ET_w \left(\frac{\Delta + \gamma}{\Delta} \right) \quad (2.17)$$

donde γ es la constante psicrométrica y Δ la pendiente de la curva SVP.

En esta relación complementaria, ET y ET_{pot} no contribuyen de igual forma a ET_w , es decir que $\delta ET / \delta ET_{pot}$ no es igual a -1 como propuso Bouchet, sino que resulta igual a $-\gamma / \Delta$.

Se puede verificar que las dos relaciones complementarias estudiadas (ecuaciones 2.12 y 2.17) sólo son equivalentes entre sí para la condición en que $\gamma = \Delta$. Esto es verdadero cuando la T_a es aproximadamente 6 °C (Granger, 1989).

Combinando la ecuación $ET_{pot} = ET / F$ y la formulación complementaria de Granger (1989), la ET se reduce nuevamente a una función de ET_w .

$$ET + \frac{ET\gamma}{F\Delta} = ET_w \left(\frac{\Delta + \gamma}{\Delta} \right) \quad (2.18)$$

Si calculamos ET_w mediante la expresión de P-T (Priestley y Taylor, 1972), la ecuación final de ET (denominada como ET_G) se define de la siguiente manera (Venturini et al., 2008; Girolimetto y Venturini, 2014):

$$ET_G = \alpha \left(\frac{F\Delta}{F\Delta + \gamma} \right) (Rn - G) \quad (2.19)$$

donde α es el parámetro de P-T, γ es la constante psicrométrica, Δ es la pendiente de la curva SVP, F la evapotranspiración relativa, Rn la radiación neta y G el flujo de calor del suelo.

Los modelos de ET desarrollados mediante la combinación de las relaciones complementarias con el concepto de F , extienden la ecuación de ET_w para superficies con diferentes condiciones de humedad, asumiendo que la HS y la energía disponible son los principales forzantes de la ET .

2.3. Validación de las metodologías propuestas

La incorporación de las expresiones para calcular F en las relaciones complementarias de Bouchet y Granger, determinan cuatro formas de estimar la ET , resultantes de combinar

las expresiones 2.14 y 2.19 con las ecuaciones 2.4 y 2.11. Estos modelos fueron validados en el mismo área y período de estudio.

En este estudio se propuso estudiar la precisión de los modelos planteados, comparando los resultados con mediciones de ET *in situ* y estimaciones de diferentes metodologías, detalladas en el Capítulo 3. Precisamente, se analizaron los valores máximos, mínimos y medios de los valores de ET observados y calculados. La precisión de los modelos se determinó mediante el coeficiente de determinación (R^2), sesgo, error medio cuadrático (RMSE, por sus siglas en inglés) y error medio cuadrático sin sesgo (ubRMSE, según sus siglas en inglés), calculados con las siguientes fórmulas:

$$R^2 = \frac{\sum (ET_{mod} - \bar{ET}_{obs})^2}{\sum (ET_{obs} - \bar{ET}_{obs})^2} \quad (2.20)$$

$$Sesgo = \sum \frac{(ET_{obs} - ET_{mod})}{n} \quad (2.21)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum \frac{(ET_{obs} - ET_{mod})^2}{n}} \quad (2.22)$$

$$ubRMSE = \sqrt{\sum \frac{((ET_{mod} - \bar{ET}_{mod}) - (ET_{obs} - \bar{ET}_{obs}))^2}{n}} \quad (2.23)$$

donde ET_{obs} son las observaciones *in situ* de la ET, ET_{mod} las estimaciones de ET de los modelos, \bar{ET}_{obs} la media de las observaciones de ET, \bar{ET}_{mod} la media de las estimaciones de ET de los modelos y n el número de observaciones (190 para el período de estudio).

La distribución espacial de la ET derivada de cada metodología se analizó con mapas de ET de datos observados. Para ello, las observaciones de ET se interpolaron, con el método de interpolación de distancia inversa (IDW, según sus siglas en inglés) en la misma resolución espacial que se obtiene con los modelos (Watson y Philip, 1985). Este método de interpolación toma los datos observados para predecir los valores en las zonas donde no hay mediciones, y asume que cada punto medido tiene un efecto local que disminuye con la distancia (García, 2018). Luego, los resultados se normalizaron utilizando el valor de ET mínimo y máximo para cada fecha analizada, con el fin de simplificar la comparación de los mapas resultantes.

Capítulo 3

Área de estudio y datos

Los modelos de ET propuestos fueron validados en la región de Southern Great Plains, en Estados Unidos de América. Esta región fue seleccionada por estar ampliamente instrumentada para medir las diferentes variables necesarias en la validación de los métodos presentados. A continuación se describen las características principales del área y los datos utilizados para este sitio.

3.1. Región de Southern Great Plains - Estados Unidos

3.1.1. Descripción del área

La región denominada Southern Great Plains (SGP) de Estados Unidos se extiende sobre los estados de Oklahoma y Kansas, cubriendo las latitudes $34,50^\circ$ N y $38,50^\circ$ N y las longitudes $-95,30^\circ$ O y $-99,50^\circ$ O (ver Figura 3.6). Presenta una geografía relativamente homogénea, con un rango de elevaciones que varía desde los 490 a los 900 m, aumentando gradualmente de Este a Oeste. En esta planicie, las pendientes son cortas y empinadas en los valles. En el Suroeste de Oklahoma las montañas de Wichita se elevan hasta 300 m por encima de las llanuras circundantes. El clima es semiárido-subtropical, donde los inviernos son fríos y secos, y los veranos son calurosos.

En base a los datos generados por el Centro Nacional de Predicciones Ambientales (National Centers for Environmental Prediction - NCEP) se caracterizó el clima de SGP. De este análisis se deduce que las precipitaciones máximas ocurren en verano, sin embargo las temperaturas altas hacen que la estación sea relativamente seca (ver Figura 3.1). Las precipitaciones pueden variar entre 490 y 740 mm anuales con un promedio de precipitación acumulada mensual de 60 mm. La temperatura media anual varía de 14°C a 18°C y las temperaturas medias mensuales oscilan entre -10°C para los meses

de invierno y 35°C para el verano (ver Figura 3.2). La humedad relativa media mensual varía entre 0,002 y 0,016 kg/kg alcanzando los máximos valores en los meses de verano (ver Figura 3.3).

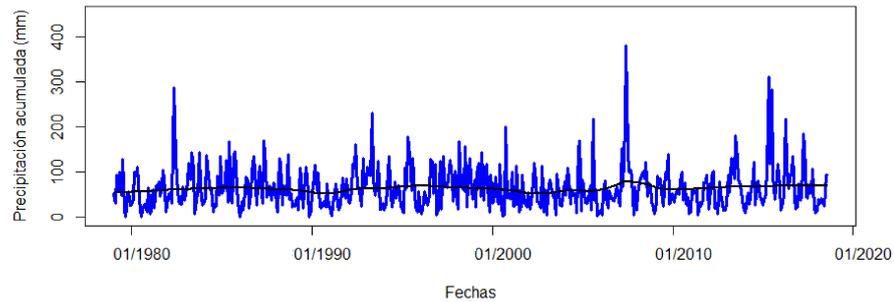


FIGURA 3.1: Precipitación mensual acumulada (mm) para la región de SGP, derivada de NCEP.

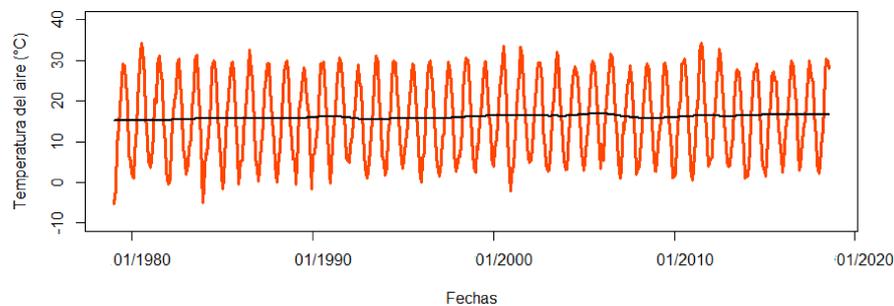


FIGURA 3.2: Temperatura media mensual del aire ($^{\circ}\text{C}$) para SGP. Información tomada de NCEP.

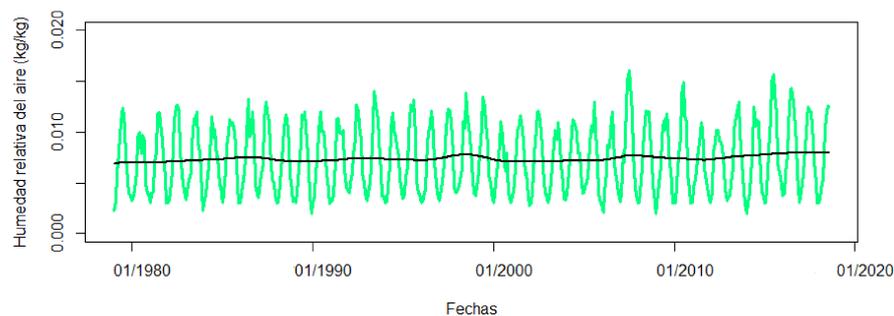


FIGURA 3.3: Humedad relativa del aire media mensual (kg/kg) para SGP. Información tomada de NCEP.

La radiación de onda corta entrante en la región alcanza valores máximos que superan los 400 W/m^2 medios mensuales para los meses de verano. La mínima radiación de onda corta entrante se encuentra alrededor de los 200 W/m^2 (ver Figura 3.4). El flujo de calor latente varía para todo el año con valores máximos en los meses de verano. La Figura 3.5 señala que los valores medios mensuales de flujo de calor latente para la región de estudio no superan los 200 W/m^2 . La temporada libre de heladas se extiende de 185 a

230 días julianos. La velocidad del viento promedio anual a 10 m de altura varía de 3 a 4,50 m/s.

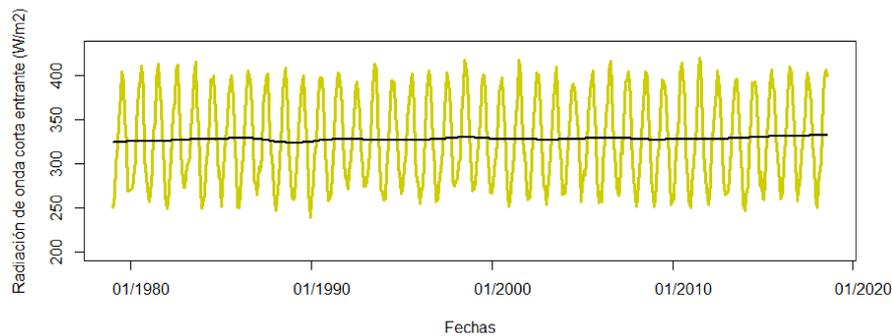


FIGURA 3.4: Radiación de onda corta entrante media mensual (W/m^2) para SGP, tomada de NCEP.

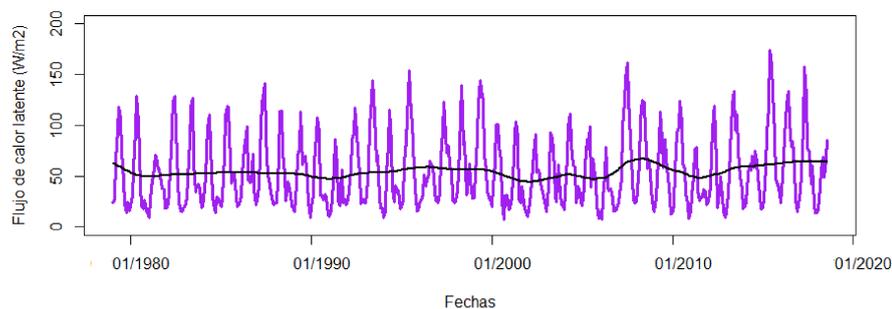


FIGURA 3.5: Flujo de calor latente medio mensual (W/m^2) para SGP. Información tomada de NCEP.

La región tiene una cobertura vegetal heterogénea, en la cual domina la vegetación de pradera. Debido a que en general, las condiciones climáticas y de suelo son favorables, gran parte de la superficie se encuentra cultivada, principalmente con cultivos de trigo y sorgo. Los pastizales sembrados como monocultivos también son comunes de encontrar. La especie *Bothriochloa ischaemum* L. es ampliamente utilizada de esta manera (Chapman et al., 2004).

La región de SGP fue el primer sitio de medición a campo establecido por el programa Atmospheric Radiation Measurement (ARM) y es uno de los sitios de investigación sobre el clima más grande y extenso del mundo. El programa ARM seleccionó esta región por diferentes razones, entre ellas, la geografía relativamente homogénea y su fácil acceso, una amplia variabilidad climática y de flujos superficiales, y variaciones estacionales marcadas en la temperatura y humedad específica. El programa ARM mantiene una amplia red de estaciones terrenas distribuidas en SGP, de modo tal que cubren todo el dominio de la región. Científicos de todo el mundo utilizan sus datos con distintos fines, como estudiar y comprender los procesos atmosféricos que conduzcan a mejorar los modelos climáticos de la Tierra.

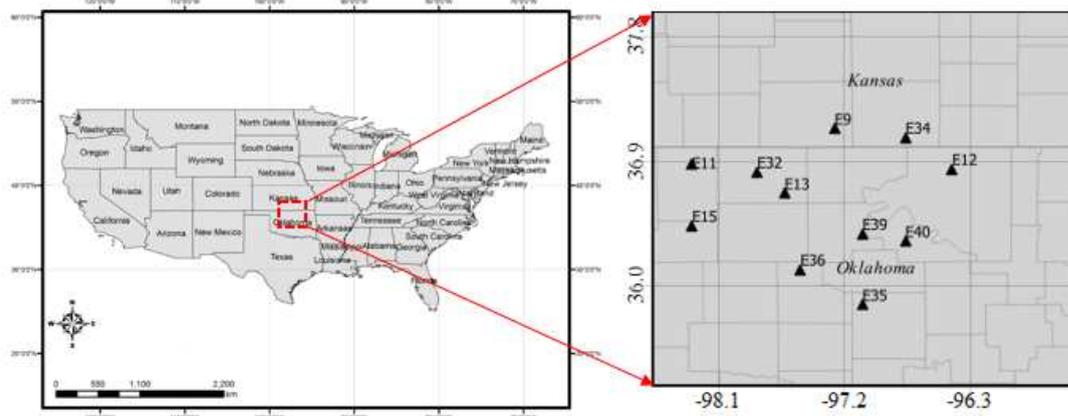


FIGURA 3.6: Ubicación del área de estudio Southern Great Plains (SGP) y las estaciones utilizadas en esta tesis.

3.1.2. Datos

Los datos utilizados para esta tesis consistieron de observaciones *in situ* y datos satelitales de sensores ópticos y de microondas pasivas para 25 fechas distribuidas en el año 2016. A continuación se describen las fuentes de datos utilizadas.

Datos *in situ*

En el año 1992 el programa ARM instaló los primeros instrumentos de medición y con el tiempo se fue incrementando la capacidad de procesamiento de datos. La disposición de los instrumentos cubre un área de 150x150 km representando el tamaño de una celda de cuadrícula de un modelo climático global. En este estudio, se utilizaron las estaciones EBBR para validar las estimaciones de los modelos propuestos, aunque cabe aclarar que ARM también dispone de estaciones de tipo EC para medir los flujos de calor. Las estaciones del tipo EBBR fueron seleccionadas por contar con una mayor cantidad de estaciones operativas en el período de estudio considerado.

El sistema EBBR produce estimaciones cada 30 minutos de los los flujos LE y H a escala local. Los flujos se calculan con observaciones de R_n , G y gradientes verticales de humedad relativa y temperatura del aire en dos niveles diferentes. El sistema también registra un conjunto de variables secundarias tales como: HS, Ts, velocidad del viento, presión atmosférica, entre otras. La Figura 3.7 muestra un sistema EBBR instalado en el área de estudio. Los instrumentos enumerados a continuación conforman el sistema EBBR:

- Sondadas de temperatura y humedad relativa a dos alturas (1 m de separación).
- Sondadas de temperatura a dos alturas (1 m de separación).

- Radiómetro neto (a 2 m)
- Sondos de humedad de suelo a 2,50 cm de profundidad (5 juegos).
- Placas de flujo de calor de suelo a 5 cm de profundidad (5 juegos).
- Sondos de temperatura de suelo, integrado de 0 a 5 cm (5 juegos).
- Sensor de presión barométrica (en caja).
- Sensor de dirección del viento a 2,50 cm de altura.
- Sensor de velocidad del viento a 2,50 cm de altura.
- Temperatura de referencia de la caja de control.
- Estructura de la red de tubos para el montaje de la instrumentación.
- Panel solar, batería, cargador de AC.
- Caja y equipo de comunicación.

El sistema EBBR estima los flujos H y LE mediante la ecuación de balance de energía, establecida como:

$$Rn + G + H + LE = 0 \quad (3.1)$$

donde Rn es la radiación neta de la superficie, resultante de la radiación de onda corta y larga; H el flujo de calor sensible, que tiene en cuenta los intercambios de calor entre la superficie y la atmósfera; LE el flujo de calor latente, que es la energía necesaria para la vaporización del agua; y G la densidad de flujo de calor en el suelo. Todos estos flujos pueden expresarse como energía por unidad de tiempo y de superficie (W/m^2).

La técnica de razón de Bowen requiere calcular la energía disponible (Rn y G) y los gradientes de temperatura y humedad relativa del aire. El flujo G se estima con el conjunto de cinco sensores de flujo de calor, temperatura y humedad del suelo.

La relación de Bowen (B), conocida como $B=H/LE$, se obtiene a partir de la relación de los gradientes de temperatura y presión de vapor de agua (esta última derivada de la humedad relativa y de la temperatura del aire) en dos alturas fijas dentro de los tres metros de superficie. Entonces B es derivada a partir de los datos observados a campo con los instrumentos descriptos.

Posteriormente se utiliza B junto con la Rn y las mediciones de G para derivar LE basada en el balance de energía:

$$Rn - (G + H + LE) = 0 \quad (3.2)$$

$$Rn - G - (H + LE) = 0 \quad (3.3)$$

$$Rn - G - (B * LE + LE) = 0 \quad (3.4)$$

$$Rn - G - (LE(1 + B)) = 0 \quad (3.5)$$

$$LE = \frac{(Rn - G)}{1 + B} \quad (3.6)$$

Las observaciones que proporciona ARM han sido utilizadas con propósito de validación en diferentes investigaciones (Venturini et al., 2008; Yao et al., 2011; Girolimetto y Venturini, 2013; Zhu et al., 2017). En este trabajo fueron utilizadas como fuente de datos de Rn y G para el cálculo de ET con los modelos propuestos y para validar los resultados obtenidos. Los datos fueron obtenidos a través del sitio web “<http://www.arm.gov>” del programa ARM.



FIGURA 3.7: Sistema EBBR instalado en el área de estudio SGP.

Las estaciones operativas durante el año 2016 seleccionadas fueron E9, E11, E12, E13, E15, E32, E34, E35, E36, E39 y E40. Los sitios y el nombre de cada estación, su elevación, coordenadas geográficas (latitud y longitud) y tipo de vegetación se detallan en la Tabla 3.1. En general, las estaciones se encuentran distribuidas en zonas ganaderas de pasturas naturales, en áreas cultivadas con trigo, o en zonas de pasturas aún no explotadas, presentando de moderada a elevada vegetación. Esto puede observarse en el índice de vegetación NDVI de la fecha 11-07-2016, donde el área circundante a las estaciones presenta valores superiores a 0,30 (ver Figura 3.8).

TABLA 3.1: Sitios y nombre de cada estación utilizada, elevación, coordenadas geográficas (latitud y longitud) y tipo de vegetación.

| Estación | Sitio | Elevación (m) | Latitud/Longitud | Tipo de vegetación |
|----------|----------------------|---------------|-----------------------|--------------------|
| E9 | Ashton, Kansas | 386 | 37.133 N/97.266 W | Pastura |
| E11 | Byron, Oklahoma | 360 | 36.881 N/98.285 W | Pastura |
| E12 | Pawhuska, Oklahoma | 331 | 36.841 N/96.427 W | Pradera nativa |
| E13 | Lamont, Oklahoma | 318 | 36.605 N/97.485 W | Pastura y trigo |
| E15 | Ringwood, Oklahoma | 418 | 36.431 N/98.284 W | Pastura |
| E32 | Medford, Oklahoma | 328 | 36.819 N/97.8199 W | Pastura |
| E34 | Maple city, Oklahoma | 417 | 37.0694 N/96.7606 W | Pastura |
| E35 | Tryon, Oklahoma | 294 | 35.8615 N/97.0695 W | Pastura |
| E36 | Marshal, Oklahoma | 337 | 36.1166 N/97.5112 W | Pastura |
| E39 | Morrison, Oklahoma | 279 | 36.37354 N/97.06905 W | Pastura |
| E40 | Pawnee, Oklahoma | 247 | 36.3199 N/96.7652 W | Pastura |

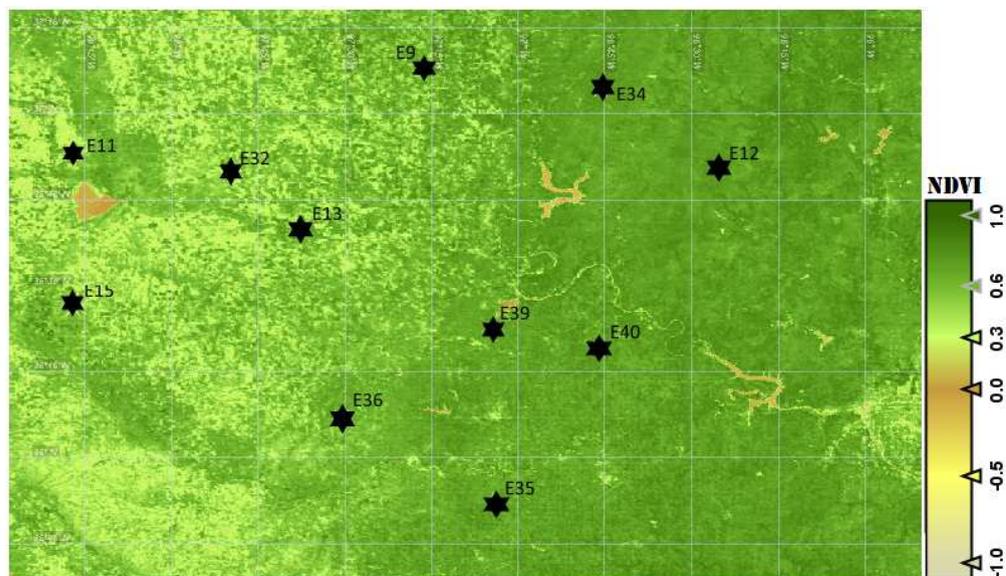


FIGURA 3.8: Vegetación presente en la región de SGP y en el área circundante a las estaciones mediante una imagen NDVI del producto MOD13Q1 de MODIS para la fecha 11-07-2016.

Datos satelitales ópticos y de microondas pasivas

Los datos de microondas pasivas fueron adquiridos de la misión satelital SMAP, puesta en órbita en el año 2015 por la NASA. SMAP orbita a una altura de 685 km con un promedio de revisita global de dos a tres días y una repetición exacta de ocho días. La misma combina a bordo sensores pasivos y activos de microondas en banda L (1,4 GHz) con el fin de mapear la HS global y estados de congelación/descongelación con elevada precisión (Entekhabi et al., 2010). El objetivo de la misión fue aprovechar las fortalezas relativas de los sistemas de detección de microondas pasivo y activo con respecto al monitoreo de la HS e integrarlas en un único sistema de observación. De esta forma, la misión podría brindar productos de HS derivados de información de microondas pasivas, activas o de la combinación de ambas. No obstante en Julio del 2015 el radar de SMAP dejó de funcionar, poniendo a disposición de la comunidad mapas de HS derivados únicamente del radiómetro de microondas pasivas. Dichos productos están disponibles de forma gratuita y un mayor detalle de ellos puede encontrarse en el sitio web <http://smap.jpl.nasa.gov>

En esta tesis se utilizó el producto L3 Soil Moisture Passive (SMAP_L3_SM_P), el cual es un compuesto diario global del producto SMAP_L2_SM_P, con una resolución espacial de 36 km. SMAP_L3_SM_P contiene información de diferentes variables tales como: TB en dos polarizaciones (V y H), HS, Ts, espesor óptico de la vegetación, contenido hídrico de la vegetación, coeficiente de rugosidad, albedo, entre otras. De este producto se tomaron los datos de HS para las fechas seleccionadas. SMAP obtiene los mapas de HS a partir de un modelo de transferencia radiativa de orden cero (conocido como modelo τ - ω) que incorpora las TB del radiómetro de microondas (Kerr y Njoku, 1990). Los mapas de HS derivados de esta forma tienen una precisión de $0,04 \text{ m}^3/\text{m}^3$.

Las imágenes del sensor MODIS a bordo de la misión EOS-Aqua, fueron la fuente de datos ópticos (<http://modis.gsfc.nasa.gov>). Esta misión de la NASA se lanzó en el 2002 como parte del Sistema EOS. Lleva a bordo un total de seis instrumentos operativos con el fin de recolectar información del ciclo hidrológico, incluida la evaporación de los océanos, el vapor de agua en la atmósfera, las nubes, precipitaciones, cubiertas de hielo, entre otras. Los citados instrumentos son: Atmospheric Infrared Sounder (AIRS), Advanced Microwave Sounding Unit (AMSU-A), Humidity Sounder for Brazil (HSB), Clouds and the Earth's Radiant Energy System (CERES), Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) y Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS (AMSR-E).

En esta tesis se utilizó el producto MYD16A2 que proporciona mapas de ET a una resolución espacial de 500 m cada ocho días, donde la ET representa la pérdida de agua acumulada en los ocho días. La ET es estimada mediante una adaptación del algoritmo de

Cleugh et al. (2007), el cual a su vez es basado en el método de Penman-Monteith. Para resolver dicho algoritmo utilizan una combinación de datos meteorológicos globales con información remotamente sensada por MODIS (Mu et al., 2007, 2011). Precisamente, incluyen en el algoritmo los productos MOD15A2 (índice de área foliar), MOD12Q1 (cobertura de la superficie), MOD43C1 (albedo) y el MOD13A2 (índices de vegetación NDVI y Enhanced Vegetation Index (EVI)).

En la etapa de validación del producto MYD16A2, sus estimaciones se contrastaron con datos observados de ET (de torres EC) y modelados por GMAO (Global Modeling and Assimilation Office). El promedio de los errores absolutos fue de 9,37 y de 8,81 $W/m^2/día$ con respecto a los valores de las torres EC y del GMAO. Estos valores representaron el 24,60 % y 24,10 % de las mediciones de ET, dentro de un rango de 10-30 % de precisión de las observaciones de ET (Kalma et al., 2008). El producto MYD16A2 se utilizó para evaluar las metodologías aquí propuestas.

El inventario de imágenes y fechas utilizadas se resume en la Tabla 3.2.

TABLA 3.2: Inventario de fechas y de imágenes ópticas y de microondas pasivas utilizadas en esta tesis.

| SMAP.L3.SM.P y datos <i>in situ</i> | MYD16A2 |
|-------------------------------------|------------|
| 29-04-2016 | 22-04-2016 |
| 07-05-2016 | 30-04-2016 |
| 15-05-2016 | 08-05-2016 |
| 23-05-2016 | 16-05-2016 |
| 31-05-2016 | 24-05-2016 |
| 08-06-2016 | 01-06-2016 |
| 16-06-2016 | 09-06-2016 |
| 24-06-2016 | 17-06-2016 |
| 02-07-2016 | 25-06-2016 |
| 10-07-2016 | 03-07-2016 |
| 18-07-2016 | 11-07-2016 |
| 26-07-2016 | 19-07-2016 |
| 03-08-2016 | 27-07-2016 |
| 11-08-2016 | 04-08-2016 |
| 19-08-2016 | 12-08-2016 |
| 27-08-2016 | 20-08-2016 |
| 12-09-2016 | 05-09-2016 |
| 20-09-2016 | 13-09-2016 |
| 06-10-2016 | 29-09-2016 |
| 14-10-2016 | 07-10-2016 |
| 22-10-2016 | 15-10-2016 |
| 30-10-2016 | 23-10-2016 |
| 07-11-2016 | 31-10-2016 |
| 15-11-2016 | 08-11-2016 |
| 23-11-2016 | 16-11-2016 |

Capítulo 4

Resultados

La combinación de los dos métodos para calcular F con los modelos ET_B y ET_G derivados de las relaciones complementarias, establecen cuatro maneras de estimar la ET. Los modelos resultantes y la denominación asignada a cada uno de ellos se muestra en la Tabla 4.1. Antes de presentar los resultados hallados con cada metodología, se explica el pre-procesamiento de los datos empleados.

TABLA 4.1: Nomenclatura para identificar los modelos para estimar la ET. ET_B y ET_G son los modelos de ET derivados de las relaciones complementarias de Bouchet y Granger. Fk y Fg representan las expresiones de evapotranspiración relativa modificadas de Komatsu y Granger y Gray. ET_{Bk} , ET_{Gk} , ET_{Bg} y ET_{Gg} son los modelos resultantes de la combinación de ET_B y ET_G con Fg y Fk.

| | | Modelos de ET | |
|--------------------------------|----|---------------|-----------|
| | | ET_B | ET_G |
| Evapotranspiración relativa | Fk | ET_{Bk} | ET_{Gk} |
| | Fg | ET_{Bg} | ET_{Gg} |

4.1. Pre-procesamiento de los datos

Las imágenes satelitales utilizadas en esta tesis fueron procesadas con la herramienta Sentinel Application Platform (SNAP) (<http://step.esa.int/main/toolboxes/snap/>) que provee la ESA. Precisamente, las imágenes fueron georreferenciadas en coordenadas geográficas (latitud y longitud) conservando su resolución espacial original (36 km para SMAP y 500 m para el producto MYD16A2 de MODIS). Seguido a ello, se procedió a recortar el área de SGP seleccionada para aplicar y validar los métodos. Como se mencionó en el Capítulo anterior, el producto MYD16A2 estima la ET compuesta de

ocho días, por lo que se convirtió en ET diaria dividiendo los valores de las imágenes por ocho.

El valor de HSsat se debe conocer para estimar F mediante las metodologías planteadas. HSsat puede ser conocida ya que es una característica del tipo de suelo o de la clase textural que predomina en el mismo. La determinación del valor de HSsat para la región de SGP, se obtuvo de la clasificación de la textura del suelo propuesta por Chang et al. (2003). Los autores sugirieron que los tipos de suelo predominantes en esta zona eran franco y franco-limoso. Cosby et al. (1984) encontraron que dichas texturas tienen una HSsat de 44 % y 48 % respectivamente. De estos valores, se decidió adoptar el HSsat más alto con el fin de englobar todas las posibles condiciones de saturación para la región de estudio.

Las variables R_n , G y T_a pueden derivarse a partir de información remotamente sensada (Moran et al., 1989; Bisht et al., 2005; Wang y Liang, 2009; Li et al., 2012; Carmona et al., 2015), no obstante los datos observados siempre representan la verdad del terreno. Por lo tanto en esta tesis se eligieron observaciones directas de estas variables para minimizar las incertidumbres en las estimaciones de ET y así enfatizar el análisis de los modelos planteados. Los valores medios diarios de estas variables se obtuvieron integrando las mediciones que brindan las estaciones EBBR cada media hora. Luego los datos fueron interpolados para obtener una distribución espacial en el área de estudio. Para ello se utilizó el método de interpolación IDW, explicado en la metodología de esta tesis. El mismo procesamiento se aplicó al parámetro Δ calculado con mapas interpolados de T_a .

Las mediciones de ET de cada media hora fueron promediadas para obtener la ET media diaria y utilizarlas en la validación de las metodologías propuestas. Cabe destacar que el área de validez de las observaciones de las estaciones EBBR es menor que el tamaño del píxel, por lo que la validación supone que las observaciones son representativas del área circundante (Wang y Liang, 2008; Barraza et al., 2015; Knipper et al., 2017; Ke et al., 2017). Por lo tanto, en esta tesis se utilizó el contraste directo entre los datos observados y modelados por cada metodología.

4.2. Resultados del modelo ET_{Bk}

El modelo ET_{Bk} se forma combinando el modelo ET_B con la modificación de la F de Komatsu (F_k). Como fue mencionado en el Capítulo 2, el modelo se calibró y validó en SGP, con mediciones de ET *in situ* y estimaciones de diferentes metodologías.

En primer lugar la HS de SMAP se contrastó con la HS observada, con el fin de evaluar la precisión de los datos provistos por la misión SMAP. Durante el período de estudio analizado, los valores de HS medidos por las estaciones ARM varió de 5% a 35%, mientras que los datos de HS de SMAP lo hicieron de 6% a 38%. La comparación de los datos de ambas fuentes de HS presentó un coeficiente de correlación (r) de 0,61 y el contraste puede observarse en la Figura 4.1.

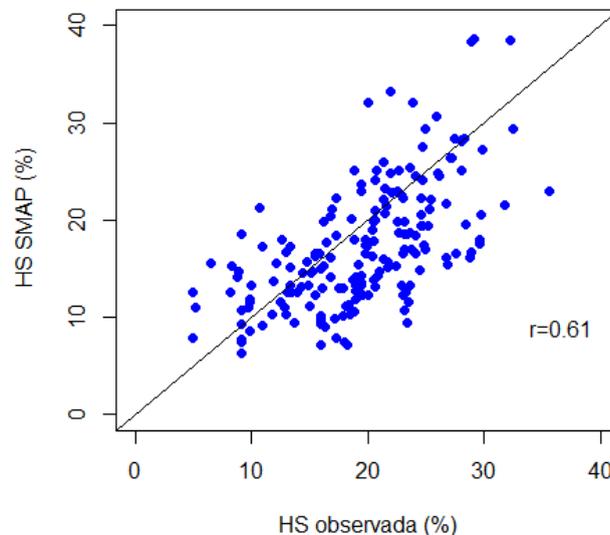


FIGURA 4.1: Contraste de la humedad de suelo (HS) observada en las estaciones ARM y la provista por SMAP para el período de estudio considerado.

En la Figura 4.1 se observa una relación positiva entre ambas variables, donde a medida que aumenta la humedad de la superficie también aumentan las estimaciones de SMAP. Si bien la comparación presenta cierta dispersión, SMAP parece capturar la humedad de la superficie. Entonces, las imágenes de SMAP son utilizadas para estimar F en la región de SGP.

El modelo ET_{Bk} incorpora en su formulación el parámetro X, el cual debe ser calibrado para el área de estudio. Para ello se dividió el total de fechas analizadas en dos partes, considerando las primeras 20 fechas (29-04-2016 al 14-10-2016) para calibrar X y las 5 restantes (22-10-2016 al 23-11-2016) para validar el valor de X calibrado.

La calibración se realizó variando, en forma manual, el valor X desde 0,75 a 0,95 y contrastando los resultados obtenidos con el modelo ET_{Bk} con las observaciones de ET. El contraste se cuantificó mediante los estadísticos R^2 , sesgo y RMSE.

Para los diferentes valores de X analizados, los errores RMSE se mantuvieron en torno a los $30,00 \text{ W/m}^2$, a excepción de los valores $X=0,75$ y $X=0,80$ los cuales generaron errores en el modelo mayores a los $40,00 \text{ W/m}^2$. El menor error se obtuvo para $X=0,90$ con un valor de $26,54 \text{ W/m}^2$ (ver Tabla 4.2). Por lo tanto se definió un $X=0,90$ como el valor adecuado de este parámetro para la región de estudio.

TABLA 4.2: Calibración del parámetro X. Resultados en término de los errores del modelo ET_{Bk} .

| Estadísticos | X=0,75 | X=0,80 | X=0,85 | X=0,90 | X=0,95 |
|--------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| R^2 | 0,79 | 0,81 | 0,82 | 0,84 | 0,84 |
| Sesgo (W/m^2) | 43,10 | 31,65 | 19,03 | 4,45 | -14,28 |
| RMSE (W/m^2) | 52,64 | 42,63 | 33,14 | 26,54 | 29,96 |

Las estimaciones de Fk obtenidas se compararon con las observaciones de HS de las estaciones de SGP a fin de corroborar que la función propuesta representa el proceso descripto (ver Figura 4.2). Se puede observar que la F aumenta a medida que la HS se incrementa, alcanzando un valor máximo de 0,85 para valores altos de HS.

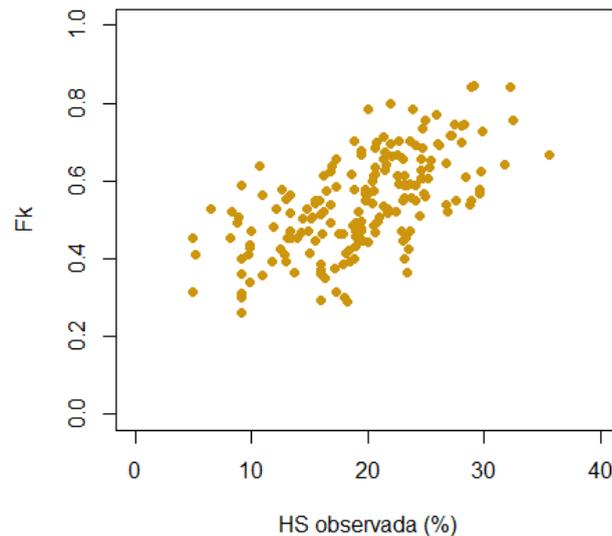


FIGURA 4.2: Relación entre la evapotranspiración relativa Fk con $X=0,90$ y la humedad de la superficie de SGP.

El contraste de las observaciones de ET con los resultados de aplicar el modelo calibrado a las imágenes seleccionadas para validación, arrojó un R^2 de 0,58, un sesgo de -15,66

W/m^2 y un RMSE de $26,64 W/m^2$, con un total de 43 datos. Esto demuestra que el valor de X es óptimo para la región de SGP.

Se contrastaron los resultados del método ET_{Bk} con datos de ET observados durante las 25 fechas que conforma la serie de datos disponibles. Además, los valores estimados se contrastaron con los resultados de aplicar P-T y con el producto MYD16A2. Sus valores mínimos, máximos y medios se comparan en la Tabla 4.3.

TABLA 4.3: Máximo, mínimo y media de las observaciones de ET y las estimaciones de ET_{Bk} , ET P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP.

| Datos | Mínimo (W/m^2) | Media (W/m^2) | Máximo (W/m^2) |
|-----------|--------------------|-------------------|--------------------|
| ETobs | 25,24 | 154,35 | 334,15 |
| ET_{Bk} | 16,48 | 154,45 | 300,87 |
| ET P-T | 20,25 | 224,73 | 384,32 |
| MYD16A2 | 15,27 | 61,77 | 162,97 |

La ET medida a campo durante el período considerado presentó un valor medio de $154,35 W/m^2$. La media de las estimaciones ET_{Bk} $154,45 W/m^2$ fue la que mejor se aproximó a la observada. La ET media de P-T superó a la media de los datos observados con un valor de $224,73 W/m^2$. El valor máximo observado es también sobrestimado con la expresión de P-T, no ocurriendo lo mismo con el valor mínimo observado. Los datos del producto MYD16A2 resultaron en un valor medio de aproximadamente $62,00 W/m^2$, muy inferior a la media de la ET observada. De igual forma, el producto de MODIS subestimó el valor máximo y mínimo de ET observado.

La Tabla 4.4 presenta un resumen de los errores obtenidos para cada metodología evaluada, en comparación con las mediciones *in situ* de la red de estaciones ARM.

TABLA 4.4: Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) de las estimaciones ET_{Bk} , P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP.

| Datos | R^2 | Sesgo (W/m^2) | RMSE (W/m^2) |
|-----------|-------|-------------------|------------------|
| ET_{Bk} | 0,88 | -0,10 | 26,60 |
| ET P-T | 0,81 | -70,37 | 83,30 |
| MYD16A2 | 0,43 | 94,17 | 112,74 |

El método ET_{Bk} arrojó un RMSE de $26,60 W/m^2$ el cual representa aproximadamente el 17,00% de la ET media observada, y un sesgo de $-0,10 W/m^2$. El contraste entre ET_{Bk} y la ET observada se presenta en la Figura 4.3, donde se puede visualizar que las estimaciones del modelo se aproximaron a los datos observados con poca dispersión.

La metodología de P-T sobrestimó las observaciones para el período estudiado. La comparación con los datos *in situ* mostró un RMSE de $83,30 W/m^2$ y un sesgo de $-70,37 W/m^2$. Por otro lado, el producto de MODIS subestimó notablemente las observaciones

de ET, arrojando un RMSE de $112,74 \text{ W/m}^2$. Estos resultados son claramente observados en la Figura 4.3 en donde se contrastaron las estimaciones de todos los modelos evaluados con las observaciones de ET.

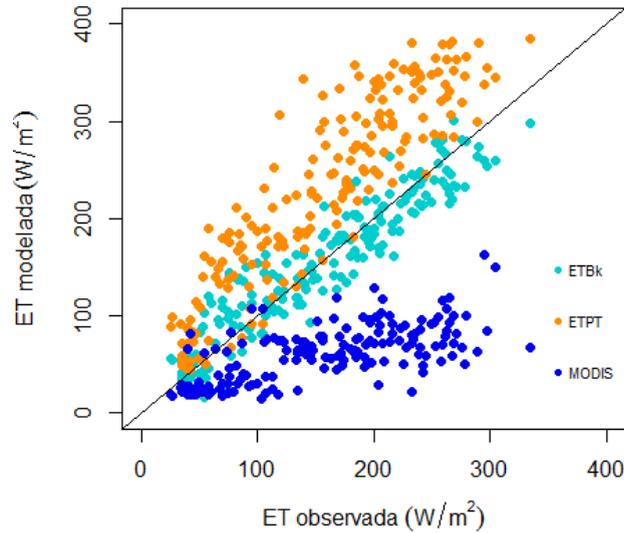


FIGURA 4.3: Comparación entre las estimaciones de ET_{Bk} , P-T, MYD16A2 y los datos de ET observados.

Para completar el análisis, se comparó la distribución espacial de ET_{Bk} y la ET observada para tres fechas del período primavera-verano seleccionadas al azar (15-05-2016; 16-06-2016; 10-07-2016). Las observaciones de ET se interpolaron, con el método de interpolación IDW, con la misma resolución espacial de ET_{Bk} (36 km) y se normalizaron utilizando el valor de ET mínimo y máximo para cada fecha, con el fin de simplificar la comparación de los mapas resultantes.

Los mapas de diferencias entre la ET observada y modelada (columna (c) de la Figura 4.4), mostraron que la distribución espacial de ET_{Bk} y la ET observada es comparable. En general, la diferencia entre ambos mapas varía entre 0 y 0,20, siendo inferior a 0,40, excepto en la fecha 10-07-2016 donde se presentan algunos píxeles con diferencias superiores a 0,50.

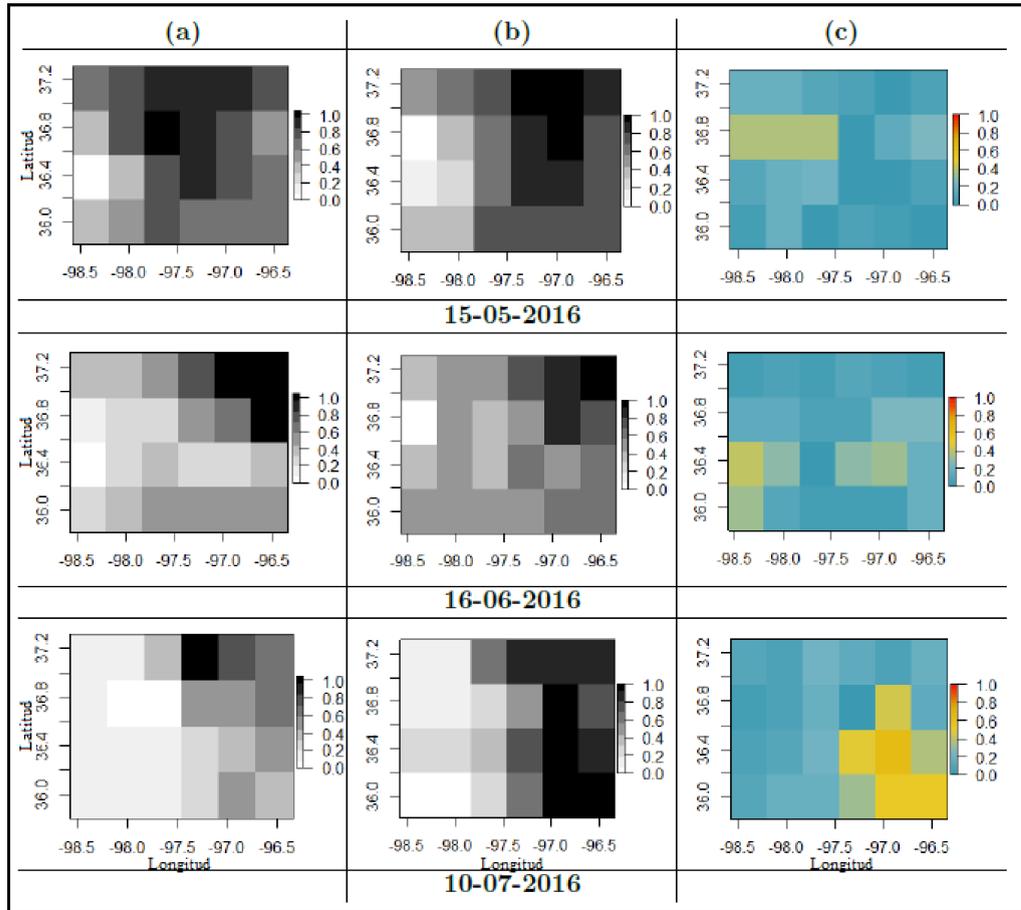


FIGURA 4.4: Comparación espacial entre la ET observada a 36 km (a), el modelo ET_{Bk} (b) y la diferencia de la distribución espacial entre la ET observada y modelada (c) para las fechas seleccionadas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016.

Los resultados del modelo ET_{Bk} se obtuvieron con el valor de HSsat basado en los tipos de suelos más representativos del área de estudio. Sin embargo, en grandes regiones, se espera encontrar variaciones en el tipo de suelo presente y las texturas de los mismos. Estas variaciones de textura, implican cambios en el valor de HSsat. Por lo tanto, se realizó el análisis de sensibilidad de ET_{Bk} con respecto a las variaciones de HSsat. Para ello, se varió el parámetro HSsat considerando valores de 46, 47, 48, 49 y 50 % y se analizaron los resultados del modelo ET_{Bk} . El contraste con datos observados se muestra en la Tabla 4.5, donde se caracterizó la sensibilidad del modelo en términos estadísticos.

TABLA 4.5: Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) para el modelo ET_{Bk} calculado con diferentes valores de HSsat.

| Estadísticos | HSsat=46 % | HSsat=47 % | HSsat=48 % | HSsat=49 % | HSsat=50 % |
|-------------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| R^2 | 0,88 | 0,88 | 0,88 | 0,88 | 0,88 |
| Sesgo (W/m^2) | -2,90 | -1,47 | -0,10 | 1,24 | 2,56 |
| RMSE (W/m^2) | 26,50 | 26,48 | 26,60 | 26,70 | 26,95 |

En general, variaciones de -2% a $+2\%$ en HSsat implicaron variaciones estadísticamente poco significativas de los RMSE del modelo ET_{Bk} . El modelo mantuvo para todos los valores de HSsat evaluados, errores de alrededor de los $26,00 \text{ W/m}^2$.

4.3. Resultados del modelo ET_{Gk}

El método ET_{Gk} se forma combinando la expresión Fk con el modelo ET_G derivado de la relación complementaria de Granger. De igual forma que el método ET_{Bk} la calibración y validación se realizó con mediciones *in situ* y estimaciones de ET obtenidas con otras metodologías.

Se procedió a calibrar el factor X con el mismo criterio que se lo calibró en el modelo ET_{Bk} , es decir utilizando las 20 primeras fechas de la Tabla 3.2. Se asumió un valor de HSsat = 48 % y se varió el valor de X de 0,75 a 0,95, contrastando los resultados obtenidos con las observaciones a campo de ET.

Para los distintos valores de X analizados, los RMSE aumentaron con el valor de X. El menor error se obtuvo para X=0,75 con un valor de 24,92 W/m² y el máximo para X=0,95 con un RMSE de 50,43 W/m² (ver Tabla 4.6). En base a estos resultados, se determinó un X= 0,75 como el valor óptimo para la región.

TABLA 4.6: Calibración del parámetro X. Resultados en término de los errores del modelo ET_{Gk} .

| Estadísticos | X=0,75 | X=0,80 | X=0,85 | X=0,90 | X=0,95 |
|---------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| R^2 | 0,86 | 0,85 | 0,85 | 0,84 | 0,82 |
| Sesgo (W/m ²) | 4,52 | -5,15 | -15,23 | -26,22 | -39,34 |
| RMSE (W/m ²) | 24,92 | 25,83 | 30,67 | 38,76 | 50,43 |

Las estimaciones de Fk se compararon con las observaciones de HS de las estaciones ARM (ver Figura 4.5), donde se pudo observar que F aumenta a medida que HS se incrementa. En este caso, se observó que F no supera el valor de 0,70 para contenidos de humedad elevados.

La validación del modelo se realizó con los datos de las fechas 22-10-2016, 30-10-2016, 07-11-2016, 15-11-2016 y 23-11-2016, resultado en un RMSE de 20,00 W/m², un sesgo de -4,77 W/m² y un R^2 de 0,57. Claramente el modelo representó los valores observados durante este periodo de tiempo para la región SGP.

Las estimaciones de ET de las metodologías ET_{Gk} , P-T y MYD16A2, fueron contrastadas con los datos de ET observados para todo el período analizado. Los valores medios, mínimos y máximos de cada metodología y de la ET observada pueden verse en la Tabla 4.7.

La media de las estimaciones de ET_{Gk} fue la que mejor se aproximó a la observada con un valor de 151,93 W/m². Sin embargo, los valores máximos y mínimos observados fueron subestimados por el modelo.

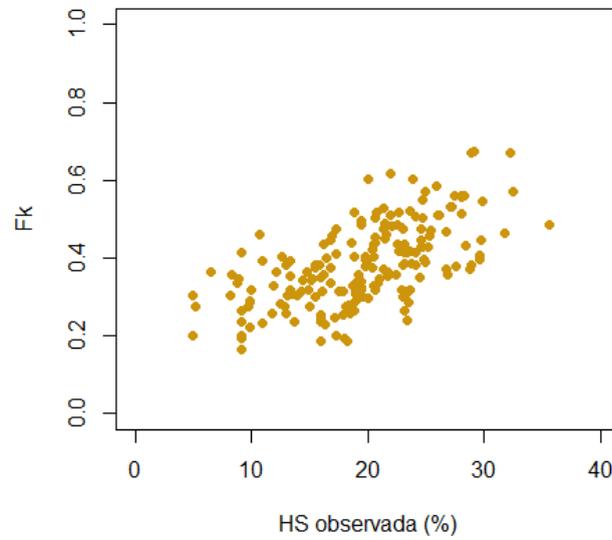


FIGURA 4.5: Relación entre la evapotranspiración relativa F_k con $X=0,75$ y la humedad de la superficie observada.

TABLA 4.7: Máximo, mínimo y promedio de las observaciones de ET y las estimaciones de ET_{Gk} , ET P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP.

| Datos | Mínimo (W/m^2) | Media (W/m^2) | Máximo (W/m^2) |
|-----------|--------------------|-------------------|--------------------|
| ETobs | 25,24 | 154,35 | 334,15 |
| ET_{Gk} | 14,51 | 151,93 | 307,88 |
| ET P-T | 20,25 | 224,73 | 384,32 |
| MYD16A2 | 15,27 | 61,77 | 162,97 |

En la Tabla 4.8 puede observarse que ET_{Gk} presentó la mejor correlación con los datos *in situ*. El modelo arrojó un error RMSE de $23,90 W/m^2$ que representa el 15,50% de la ET media observada. P-T sobrestimó las observaciones a campo y el producto de MODIS subestimó a las mismas.

TABLA 4.8: Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) de las estimaciones de ET_{Gk} , P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP.

| Datos | R^2 | Sesgo (W/m^2) | RMSE (W/m^2) |
|-----------|-------|-------------------|------------------|
| ET_{Gk} | 0,90 | 2,42 | 23,90 |
| ET P-T | 0,81 | -70,37 | 83,30 |
| MYD16A2 | 0,43 | 94,17 | 112,74 |

La relación entre ET_{Gk} y la ET observada, se muestra en la Figura 4.6, donde se advierte una relación positiva entre ambas variables con poca dispersión alrededor de la línea 1:1. La correlación entre ambas variables está determinada por un R^2 de 0,90. En la Figura

4.6 se puede destacar que ET_{Gk} se aproxima a los datos observados con mayor precisión que las restantes metodologías evaluadas.

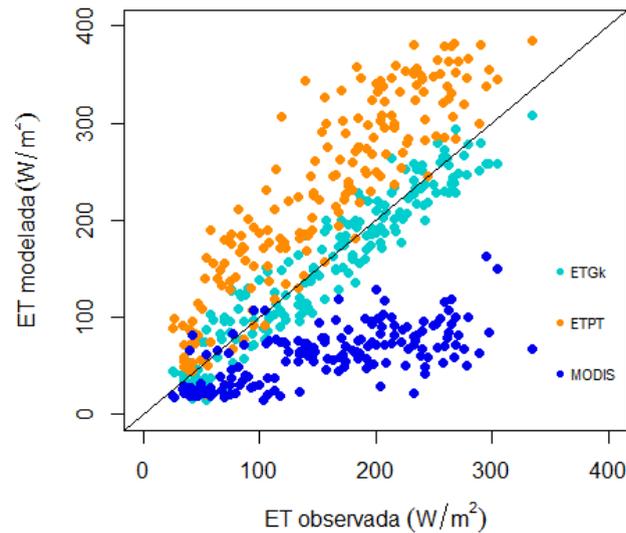


FIGURA 4.6: Comparación entre las estimaciones de ET_{Gk} , P-T, MYD16A2 y los datos de ET observados.

En la Figura 4.7 se muestran los mapas normalizados de la ET observada (interpolada a 36 km), los derivados del modelo ET_{Gk} , y la diferencia de la distribución espacial entre ambos, para las fechas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016. En general, los resultados obtenidos con este modelo son similares a los obtenidos con el modelo ET_{Bk} , donde las mayores diferencias, de aproximadamente 0,60, se observan para la fecha 10-07-2016.

Posteriormente, se realizó el análisis de sensibilidad de ET_{Gk} con respecto a las variaciones de HSSat, al igual que en el modelo anterior. Los resultados se muestran en la Tabla 4.9.

TABLA 4.9: Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) para el modelo ET_{Gk} calculado con diferentes valores de HSSat.

| Estadísticos | HSSat=46 % | HSSat=47 % | HSSat=48 % | HSSat=49 % | HSSat=50 % |
|-------------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| R^2 | 0,90 | 0,90 | 0,90 | 0,90 | 0,90 |
| Sesgo (W/m^2) | -0,07 | 1,18 | 2,42 | 3,63 | 4,83 |
| RMSE (W/m^2) | 23,89 | 23,86 | 23,90 | 24,02 | 24,20 |

En general, variaciones de $\pm 2\%$ en HSSat implicaron variaciones en los RMSE del modelo inferiores a $1,00 W/m^2$.

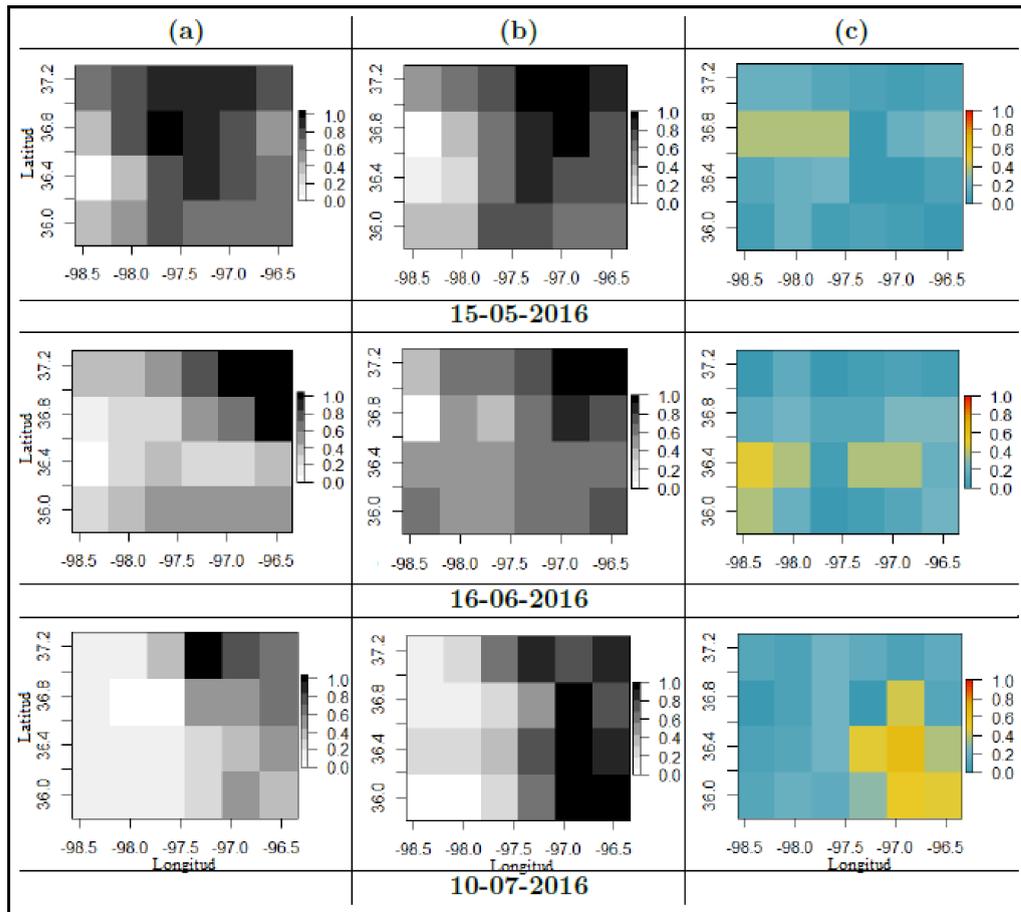


FIGURA 4.7: Comparación espacial entre la ET observada a 36 km (a), el modelo ET_{Gk} (b) y la diferencia de la distribución espacial entre la ET observada y modelada (c) para las fechas seleccionadas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016.

4.4. Resultados del modelo ET_{Bg}

La metodología ET_{Bg} se construye a partir del modelo ET_B , derivado de la relación complementaria de Bouchet, con la expresión de Fg. En este caso no fue necesario calibrar ningún parámetro, por lo que todas las fechas se utilizaron para validar el modelo. La metodología de validación es la misma que se aplicó en las sub-secciones precedentes, detallada en el Capítulo 2.

A partir de los datos de HS provistos por SMAP y el HSSat de SGP se calculó Fg y se compararon sus estimaciones con la HS observada en las estaciones ARM (Figura 4.8). Se observó que Fg aumenta a medida que HS se incrementa, con un valor máximo de 0,80 para los valores elevados de humedad. Este resultado confirmaría los resultados publicados por Detto et al. (2006), quienes sugirieron que F en superficies mixtas nunca llega al máximo valor de 1.

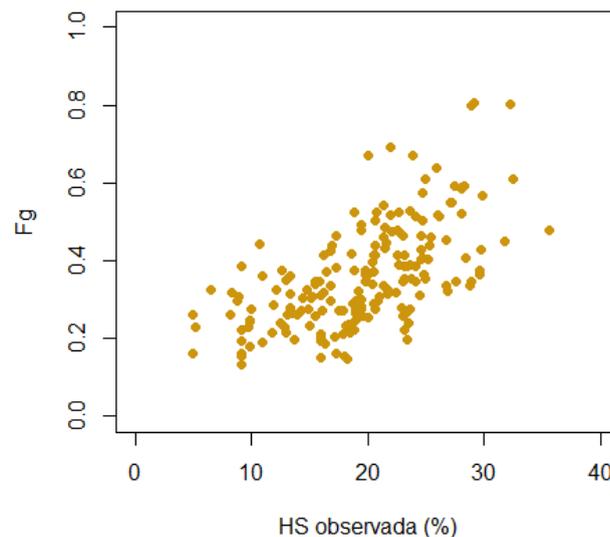


FIGURA 4.8: Relación entre la evapotranspiración relativa Fg con la humedad de la superficie observada.

Los resultados del método ET_{Bg} se compararon con las observaciones *in situ* de las estaciones EBBR. La media de las estimaciones de ET_{Bg} se aproximó a la media de la ET observada con un valor de $113,31 \text{ W/m}^2$. No obstante la diferencia entre ambas medias superó los $40,00 \text{ W/m}^2$. Se observó además que ET_{Bg} subestimó los valores máximos y mínimos observados (ver Tabla 4.10).

TABLA 4.10: Máximo, mínimo y promedio de las observaciones de ET y las estimaciones de ET_{Bg} , ET P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP.

| Datos | Mínimo (W/m^2) | Media (W/m^2) | Máximo (W/m^2) |
|-----------|--------------------|-------------------|--------------------|
| ETobs | 25,24 | 154,35 | 334,15 |
| ET_{Bg} | 13,55 | 113,31 | 262,35 |
| ET P-T | 20,25 | 224,73 | 384,32 |
| MYD16A2 | 15,27 | 61,77 | 162,97 |

El modelo ET_{Bg} resultó en estimaciones de ET con un RMSE de $55,00 W/m^2$ (el cual representa un 35,60% del valor medio observado) y un sesgo de $41,00 W/m^2$ (ver Tabla 4.11). Este modelo arrojó errores mayores con respecto a las metodologías evaluadas ET_{Bk} y ET_{Gk} . Sin embargo, en comparación con P-T y MYD16A2, el modelo ET_{Bg} estimó la ET con mayor precisión.

TABLA 4.11: Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) de las estimaciones de ET_{Bg} , P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP.

| Datos | R^2 | Sesgo (W/m^2) | RMSE (W/m^2) |
|-----------|-------|-------------------|------------------|
| ET_{Bg} | 0,80 | 41,00 | 55,00 |
| ET P-T | 0,81 | -70,37 | 83,30 |
| MYD16A2 | 0,43 | 94,17 | 112,74 |

En la Figura 4.9 se muestra la comparación entre la ET_{Bg} y la ET observada para el período de estudio analizado. Se observó una relación positiva entre ambas variables, con un coeficiente de determinación de 0,80. No obstante, el modelo ET_{Bg} subestimó la ET observada, principalmente los valores más altos de ET. No obstante, en la Figura 4.9, se puede visualizar que aunque ET_{Bg} subestimó las observaciones, es la metodología que presenta el mejor ajuste con respecto a los datos *in situ* en comparación con P-T y MYD16A2.

La distribución espacial de los mapas del modelo ET_{Bg} con respecto a los datos observados se analizó con el mismo criterio adoptado en las metodologías anteriores (ver Figura 4.10). Para las fechas analizadas (15-05-2016; 16-06-2016; 10-07-2016), los mapas de diferencia entre la ET observada y modelada variaron entre 0 y 0,58. El mapa de diferencias de la fecha 10-07-2016 se destaca de las restantes fechas, por una mayor cantidad de píxeles con diferencias superiores a 0,40.

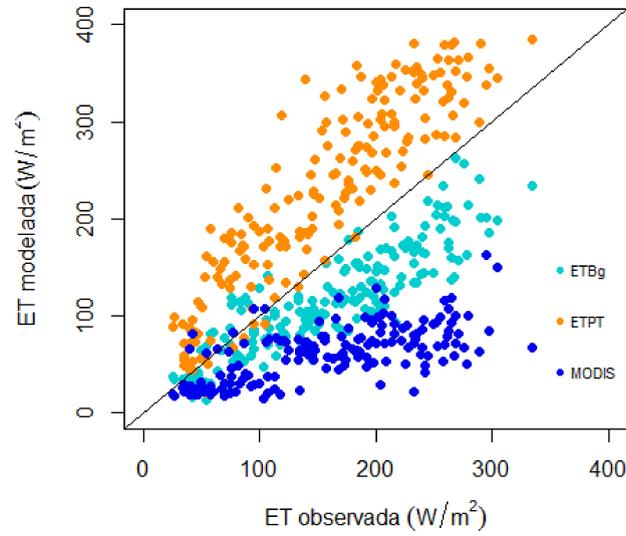


FIGURA 4.9: Comparación entre las estimaciones de ET_{Bg} , P-T, MYD16A2 y los datos de ET observados.

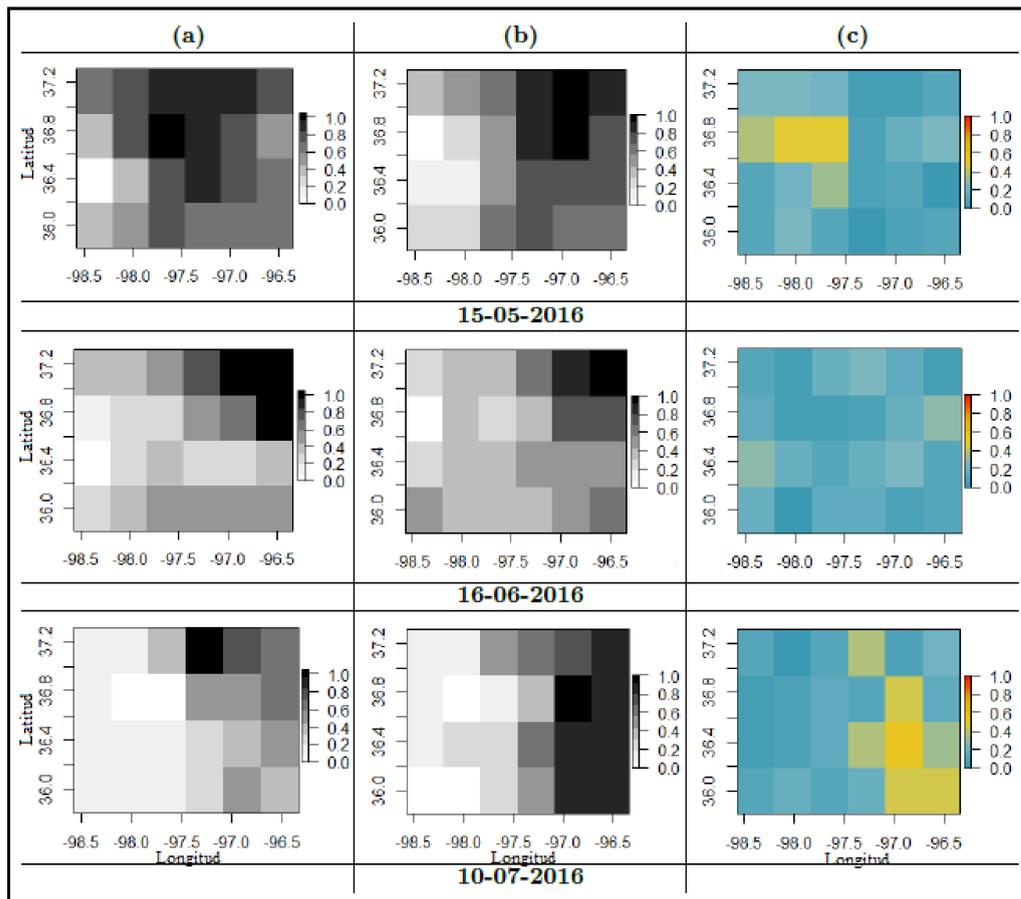


FIGURA 4.10: Comparación espacial entre la ET observada a 36 km (a), el modelo ET_{Bg} (b) y la diferencia de la distribución espacial entre la ET observada y modelada (c) para las fechas seleccionadas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016.

El análisis de sensibilidad de ET_{Bg} con respecto a HSSat se realizó variando los valores de HSSat de 46 a 50 %. Se calculó el ET_{Bg} con los distintos valores de HSSat y se analizaron los resultados con respecto a los datos observados. Los estadísticos R^2 , sesgo y RMSE se presentan en la Tabla 4.12.

TABLA 4.12: Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) para el modelo ET_{Bg} calculado con diferentes valores de HSSat.

| Estadísticos | HSSat=46 % | HSSat=47 % | HSSat=48 % | HSSat=49 % | HSSat=50 % |
|-------------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| R^2 | 0,80 | 0,80 | 0,80 | 0,80 | 0,80 |
| Sesgo (W/m^2) | 37,48 | 39,28 | 41,00 | 42,73 | 44,38 |
| RMSE (W/m^2) | 51,90 | 53,47 | 55,00 | 56,54 | 58,00 |

Variaciones de 46 % a 50 % en el valor de HSSat implicaron variaciones en los RMSE del modelo, donde los mayores errores se obtuvieron con los valores más altos de HSSat. A pesar de ello, puede observarse que la diferencia con respecto al RMSE del modelo obtenido con HSSat=48 % no superó el 7 %.

4.5. Resultados del modelo ET_{Gg}

El modelo ET_{Gg} se construye a partir del modelo propuesto con Granger, ET_G , y la expresión Fg. ET_{Gg} incorpora la F empleada para el modelo ET_{Bg} y no necesita la calibración de ningún parámetro para estimar la ET. Al igual que para las metodologías anteriores, las estimaciones del del método ET_{Gg} se compararon con mediciones *in situ* y estimaciones de otras metodologías.

El valor medio de las estimaciones con ET_{Gg} fué de $144,85 \text{ W/m}^2$, resultando tan solo 10 W/m^2 menos que el valor de la media observada, que fué de $154,35 \text{ W/m}^2$. El modelo ET_{Gg} subestimó los valores mínimos y máximos observados, con diferencias que no superaron los $30,00 \text{ W/m}^2$. La comparación de los valores mínimos, medios y máximos de la ET observada con los obtenidos por cada metodología se presenta en la Tabla 4.13.

TABLA 4.13: Máximo, mínimo y promedio de las observaciones de ET y las estimaciones de ET_{Gg} , ET P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP.

| Datos | Mínimo (W/m^2) | Media (W/m^2) | Máximo (W/m^2) |
|-----------|---------------------------|--------------------------|---------------------------|
| ETobs | 25,24 | 154,35 | 334,15 |
| ET_{Gg} | 14,53 | 144,85 | 303,60 |
| ET P-T | 20,25 | 224,73 | 384,32 |
| MYD16A2 | 15,27 | 61,77 | 162,97 |

Las estimaciones del modelo ET_{Gg} se aproximaron a los datos observados con un error RMSE de $26,00 \text{ W/m}^2$, el cual representa el 16,80% de la ET media observada, y un sesgo de $9,50 \text{ W/m}^2$. Los estadísticos sugieren que existe una buena relación entre los datos estimados por ET_{Gg} y los datos a campo. Más aún, en comparación con las metodologías de P-T y MYD16A2, el modelo ET_{Gg} es el que estima la ET con mayor precisión. Cabe recordar que los errores de las estimaciones de P-T y MYD16A2 con respecto a los datos *in situ* fueron de $83,30 \text{ W/m}^2$ y $112,74 \text{ W/m}^2$, respectivamente (ver Tabla 4.14).

TABLA 4.14: Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) de las estimaciones de ET_{Gg} , P-T y MYD16A2, para el período de estudio y la región de SGP.

| Datos | R^2 | Sesgo (W/m^2) | RMSE (W/m^2) |
|-----------|-------|--------------------------|-------------------------|
| ET_{Gg} | 0,90 | 9,50 | 26,00 |
| ET P-T | 0,81 | -70,37 | 83,30 |
| MYD16A2 | 0,43 | 94,17 | 112,74 |

El contraste entre la ET observada y la modelada por ET_{Gg} para SGP se muestra en la Figura 4.11. La comparación entre ambas variables mostró una relación positiva con un R^2 de 0,90. Se observa que el método propuesto se aproxima a la ET observada con poca dispersión para todo el rango de ET observada. Asimismo, en comparación con las

demás metodologías evaluadas (P-T y MYD16A2), el método propuesto es el que mejor representa los datos *in situ* (ver 4.11).

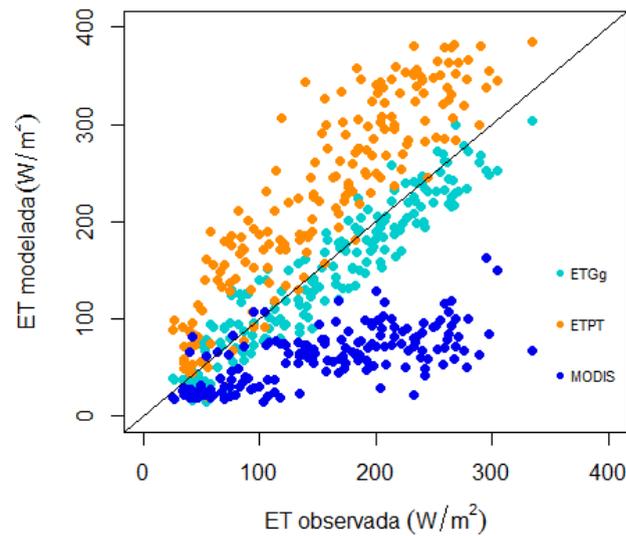


FIGURA 4.11: Comparación entre las estimaciones de ET_{Gg} , P-T, MYD16A2 y los datos de ET observados.

La distribución espacial de los mapas del modelo ET_{Gg} es analizada de igual manera que para las metodologías anteriores. En general, la diferencia entre ambos mapas varió entre 0 y 0,20 con diferencias inferiores a 0,45, indicando que la distribución espacial de ambos mapas es comparable (ver Figura 4.12). No obstante, la fecha 10-07-2016 indicó en algunos píxeles diferencias cercanas a 0,60.

Seguidamente se analizó la sensibilidad del modelo con respecto a HSsat, variando su valor de 46 a 50 % y analizando los errores del modelo con respecto a los datos observados. Los resultados de este análisis en términos estadísticos se presentan en la Tabla 4.15.

TABLA 4.15: Coeficiente de determinación (R^2), sesgo y error medio cuadrático (RMSE) para el modelo ET_{Gg} calculado con diferentes valores de HSsat.

| Estadísticos | HSsat=46 % | HSsat=47 % | HSsat=48 % | HSsat=49 % | HSsat=50 % |
|-------------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| R^2 | 0,90 | 0,90 | 0,90 | 0,89 | 0,89 |
| Sesgo (W/m^2) | 6,31 | 7,92 | 9,5 | 11,00 | 12,53 |
| RMSE (W/m^2) | 25,20 | 25,60 | 26,00 | 26,80 | 27,5 |

Las variaciones de HSsat de 46 % a 50 % implicaron variaciones estadísticamente poco significativas en los RMSE del modelo ET_{Gg} . El menor RMSE se presentó para el valor de HSsat de 46 % con un valor de 25,20 W/m^2 . No obstante ello, se diferencia sólo en 1,00 W/m^2 con respecto al error del modelo obtenido con HSsat = 48 %.

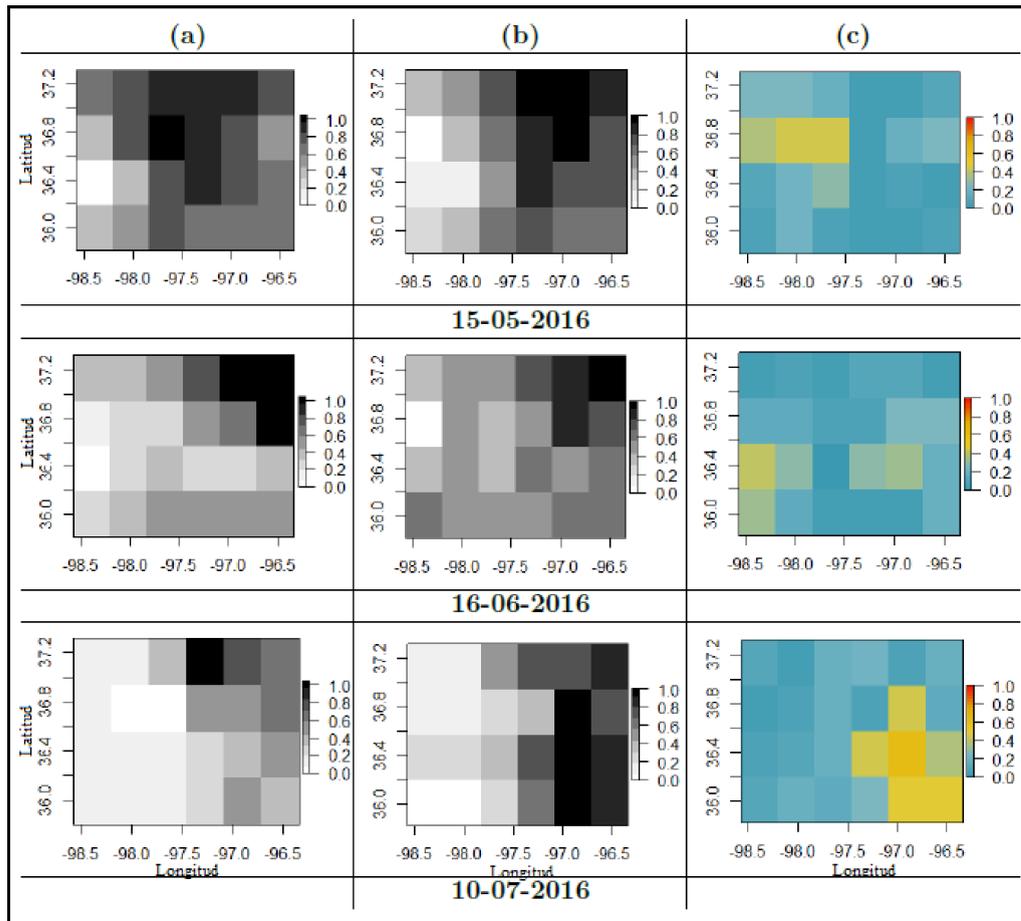


FIGURA 4.12: Comparación espacial entre la ET observada a 36 km (a), el modelo ET_{Gg} (b) y la diferencia de la distribución espacial entre la ET observada y modelada (c) para las fechas seleccionadas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016.

4.6. Comparación de los métodos propuestos

En la Tabla 4.16 se resumen los estadísticos RMSE, ubRMSE y sesgo de todos los modelos propuestos en esta tesis.

TABLA 4.16: Comparación de los modelos propuestos en término de los estadísticos error medio cuadrático (RMSE), error medio cuadrático sin sesgo (ubRMSE) y sesgo.

| Modelos | RMSE (W/m^2) | ubRMSE (W/m^2) | Sesgo (W/m^2) |
|-----------|------------------|--------------------|-------------------|
| ET_{Bk} | 26,60 | 26,56 | -0,10 |
| ET_{Gk} | 23,90 | 23,80 | 2,42 |
| ET_{Bg} | 55,00 | 36,65 | 41,00 |
| ET_{Gg} | 26,00 | 24,40 | 9,50 |

En general, los modelos presentaron errores inferiores al 17% del valor medio observado, excepto para el caso de ET_{Bg} cuyo error representa aproximadamente el 36% de la media de las observaciones. Es decir, que la relación complementaria, en cualquiera de sus expresiones arroja modelos de ET con una precisión adecuada para las aplicaciones agro-ambientales (ver Figura 4.13).

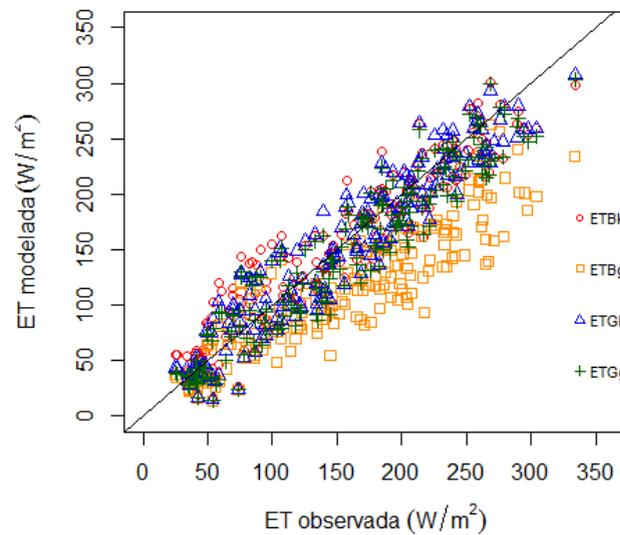


FIGURA 4.13: Contraste entre las estimaciones de ET_{Bk} , ET_{Gk} , ET_{Bg} , ET_{Gg} y los datos de ET observados.

Fk calibrado da buenos resultados cuando es incorporado en ambas relaciones complementarias. En efecto, presentó los sesgos más bajos, probablemente debido al efecto de la calibración, que permite un ajuste fino del parámetro X. En contraste Fg, sin parámetro de ajuste resalta las bondades del modelo ET_G , que considera que la relación entre ET y ET_{pot} varía según la temperatura del aire (incluida en Δ) y la presión (incluida en

γ). Ambas expresiones de F incorporan la HS como la principal variable que regula la relación entre ET y ET_{pot} .

En el caso particular del modelo ET_{Bg} se observa que parte del RMSE es debido al importante sesgo que presentan los resultados. Esto se manifiesta en las diferencias del RMSE y el ubRMSE, aunque los mismos siempre están por encima de los errores encontrados para los otros modelos.

Para resumir los resultados y mostrar la capacidad de los diferentes modelos en representar las mediciones *in situ* se utilizó el diagrama de Taylor (ver 4.14). Este diagrama resume los valores de desvío estándar, coeficiente de Pearson y la raíz cuadrática media de las diferencias centralizadas obtenidos de la comparación entre los resultados de los modelos y las observaciones de *in situ* (Taylor, 2001). El círculo en el eje x, llamado punto de referencia, representa los estadísticos de los datos observados, por lo tanto, cuanto más cerca esté un resultado al punto de referencia, mejor será el rendimiento del modelo.

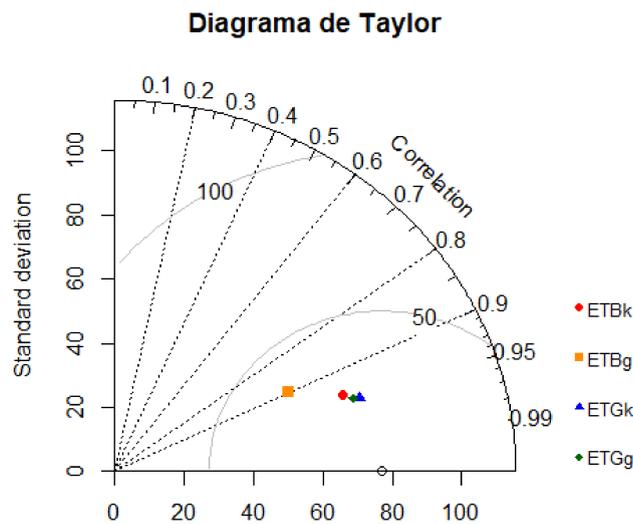


FIGURA 4.14: Diagrama de Taylor para la comparación de los modelos ET_{Bk} (círculo), ET_{Gk} (triángulo), ET_{Bg} (cuadrado), ET_{Gg} (rombo) con los datos de ET observados.

El análisis objetivo del Diagrama de Taylor sugirió que ET_{Gk} sería el mejor modelo a adoptar, sin embargo esta conclusión sería válida para regiones en la que se disponga de observaciones que permitan calibrar X. En segundo lugar quedaría el modelo ET_{Gg} con errores similares a los errores de ET_{Gk} pero que no requiere calibración, por lo tanto es un modelo universal. Esta característica hace de este modelo la mejor opción entre todos los modelos analizados en esta tesis.

En la Figura 4.15 se compararon las distribuciones espaciales de la Rn observada a 36 km y los mapas de todos los modelos para las fechas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016. Se pueden observar diferencias en la distribución espacial de los mapas que generan los modelos ET_{Bk} , ET_{Gk} , ET_{Bg} y ET_{Gg} , aunque para las fechas analizadas, el gradiente espacial pareciera coincidir. En general, los mapas de los modelos propuestos persiguen la distribución espacial de la Rn , presentándose las mayores tasas de ET en las zonas con mayor Rn observada.

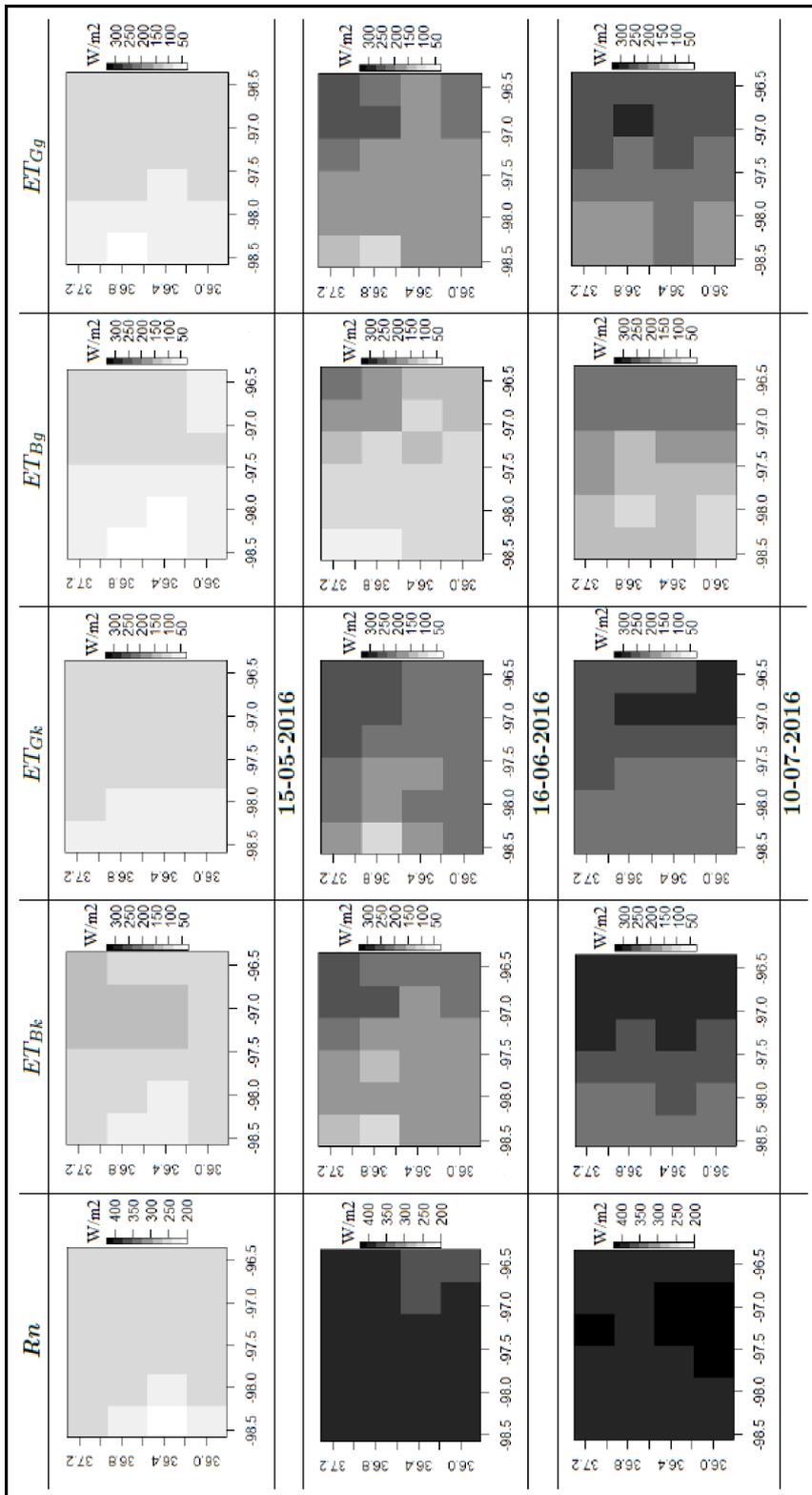


FIGURA 4.15: Comparación espacial entre la Rn observada a 36 km y los mapas de los modelos ET_{Bk} , ET_{Gk} , ET_{Bg} y ET_{Gg} para las fechas 15-05-2016, 16-06-2016 y 10-07-2016.

Capítulo 5

Discusión de los resultados

La ET es un proceso fundamental en el ciclo hidrológico y en el balance energético de la superficie terrestre, por lo que resulta de gran importancia desarrollar metodologías que permitan estimarla con adecuada precisión. Para ello, en esta tesis se propuso incorporar información de microondas pasivas, en la estimación de F, modificando las expresiones desarrolladas por Komatsu (2003) y Granger y Gray (1989).

Komatsu estableció que la relación entre la ET real y la ET_{pot} de una superficie depende de la humedad presente en el suelo y la resistencia aerodinámica a la ET. Es decir, la ET de una superficie se aproximará a la condición potencial a medida que aumente el contenido hídrico disponible para evapotranspirar y la velocidad del viento. En esta tesis se modificó la expresión original de Komatsu, denominada como F_k , considerando la humedad de la superficie, las propiedades del suelo y un parámetro de calibración X, que tiene en cuenta implícitamente la resistencia aerodinámica en superficies mixtas. Desde el punto de vista de la teledetección, esta modificación es una ventaja importante debido a que el viento no es una variable fácil de monitorear por su rápida variación en el espacio y en el tiempo. No obstante, esta modificación implica calibrar el parámetro X para cada área de estudio, siendo una limitante en zonas donde los datos a campo son escasos. Además, se debe considerar que los experimentos de Komatsu (2003) se realizaron en superficies de suelos desnudos donde F alcanzó valores extremos de 1 cuando la HS llegaba a valores de saturación. Sin embargo para superficies mixtas, que es la cobertura de la superficie predominante en SGP, Detto et al. (2006) encontraron que F no superaba valores de 0,60 a 0,80. Por lo tanto, F_k pretendió incorporar el rango de valores propuesto por Detto et al. (2006). Los resultados de la calibración determinaron un valor óptimo de $X=0,90$ y $X=0,75$ con los modelos ET_{Bk} y ET_{Gk} respectivamente. Estos valores indicarían que los rangos de F sugeridos por Detto et al. (2006) son los adecuados para representar la relación entre ET y ET_{pot} en esta región. Cabe mencionar

que la calibración de X se realizó con datos observados de ET y no de F , por lo que la estructura del modelo complementario influye en el resultado de F .

Contrariamente a F_k , la modificación de la expresión de Granger y Gray (F_g) derivaría estimaciones de F universales, es decir sin calibraciones. Dichos autores aproximaron F considerando los déficits de presión de vapor de agua real y potencial, corregidos por la velocidad del viento (Granger y Gray, 1989). En esta tesis se adoptó el supuesto de Venturini et al. (2008), que sugiere que la función del viento afecta de forma similar la ET real y potencial, y se utilizó HS para estimar la presión de vapor real de la superficie. La relación entre la presión de vapor real de una superficie evapotranspirante y la HS fue investigada por muchos autores, por lo que aquí se supuso que ambas variables están linealmente relacionadas, como se expresó en el trabajo de Deardorff (1978). Así, considerando HS_{sat} como el parámetro que envuelve todas las posibles condiciones de humedad superficial, se estableció la relación entre la tensión de vapor real y potencial de la superficie que redundó en una expresión simple y universal de F , definida como HS/HS_{sat} . Esta modificación no incorpora explícitamente variables atmosféricas e indica que F puede ser explicada por variables de la superficie únicamente. Por lo tanto, la relación entre la ET y ET_{pot} depende directamente de la cantidad de agua disponible en la superficie y de características propias del suelo como su textura.

En términos comparativos, ambas metodologías consideran la resistencia al flujo de vapor que ejerce el cultivo transpirante, ya que la misma depende directamente de la HS . Por lo tanto, esta resistencia es indirectamente incorporada en el cálculo de ET . La expresión F_k aproxima F considerando el estado de la superficie y del aire, mientras que F_g asume que F se rige principalmente por la condición de la superficie, es decir HS . Esto podría ser una desventaja, ya que las condiciones atmosféricas que influyen el proceso de ET , no son consideradas en F_g . Cabe mencionar que la introducción de F en las relaciones complementarias reduce la expresión de ET a una función de un solo concepto de evapotranspiración potencial, ET_w . Tanto Bouchet (1963) como Granger (1989) definieron en sus trabajos superficies de tamaño significativo para desprestigiar los efectos advectivos. La misma definición se aplica en la teoría de Priestley y Taylor (1972), la cual es utilizada para resolver el cálculo de ET_w . Por lo tanto, las suposiciones hechas en estas teorías implican que la ET es un proceso principalmente convectivo.

Matemáticamente hablando, es posible indicar que la relación complementaria de Bouchet es una simplificación de la relación complementaria de Granger para el caso en que $\Delta=\gamma$. Sin embargo, Bouchet derivó la relación complementaria de manera experimental, mediante la cual expresa a ET_w como el punto medio entre ET y ET_{pot} . En contraste, Granger propuso una relación con una base teórica que intenta explicar la física de los procesos que involucra, considerando el estado del atmósfera. La ecuación de Granger

señala que ET y ET_{pot} no contribuyen de igual forma a ET_w , variando con la relación γ/Δ (Granger, 1989). En resumen, la ecuación de Bouchet supone que la relación complementaria derivada para $T_a = 6^\circ\text{C}$ y atmósfera normal es extrapolable a toda condición atmosférica, mientras que Granger sugiere que la complementariedad de la ET , ET_{pot} y ET_w varía para diferentes condiciones de la atmósfera.

Los resultados de las metodologías propuestas se compararon con datos observados de las estaciones EBBR. En general, los modelos arrojaron errores que variaron entre los 24,00 a 27,00 W/m^2 , a excepción de ET_{Bg} que alcanzó un RMSE de 55,00 W/m^2 . Las estimaciones de ET de las metodologías ET_{Bk} y ET_{Gk} se aproximaron a los datos observados con adecuada precisión, con X igual a 0,90 y 0,75 para ET_{Bk} y ET_{Gk} respectivamente. La diferencia entre los valores calibrados de X puede deberse a las diferencias propias de los modelos ET_B y ET_G . Teniendo en cuenta que ET_B es equivalente a ET_G cuando T_a es de 6°C , es lógico suponer que ET_B subestima los valores de ET observados y por eso proyectó un valor de X superior al de ET_G . Este análisis justificaría los errores obtenidos con ET_{Bg} , ya que este es un modelo universal que puso en evidencia la naturaleza de los modelos de base.

Cabe destacar que las metodologías propuestas para estimar la ET se derivaron independientemente de la fuente de datos. En esta tesis los resultados presentados se ajustaron con datos observados *in situ* junto a datos de la misión SMAP. De igual forma se aplicó el método ET_{Bk} en la ciudad de Monte Buey y alrededores (Provincia de Córdoba, Argentina) arrojando errores estadísticamente aceptables, los cuales fueron publicados en la Revista Asociación Española de Teledetección (Walker et al., 2018) (ver Anexo B). Asimismo, el modelo ET_{Gg} fue validado en los estados de Minnesota e Illinois de los Estados Unidos, con datos observados y de SMAP para la región. Dichos resultados fueron publicados en la revista Journal of Agricultural Water Management (Walker et al., 2019) (ver Anexo C). Sin embargo, esto no implica que las metodologías no puedan ser aplicadas con datos de otras fuentes, para los que se deberá analizar los errores de las nuevas estimaciones. Por ejemplo, es posible incorporar productos de MODIS para estimar R_n y G , aunque este sensor está actualmente en franca degradación.

Los modelos propuestos se aplicaron aquí con un valor de HS_{sat} basado en los tipos de suelos más representativos de SGP. Sin embargo, en grandes regiones se esperan variaciones del tipo de suelo y texturas, por lo que se realizó el análisis de sensibilidad de los modelos a las variaciones de HS_{sat} . En general, variaciones de $\pm 2\%$ en HS_{sat} implicaron variaciones en los RMSE de los modelos que variaron de 2,00 a 4,00 W/m^2 . Estas diferencias son estadísticamente poco significativas, sugiriendo que los modelos propuestos son insensibles a esta variable. Esta insensibilidad puede deberse a la estructura matemática de los modelos que incorporan F en el numerador y denominador,

compensando sus valores. Sin embargo, la incorporación de mapas de textura de suelo podría aportar mayor detalle de la distribución espacial de la ET.

En relación a la distribución espacial de ET modelada, la misma se analizó construyendo mapas de ET observados *in situ* a 36 km. La validez de las observaciones de las estaciones tipo EBBR se reduce a pocos metros alrededor de la estación, por lo que los mapas interpolados son sólo indicativos de la distribución espacial de ET. La distribución espacial entre lo modelado y lo observado sugirió que los gradientes de ET están representados por los modelos propuestos, aunque es recomendable un análisis más objetivo. En el Anexo C se analizó la distribución espacial de los resultados de ET_{Gg} utilizando estadísticos que indicaron que existe similitud entre los datos observados y estimados por el modelo.

Además, en esta tesis se analizaron los resultados obtenidos en el contexto de las tendencias científicas actuales, por lo que se compararon con los resultados de otros autores. Para la región de estudio de SGP, se han publicado diferentes metodologías que estiman ET utilizando información satelital de sensores ópticos. Los modelos propuestos en esta tesis estimaron la ET con errores similares a los publicados en dichos trabajos. Por ejemplo, Wang y Liang (2008) aproximaron la ET incorporando la variación diurna de la T_s , reportando un error de $28,60 \text{ W/m}^2$. Venturini et al. (2008) desarrollaron un modelo para estimar la ET que aplicaron con datos remotamente sensados de MODIS, obteniendo errores de aproximadamente $34,00 \text{ W/m}^2$ para el RMSE. Girolimetto y Venturini (2014) modificaron la expresión de Venturini et al. (2008) utilizando la reflectancia de la superficie en el espectro del infrarrojo corto. Las autoras presentaron un RMSE de $39,92 \text{ W/m}^2$ para la misma región de estudio de esta tesis. Con respecto a metodologías que incorporan información de microondas pasivas en la estimación de ET, es posible indicar que los resultados obtenidos aquí, son comparables a los publicados por otros autores. Hu y Jia (2015) propusieron un modelo para estimar la ET con datos de HS de la misión AMSR-E, reportando errores de $17,90$ a $24,80 \text{ W/m}^2$. Barraza et al. (2015) combinaron diferentes índices de vegetación con sensores ópticos y de microondas pasivas para aproximar la ET en bosques mediante la ecuación de Penman-Monteith, con valores de RMSE entre $17,30$ a $24,55 \text{ W/m}^2$. Recientemente, Barraza et al. (2017) validaron su metodología en ecosistemas áridos y semiáridos con errores que rondan los $20,00 \text{ W/m}^2$. Knipper et al. (2017) emplearon datos de HS de la misión SMOS junto con información satelital óptica en la determinación de ET con errores que oscilaron entre $40,00$ y $96,00 \text{ W/m}^2$.

Capítulo 6

Conclusiones

Durante las últimas décadas, diferentes metodologías han sido desarrolladas para aproximar la ET con información remotamente sensada. Sin embargo, gran parte de dichas metodologías estiman la ET con información óptica y reducen su obtención sólo a días con cielo despejado. Para poder extender el cálculo de ET a días nublados o parcialmente nublados, los datos de microondas pasivas son una fuente de información clave para estos métodos. Específicamente los productos de HS, ya que esta variable cuantifica la disponibilidad de agua para el proceso de ET.

El aporte más importante de esta tesis está en la formulación de la relación entre la evapotranspiración relativa, F , y la HS. Específicamente, se enriqueció la formulación de Komatsu con los resultados publicados por Detto et al. mediante un coeficiente de calibración. Por otra parte, se propuso una relación universal $F = f(HS)$, utilizando la propuesta de Granger y Gray. En esta formulación la HS fue incorporada en la estimación de la presión de vapor de la superficie, según lo sugerido por Deardorff. Ambos métodos formulan que la disponibilidad de agua en la superficie es la variable clave para calcular la evapotranspiración relativa, adicionalmente la expresión modificada de Komatsu incorpora implícitamente el efecto de la velocidad del viento.

Las metodologías para estimar la ET propuestas en esta tesis se ajustaron con datos observados *in situ* junto a datos de la misión Soil Moisture Active Passive. La ventaja y desventaja principal de utilizar imágenes de microondas pasivas son su resolución temporal y espacial, respectivamente. Por lo tanto, la fusión de datos de sensores ópticos y de microondas pasivas podría mejorar la resolución espacial de los mapas de ET. Por otra parte, para estimar la ET se consideró el valor de HS_{sat} constante para toda la región. Sin embargo, la distribución espacial de las estimaciones de los modelos propuestos se puede mejorar utilizando mapas de textura del suelo para la estimación de F , aunque el

análisis de sensibilidad de HSsat mostró que variaciones en este parámetro no amplifican los errores de los modelos.

Los modelos resultantes estimaron la ET considerando la energía disponible para el proceso, la cantidad de agua presente en la superficie y el estado de la atmósfera. Los resultados de los modelos ET_{Bk} , ET_{Gk} , ET_{Gg} son similares a los publicados por otros autores, reafirmando que la ET puede ser calculada con precisión adecuada a partir de la relación complementaria. Cabe destacar que los modelos ET_{Gk} y ET_{Gg} presentaron las mejores correlaciones con los datos observados. En efecto, ET_{Gk} fue el modelo que menor error presentó, y por lo tanto sería el mejor modelo a adoptar si se disponen de observaciones de campo que permitan calibrar el parámetro X de este modelo. Por otra parte, ET_{Gg} arrojó errores similares a los del modelo ET_{Gk} , con la ventaja de ser un modelo universal, es decir que no requiere la calibración de ningún parámetro. Sin duda el modelo ET_G representa adecuadamente la relación entre ET, ET_{pot} y ET_w para todas las condiciones atmosféricas y de superficie analizadas. En función de este análisis es posible indicar a ET_{Gg} como el mejor modelo para aproximar la ET, en comparación con los restantes modelos presentados en esta tesis.

A partir de los resultados obtenidos, es posible concluir que se han alcanzado los objetivos planteados en esta esta tesis. Se desarrollaron dos metodologías para estimar F que incorporan información de sensores pasivos de microondas a los modelos de ET. La precisión de las estimaciones de ET fue evaluada con datos de observación a campo, con errores que sugieren que los modelos representan las mediciones *in situ* apropiadamente. Por lo tanto, la incorporación de información de microondas pasivas en modelos de ET permite estimarla con aceptable resolución espacio-temporal y con una adecuada precisión en ambientes semiáridos, confirmando de esta forma, la hipótesis planteada en esta tesis.

Los resultados alcanzados en esta tesis dan lugar a diferentes propuestas de trabajo para continuar en el futuro.

Por un lado, se plantea evaluar el comportamiento de las expresiones de F aquí propuestas para diversas coberturas vegetales tales como pastizales, sabanas, cultivos y bosques. Asimismo, comparar sus estimaciones con las obtenidas por diferentes formulaciones de F tradicionales.

Por otro lado, se propone mejorar la resolución espacial de los mapas de ET. La misión Soil Moisture Active Passive ha puesto a disposición de la comunidad productos de HS a 3 Km, que mostró buenos resultados en las pruebas preliminares presentadas en el anexo de esta tesis (ver Anexo C). Definitivamente, este nuevo producto permitiría lograr mapas de ET con mejores resoluciones espaciales, por lo que se sugiere profundizar

el análisis de este producto. Otra fuente de datos que se considera importante explorar es la información obtenida por microondas activas, como por ejemplo, los futuros productos de la misión SAOCOM (Satélite Argentino de Observación Con Microondas) de la Comisión Nacional de Actividades Espaciales de Argentina (CONAE). La misión satelital SAOCOM fue recientemente puesta en órbita, equipada con un sensor activo de microondas, específicamente un radar de apertura sintética polarimétrico en banda L. El objetivo central de esta misión es la medición de la HS y el seguimiento de la cobertura de agua durante inundaciones, con buena resolución espacio-temporal. Por lo tanto, se espera evaluar la incorporación de la HS resultante con el fin de lograr mapas de ET con resoluciones espaciales del orden de metros, útiles en distintas aplicaciones agronómicas e hidrológicas.

Se propone aplicar los modelos de estimación de ET con datos de otras fuentes, como por ejemplo utilizar productos de MODIS para estimar las variables Rn y G . Esto permitiría la implementación de los modelos en áreas que no están ampliamente instrumentadas con estaciones meteorológicas que brindan las mediciones *in situ*. También permitiría evaluar los efectos de la escala y la resolución espacial en las estimaciones.

Se plantea incluir una metodología para el análisis de incertidumbre de los datos de HS en las estimaciones de ET con información remotamente sensada. Esto permitiría cuantificar la sensibilidad de los modelos probados en relación con los datos de HS de entrada.

Se propone profundizar el análisis de los modelos propuestos en esta tesis comparando las estimaciones con datos de otros modelos de ET. Por ejemplo, incorporar en el estudio las estimaciones de modelos regionales como el METRIC (disponible en Earth Engine Evapotranspiration Flux (EEFLUX) - <http://eeflux-level1.appspot.com>) y de modelos de escala continental como el GLEAM. Inclusive, en grandes áreas es posible comparar los resultados obtenidos con los derivados de modelos hidrológicos con el fin de precisar las limitaciones de los modelos aquí propuestos.

Por último, incorporar técnicas estadísticas más robustas, como la técnica de triple colocación, con el fin de analizar a partir de múltiples modelos la incertidumbre de las estimaciones a gran escala y cuantificar el aumento de la precisión en la estimación de ET mediante la incorporación de HS.

Bibliografía

- Aber, J. y Federer, C. (1992). A generalized lumped parameter model of photosynthesis, evapotranspiration and net primary production in temperate and boreal forest ecosystems. *Oecologia*, 92(4):463–474.
- Allen, R. (2006). *Evapotranspiración del cultivo: guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos*. Food & Agriculture Organization.
- Allen, R., Tasumi, M., y Trezza, R. (2007). Satellite-Based Energy Balance for Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration (METRIC)—Applications. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133(4):395–406.
- Anayah, F., Kaluarachchi, J., Pavelic, P., y Smakhtin, V. (2013). Predicting groundwater recharge in Ghana by estimating evapotranspiration. *Water International Journal*, 38(4):408–432.
- Anderson, M., Hain, C., Wardlow, B., Pimstein, A., Mecikalski, J., y Kustas, W. (2011). Evaluation of drought indices based on thermal remote sensing of evapotranspiration over the continental United States. *Journal of Climate*, 24(8):2025–2044.
- Anderson, M. C., Norman, J. M., Mecikalski, J. R., Otkin, J. A., y Kustas, W. P. (2007). A climatological study of evapotranspiration and moisture stress across the continental United States based on thermal remote sensing: 1. Model formulation. *Journal of Geophysical Research*, 112(D10117):1 – 17.
- Autovino, D., Minacapilli, M., y Provenzano, G. (2016). Modelling bulk surface resistance by MODIS data and assessment of MOD16A2 evapotranspiration product in an irrigation district of Southern Italy. *Agricultural Water Management*, 167:86–94.
- Barraza, V. (2015). *Modelos y aproximaciones basadas en información satelital en microondas pasivas para la estimación de la evapotranspiración en áreas boscosas de la Cuenca del Río Bermejo*. Universidad de Buenos Aires. Tesis de Doctorado.
- Barraza, V., Restrepo-Coupe, N., Huete, A., Grings, F., Beringer, J., Cleverly, J., y Eamus, D. (2017). Estimation of latent heat flux over savannah vegetation across the

- North Australian Tropical Transect from multiple sensors and global meteorological data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 232:689–703.
- Barraza, V., Restrepo-Coupe, N., Huete, A., Grings, F., y Van Gorsel, E. (2015). Passive microwave and optical index approaches for estimating surface conductance and evapotranspiration in forest ecosystems. *Agricultural and Forest Meteorology*, 213:126–137.
- Bastiaanssen, W., Cheema, M., Immerzeel, W., Miltenburg, I., y Pelgrum, H. (2012). Surface energy balance and actual evapotranspiration of the transboundary Indus Basin estimated from satellite measurements and the ETLook model. *Water Resources Research*, 48(11):1–16.
- Bastiaanssen, W., Menenti, M., Feddes, R., y Holtslag, A. (1998). A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). 1 Formulation. *Journal of Hydrology*, 212-213:198–212.
- Bastiaanssen, W., Noordman, E., Pelgrum, H., Davids, G., Thoreson, B., y Allen, R. (2005). SEBAL Model with remotely sensed data to improve water-resources management under actual field conditions. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 131(1):85–93.
- Bisht, G., Venturini, V., Islam, S., y Jiang, L. (2005). Estimation of the net radiation using MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) data for clear sky days. *Remote Sensing of Environment*, 97(1):52–67.
- Bosilovich, M. y Sun, W. (1979). A parameterization of the evaporation from nonsaturated surfaces. *Journal of Applied Meteorology*, 18:43–47.
- Bosilovich, M. y Sun, W. (1998). Monthly simulation of surface layer fluxes and soil properties during FIFE. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 55(7):1170–1184.
- Bouchet, R. (1963). Évapotranspiration Réelle Et Potentielle Signification Climatique. *International Association of Scientific Hydrology. General Assembly of Berkeley, Transactions, 2, Evaporation, Berkeley, Calif.*, 62:134–142.
- Brutsaert, W. (2015). A generalized complementary principle with physical constraints for land-surface evaporation. *Water Resources Research*, 51:8087–8093.
- Brutsaert, W., Li, W., Takahashi, A., Hiyama, T., Zhang, L., y Liu, W. (2017). Non-linear advection-aridity method for landscape evaporation and its application during the growing season in the southern Loess Plateau of the Yellow River basin. *Water Resources Research*, 53(1):270–282.

- Brutsaert, W. y Stricker, H. (1979). An advection-aridity approach to estimate actual regional evapotranspiration. *Water Resources Research*, 15(2):443–450.
- Cahill, A., Parlange, M., Jackson, T., O'Neill, P., y Schmugge, T. (1999). Evaporation from nonvegetated surfaces: surface aridity methods and passive microwave remote sensing. *Journal of Applied Meteorology*, 38(9):1346–1351.
- Carlson, T., Capehart, W., y Gillies, R. (1995). A new look at the simplified method for remote sensing of daily evapotranspiration. *Remote Sensing of Environment*, 54(2):161–167.
- Carlson, T. N., Gillies, R. R., y Perry, E. M. (1994). A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover. *Remote Sensing Reviews*, 9(1-2):161–173.
- Carmona, F., Rivas, R., y Caselles, V. (2015). Development of a general model to estimate the instantaneous, daily, and daytime net radiation with satellite data on clear-sky days. *Remote Sensing of Environment*, 171:1–13.
- Chang, D., Kothari, R., y Islam, S. (2003). Classification of soil texture using remotely sensed brightness temperature over the Southern Great Plains. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(3):664–674.
- Chapman, R., Engle, D., Masters, R., y Leslie, D. (2004). Grassland vegetation and bird communities in the southern Great Plains of North America. *Agriculture Ecosystems and Environment*, 104:577–585.
- Choi, M., Kim, T., y Kustas, W. (2011). Reliable estimation of evapotranspiration on agricultural fields predicted by the Priestley-Taylor model using soil moisture data from ground and remote sensing observations compared with the Common Land Model. *International Journal of Remote Sensing*, 32(16):4571–4587.
- Choudhury, B., Tucker, C., Golus, R., y Newcomb, W. (1987). Monitoring vegetation using nimbus-7 scanning multichannel microwave radiometer's data. *International Journal of Remote Sensing*, 8(3):533–538.
- Cleugh, H., Leuning, R., Mu, Q., y Running, S. (2007). Regional evaporation estimates from flux tower and MODIS satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 106(3):285–304.
- Cosby, B., Hornberger, G., Clapp, R., y Ginn, T. (1984). A statistical exploration of the relationships of soil moisture characteristics to the physical properties of soils. *Water Resources Research*, 20(6):682–690.

- Dai, A., Trenberth, K., y Qian, T. (2004). A global dataset of Palmer Drought Severity Index for 1870–2002: relationship with soil moisture and effects of surface warming. *Journal of Hydrometeorology*, 5(6):1117–1130.
- Deardorff, J. (1978). Efficient prediction of ground surface temperature and moisture, with inclusion of a layer of vegetation. *Journal of Geophysical Research*, 83(C4):1889–1903.
- Dekić, L., Mihailović, D., y Rajković, B. (1995). A study of the sensitivity of bare soil evaporation schemes to soil surface wetness, using the coupled soil moisture and surface temperature prediction model, BARESOIL. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 55(1-2):101–112.
- Detto, M., Montaldo, N., Albertson, J., Mancini, M., y Katul, G. (2006). Soil moisture and vegetation controls on evapotranspiration in a heterogeneous Mediterranean ecosystem on Sardinia, Italy. *Water Resources Research*, 42(8).
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., Martimort, P., Meygret, A., Spoto, F., Sy, O., Marchese, F., y Bargellini, P. (2012). Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Remote Sensing of Environment*, 120:25–36.
- Engman, E. (1991). Applications of microwave remote sensing of soil moisture for water resources and agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 35(2-3):213–226.
- Entekhabi, D., Njoku, E., O'Neill, P., Kellogg, K., Crow, W., Edelstein, W., Entin, J., Goodman, S., Jackson, T., Johnson, J., Kimball, J., Piepmeier, J., Koster, R., Martin, N., McDonald, K., Moghaddam, M., Moran, S., Reichle, R., Shi, J. C., Spencer, M., Thurman, S., Tsang, L., y Van Zyl, J. (2010). The soil moisture active passive (SMAP) mission. *Proceedings of the IEEE*, 98(5):704–716.
- Entekhabi, D., Rodriguez-Iturbe, I., y Castelli, F. (1996). Mutual interaction of soil moisture state and atmospheric processes. *Journal of Hydrology*, 184(1-2):3–17.
- Fisher, J., Melton, F., Middleton, E., Hain, C., Anderson, M., Allen, R., McCabe, M., Hook, S., Baldocchi, D., Townsend, P., Kilic, A., Tu, K., Miralles, D., Perret, J., Lagouarde, J.-P., Waliser, D., Purdy, A., French, A., Schimel, D., Famiglietti, J., Stephens, G., y Wood, E. (2017). The future of evapotranspiration: Global requirements for ecosystem functioning, carbon and climate feedbacks, agricultural management, and water resources. *Water Resources Research*, 53(4):2618–2626.
- Fisher, J., Tu, K., y Baldocchi, 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.

- Friedl, M. (2002). Forward and inverse modeling of land surface energy balance using surface temperature measurements. *Remote Sensing of Environment*, 79(2-3):344–354.
- Gan, G. y Gao, Y. (2015). Estimating time series of land surface energy fluxes using optimized two source energy balance schemes: Model formulation, calibration, and validation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 208:62–75.
- García, G. (2018). *Desagregación de datos de microondas pasivas y activas para la estimación de humedad superficial del suelo en áreas de llanura de la región Pampeana*. Universidad Nacional del Litoral. Tesis de Doctorado.
- Girolimetto, D. y Venturini, V. (2013). Water stress estimation from NDVI-Ts plot and the wet environment evapotranspiration. *Advances in Remote Sensing*, 2(04):283–291.
- Girolimetto, D. y Venturini, V. (2014). Evapotranspiration and water stress estimation from TIR and SWIR bands. *Agriculture, Forestry and Fisheries*, 3(6–1):36–45.
- Girolimetto, D., Venturini, V., y Rodríguez, L. (2011). Influencia de la resolución espacial de los diagramas NDVI-Ts en el cálculo de la fracción evaporable. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 2(3):21–33.
- Gokmen, M., Vekerdy, Z., Verhoef, A., Verhoef, W., Batelaan, O., y van der Tol, C. (2012). Integration of soil moisture in SEBS for improving evapotranspiration estimation under water stress conditions. *Remote Sensing of Environment*, 121:261–274.
- Gowda, P., Chavez, J., Colaizzi, P., Evett, S., Howell, T., y Tolk, J. (2008). ET mapping for agricultural water management: Present status and challenges. *Irrigation Science*, 26(3):223–237.
- Granger, R. (1989). A complementary relationship approach for evaporation from non saturated surfaces. *Journal of Hydrology*, 111(1-4):31–38.
- Granger, R. y Gray, D. (1989). Evaporation from natural nonsaturated surfaces. *Journal of Hydrology*, 11(1-4):21–29.
- Haghighi, E. y Kirchner, J. (2017). Near-surface turbulence as a missing link in modeling evapotranspiration-soil moisture relationships. *Water Resources Research*, 53(7):5320–5344.
- Hain, C. R., Crow, W. T., Mecikalski, J. R., Anderson, M. C., y Holmes, T. (2011). An intercomparison of available soil moisture estimates from thermal infrared and passive microwave remote sensing and land surface modeling. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 116(D15):1–18.

- Hillel, D. (1998). *Environmental soil physics: Fundamentals, applications, and environmental considerations*. Elsevier.
- Holmes, T. R., Hain, C., Crow, W. T., Anderson, M. C., y Kustas, W. P. (2018). Microwave implementation of two-source energy balance approach for estimating evapotranspiration. *Hydrology and earth system sciences*, 22(2):1351–1369.
- Hu, G. y Jia, L. (2015). Monitoring of evapotranspiration in a semi-arid inland river basin by combining microwave and optical remote sensing observations. *Remote Sensing*, 7(3):3056–3087.
- Idso, S., Jackson, R., y Reginato, R. (1975). Estimating evaporation: A technique adaptable to remote sensing. *Science*, 189(4207):991–992.
- Irons, J., Dwyer, J., y Barsi, J. (2012). The next Landsat satellite: The Landsat data continuity mission. *Remote Sensing of Environment*, 122:11–21.
- Jackson, R., Reginato, R., y Idso, S. (1977). Wheat canopy temperature: A practical tool for evaluating water requirements. *Water Resources Research*, 13(3).
- Jackson, T., Hsu, A., y O'Neill, P. (2002). Surface soil moisture retrieval and mapping using high-frequency microwave satellite observations in the Southern Great Plains. *Journal of Hydrometeorology*, 3(6):688–699.
- Jiang, L. e Islam, S. (2001). Estimation of surface evaporation map over Southern Great Plains using remote sensing data. *Water Resources Research*, 37(2):329–340.
- Jones, M., Jones, L., Kimball, J., y McDonald, K. (2011). Satellite passive microwave remote sensing for monitoring global land surface phenology. *Remote Sensing of Environment*, 115(4):1102–1114.
- Jones, M., Kimball, J., Jones, L., y McDonald, K. (2012). Satellite passive microwave detection of North America start of season. *Remote Sensing of Environment*, 123:324–333.
- Jung, M., Reichstein, M., Ciais, P., Seneviratne, S., Sheffield, J., Goulden, M., Bonan, G., Cescatti, A., Chen, J., De Jeu, R., Dolman, A., Eugster, W., Gerten, D., Gianelle, D., Gobron, N., Heinke, J., Kimball, J., Law, B., Montagnani, L., Mu, Q., Mueller, B., Oleson, K., Papale, D., Richardson, A., Rouspard, O., Running, S., Tomelleri, E., Viovy, N., Weber, U., Williams, C., Wood, E., Zaehle, S., y Zhang, K. (2010). Recent decline in the global land evapotranspiration trend due to limited moisture supply. *Nature*, 467(7318):951–954.

- Justice, C., Townshend, J., Vermote, E., Masuoka, E., Wolfe, R., Saleous, N., Roy, D., y Morisette, J. (2002). An overview of MODIS Land data processing and product status. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2):3–15.
- Kahler, D. y Brutsaert, W. (2006). Complementary relationship between daily evaporation in the environment and pan evaporation. *Water Resources Research*, 42(5).
- Kalma, J., McVicar, T., y McCabe, M. (2008). Estimating land surface evaporation: A review of methods using remotely sensed surface temperature data. *Surveys in Geophysics*, 29(4-5):421–469.
- Ke, Y., Im, J., Park, S., y Gong, H. (2017). Spatiotemporal downscaling approaches for monitoring 8-day 30 m actual evapotranspiration. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 126:79–93.
- Kerr, Y. y Njoku, E. (1990). A semiempirical model for interpreting microwave emission from semiarid land surfaces as seen from space. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(3):384–393.
- Kerr, Y., Waldteufel, P., Wigneron, J., Delwart, S., Cabot, F., Boutin, J., Escorihuela, M., Font, J., Reul, N., Gruhier, C., Juglea, S., Drinkwater, M., Hahne, A., Martin-Neira, M., y S, M. (2010). The SMOS Mission: New tool for monitoring key elements of the global water cycle. *Proceedings of the IEEE*, 98(5):666–687.
- Kerr, Y., Waldteufel, P., Wigneron, J., Martinuzzi, J., Font, J., y Berger, M. (2001). Soil moisture retrieval from space: The Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(8):1729–1735.
- Kim, D. y Rhee, J. (2016). A drought index based on actual evapotranspiration from the Bouchet hypothesis. *Geophysical Research Letters*, 43(19):10.277–10.285.
- Knipper, K., Hogue, T., Scott, R., y Franz, K. (2017). Evapotranspiration estimates derived using multi-platform remote sensing in a semiarid region. *Remote Sensing*, 9(3).
- Komatsu, T. (2003). Toward a robust phenomenological expression of evaporation efficiency for unsaturated soil surfaces. *Journal of Applied Meteorology*, 42(9):1330–1334.
- Kondo, J., Saigusa, N., y Sato, T. (1990). A parameterization of evaporation from bare soil surfaces. *Journal of Applied Meteorology*, 29(5):385–389.
- Koster, R., Suarez, M., Higgins, R. W., y Van den Dool, H. (2003). Observational evidence that soil moisture variations affect precipitation. *Geophysical Research Letters*, 30(5).

- Kustas, W. (1990). Estimates of evapotranspiration with a one- and two-layer model of heat transfer over partial canopy cover. *Journal of Applied Meteorology*, 29(8):704–715.
- Kustas, W. y Norman, J. (1996). Use of remote sensing for evapotranspiration monitoring over land surfaces. *Hydrological Sciences Journal*, 41(4):495–516.
- Kustas, W. y Norman, J. (1999). Evaluation of soil and vegetation heat flux predictions using a simple two-source model with radiometric temperatures for partial canopy cover. *Agricultural and Forest Meteorology*, 94(1):13–29.
- Li, F., Kustas, W., Anderson, M., Jackson, T., Bindlish, R., y Prueger, J. (2006). Comparing the utility of microwave and thermal remote-sensing constraints in two-source energy balance modeling over an agricultural landscape. *Remote Sensing of Environment*, 101(3):315–328.
- Li, G., Jing, Y., Wu, Y., y Zhang, F. (2018). Improvement of two evapotranspiration estimation models using a linear spectral mixture model over a small agricultural watershed. *Water*, 10(4):1–17.
- Li, R., Min, Q., y Lin, B. (2009). Estimation of evapotranspiration in a mid-latitude forest using the Microwave Emissivity Difference Vegetation Index (EDVI). *Remote Sensing of Environment*, 113(9):2011–2018.
- Li, Y., Zhou, J., Wang, H., Li, D., Jin, R., Zhou, Y., y Zhou, Q. (2015). Integrating soil moisture retrieved from L-band microwave radiation into an energy balance model to improve evapotranspiration estimation on the irrigated oases of arid regions in northwest China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 214-215:306–318.
- Li, Z., Zhao, L., y Fu, Z. (2012). Estimating net radiation flux in the Tibetan Plateau by assimilating MODIS LST products with an ensemble Kalman filter and particle filter. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 19:1–11.
- Liou, Y. y Kar, S. (2014). Evapotranspiration estimation with remote sensing and various surface energy balance algorithms—a review. *Energies*, 7(5):2821–2849.
- Liu, J. y Kotoda, K. (1998). Estimation of regional evapotranspiration from arid and semi-arid surfaces. *Journal of the American Water Resources Association*, 34(1):27–41.
- Liu, M., Tang, R., Li, Z., y Yan, G. (2018). Integration of two semi-physical models of terrestrial evapotranspiration using the China Meteorological Forcing Dataset. *International Journal of Remote Sensing*, 1:1–15.

- Ma, W., Hafeez, M., Rabbani, U., Ishikawa, H., y Ma, Y. (2012). Retrieved actual ET using SEBS model from Landsat-5 TM data for irrigation area of Australia. *Atmospheric Environment*, 59:408–414.
- Mahfouf, J. y Noilan, J. (1991). Comparative study of various formulations of evaporation from bare soil using in situ data. *Journal of Applied Meteorology*, 30(9):1354–1365.
- Mao, J., Fu, W., Shi, X., Ricciuto, D., Fisher, J., Dickinson, R., Wei, Y., Shem, W., Piao, S., Wang, K., Schwalm, C., Tian, H., Mu, M., Arain, A., Ciais, P., Cook, R., Dai, Y., Hayes, D., Hoffman, F., Huang, M., Huang, S., Huntzinger, D., Ito, A., Jain, A., King, A., Lei, H., Lu, C., Michalak, A., Parazoo, N., Peng, C., Peng, S., Poulter, B., Schaefer, K., Jafarov, E., Thornton, P., Wang, W., Zeng, N., Zeng, Z., Zhao, F., Zhu, Q., y Zhu, Z. (2015). Disentangling climatic and anthropogenic controls on global terrestrial evapotranspiration trends. *Environmental Research Letters*, 10(9):094008.
- Merlin, O., Stefan, V., Amazirh, A., Chanzy, A., Ceschia, E., Tallec, T., Beringer, J., Gentine, P., Er-Raki, S., Bircher, S., y Khabba, S. (2016). Modeling soil evaporation efficiency in a range of soil and atmospheric conditions using a meta-analysis approach. *Water Resources Research*, 52(5):3663–3684.
- Mihailović, D., Pielke, R., Rajković, B., Lee, T., y Jeftić, M. (1993). A resistance representation of schemes for evaporation from bare and partly plant-covered surfaces for use in atmospheric models. *Journal of Applied Meteorology*, 32(6):1038–1054.
- Min, Q. y Lin, B. (2006). Remote sensing of evapotranspiration and carbon uptake at Harvard Forest. *Remote Sensing of Environment*, 100(3):379–387.
- Minacapilli, M., Consoli, S., Vanella, D., Ciraolo, G., y Motisi, A. (2016). A time domain triangle method approach to estimate actual evapotranspiration: Application in a Mediterranean region using MODIS and MSG-SEVIRI products. *Remote Sensing of Environment*, 174:10–23.
- Miralles, D., Holmes, T., De Jeu, R., Gash, J., Meesters, A., y Dolman, A. (2011). Global land-surface evaporation estimated from satellite-based observations. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15:453–469.
- Monteith, J. y Unsworth, M. (1990). *Principles of Environmental Physics*. Butterworth-Heinemann, 2nd edition. 304 páginas. ISBN: 071312931X.
- Moran, M., Clarke, T., Kustas, W., Weltz, M., y Amer, S. (1994). Evaluation of hydrologic parameters in a semiarid rangeland using remotely sensed spectral data. *Water Resources Research*, 30(5):1287–1297.

- Moran, M., Jackson, R., Raymond, L., Gay, L., y Slater, P. (1989). Mapping surface energy balance components by combining landsat thematic mapper and ground-based meteorological data. *Remote Sensing of Environment*, 30(1):77–87.
- Morton, F. (1969). Potential evaporation as a manifestation of regional evaporation. *Water Resources Research*, 5(6):1244–1255.
- Mu, Q., Heinsch, F., Zhao, M., y Running, S. (2007). Development of a global evapotranspiration algorithm based on MODIS and global meteorology data. *Remote Sensing of Environment*, 11(4):519–536.
- Mu, Q., Zhao, M., y Running, S. (2011). Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 115(8):1781–1800.
- Nagler, P., Morino, K., Murray, R., Osterberg, J., y Glenn, E. (2009). An empirical algorithm for estimating agricultural and riparian evapotranspiration using MODIS enhanced vegetation index and ground measurements of ET. I. Description of method. *Remote Sensing*, 1(4):1273–1297.
- Nappo, C. (1975). Parameterization of surface moisture and evaporation rate in a planetary boundary layer model. *Journal of Applied Meteorology*, 14(3):289–296.
- Narasimhan, B. y Srinivasan, R. (2005). Development and evaluation of Soil Moisture Deficit Index (SMDI) and Evapotranspiration Deficit Index (ETDI) for agricultural drought monitoring. *Agricultural and Forest Meteorology*, 133(1-4):69–88.
- Ni-Meister, W., Houser, P., y Walker, J. (2006). Soil moisture initialization for climate prediction: Assimilation of scanning multifrequency microwave radiometer soil moisture data into a land surface model. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 111(D20):1–15.
- Nishida, K., Nemani, R., Running, S., y Glassy, J. (2003). An operational remote sensing algorithm of land surface evaporation. *Journal of Geophysical Research*, 108(D9):1–14.
- Norman, J., Kustas, W., y Humes, K. (1995). Source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes in observations of directional radiometric surface temperature. *Agricultural and Forest Meteorology*, 77(3-4):263–293.
- Oki, T. y Kanae, S. (2006). Global hydrological cycles and world water resources. *Sciences*, 313(5790):1068–1072.
- Priestley, C. y Taylor, R. (1972). On the assesment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. *Monthly weather review*, 100(2):81–92.

- Rivas, R. (2004). *Propuesta de un modelo operativo para la estimación de la evapotranspiración*. Universitat de Valencia. Tesis de Doctorado.
- Ruhoff, A. (2011). *Sensoriamento remoto aplicado à estimativa da evapotranspiração em biomas tropicais*. Tesis de Doctorado.
- Sanchez, J., Kustas, W., Caselles, V., y Anderson, M. (2008). Modelling surface energy fluxes over maize using a two-source patch model and radiometric soil and canopy temperature observations. *Remote Sensing of Environment*, 112(3):1130–1143.
- Schmugge, T. (1983). Remote sensing of soil moisture: Recent advances. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-21(3):336–344.
- Seneviratne, S., Corti, T., Davin, E., Hirschi, M., Jaeger, E., Lehner, I., Orlowsky, B., y Teuling, A. (2010). Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: A review. *Earth-Science Reviews*, 99(3-4):125–161.
- Sheffield, J., Wood, E., y Roderick, M. (2012). Little change in global drought over the past 60 years. *Nature*, 491(7424):435–438.
- Shi, J., Jackson, T., Tao, J., Du, J., Bindlish, R., Lu, L., y Chen, K. S. (2008). Microwave vegetation indices for short vegetation covers from satellite passive microwave sensor AMSR-E. *Remote Sensing of Environment*, 112(12):4285–4300.
- Shi, J. y Li, Y. (2012). Microwave vegetation index from smos. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International*.
- Shuttleworth, W. y Wallace, J. (1985). Evaporation from sparse crops - An energy combination theory. *Quarterly Journal of The Royal Meteorological Society*, 111(469):839–855.
- Srivastava, R., Panda, R., Chakraborty, A., y Halder, D. (2018). Comparison of actual evapotranspiration of irrigated maize in a sub-humid region using four different canopy resistance based approaches. *Agricultural Water Management*, 202:156–165.
- Su, Z. (2002). The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes. *Hydrology and Earth System Sciences*, 6(1):85–99.
- Swenson, S. y Wahr, J. (2006). Estimating large-scale precipitation minus evapotranspiration from GRACE Satellite gravity measurements. *Journal of Hydrometeorology*, 7(2):252–270.
- Tang, R., Li, Z., y Tang, B. (2010). An application of the Ts-VI triangle method with enhanced edges determination for evapotranspiration estimation from MODIS data in arid and semi-arid regions: Implementation and validation. *Remote Sensing of Environment*, 114(3):540–551.

- Taylor, K. E. (2001). Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 106(D7):7183–7192.
- Trenberth, K., Fasullo, J., y Kiehl, J. (2009). Earth's global energy budget. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 90(3):311–323.
- Valipour, M., Z. A. M. R.-S. M. G. S. M. A. S. A. F. R. . D.-N. A. (2015). Agricultural water management in the world during past half century. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 61(5):657–678.
- Venturini, V. (2007). *Estimation of Evaporative Fraction and Evapotranspiration From Remotely Sensed Data Using Complementary Relationship*. Universidad Nacional del Litoral. Tesis de Doctorado.
- Venturini, V., Bisht, G., Islam, S., y Jiang, L. (2004). Comparison of evaporative fractions estimated from AVHRR and MODIS sensors over South Florida. *Remote Sensing of Environment*, 93(1-2):77–86.
- Venturini, V., Islam, S., y Rodriguez, L. (2008). Estimation of evaporative fraction and evapotranspiration from MODIS products using a complementary based model. *Remote Sensing of Environment*, 112:132–141.
- Vicente-Serrano, S., Beguería, S., y López-Moreno, J. (2010). A multiscale drought index sensitive to global warming: The standardized precipitation evapotranspiration index. *Journal of Climate*, 23(7):1696–1718.
- Walker, E., García, G. A., y Venturini, V. (2018). Estimación de la evapotranspiración real en zonas de llanura mediante productos de humedad de suelo de la misión SMAP. *Revista de Teledetección*, (52):17–26.
- Walker, E., García, G. A., 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.
- Wang, K., Dickinson, R., Wild, M., y Liang, S. (2010). Evidence for decadal variation in global terrestrial evapotranspiration between 1982 and 2002: 1. Model development. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 115(20).
- Wang, K. y Liang, S. (2008). An improved method for estimating global evapotranspiration based on satellite determination of surface net radiation, vegetation index, temperature, and soil moisture. *Journal of Hydrometeorology*, 9(4):712–727.
- Wang, K. y Liang, S. (2009). Estimation of daytime net radiation from shortwave radiation measurements and meteorological observations. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 48(3):634–643.

- Watson, D. y Philip, G. (1985). A refinement on inverse distance weighted interpolation. *Geoprocessing*, 4(2):315–327.
- Wigneron, J., Chanzy, A., Calvet, J., Oliosio, A., y Kerr, Y. (2002). Modeling approaches to assimilating L band passive microwave observations over land surfaces. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 107(D14):1–14.
- Xiao, X., Hollinger, D., Aber, J., Goltz, M., Davidson, E., Zhang, Q., y Moore, B. (2004). Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needleleaf forest. *Remote Sensing of Environment*, 89(4):519–534.
- Yang, Y., Su, H., Zhang, R., y Xia, J. (2013). Revised Advection-Aridity Evaporation Model. *Journal of Hydrologic Engineering*, 18(6):655–664.
- Yao, Y., Liang, S., Cheng, J., Liu, S., Fisher, J., Zhang, X., Jia, K., Zhao, X., Qin, Q., Zhao, B., Han, S., Zhou, G., Zhou, G., Li, Y., y Zhao, S. (2013). MODIS-driven estimation of terrestrial latent heat flux in China based on a modified Priestley-Taylor algorithm. *Agricultural and Forest Meteorology*, 171-172:187–202.
- Yao, Y., Liang, S., Qin, Q., Wang, K., y Zhao, S. (2011). Monitoring global land surface drought based on a hybrid evapotranspiration model. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(3):447–457.
- Ye, Z. y Pielke, R. (1993). Atmospheric parameterization of evaporation from non-plant-covered surfaces. *Journal of Applied Meteorology*, 32(7):1248–1258.
- Zhang, Y., Xiao, X., Jin, C., Dong, J., Zhou, S., Wagle, P., Joiner, J., Guanter, L., Zhang, Y., Zhang, G., Qin, Y., Wang, J., y Moore, B. (2016). Consistency between sun-induced chlorophyll fluorescence and gross primary production of vegetation in North America. *Remote Sensing of Environment*, 183:154–169.
- Zhu, W., Jia, S., y Lv, A. (2017). A universal Ts-VI triangle method for the continuous retrieval of evaporative fraction from MODIS products. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(19):1–22.
- Zhuang, Q. y Wu, B. (2015). Estimating evapotranspiration from an improved two-source energy balance model using ASTER satellite imagery. *Water (Switzerland)*, 7(12):6673–6688.

Anexo A

Monitoreo de la vegetación con productos de microondas pasivas

En este anexo se presenta el índice de vegetación desarrollado con información de microondas pasivas a través del método de regresión lineal múltiple. Se muestra la evaluación del modelo obtenido y su relación con la ET. Los resultados fueron presentados en el XVII Simposio Internacional en Percepción Remota y Sistemas de Información Geográfica realizado en Puerto Iguazú, Misiones en 2016.

MONITOREO DE LA VEGETACION CON PRODUCTOS DE MICROONDAS PASIVAS

Walker E.¹, G. García.^{1,2} y V. Venturini¹

¹ Centro de estudios Hidro-Ambientales, Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas. Universidad Nacional del Litoral
ewalker@fich.unl.edu.ar

² Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)

El monitoreo global de la vegetación desde el espacio contribuye significativamente al entendimiento de los procesos que ocurren en la superficie terrestre y sus interacciones con la atmósfera. Los índices de vegetación tradicionales están formulados a partir de datos obtenidos con sensores ópticos y dependen principalmente de la cobertura vegetal. Sin embargo estos índices presentan limitaciones por efectos atmosféricos, condiciones de humedad antecedente del suelo y la saturación por altos niveles de vegetación. Los datos remotamente obtenidos con sensores de microondas pasivos (Radiómetro) han probado ser excelentes instrumentos para cuantificar variables en los primeros centímetros del suelo. Es conocido que los sensores de microondas pasivas son menos afectados por perturbaciones atmosféricas, son sensibles a la variación de las propiedades del canopy y permiten el sensoramiento bajo diferentes condiciones meteorológicas. A pesar de ello presentan la desventaja de proveer datos a una baja resolución espacial (aproximadamente 40 Km). No obstante esto, se han desarrollado metodologías a partir de información de microondas que emplean, por lo general, diferentes bandas u observaciones desde distintos ángulos. Esto último se puede considerar un problema para misiones satelitales que cuentan con una única frecuencia o un ángulo fijo de observación. En este trabajo se propone desarrollar un modelo a partir de información de sensores de microondas pasivas en banda L (de frecuencia 1.4GHz), que permita monitorear la variación temporal de la vegetación. El modelo propuesto se obtuvo empleando la técnica de regresión lineal múltiple utilizando como entrada los datos provenientes de la misión SMAP y como salida los datos procedentes del sensor MODIS. El área de estudio elegida para este trabajo corresponde a la región Pampeana Argentina, caracterizada por una topografía plana. La validación del modelo es necesaria para determinar su capacidad para captar la variación temporal de la vegetación. La estrategia de validación adoptada se basó en la comparación de los resultados del modelo obtenido, con imágenes del índice de vegetación Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) brindadas por el sensor MODIS.

Palabras Clave: índice de vegetación, microondas pasivas, SMAP, monitoreo

The global monitoring of vegetation from the space significantly contributes to understand the processes occurring on the Earth surface and their interactions with the atmosphere. The established vegetation indices are formulated based on data obtained with optical sensors, and depend mainly on the canopy. However these indices are restricted by weather conditions, the background conditions of the soil and the greenness saturation. The passive microwave sensors (Radiometer) data have proven to be excellent tools for quantifying variables in the first centimeters of the soil. It is well known that the passive microwave sensors are less affected to

atmospheric instabilities, while are sensitive to the variation of the canopy properties and sense the surface under adverse weather conditions. However they have the disadvantage of providing data to a low spatial resolution (approximately 40 Km). Nevertheless, methodologies have been developed from microwave data that usually use different bands or observations with different angles, what can be considered a problem for satellite missions that operates a single frequency or a fixed observation angle. This work aims to derive a model to monitor the temporal vegetation dynamic using L-band data (1.4GHz), acquired with passive microwave sensors. The proposed model is obtained from the multiple linear regression using data from SMAP mission as input variables and data from the MODIS sensor as the outputs. The study area for this work is in the Argentinean Pampa region, characterized by a flat topography. Model validation is needed to determine the capability of the model to capture the temporal variation of vegetation. The validation strategy adopted was based on comparing the results obtained by the model with vegetation index Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) images provided by the MODIS sensor.

KEYWORDS: vegetation index, Passive Microwave, SMAP, monitoring

INTRODUCCIÓN

La cobertura vegetal abarca alrededor del 70% de la superficie terrestre, siendo un importante componente de los sistemas ecológicos. La vegetación sostiene funciones críticas en la biosfera, regula los flujos del agua, carbono y nitrógeno, como también los balances energéticos a escala global y local. Es por esto que se ha puesto especial atención en el desarrollo de diversas metodologías tendientes a evaluar el comportamiento de la vegetación. La percepción remota aparece como una herramienta potente para su estudio y conocimiento en grandes regiones del planeta. Durante las últimas décadas, los índices de vegetación como el Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) y el Enhanced Vegetation Index (EVI) derivados de sensores satelitales ópticos, incluido el sensor Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), han sido ampliamente utilizados en el monitoreo de la vegetación mundial (Goward et al., 1991; Huete et al., 2002). Dichos índices se basan en las diferencias encontradas en las reflectancias de dos bandas de muestreo del espectro electromagnético (roja e infrarroja). Estos son sensibles al material verde de la cobertura vegetal y están indirectamente relacionados con importantes propiedades de la vegetación, como la biomasa y la productividad primaria neta (Hunt, 1994). El NDVI se encuentra directamente relacionado con la capacidad fotosintética de las plantas y por lo tanto con la absorción de energía del conopeo (Sellers et al., 1992; Myneni y Ganapol, 1992). Estas propiedades permitieron observaciones de significativa importancia para el entendimiento de las características y de la variabilidad presente en la vegetación. Sin embargo es conocido que estos índices se ven afectados por diversos factores tales como los efectos atmosféricos, la presencia de nubes, la condición antecedente del suelo y altos niveles de vegetación, los cuales introducen incertidumbre en las mediciones. No obstante, la frecuencia de revisita y la alta resolución espacial son ventajas apreciables de los sensores satelitales ópticos. Por otro lado, hay investigaciones que han demostrado el alto potencial de las observaciones de microondas pasivas para captar la dinámica de la vegetación (Choudhury et al., 1987; Min y Lin, 2006; Shi et al., 2008). Los radiómetros de microondas a bordo de distintas misiones

satelitales, reciben las señales emitidas desde la superficie de la tierra. En comparación con los sensores ópticos, la información de microondas pasivas se encuentra menos influenciada por las condiciones atmosféricas, es sensible a la física de la vegetación y permite el monitoreo del canopeo bajo diferentes escenarios climáticos. A pesar de ello presenta la desventaja de proveer datos a una baja resolución espacial (aproximadamente 40 Km). La teledetección de microondas pasiva se ha utilizado también para obtener parámetros de la vegetación, incluyendo el contenido de agua y la profundidad óptica de la misma. En los últimos años se han puesto en órbita diferentes misiones espaciales con radiómetros a bordo que registran la emisividad de la superficie en banda L (1.4 GHz). Ejemplo de ello son las misiones Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) en operación desde el 2009 (Kerr et al., 2010a) y Soil Moisture Active Passive (SMAP) desde el 2015 (Entekhabi et al., 2010). Las mismas son principalmente destinadas al monitoreo y control de la humedad superficial. Sin embargo las observaciones de bajas frecuencias de microondas presentan una gran capacidad de penetración en la vegetación, lo que puede proporcionar una herramienta para el monitoreo de la cobertura vegetal a nivel mundial. Algunas de las primeras investigaciones demostraron que la diferencia de temperaturas de brillo de las microondas polarizadas (MPDT) a 37GHz está altamente correlacionada con el NDVI en las regiones áridas y semiáridas y en relación con las variaciones en el contenido de agua de la hoja (Pampaloni y Paloscia, 1986; Kerr y Njoku, 1990; Jackson y Schmugge, 1991). A pesar de ello el MPDT se ve afectado por las propiedades de la vegetación, la reflectividad de la superficie y la temperatura física. Con el fin de minimizar estos efectos, Becker y Choudhury (1988) propusieron un índice de diferencias de temperaturas de polarización normalizadas (MPDI) para una frecuencia dada. Este índice también es conocido como el índice de polarización normalizada (PI) propuesto por Paloscia y Pampaloni (1992). Otro índice de vegetación denominado EDVI, es presentado por Min y Lin (2006), basado en la diferencia de la emisividad de microondas. Este índice fue pensado para monitorear vegetación en bosques densos utilizando observaciones en dos frecuencias (19GHz y 37GHz), luego se demostró su sensibilidad a la evapotranspiración. En el 2008 Shi y Li., lograron obtener dos índices de vegetación de microondas pasivas (MVIs) mediante información del radiómetro AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer) para dos frecuencias dadas. La técnica aplicada por los autores les permitió obtener índices solamente dependientes de las propiedades de la vegetación sin ser afectados por la emisión de la superficie del suelo. Más tarde en el 2012, con la referencia de los índices de vegetación (MVIs) logrados con el radiómetro AMSR-E, Shi et al., derivaron dos nuevos índices para la misión SMOS mediante observaciones con múltiples ángulos. A pesar del desarrollo de diferentes metodologías para captar la evolución de la cobertura vegetal a partir de información de microondas, por lo general las mismas aplican dos bandas de diferentes frecuencias u ángulos de observación. Esto se puede considerar como una dificultad presente en misiones satelitales como SMAP, la cual cuenta con una única banda y un ángulo fijo de observación. Es por esto que el objetivo principal de este trabajo consiste en el planteo y desarrollo de un modelo de regresión lineal que permita monitorear la cobertura vegetal y determinar las variables de mayor influencia en este proceso. La información empleada en el modelo proviene del radiómetro de microondas pasiva en banda L (SMAP) y del sensor satelital óptico (MODIS).

MATERIALES Y METODOS

ÁREA DE ESTUDIO

La región Pampeana Argentina es una extensa llanura compuesta por dos importantes subregiones denominadas Pampa Seca y Pampa Húmeda. Esta última se encuentra ubicada en el centro-oeste del país y comprende parte de cinco provincias: Buenos Aires, Santa Fe, Entre Ríos, Córdoba y La Pampa. Se extiende entre las latitudes 30° S y 38° S y las longitudes 58° O y 65° O, cubriendo aproximadamente 600.000 km². La Pampa Húmeda consiste en una vasta área comprendida por planicies y praderas herbáceas de pendientes muy bajas, con sistemas serranos de escasa altitud que interrumpen su topografía. En términos generales, la presencia de ríos no es abundante, en cambio sí lo son las lagunas que se encuentran esparcidas por toda la subregión. Su clima es templado cálido con precipitaciones distribuidas a lo largo de todo el año presentando mayor abundancia entre los meses de Septiembre a Abril. Las lluvias disminuyen de norte a sur y de este a oeste, variando entre los 1100 mm y 600 mm anuales. La temperatura media anual, de sur a norte, es de 15°C y 20°C respectivamente. El suelo está formado principalmente por una capa de loes de origen eólico, constituido por elementos finos, con una elevada retención hídrica y una extraordinaria fertilidad. Estas características la convirtieron en una de las regiones naturales de la Argentina con mayor aptitud para el desarrollo agrícola-ganadero. Su producción está basada en esquemas mixtos que implican la rotación entre agricultura y ganadería. Los principales cultivos agrícolas son cereales como el trigo, maíz, avena y sorgo y oleaginosas como el girasol, maní y soja. El sector ganadero se desarrolla tanto en la producción láctea como en la de ganado bovino. La zona de estudio seleccionada para esta investigación se encuentra en el corazón de la Pampa Húmeda, entendida principalmente en la provincia de Córdoba y en menor lugar por las provincias de Buenos Aires, la Pampa y Santa Fe, tal como lo demuestra la figura 1. La geometría de la misma queda configurada por el ancho de las pasadas de las misiones satelitales elegidas (SMAP y Terra).

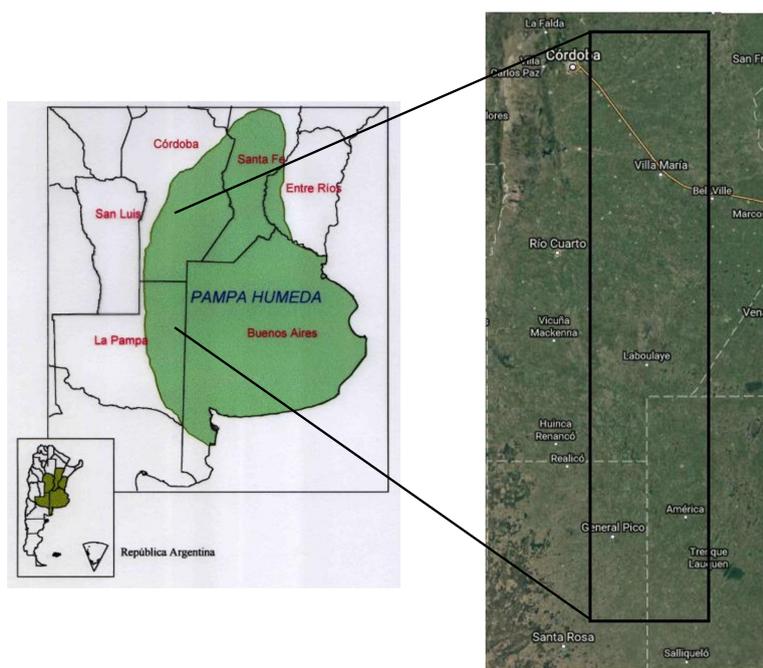


Figura 1: Ubicación del area de estudio utilizada en este trabajo. Región Pampeana húmeda. Argentina.

DATOS SATELITALES

Para llevar adelante esta investigación se utilizaron observaciones de las misiones satelitales Terra y SMAP durante un período de análisis que comprende las fechas de Abril de 2015 hasta Abril del 2016. Se utilizó una imagen por mes para el año en estudio.

El sensor Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) es un radiómetro hiperspectral a bordo de los satélites Terra y Aqua, con resolución temporal de 1 a 2 días, 36 canales distribuidos entre el visible y el infrarrojo térmico y un ancho de barrido de 2330 km (Justice et al., 2002). Estas misiones fueron lanzadas como parte del Sistema de Observación de la Tierra por la Administración Nacional de la Aeronáutica y del Espacio (NASA). Se utilizaron dos productos de MODIS, el MOD13Q1 y MYD16A2. El MOD13Q1 brinda índices de vegetación, de los cuales se tomó el índice Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Estas imágenes son proporcionadas cada 16 días con una resolución espacial de 250 metros como una grilla cuadrículada en la proyección sinusoidal (Huete et al., 2002). El criterio adoptado por este producto considera el máximo NDVI de cada pixel en el periodo de 16 días. El producto MYD16A2 brinda mapas de evapotranspiración cada 8 días con una resolución espacial de 500 metros. Este producto considera la acumulación total de la pérdida de agua de los 8 días.

Por otra parte se utilizaron datos provistos por la misión satelital Soil Moisture Active Passive (SMAP) también puesta en órbita por la NASA en el 2015. La misma combina instrumentos de microondas pasivas y activas en banda L (1.4 GHz) para mapear la superficie en un período de revisita de 2-3 días. Para este análisis utilizamos las variables presentes en el producto SMAP_L3_SM_P (L3 Soil Moisture Passive) que representen características de la vegetación y que como tal permitan monitorear la misma. El radiómetro de exploración de SMAP provee observaciones con un pixel de forma elíptica, que luego es remuestreada en una grilla fija con una resolución espacial 36 km (Entekhabi et al., 2010).

En la tabla 1 se presenta la distribución temporal de las imágenes satelitales SMAP y MODIS.

Tabla 1: Inventario de las imágenes utilizadas

| Fechas MOD13Q1 | Fechas MYD16A2 | Fechas SMAP |
|-----------------------|-----------------------|--------------------|
| 07/04/2015 | 07/04/2015 | 11/04/2015 |
| 25/05/2015 | 25/05/2015 | 26/05/2015 |
| 26/06/2015 | 18/06/2015 | 19/06/2015 |
| 28/07/2015 | 20/07/2015 | 24/07/2015 |
| 29/08/2015 | 29/08/2015 | 30/08/2015 |
| 30/09/2015 | 22/09/2015 | 23/09/2015 |
| 16/10/2015 | 30/09/2015 | 04/10/2015 |
| 17/11/2015 | 17/11/2015 | 21/11/2015 |
| 19/12/2015 | 11/12/2015 | 18/12/2015 |
| 17/01/2016 | 01/01/2016 | 08/01/2016 |
| 18/02/2016 | 10/02/2016 | 14/02/2016 |
| 21/03/2016 | 13/03/2016 | 20/03/2016 |
| 06/04/2016 | 06/04/2016 | 13/04/2016 |

METODO

El modelo se obtuvo mediante el método estadístico Regresión Lineal Múltiple (RLM). Esta técnica trata de explicar el comportamiento de una determinada variable (Y) en función de un conjunto de variables explicativas (X) mediante una relación de dependencia lineal:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \times X_1 + \beta_2 \times X_2 + \dots + \beta_p \times X_p + \varepsilon \quad (1)$$

donde $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ son los parámetros que deben ser estimados, X_1, X_2, \dots, X_p las variables significativas y ε representa el término de perturbación o error.

Existen distintos estadísticos para evaluar la relación entre las variables independientes y la dependiente, así como también para determinar bondad de modelo de regresión. El estadístico "p-valor" se adoptó en este trabajo para evaluar la significancia de las variables independientes y definir las que mayor influencia tienen sobre la variable dependiente (Weisberg, 2005). En este estudio se utilizó como información de entrada los datos provistos por la misión SMAP. Las variables disponibles son las temperaturas de brillo en ambas polarizaciones (TB_V y TB_H), la temperatura de superficie (TS), la humedad del suelo (HS), la opacidad de la vegetación (VOD), el coeficiente de rugosidad (CR) y el albedo (AL). Como variable de salida se emplean los datos del índice de vegetación NDVI del sensor MODIS. La validación del modelo obtenido se realizó mediante una comparación de sus resultados con información del NDVI. Es por ello que previamente se fue variando la cantidad de datos utilizados con el fin de obtener y adoptar una cantidad óptima de datos para las etapas de entrenamiento y validación del modelo. La capacidad del mismo para captar la variación temporal de la vegetación es evaluada por medio de los estadísticos coeficiente de determinación (R²) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE). El análisis se llevó a cabo para el año completo en estudio y la estación primavera-

verano. Esta última se realiza en particular con el fin de evaluar el comportamiento de la vegetación en el período de mayor crecimiento vegetal. La misma incluye los meses de Octubre a Marzo.

RESULTADOS

Las imágenes satelitales utilizadas fueron pre-procesadas mediante el software de procesamiento Environment for Visualizing Images (ENVI). Se les aplicaron los procesos de geo-codificación (únicamente en la misión SMAP), recorte del área de estudio y reproyección. A su vez a las imágenes NDVI se les modificó su resolución espacial a 36 km mediante la técnica 'Nearest Neighbor' para equipararla a la resolución de SMAP y poder luego contrastar los resultados.

Los datos satelitales de las misiones SMAP y Terra fueron empleados en un modelo de regresión lineal múltiple para monitorear el comportamiento del canopy. Antes de aplicar esta metodología se analizó la relación entre las variables de microondas disponibles y el índice de vegetación NDVI a través del estadístico R^2 . Mediante este análisis se comprobó que el parámetro VOD es el que tiene mayor capacidad para explicar la dinámica de la vegetación. Esto se observa claramente en la figura 2, donde la relación entre ambas variables presenta un R^2 de 0.43.

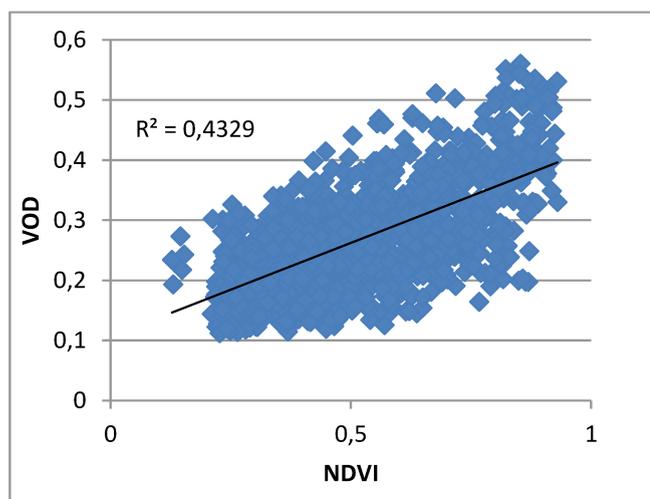


Figura 2: Gráfico de comparación entre la variable de microondas pasivas VOD y el índice NDVI.

A partir de ello se planteó la posibilidad de que VOD podría captar la dinámica temporal de la vegetación tal como lo han evidenciado otros autores (Li et al., 2015; Jones et al., 2011; Lawrence et al., 2014). Para verificar dicha capacidad se graficó la evolución temporal del

índice NDVI junto a la variable opacidad de la vegetación para todo el año en estudio tal como lo muestra la figura 3.

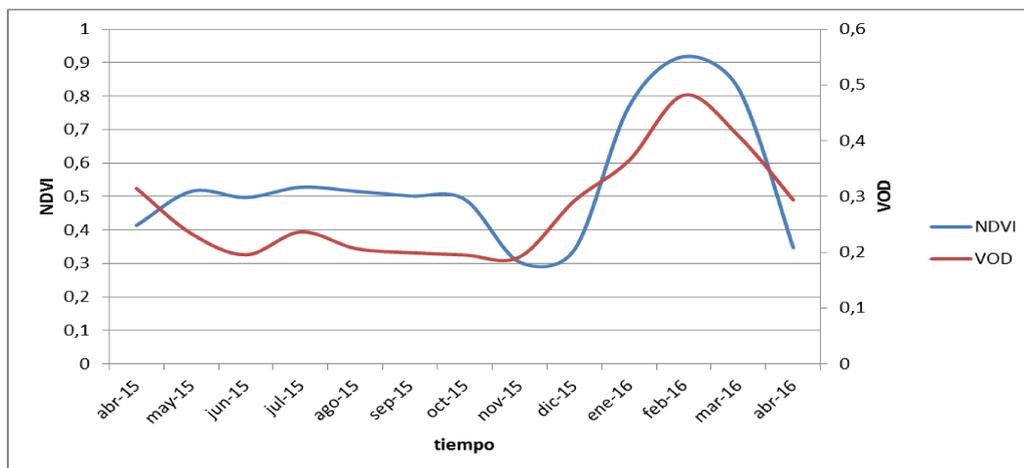


Figura 3: Variación temporal del índice de vegetación NDVI del sensor MODIS y de la variable de microondas pasivas VOD de la misión SMAP para todo el año en estudio.

Seguidamente a este análisis, se aplicó el método de regresión lineal múltiple para cada período de tiempo. En primer lugar, se generó un modelo con el conjunto de datos completos de las variables de microondas (TB_V , TB_H , TS, HS, VOD, CR y AL). Luego, en base a los estadísticos presentes se discriminaron las variables menos significativas (p -valor > 0,05). Los estadísticos indicaron que VOD, TS y CR son las variables con mayor capacidad explicativa de la variable independiente NDVI. Posteriormente, con las variables significativas se procedió a calcular los coeficientes del modelo final. Para esto se determinó la cantidad óptima de datos para entrenar y validar el modelo variando la cantidad de datos utilizados a fin de obtener un porcentaje adecuado para cada proceso. Por esto, la etapa de entrenamiento se realizó con el 60% de los datos y con el restante 40% la validación. El mejor modelo se obtuvo para la estación primavera-verano. Este modelo presentó los coeficientes de determinación de entrenamiento y validación de 0,49 y 0,54 respectivamente, siendo el RMSE de entrenamiento igual a 0,144 mientras que el de validación es de 0,145 (representa el 29% del NDVI medio de 0,5). El modelo aplicado a todo el año en estudio presenta un R^2 de 0,43 y 0,49 para la etapa de entrenamiento y validación respectivamente, presentando un RMSE de 0,139 para el entrenamiento y de 0,130 para la validación (26% del NDVI medio).

Por lo tanto el modelo adoptado es el logrado para los meses primavera-verano, quedando expresado de la siguiente manera:

$$IVm = -2,7938 + 1,2197 \times VOD + 0,0094 \times ST + 2,2757 \times CR \quad (2)$$

donde IVm representa el NDVI aproximado. En la tabla 2 se muestran los coeficientes, error estándar, estadístico-t y p-valor para cada una de las variables explicativas que componen el modelo.

| Parámetro | Coefficiente | Error Estándar | Estadístico t | p-valor |
|------------------------------|--------------|----------------|---------------|----------|
| Constante | -2.7938 | 0.637318 | -3.967 | 8.95e-05 |
| Opacidad de la vegetación | 1.2197 | 0.111653 | 10.752 | < 2e-16 |
| Temperatura de la superficie | 0.0094 | 0.002263 | 3.459 | 0.000614 |
| Coefficiente de rugosidad | 2.2757 | 1.384709 | 2.985 | 0.003050 |

Tabla 2: Análisis de las variables significativas del modelo.

En la figura 4 se muestra la validación de los valores aproximados por el modelo adoptado (fitted values) y los valores de NDVI del producto MOD13Q.

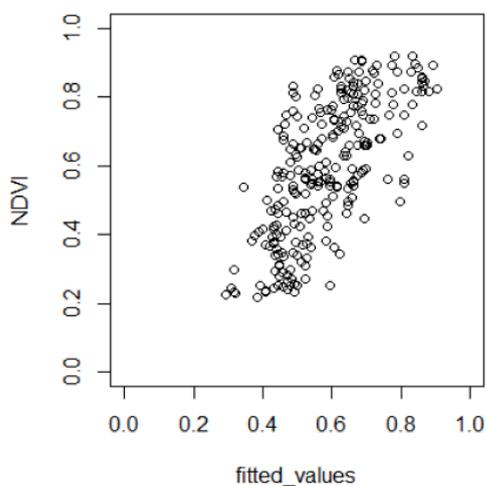


Figura 4: Comparación de los datos del índice de vegetación NDVI de MODIS con los aproximados por el modelo de regresión lineal múltiple adoptado (IVm).

Para completar el análisis se contrastaron las imágenes de una fecha elegida al azar (Febrero-2016). En la figura 5 se observa el índice de vegetación NDVI del sensor MODIS con la imagen resultante de aplicar el modelo de regresión a las variables de SMAP.

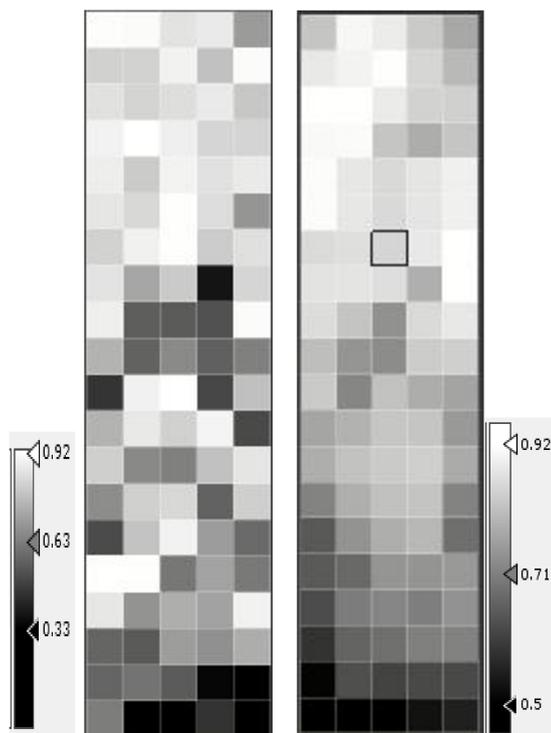


Figura 5: Comparación del índice de vegetación NDVI de MODIS (fig. izquierda) con la imagen lograda de aplicar el modelo de regresión lineal a las variables de microondas pasivas de SMAP (fig. derecha) con las escalas de grises.

Finalmente se comparó el índice de vegetación adoptado con las estimaciones de evapotranspiración brindadas en el producto MYD16A2 de MODIS (Figura 6). Este producto considera la acumulación de la evapotranspiración durante 8 días, por lo que en primer lugar se dividieron los datos por 8 para tener una estimación diaria. En la figura se puede observar una relación exponencial entre ambas variables donde a medida que aumenta la vegetación, la evapotranspiración incrementa exponencialmente. La correlación se expresa en un R^2 de 0,52.

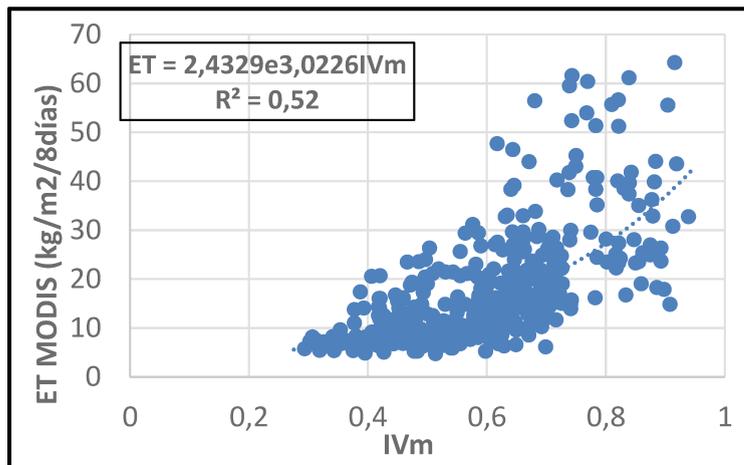


Figura 6: Comparación de los valores aproximados por el modelo adoptado (IVm) y los valores de ET de MODIS.

CONCLUSIONES

El monitoreo de la vegetación es de fundamental importancia para poder evaluar su dinámica, particularmente en el área de estudio debido a su gran capacidad productiva. El sensoramiento remoto de microondas ha demostrado ser una excelente herramienta para este propósito. A lo largo del tiempo, diversas investigaciones han demostrado la utilidad del VOD y de las TB (en sus diferentes polarizaciones) en el monitoreo de la vegetación de la superficie; de las mismas se lograron índices de vegetación que han sido testeados en diferentes lugares del mundo. Hoy en día se dispone escasos indicadores desarrollados para el satélite SMAP, es por esto que en este trabajo se propuso obtener uno.

En los parámetros más destacables, la VOD demostró ser la variable con mayor capacidad para explicar el comportamiento del NDVI. Para el radiómetro de la misión WindSat Li et al. (2015) han encontrado valores de $R=0.86$ ($R^2=0.73$) en la comparación del NDVI con VOD en dos de las frecuencias (10.76 GHz y 18.7 GHz). Por otro lado, realizando el mismo análisis, Jones et al., (2011) hallaron valores de $R=0.66$ ($R^2=0.43$) y $R=0.83$ ($R^2=0.68$) con la frecuencia 18.76 GHz de la misión AMSR-E para patrones de fenología globales y regionales respectivamente. Más recientemente con el lanzamiento de misiones satelitales de microondas pasivas en banda L (1.4GHz) como SMOS los resultados muestran una relación que varía de $R^2=0.32$ a $R^2=0.35$ (Lawrence et al., 2014). Es decir que los resultados obtenidos en este análisis son levemente mejores que los obtenidos para SMOS y comparable a los de otras misiones. En síntesis, la variable VOD provista por SMAP puede captar y registrar la variación temporal de la cobertura vegetal.

Se observa que la VOD tiende a crecer en las estaciones de desarrollo vegetal y a decrecer para el período de menor desarrollo vegetal o senescencia, al igual que el índice NDVI. Lawrence et al. (2014) reportó el mismo comportamiento del VOD, por lo que se lo utilizó para formar un modelo de regresión lineal múltiple junto a las TB_H y TB_V , TS, HS, CR y AL.

El modelo obtenido queda conformado con las variables VOD, TS y CR. Los mejores resultados se obtuvieron para la estación primavera-verano, sin embargo se asemejan a los presentes para el año completo en estudio. Esto nos demuestra sin dudas que la estación otoño-invierno no aporta suficiente información para validar el índice de vegetación NDVI. Si bien estos resultados son preliminares y se requiere de mayor volumen de datos para una evaluación robusta, el modelo adoptado representa la dinámica de la vegetación.

Futuros estudios comprenderían análisis en diferentes tipos de canopeo para evaluar la influencia de los mismos en el comportamiento del parámetro VOD y la comparación del mismo con diferentes índices o productos de vegetación.

BIBLIOGRAFIA

- Becker, F; Choudhury, B. J. 1988. "Relative sensitivity of normalized difference vegetation index (NDVI) and microwave polarization difference index (MPDI) for vegetation and desertification monitoring". *Remote Sensing of Environment*, Volume 24, Pages 297–311.
- Choudhury, B. J.; Tucker, C. J.; Golus, R. E.; Newcomb, W. W. 1987. "Monitoring vegetation using Nimbus-7 scanning multichannel microwave radiometer's data". *International Journal of Remote Sensing*, Volume 8(3), Pages 533-538.
- Entekhabi D.; Njoku E.; O'Neill P.; Kellogg K.; Crow W.; Edelstein W., Entin J., Goodman S., Jackson T., Johnson J., Kimball J., Piepmeier J., Koster R., Martin N.; McDonald K.; Moghaddam M.; Moran S., Reichle R.; Shi J., Spencer M., Thurman S., Tsang L.; Zyl J. 2010. "The soil moisture active passive (SMAP) mission". *Proc. IEEE*, Volume 98(5), Pages 704-716.
- Goward, S. N.; Markham, B.; Dye, D. G.; Dulaney, W.; Yang, J. 1991. "Normalized difference vegetation index measurements from the Advanced Very High Resolution Radiometer". *Remote sensing of environment*, Volume 35(2-3), Pages 257-277.
- Huete, A.; Didan, K.; Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., Ferreira, L. G. 2002. "Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices". *Remote sensing of environment*, Volume 83(1), Pages 195-213.
- Hunt R. E. 1994. "Relationship between woody biomass and PAR conversion efficiency for estimating net primary production from NDVI". *International Journal of Remote Sensing*, Volume 15(8), Pages 1725-1729.
- Jackson, T. J.; Schmugge, T. J. 1991. "Vegetation effects on the microwave emission of soils". *Remote Sensing of Environment*, Volume 36, Pages 203–212.

- Jones, M. O.; Jones, L. A.; Kimball, J. S.; McDonald, K. C. 2011. "Satellite passive microwave remote sensing for monitoring global land surface phenology". *Remote Sensing of Environment*, Volume 115(4), Pages 1102-1114.
- Justice, C. O.; Townshend, J. R. G.; Vermote, E. F.; Masuoka, E.; Wolfe, R. E., Saleous, N.; Roy D.P; Morisette, J. T. 2002. "An overview of MODIS Land data processing and product status". *Remote sensing of Environment*, Volume 83(1), Pages 3-15.
- Kerr, Y. H.; Njoku, E. G. 1990. "A semiempirical model for interpreting microwave emission from semiarid land surfaces as seen from space". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Volume 28, Pages 384-393.
- Kerr Y.; Waldteufel P.; Wigneron J.; Delwart S.; Cabot F.; Boutin J., Escorihuela M., Font J.; Reul N.; Gruhier C., Juglea S.; Drinkwater M.; Hahne A., Martin-Neira M, Meckelenburg S. 2010a. "The SMOS mission: new tool for monitoring key elements of the global water cycle". *Proc. IEEE* Volume 98, Pages 666-687.
- Lawrence, H.; Wigneron, J. P., Richaume, P., Novello, N.; Grant, J., Mialon, A.; Al Bitar A.; Merlin O.; Guyon D.; Leroux D.; Bircher S.; Kerr Y. 2014. "Comparison between SMOS Vegetation Optical Depth products and MODIS vegetation indices over crop zones of the USA". *Remote Sensing of Environment*, Volume 140, Pages 396-406.
- Li, Y.; Shi, J.; Zhao, T. 2015. "Effective vegetation optical depth retrieval using microwave vegetation indices from WindSat data for short vegetation". *Journal of Applied Remote Sensing*, Volume 9(1), Pages 096003-096003.
- Min, Q., Lin, B. 2006. "Remote sensing of evapotranspiration and carbon uptake at Harvard Forest". *Remote Sensing of Environment*, Volume 100, Pages 379-387.
- Myneni, R. B.; Ganapol, B. D. 1992. "Remote sensing of vegetation canopy photosynthetic and stomatal conductance efficiencies". *Remote Sensing of Environment*, Volume 42, Pages 217-238.
- Sellers, P. J.; Berry, J. A.; Gollatz, G. J.; Field, C. B.; Hall, F. G. 1992. "Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration, III, A reanalysis using improved leaf models and a new canopy integration scheme". *Remote Sensing of Environment*, Volume 42, Pages 187-216.
- Shi, J.; Jackson, T.; Tao, J.; Du, J.; Bindlish, R.; Lu, L.; Chen, K. S. 2008. "Microwave vegetation indices for short vegetation covers from satellite passive microwave sensor AMSR-E". *Remote Sensing of Environment*, Volume 112, Pages 4285-4300.
- Shi, J.; Li, Y. 2012. "Microwave vegetation index from SMOS". *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Pages 194-197.
- Paloscia, S.; Pampaloni, P. 1992. "Microwave vegetation indexes for detecting biomass and water conditions of agricultural crops". *Remote Sensing of Environment*, Volume 40, Pages 15-26.
- Pampaloni, P.; Paloscia, S. 1986. "Microwave emission and plant water content: A comparison between field measurements and theory". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* Volume 6, Pages 900-905.
- Weisberg, S. 2005. "Applied Linear Regression, Third Edition". Hoboken NJ: Wiley. doi:10.1002/0471704091.

Anexo B

Estimación de la
evapotranspiración real en zonas
de llanura mediante productos de
humedad de suelo de la misión
SMAP. *Revista Asociación
Española de Teledetección.*

Estimación de la evapotranspiración real en zonas de llanura mediante productos de humedad de suelo de la misión SMAP

Walker, E.*^{1,2}, García, G. A.¹, Venturini, V.¹

¹Centro de Estudios Hidro-Ambientales, Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas (FICH), Universidad Nacional del Litoral (UNL). Ciudad Universitaria. Ruta Nacional N° 168 – km 472,4. (3000) Santa Fe, Argentina.

²Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET). Argentina.

Resumen: La evapotranspiración (ET) es un proceso importante en el ciclo hidrológico y en el balance energético de la superficie terrestre. En las últimas décadas, la teledetección ha aportado información muy valiosa a la hora de cuantificar la ET. Sin embargo, recién en los últimos años se han desarrollado metodologías que utilizan datos de sensores pasivos de microondas, como los de la misión “Soil Moisture Active Passive” (SMAP). En este trabajo, se presenta una formulación para determinar la evapotranspiración relativa y ET con datos *in situ* y de microondas. La metodología se basa en una modificación de la ecuación original de Komatsu (2003) en la que se introdujo un parámetro de calibración que representa el efecto de la velocidad del viento y la vegetación y permite estimar la evapotranspiración relativa. Esta nueva ecuación es utilizada en la relación complementaria de Bouchet junto a la ecuación de Priestley y Taylor, para estimar la ET a escala regional. Los resultados obtenidos fueron comparados con datos observados en el área de Southern Great Plains - USA (SGP), indicando que el nuevo modelo estima la ET con un error medio cuadrático (RMSE) de 0,88 mm d⁻¹ y un coeficiente de determinación (R²) superior a 0,8. El modelo calibrado fue aplicado en un período extremadamente húmedo en la Región Pampeana de Argentina arrojando resultados que se aproximaron a tasas potenciales.

Palabras clave: evapotranspiración, humedad de suelo, SMAP, evapotranspiración relativa.

Actual evapotranspiration estimation over flat lands using soil moisture products from SMAP mission

Abstract: Evapotranspiration (ET) is an important process in the water cycle and in the land-surface energy balance. Over the last decades, remote sensing has provided valuable information to quantify ET. However, methodologies that use data from microwave passive sensors, such as “Soil Moisture Active Passive” (SMAP) mission, have been recently developed. In this work, a formulation to derive the relative evapotranspiration and ET from *in situ* and microwave data, is presented. The methodology is based on a modification of the original Komatsu (2003) equation by introducing a calibration parameter to represent the wind speed and vegetation effects and estimate the relative evapotranspiration. This new equation was used on the Bouchet’s complementary relationship with the Priestley-Taylor’s equation, to estimate ET at regional scales. The results were compared with observed data in the Southern Great Plains – USA (SGP) area, indicating that the new model estimated ET with a root mean square error

To cite this article: Walker, E., García, G. A., Venturini, V. A. 2018. Actual evapotranspiration estimation over flat lands using soil moisture products from SMAP mission. *Revista de Teledetección*, 52, 17-26. <https://doi.org/10.4995/raet.2018.10566>

* Corresponding author: ewalker@fich.unl.edu.ar

(RMSE) of 0.88 mm d⁻¹ and a coefficient of determination (R²) greater than 0.8. The calibrated model was applied in an extremely humid period in Argentinean Pampas region with results near to potential rates.

Key words: evapotranspiration, soil moisture, SMAP, relative evapotranspiration.

1. Introducción

La evapotranspiración (ET) representa la pérdida de agua de una superficie a través de los procesos simultáneos de evaporación y transpiración. Por lo que la comprensión de la distribución espacial de esta variable es de fundamental importancia para aplicaciones ambientales, forestales e hidrológicas.

La teledetección mostró tener gran potencial para el monitoreo de la ET en vastas extensiones (Ma *et al.*, 2012). Su cuantificación a partir de imágenes satelitales es considerada la forma más económica de monitoreo que se dispone hasta la actualidad (Tang *et al.*, 2010). Así, en las últimas décadas se han desarrollado metodologías que estiman la ET a partir de información satelital con diferentes escalas espaciales y temporales.

Hu y Jia (2015) sugirieron que los algoritmos más populares se pueden categorizar como: métodos regresivos simplificados (Carlson *et al.*, 1995; Wang y Liang, 2008), métodos del trapecio o triángulo (Jiang e Islam, 2001; Minicapilli *et al.*, 2016), métodos basados en el balance de energía en la superficie (Bastiaanssen *et al.*, 1998; Su, 2002) y métodos tradicionales para estimar ET, como por ejemplo las ecuaciones de Penman-Monteith o Priestley y Taylor (de aquí en adelante ET_{PT}), combinadas con datos satelitales (Venturini *et al.*, 2008; Girolimetto y Venturini, 2013; Knipper *et al.*, 2017).

Los sensores ópticos proveen la información necesaria para resolver las metodologías mencionadas con una resolución espacial de moderada a muy buena, aunque es conocido que tienen una resolución temporal baja. Los satélites como *Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) y Landsat, se destacan por ser una fuente de índices de vegetación (IV) y temperatura de superficie (Ts), dos variables superficiales importantes para la ET. Por otra parte, la humedad de suelo (HS) es otra de las variables ambientales que controla el intercambio de calor sensible y latente

(Entekhabi *et al.*, 2014), y debe ser incorporada en el cálculo de ET.

Los sensores pasivos de microondas son una fuente importante de datos de HS. Estos sensores tienen una buena resolución temporal (aproximadamente tres días) y una baja resolución espacial. Sin embargo, son insensibles a las condiciones atmosféricas por lo que ofrecen un gran potencial para monitorear ecosistemas de gran escala. Por lo tanto, algunas iniciativas recientes se han orientado en explorar la incorporación de estos datos en los modelos de ET. Barraza *et al.* (2015) propusieron la combinación de IV provenientes de sensores pasivos de microondas y ópticos para calcular ET. Li *et al.* (2015) incorporaron datos de HS provistos por un sensor polarimétrico en banda L a bordo de un VANT, en un modelo de balance de energía. Recientemente, Knipper *et al.* (2017) estimaron la ET utilizando productos de MODIS y mapas de HS de la misión “Soil Moisture Ocean Salinity” (SMOS).

En la región Pampeana de Argentina el conocimiento de la ET adquiere gran relevancia por ser el área más productiva del país. Recientemente se han publicado estimaciones de ET para esta región utilizando datos satelitales ópticos, solos o junto a datos observados *in situ* (Carmona y Rivas, 2011; Marini *et al.*, 2017; Carmona *et al.*, 2018). No obstante, los trabajos mencionados no consideran el efecto directo de la HS en el cálculo de ET.

Una fuente importante de mapas globales de HS es la misión “Soil Moisture Active Passive” (SMAP), puesta en órbita por la “National Aeronautics and Space Administration” (NASA) en el 2015. Actualmente, la misión cuenta con un sensor pasivo de microondas en banda L (1,4 GHz) para monitorear el estado hídrico de la superficie cada 2-3 días (Entekhabi *et al.*, 2014).

En este trabajo se propone aprovechar las ventajas de las imágenes de sensores pasivos de microondas, combinándolas con observaciones terrestres, en una ecuación simple y robusta. La metodología propuesta incorpora la HS de SMAP

en la evapotranspiración relativa β_m derivada de la expresión de Komatsu (2003). La combinación de β_m , la relación complementaria de Bouchet (1963) y la formulación de ET_{PT} (Priestley y Taylor, 1972) resulta en una expresión que permite estimar la ET media diaria a nivel regional, con una escala espacial variable.

2. Metodología

En las últimas décadas, muchas investigaciones estudiaron la relación entre la ET y la HS, sin embargo, el trabajo de Komatsu (2003) se destaca por la expresión analítica resultante de la relación entre HS y la evaporación relativa (β). Komatsu (2003) demostró experimentalmente que la evaporación relativa, definida como la razón entre la evaporación de una superficie no saturada y la de una superficie cubierta de agua, estaría directamente relacionada con la condición de humedad de la superficie. La forma general de la relación encontrada fue,

$$\beta = 1 - \exp\left(\frac{-HS}{HS_c}\right) \quad (1)$$

donde HS_c es el contenido de agua volumétrico característico, parámetro que caracteriza el tipo de suelo y la velocidad del viento, y toma la forma de $HS_c = HS_{co} (1 + \gamma/r_a)$; donde HS_{co} es la fracción volumétrica característica, γ es la resistencia a la evaporación característica y r_a la resistencia a la evaporación.

El estudio de Komatsu fue realizado en superficies de suelo desnudo donde las tasas de evaporación alcanzaron valores extremos de 1, ($\beta=1$) cuando la HS llega a valores de saturación (HS_{sat}). En superficies vegetadas, Detto *et al.* (2006) sugirieron que la evapotranspiración relativa nunca alcanza el valor máximo de 1 para valores altos de HS. Sin embargo, estos autores no derivaron la función analítica de sus experimentos, aunque se puede observar que los resultados son compatibles con la expresión derivada por Komatsu (2003). Por otra parte, el cálculo de HS_c involucra la resistencia aerodinámica en suelos desnudos, por lo que en este trabajo se propone modificar la expresión de β para involucrar el efecto de la vegetación en el cálculo de HS_c . La nueva expresión de la evapotranspiración relativa, β_m , se obtuvo incorporando un parámetro de calibración que considere los

resultados publicados por Detto *et al.* (2006), que simplifica la expresión de HS_c y no requiere información de la velocidad del viento.

La expresión de HS_c se obtuvo reemplazando β en la ecuación (1), por el parámetro X cuando $HS = HS_{sat}$, donde X representa la máxima evapotranspiración relativa de una superficie mixta saturada. La expresión de HS_c resultó,

$$HS_c = \frac{-HS_{sat}}{\ln(1 - X)} \quad (2)$$

y β_m , puede ser estimada de la siguiente manera,

$$\beta_m = \frac{ET}{ET_{pot}} = 1 - \exp\left(\frac{-HS}{-HS_{sat}/\ln(1 - X)}\right) \quad (3)$$

donde HS es la humedad del suelo de cualquier superficie, HS_{sat} es la humedad de una superficie saturada y X es un parámetro que implícitamente representa la resistencia aerodinámica de la vegetación.

Cabe mencionar que es necesario realizar una investigación profunda para definir la forma de la ecuación de β_m . La calibración del parámetro X propuesto en este trabajo requiere de datos observados de ET y HS para poder ajustar su valor con la ecuación (3). De hecho, en este proceso será clave la modelación u observación de ET_{pot} que sin duda influenciará el valor calibrado de X. En base a los resultados publicados por Detto *et al.* (2006) se espera que X varíe entre valores de 0,6 y 0,9 para superficies vegetadas y tome el valor 1 para superficies con cobertura arbórea. El coeficiente β_m , es capaz de representar diferentes condiciones de evapotranspiración relativa para una superficie con HS y cobertura vegetal variable. Por ejemplo, en superficies secas, la HS va a tender a cero y luego $\beta_m \approx 0$, y $ET \approx 0$. En superficies húmedas, la HS se aproximará a HS_{sat} , y $\beta_m \approx X$, y $ET \approx ET_{pot}$.

El cálculo de ET a escala regional, es formulado utilizando la ecuación complementaria de ET propuesta por Bouchet, la ecuación de ET_{PT} y la ecuación de β_m .

Bouchet (1963) argumenta que la ET regional puede ser estimada como una función complementaria de la evapotranspiración potencial (ET_{pot}) y de la evapotranspiración de ambiente húmedo (ET_w), para un amplio rango de energía disponible. Este argumento dio origen a la siguiente ecuación:

$$ET + ET_{pot} = 2ET_w \quad (4)$$

donde ET_w es la evapotranspiración que ocurre cuando $ET=ET_{pot}$. Esta relación asume que el incremento en ET es complementado por un decremento igual en la ET_{pot} .

Por lo tanto, la ecuación de ET (llamada como ET_{SM} , de aquí en adelante) es derivada combinando $ET_{pot}=ET/\beta_m$ y la ecuación (4), donde ET_w es calculada por la fórmula de ET_{PT} ,

$$ET_{SM} = \left(\frac{2\beta_m}{\beta_m + 1} \right) ET_w = \left(\frac{2\beta_m}{\beta_m + 1} \right) \left[\alpha \left(\frac{\Delta}{\Delta + \gamma} \right) (R_n - G) \right] \quad (5)$$

donde α es el parámetro de ET_{PT} , γ es la constante psicrométrica, Δ es la pendiente de la curva de presión de vapor de saturación, β_m el nuevo coeficiente de evapotranspiración relativa, R_n la radiación neta y G el flujo de calor del suelo.

La formulación propuesta extiende la ecuación de ET_w para superficies vegetadas con diferentes condiciones de humedad, asumiendo que la HS y la energía disponible son los principales forzantes de la ET.

3. Área de estudio y datos

3.1. Área de estudio

La metodología se calibró en la región denominada Southern Great Plains (SGP) en los Estados Unidos de América y se aplicó en la región Pampeana de Argentina, con el fin de analizar

la ET en la primavera-verano del hemisferio Sur del período 2015-2016, que fue extremadamente húmedo. La región de SGP fue seleccionada para la calibración ya que se encuentra instrumentada para medir flujos de calor y por ser una zona con características similares a las de la zona de aplicación. Por lo que se calibró el modelo en la región de SGP considerando las fechas que integraran el período de primavera-verano.

La región de SGP está ubicada entre las latitudes $34,5^\circ$ N y $38,5^\circ$ N y las longitudes $-95,3^\circ$ O y $-99,5^\circ$ O, (ver Figura 1-a). En general, esta región se caracteriza por un terreno plano con una elevación que aumenta de Este a Oeste. El clima es semiárido-subtropical, donde los inviernos son fríos y secos, y los veranos son calurosos. La temperatura del aire (T_a) media anual varía de 14° C a 18° C y las precipitaciones oscilan entre 490 y 740 mm, principalmente durante los meses de verano. La velocidad del viento promedio anual a 10 m de altura varía de 3 a 4,5 m/s. La región tiene una cobertura vegetal heterogénea, dominada por vegetación de pradera mezclada con cultivos y bosques.

En Argentina la metodología fue aplicada en la zona de influencia de la ciudad de Monte Buey, un área localizada en el sudeste de la provincia de Córdoba ($-32^\circ 55'$ S, $-62^\circ 27'$ O, ver Figura 1-b). La región se caracteriza por ser una extensa llanura fértil con pendientes inferiores a 0,5% (Bedano

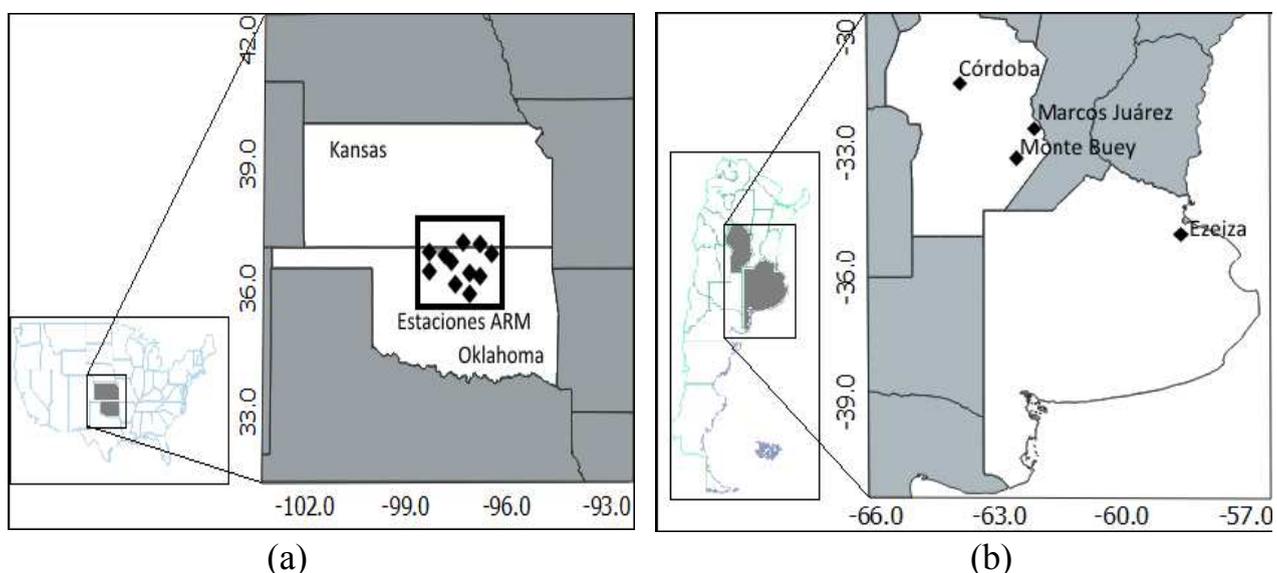


Figura 1. a) Región de Southern Great Plains, Estados de Kansas y Oklahoma, Estados Unidos de América. Ubicación de las estaciones del programa Atmospheric Radiation Measurement (ARM). b) Región de Monte Buey, Provincia de Córdoba, Argentina. Ubicación del INTA Marcos Juárez y de los sitios de medición de radiosondeo (Córdoba y Ezeiza).

et al., 2016). Esta zona presenta un clima continental con una T_a media anual de $17,4\text{ }^\circ\text{C}$, la que varía desde $24,3\text{ }^\circ\text{C}$ para el mes de enero a $10,5\text{ }^\circ\text{C}$ para el mes de julio. La precipitación se acumula principalmente entre los meses de septiembre a abril, y alcanza una media anual de 920 mm . La velocidad del viento promedio anual a 10 m de altura alcanza el valor de 3 m/s . Los suelos típicos de la zona son Argiudoles, los cuales son adecuados para el desarrollo de actividades agrícolas-ganaderas por su buen drenaje y fertilidad (Thibeault *et al.*, 2015). La cobertura vegetal alterna cultivos como soja y maíz, pasturas como por ejemplo sorgo y alfalfa y praderas naturales.

3.2. Datos

Los datos utilizados para la calibración consistieron de datos *in situ* e imágenes de HS de microondas para el período primavera-verano del año 2016. Específicamente para las fechas 08/06/2016, 16/06/2016, 24/06/2016, 10/07/2016, 18/07/2016 y 26/07/2016.

Los datos observados de SGP fueron obtenidos del programa “Atmospheric Radiation Measurement” (ARM), el cual opera y mantiene estaciones de tipo Razón de Bowen (EBBR) para medir el balance de energía a nivel de la superficie. El sistema EBBR estima los flujos verticales de calor latente y sensible cada 30 minutos a escala local. Las estaciones también registran un conjunto de variables ambientales importantes, como ser HS, T_s , T_a , velocidad del viento, presión atmosférica, entre otras.

Las estaciones operativas durante el año 2016 fueron E9, E11, E12, E13, E15, E32, E34, E35, E36, E39 y E40, distribuidas en zonas ganaderas de pasturas naturales, en áreas cultivadas con trigo, o en zonas de pasturas aún no explotadas (<http://www.arm.gov>). Las observaciones de ARM han sido utilizadas con propósito de validación en diferentes investigaciones (Venturini *et al.*, 2008; Girolimetto y Venturini *et al.*, 2013; Zhu *et al.*, 2017).

Los datos de microondas fueron adquiridos de la misión SMAP (<http://smap.jpl.nasa.gov>), que tiene a bordo un sensor pasivo de microondas en banda L ($1,4\text{ GHz}$) (Entekhabi *et al.*, 2014). Para este estudio se utilizó el producto SMAP_L3_SM_P

del cual se tomó información de HS para calcular β_m . SMAP_L3_SM_P es un producto global generado mediante la composición diaria de los productos de media órbita SMAP_L2_SM_P, con una resolución temporal promedio de 3 días y una resolución espacial de 36 km .

La zona de Monte Buey, Argentina, no se encuentra dentro de una extensa red de estaciones meteorológicas, por lo que para aplicar la metodología se utilizaron datos meteorológicos de radiosondas junto con mapas de HS de SMAP. Específicamente se utilizó el promedio de los datos de radiosondeo de la ciudad de Córdoba y Ezeiza, en Argentina, que abarcan el área de estudio, tomados de la base de datos de la Universidad de Wyoming (<http://weather.uwyo.edu/upperair/sounding.html>). Los datos utilizados fueron la temperatura punto rocío, T_a , humedad relativa y presión atmosférica de los días analizados, con los que se calculó la R_n y G diaria.

Los resultados se compararon con mapas de ET del producto MYD16A2 de MODIS y estimaciones de ET_{pot} del Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA) de la ciudad de Marcos Juárez. El objetivo de esta comparación fue controlar que los valores del modelo estén por debajo de ET_{pot} aunque no muy alejados dado que fue un año extremadamente húmedo. En el área de Monte Buey se dispone de datos de HS de una red de mediciones *in situ*, con los cuales se validaron las estimaciones de HS del producto de SMAP. Se analizaron un total de 19 imágenes, correspondientes a las fechas 02/09/2015, 10/09/2015, 23/09/2015, 04/10/2015, 28/10/2015, 02/11/2015, 13/11/2015, 21/11/2015, 18/12/2015, 28/12/2015, 08/01/2016, 19/01/2016, 27/01/2016, 04/02/2016, 14/02/2016, 25/02/2016, 01/03/2016, 12/03/2016 y 20/03/2016.

4. Resultados

4.1. Pre-procesamiento de los datos

Las imágenes de SMAP y MODIS fueron georreferenciadas en coordenadas geográficas (latitud y longitud) conservando la resolución espacial original. El producto MYD16A2 provee una composición de ET en 8 días, por lo que se convirtió en ET diaria dividiendo los valores de las imágenes por 8.

La estimación de HS_{sat} para SGP se obtuvo de la clasificación de la textura del suelo propuesta por Chang *et al.* (2003). Los autores sugirieron que los tipos de suelo predominantes en el área de estudio eran franco y franco-limoso. Cosby *et al.* (1984) encontraron que dichas texturas tienen una HS_{sat} de 48% y 44% respectivamente. En este trabajo, se adoptó el HS_{sat} más alto con el fin de englobar todas las posibles condiciones de saturación para la región. Los suelos Argiudoles típicos de la región Pampeana Argentina se caracterizan por una textura franco-limoso, con porcentajes de limo que superan el 60% (INTA, 1978). Cosby *et al.* (1984) sugirieron que estos suelos tienen un HS_{sat} de 44%, por lo que se adoptó dicho valor en esta zona de estudio.

Las variables R_n y G para SGP se obtuvieron integrando las mediciones diarias que brindan las estaciones EBBR cada media hora e interpolándolas por el método de ponderación inversa (IDW, por sus siglas en inglés) para obtener mapas de cada variable en el área de estudio. El mismo procesamiento se aplicó al parámetro Δ calculado con mapas interpolados de T_a . Con el mismo criterio, en Argentina, R_n y G se calcularon con datos medios diarios de los radiosondeos, como se explicó anteriormente.

4.2. Calibración de ET_{SM} para SGP

El parámetro X fue calibrado variando su valor de 0,80 a 0,95 y contrastando los resultados obtenidos con las observaciones de ET. El contraste se cuantificó mediante el error medio cuadrático (RMSE, por sus siglas en inglés). Para $X=0,80$ el valor de RMSE fue $1,70 \text{ mm d}^{-1}$, y para $X=0,85$ el error bajó a $1,30 \text{ mm d}^{-1}$. El menor error se obtuvo para $X=0,90$ con un RMSE de $0,88 \text{ mm d}^{-1}$, mientras que para $X=0,95$ el RMSE fue de $0,95 \text{ mm d}^{-1}$. Por lo tanto, el valor de X fue calibrado en 0,90.

Las estimaciones de ET de las formulaciones ET_{SM} y ET_{PT} se contrastaron con datos de ET observados. Se compararon las medias de la ET observada con las obtenidas por cada metodología. La ET observada arrojó un valor medio de $7,56 \text{ mm d}^{-1}$ para el período de estudio considerado. La media de las estimaciones de ET_{SM} se aproximó a la observada con un valor de $7,30 \text{ mm d}^{-1}$. Por otro lado, ET_{PT} superó a la ET media de los datos *in situ* con un valor de $10,74 \text{ mm d}^{-1}$.

Para analizar la bondad de los métodos seleccionados, se calcularon los estadísticos coeficiente de determinación (R^2), RMSE y sesgo, según lo propuesto por Willmott (1982). Los estadísticos indicaron que existe una buena relación entre los datos estimados por ET_{SM} y los datos a campo. El método de ET_{SM} arrojó un valor de 0,88 y $0,26 \text{ mm d}^{-1}$ para el RMSE y sesgo, respectivamente. La metodología ET_{PT} mostró un RMSE de $3,50 \text{ mm d}^{-1}$ y un sesgo de $-3,17 \text{ mm d}^{-1}$ al compararla con los datos observados. Los coeficientes de determinación fueron de 0,81 y 0,54 para la formulación de ET_{SM} y ET_{PT} , respectivamente.

La contrastación entre las observaciones de ET y las estimaciones de ET_{SM} y ET_{PT} , se muestra en la Figura 2. Se observa un ajuste con baja dispersión entre la ET observada y las estimaciones de ET_{SM} , indicando que la metodología es apropiada para aproximar la ET en grandes escalas.

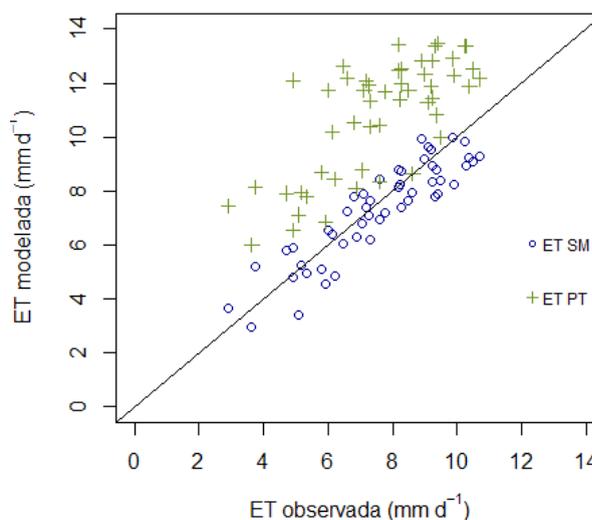


Figura 2. Comparación de las estimaciones de ET_{SM} y ET_{PT} con los datos de ET observados en la región de SGP. Los puntos representan los datos diarios de las estaciones EBBR para el período 06/2016-07/2016. La línea negra indica la recta 1:1.

4.3. Aplicación en la Región Pampeana Argentina

Como se mencionó, en Argentina no se disponen de suficientes observaciones *in situ* de ET, por lo que se calibró el modelo en SGP, una región con características similares. Así, se aplicó ET_{SM} en la región de Monte Buey considerando $X=0,9$

y los resultados se contrastaron con la ET_{pot} que brinda la estación meteorológica del INTA de Marcos Juárez y la ET del producto MYD16A2 (ver Figura 3). Si bien el modelo se aplicó en toda la región de Monte Buey, la comparación de los resultados obtenidos, se realizó para los sitios que conforman la red de mediciones de HS. Los resultados obtenidos arrojan una diferencia en términos de RMSE de $3,00 \text{ mm d}^{-1}$ y un sesgo de $-2,45 \text{ mm d}^{-1}$ con respecto al producto de ET de MODIS. En relación a los datos del INTA, el RMSE fue de $1,6 \text{ mm d}^{-1}$ y el sesgo de $-1,05 \text{ mm d}^{-1}$. El coeficiente de determinación fue de 0,20 y 0,55 para MODIS e INTA, respectivamente.

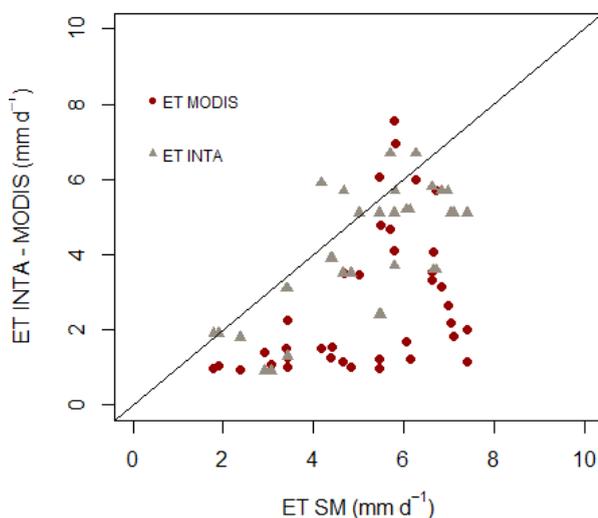


Figura 3. Contraste entre las estimaciones del método ET_{SM} con los datos de ET_{pot} del INTA Marcos Juárez y las estimaciones del producto MYD16A2 para la región de Monte Buey. Los puntos representan los datos diarios de los sitios de la red de mediciones de HS.

En el periodo simulado se presentó un fenómeno climático El Niño, con precipitaciones severas y desbordes de los ríos, por lo que la superficie se saturó en muchos sectores del sur de la Provincia de Córdoba. Por este motivo los valores de ET simulados se aproximaron a las estimaciones de ET_{pot} del INTA y fueron superiores a los que distribuye MODIS.

5. Discusión de los Resultados

En este estudio se modificó la expresión desarrollada por Komatsu (2003) incorporando un parámetro de calibración X que permite

transformar el cálculo de la evaporación relativa (β) a evapotranspiración relativa (β_m), considerando superficies vegetadas y sin información de la velocidad del viento. No obstante, la aplicación de esta metodología implica calibrar el parámetro X para cada área de estudio, siendo una limitante en zonas donde los datos a campo son escasos.

Detto *et al.* (2006) mostraron que la evapotranspiración relativa máxima varía entre 0,6 a 0,9, aunque no derivaron la función analítica de sus experimentos. El resultado de calibrar el modelo con datos de observaciones *in situ* en SGP, determinó un valor óptimo de $X=0,90$, indicando que los rangos sugeridos por Detto *et al.* (2006) son los adecuados para representar la relación entre ET y ET_{pot} en superficies mixtas. Cabe mencionar que la calibración de X se realizó con observaciones de ET , por lo que la estructura del modelo complementario influye en el valor de X . Las estimaciones del modelo ET_{SM} se aproximaron a los datos de las estaciones EBBR con un RMSE de $0,88 \text{ mm d}^{-1}$ y un sesgo de $0,26 \text{ mm d}^{-1}$, sugiriendo que el modelo propuesto representa las mediciones *in situ* apropiadamente.

El modelo ET_{SM} calibrado se aplicó en la zona de Monte Buey con el fin de estudiar la ET en el período primavera 2015-verano 2016, considerado como el más húmedo en los últimos años. Los resultados mostraron las menores diferencias con respecto a la ET_{pot} como era esperado. Por otro lado, diferentes estudios han demostrado que el producto MYD16A2 estima la ET con errores, en general subestimándola (Ramoelo *et al.* 2014; Hu *et al.*, 2015; Autovino *et al.*, 2016), lo cual justifica los resultados encontrados en este estudio.

Además, se analizaron los resultados obtenidos en el contexto de las tendencias científicas actuales, por lo que se compararon con los resultados de otros autores. Por ejemplo, Venturini *et al.* (2008) reportaron valores de $1,20 \text{ mm d}^{-1}$ y $-0,38 \text{ mm d}^{-1}$ para el RMSE y sesgo, respectivamente. Más tarde, Girolimetto y Venturini (2013) estimaron la ET con un RMSE de $1,80 \text{ mm d}^{-1}$ y un sesgo de $0,55 \text{ mm d}^{-1}$. Wang y Liang (2008) reportaron un error de $1,00 \text{ mm d}^{-1}$ y un coeficiente de correlación de 0,92. Carmona y Rivas (2011) estimaron ET para la Provincia de Buenos Aires, Argentina con errores de 0,98 y $1,40 \text{ mm d}^{-1}$ para una parcela de pastura y soja, respectivamente. Barraza *et al.* (2015) obtuvieron valores de RMSE entre 0,60

y $0,86 \text{ mm d}^{-1}$ y R^2 de $0,37$ a $0,72$ combinando información óptica y de sensores pasivos de microondas. Li *et al.* (2015) incorporaron la HS en un modelo de balance de energía y estimaron la ET diaria con errores de $0,28$ - $0,42 \text{ mm d}^{-1}$. Knipper *et al.* (2017) empleando datos de la misión satelital SMOS, obtienen coeficientes de correlación de $0,63$ a $0,83$ y valores de RMSE de $1,40$ a $3,37 \text{ mm d}^{-1}$. Marini *et al.* (2017) calcularon ET con productos MODIS en la provincia de Buenos Aires, y obtuvieron un R^2 de $0,69$ con respecto a la ET derivada de datos meteorológicos. Más recientemente, Carmona *et al.* (2018) utilizaron datos de satélite CERES y estimaron la ET de referencia para la región Pampeana Argentina, con RMSE de $0,8$ a $1,1 \text{ mm d}^{-1}$. Por lo tanto, los resultados de ET_{SM} obtenidos aquí, son comparables con los publicados por otros autores.

6. Conclusiones

En este estudio se enriqueció la formulación de la evaporación relativa, β , de Komatsu incorporando un parámetro de calibración X que involucra el efecto de la vegetación y permite estimar la evapotranspiración relativa, β_m . La expresión presentada en este trabajo representa intrínsecamente el efecto de la velocidad del viento, sin necesidad de cuantificar la resistencia aerodinámica. Por lo tanto, esta nueva formulación permitiría extender la expresión derivada por Komatsu a superficies con diferentes niveles de HS disponible, coberturas de suelo y dinámicas del viento, aunque implica la calibración de X en cada área de estudio que se quiera evaluar.

La metodología propuesta se derivó independientemente de la fuente de datos, dando como resultado un modelo flexible, capaz de asimilar diferentes fuentes de datos. Por lo tanto, la fusión de datos de sensores pasivos de microondas y ópticos podría mejorar la resolución espacial de los mapas de ET. En particular, en este trabajo, se combinaron datos observados *in situ* junto a datos de la misión SMAP para calibrar y aplicar el modelo. Por otra parte, para estimar la ET se consideró el valor de HS_{sat} constante para toda la región. Sin embargo, es posible que la distribución espacial de las estimaciones de ET_{SM} se pueda mejorar utilizando mapas de textura del suelo para la estimación de β_m .

Los resultados preliminares de la metodología propuesta sugirieron que el modelo representa los datos observados a campo y que la combinación de la ecuación β_m , la relación complementaria de Bouchet y ET_{PT} , permitiría aproximar la ET con adecuada precisión. En efecto, el modelo arrojó en SGP un valor de $0,88$ y $0,26 \text{ mm d}^{-1}$ para el RMSE y sesgo, respectivamente. La aplicación en la región de Monte Buey arrojó estimaciones de ET cercanas a las tasas potenciales, lo cual era esperado dadas los elevados niveles de humedad característica del período de estudio considerado.

Si bien los resultados presentados en este trabajo son preliminares, los mismos indican que el modelo representa adecuadamente el comportamiento de la ET, considerando el estado de la superficie, la cobertura del suelo, el efecto de la velocidad del viento y la energía disponible para evapotranspirar.

Referencias

- Autovino, D., Minacapilli, M., Provenzano, G. 2016. Modelling bulk surface resistance by MODIS data and assessment of MOD16A2 evapotranspiration product in an irrigation district of Southern Italy. *Agricultural Water Management*, 167, 86-94. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2016.01.006>
- Barraza, V., Restrepo-Coupe, N., Huete, A., Grings, F., Van Gorsel, E. 2015. Passive microwave and optical index approaches for estimating surface conductance and evapotranspiration in forest ecosystems. *Agricultural and Forest Meteorology*, 213, 126-137. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.06.020>
- Bastiaanssen, W.G.M., Meneti, M., Feddes, R.A., Holtslag, A.A.M. 1998. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL) 1. Formulation. *Journal of Hydrology*, 212, 19-212. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00253-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00253-4)
- Bedano, J.C., Domínguez, A., Arolfo, R., Wall, L.G. 2016. Effect of Good Agricultural Practices under no-till on litter and soil invertebrates in areas with different soil types. *Soil and Tillage Research*, 158, 100-109. <https://doi.org/10.1016/j.still.2015.12.005>
- Bouchet, R.J. 1963. Évapotranspiration Réelle Et Potentielle Signification Climatique. *International Association of Science and Hydrology*, 62, 134-162.
- Carlson, T.N., Capehart, W.J., Gillies, R.R. 1995. A new look at the simplified method for remote sensing of daily evapotranspiration. *Remote Sensing of Environment*, 54, 161-167. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00139-R](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00139-R)

- Carmona, F., Rivas, R. 2011. *Estimación de la evapotranspiración real mediante datos meteorológicos e imágenes de satélite*. Teledetección: Recientes aplicaciones en la región pampeana. Buenos Aires, Argentina.
- Carmona, F., Holzman, M., Rivas, R., Degano, M.F., Kruse, E., Bayala, M. 2018. Evaluación de dos modelos para la estimación de la evapotranspiración de referencia con datos CERES. *Revista de Teledetección*, 51, 87-98. <https://doi.org/10.4995/raet.2018.9259>
- Chang, D., Kothari, R., Member, S., Islam, S. 2003. Classification of Soil texture using remotely sensed Brightness temperature over the Southern Great Plains. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(3), 664-674. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.809935>
- Cosby, B.J., Hornberger, G.M., Clapp, R.B., Ginn, T.R. 1984. A statistical exploration of the relationships of soil moisture characteristics to the physical properties of soils. *Water Resources Research*, 20, 682-690. <https://doi.org/10.1029/WR020i006p00682>
- Detto, M., Montaldo, N., Albertson, J.D., Mancini, M., Katul, G. 2006. Soil moisture and vegetation controls on evapotranspiration in a heterogeneous Mediterranean ecosystem on Sardinia, Italy. *Water Resources Research*, 42, 1-16. <https://doi.org/10.1029/2005WR004693>
- Entekhabi, D., Yueh, S., O'Neill, P.E., Kellog, K.H., Allen, A., Bindlish, R., Das, N., et al. 2014. SMAP Handbook-Soil Moisture Active Passive: mapping Soil Moisture and Freeze/Thaw from space. National Aeronautic Space Administration.
- Girolimetto, D., Venturini, V. 2013. Estimación de la evapotranspiración utilizando bandas del infrarrojo medio. *Revista de Teledetección*, 40, 41-50.
- Hu, G., Jia, L. 2015. Monitoring of Evapotranspiration in a Semi-Arid Inland River Basin by combining Microwave and Optical Remote Sensing Observations. *Remote Sensing*, 7, 3056-3087. <https://doi.org/10.3390/rs70303056>
- Hu, G.C., Jia, L., Menenti, M. 2015. Comparison of MOD16 and LSA-SAF MSG evapotranspiration products over Europe for 2011. *Remote Sensing of Environment* 156, 510-526. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.10.017>
- INTA. 1978. Carta de suelos de la República Argentina. Hoja 3363-17. Marcos Juárez. 29-30.
- Jiang, L., Islam, S. 2001. Estimation of surface evaporation map over Southern Great Plains using remotesensingdata. *Water Resources Research*, 37(2), 329-340. <https://doi.org/10.1029/2000WR900255>
- Knipper, K., Hogue, T., Scott, R., Franz, K. 2017. Evapotranspiration estimates derived using multi-platform remote sensing in a semiarid region. *Remote Sensing*, 9(3), 184. <https://doi.org/10.3390/rs9030184>
- Komatsu, T.S. 2003. Toward a robust phenomenological expression of evaporation efficiency for unsaturated soil surfaces. *Journal of Applied Meteorology*, 42(9), 1330-1334. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(2003\)042%3C1330:TARPEO%3E2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2003)042%3C1330:TARPEO%3E2.0.CO;2)
- Li, Y., Zhou, J., Wang, H., Li, D., Jin, R., Zhou, Y., Zhou, Q. 2015. Integrating soil moisture retrieved from L-band microwave radiation into an energy balance model to improve evapotranspiration estimation on the irrigated oases of arid regions in northwest China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 214-215, 306-318. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.08.260>
- Ma, W., Hafeez, M., Rabbani, U., Ishikawa, H., Ma, Y. 2012. Retrieved actual ET using SEBS model from Landsat-5 TM data for irrigation area of Australia. *Atmospheric Environment Journal*, 59, 408-414. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2012.05.040>
- Marini, F., Santamaría, M., Oricchio, P., Di Bella, C.M., Bausaldo, A. 2017. Estimación de la evapotranspiración real (ETR) y de evapotranspiración potencial (ETP) en el sudoeste bonaerense (Argentina) a partir de imágenes MODIS. *Revista de Teledetección*, 48, 29-41. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.6743>
- Minicapilli, M., Consoli, S., Vanella, D., Ciruolo, G., Motisi, A. 2016. A time domain triangle method approach to estimate actual evapotranspiration: Application in a Mediterranean region using MODIS and MSG-SEVIRI products. *Remote Sensing of Environment*, 174, 10-23. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.018>
- 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, 81-92. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1972\)100%3C0081:OTAOSH%3E2.3.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1972)100%3C0081:OTAOSH%3E2.3.CO;2)
- Ramoelo, A., Majazi, N., Mathieu, R., Jovanovic, N., Nickless, A., Dzikiti, S. 2014. Validation of Global Evapotranspiration Product (MOD16) using Flux Tower Data in the African Savanna. South Africa, *Remote Sensing*, 6(8), 7406-7423. <https://doi.org/10.3390/rs6087406>
- Su, Z. 2002. The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes. *Hydrology and Earth System Sciences*, 6, 85-99. <https://doi.org/10.5194/hess-6-85-2002>

- Tang, R.L., Li, Z.L., Tang, B.H. 2010. An application of the Ts-VI triangle method with enhanced edges determination for evapotranspiration estimation from MODIS data in arid and semi-arid regions: Implementation and validation. *Remote Sensing of Environment*, 114, 540-551. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.10.012>
- Thibeault, M., Cáceres, J., Dadamia, D., Soldano, A., Uriburu Quirno, M., Guerrieri, J., Edrosa, R., Palomeque, M., Romaldi, L., Pucheta, J., Mogadouro, J., De Luca, E., Bustos, S., Agüero, S., Pascual, I., Mariotti, M. 2015. Spatial and temporal analysis of the monte buey saocom and smap core site. In *IGARSS 2015*, 969-971. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2015.7325929>
- Venturini, V., Islam, S., Rodríguez, L. 2008. Estimation of evaporative fraction and evapotranspiration from MODIS products using a complementary based model. *Remote Sensing of Environment*, 112, 132-141. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.04.014>
- Wang, K.C., Liang, S.L. 2008. An improved method for estimating global evapotranspiration based on satellite determination of surface net radiation, vegetation index, temperature and soil moisture. *Journal of Hydrometeorology*, 9, 712-727. <https://doi.org/10.1175/2007JHM911.1>
- Willmott, C. J. 1982. Some comments on the evaluation of model performance. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 63(11), 1309-1313. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1982\)063%3C1309:SCOTEO%3E2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1982)063%3C1309:SCOTEO%3E2.0.CO;2)
- Zhu, W., Jia, S., Lv, A. 2017. A universal Ts-VI triangle method for the continuous retrieval of evaporative fraction from MODIS products. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122, 10206-10227. <https://doi.org/10.1002/2017JD026964>

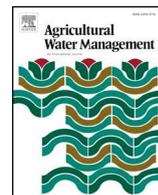
Anexo C

Regional evapotranspiration estimates using the relative soil moisture ratio derived from SMAP products. *Journal of Agricultural Water Management.*



Contents lists available at ScienceDirect

Agricultural Water Management

journal homepage: www.elsevier.com/locate/agwat

Regional evapotranspiration estimates using the relative soil moisture ratio derived from SMAP products



Elisabet Walker^{a,b,*}, Gabriel A. García^a, Virginia Venturini^a, Aylén Carrasco^a

^a Centro de Estudios Hidro-Ambientales (CENEHA), Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas (FICH), Universidad Nacional del Litoral (UNL), Ciudad Universitaria, Ruta Nacional N° 168 – Km 472,4, 3000, Santa Fe, Argentina

^b Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), Argentina

ARTICLE INFO

Keywords:

Evapotranspiration
Passive microwave
Soil moisture ratio
Relative evapotranspiration

ABSTRACT

Evapotranspiration (ET) is the main water loss in water balance, particularly in arid and semiarid regions. In the last decades, remote sensing technology has been providing valuable information to monitor ET at large scale. In this study, a modification of the relative evapotranspiration (F) parameter introduced by Venturini et al. (2008) is presented. The surface actual water vapor pressure (e_s) is estimated incorporating surface texture information and the soil moisture (SM) content, as proposed by Deardorff (1978). The introduction of SM content in e_s estimation led to a physically meaningful estimation of the traditional F formulation. As a result, the original Venturini et al.'s ET application is simpler, more flexible and robust. The results presented here were calculated from the Soil Moisture Active Passive (SMAP) products with two different spatial resolutions 36 and 3 km, to compute regional ET. The proposed ET model was validated using ground observations from Bowen Ratio stations and Eddy Covariance towers. The ET results with a spatial resolution of 36 km showed good agreement with ground data, with a root mean square error varying from 0.91 to 1.22 mm/d. The recently released SMAP SM product at 3 km produces ET estimates with a root mean square error of 0.63 mm/d for autumn-winter season. The new ET model results were also compared with the well-known ET MYD16A2 product, making evident that the proposed approach outreaches the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) methodology. The preliminary results presented with our simple, flexible, universal and robust ET equation using SMAP SM, are promising.

1. Introduction

The evapotranspiration (ET) describes the water lost from the Earth's surface by combining evaporation and transpiration processes. ET is a main component of the water cycle since, the process returns up to 60% of the land precipitation back to the atmosphere (Oki and Kanae, 2006). In addition, ET expends most of the solar energy absorbed by the earth surface during a year (Trenberth et al., 2009). Therefore, understanding the ET distribution at large scale is essential for many agricultural, water resources and forest management applications.

Conventional ground measurement techniques (e.g., Energy Balance Bowen Ratio, Eddy Covariance techniques, weighing lysimeter, etc.) provide accurate ET estimations (Liou and Kar, 2014). However, *in-situ* observations are rather limited to solve regional and global scale problems, because they cannot be directly extended to large scales due to

the heterogeneity of the land surface (Knipper et al., 2017). In contrast, with satellite remote sensing technology it is possible to map the Earth's surface in a consistent and economically viable manner (Tang et al., 2010). As a result, the scientific community has developed different methodologies to estimate ET using satellite information over a wide range of spatial and temporal scales. Hu and Jia (2015) classified them as simplified empirical regression methods (Carlson et al., 1995; Wang and Liang, 2008), trapezoid or triangle feature space methods (Jiang and Islam, 2001; Nishida et al., 2003; Minacapilli et al., 2016), surface energy balance based (single- and dual-source) models (Bastiaanssen et al., 1998; Su, 2002), and the traditional ET estimation approaches. Examples of the latest are, the Penman–Monteith or Priestley–Taylor equations (P–T from here on), combined with remote sensing information (Mu et al., 2007; Venturini et al., 2008; Girolimetto and Virginia, 2014; Autovino et al., 2016; Knipper et al., 2017; Srivastava et al., 2018).

* Corresponding author.

E-mail address: ewalker@fich.unl.edu.ar (E. Walker).

<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.02.009>

Received 2 June 2018; Received in revised form 7 February 2019; Accepted 8 February 2019
0378-3774/ © 2019 Elsevier B.V. All rights reserved.

Venturini et al.'s model (Venturini et al., 2008), stands out because derived ET remotely sensed maps without auxiliaries or site-specific relationships. The authors established a relationship between e_s to the concept of T_u , defined as the temperature of the surface if it is brought to saturation without changing the actual surface vapor pressure. However, they recognized that the T_u expression is a numerical solution and did not follow the physic of the problem (Venturini et al., 2008). In 2014, Girolimetto and Venturini proposed a new methodology to obtain the relative evapotranspiration (F), based on the surface moisture availability defined by Barton (1979) as $\sigma = e_s/e_s^*$; where e_s^* is the surface saturation water vapor pressure. In their model, σ was estimated from the reflectance of the short-wave infrared bands of optical satellite sensors. Venturini et al.'s and Girolimetto and Venturini's models were successfully applied with MODIS and Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection radiometer (ASTER) data (Venturini et al., 2011; Sun et al., 2012; Girolimetto and Virginia, 2014). Nevertheless, the atmospheric effects limit the application of these methods mainly during clear sky days, producing temporal gaps in the ET calculated time series.

In the aforementioned methods, e_s is the key variable, which depends on the surface moisture availability, i.e. e_s increases as the soil moisture (SM) content increases. So, the relationship between e_s and SM has been widely studied since the '40s, (Deardorff, 1978; Bosilovich and Sun, 1998; Ye and Pielke, 1993; Dekić et al., 1995; Liu and Kotoda, 1998). Additionally, SM content controls the exchange of latent and sensible heat fluxes between the surface and the atmosphere (Koster et al., 2003). Thus, the SM content plays an important role in the knowledge of e_s and ET estimations (Wang and Liang, 2008). Global maps of the Soil Moisture Active Passive (SMAP) mission provided by the passive microwave sensor are an important source of SM data. SMAP was launched by the National Aeronautics and Space Administration (NASA) in January 2015, with an L-band passive sensor onboard (Entekhabi et al., 2014). The SMAP SM products have a coarse spatial resolution; however, active microwave satellite missions, with better spatial resolution, would allow the SMAP team to derive routinely ET maps with acceptable precision.

Several authors combine passive microwave and optical information, often in conjunction with ancillary data, to retrieve ET. Barraza et al. (2015) proposed combining optical and passive microwave vegetation indexes, using Advanced Microwave Scanning Radiometer (AMSR-E) satellite data, to compute the surface conductance in forest ecosystems. They calculated ET by using Penman-Monteith's equation. Recently, this method was validated in arid and semi-arid ecosystems (Barraza et al., 2017). Li et al. (2015) incorporated passive microwave SM into the Surface Energy Balance System (SEBS) model, integrating the SM content with thermal data from ASTER, to approximate ET under water stress conditions. In this occasion, an airborne Polarimetric L-band Multibeam Radiometer (PLMR) provided the SM values. In addition, Hu and Jia (2015) included AMSR-E SM data into a hybrid remotely sensed ET model, in order to estimate daily ET in the Heihe River basin in China. On the other hand, Knipper et al. (2017) obtained ET maps only from remote sensing data, combining MODIS products with SM from the Soil Moisture Ocean Salinity (SMOS) satellite. All these methods, model the resistance factors (Hu and Jia, 2015) or use empirical relationships (Barraza et al., 2015; Li et al., 2015; Knipper et al., 2017), reason why they are data demanding and/or intricate.

Thus, the objective of the current study is to improve the Venturini et al.'s methodology (Venturini et al., 2008), by estimating e_s with the soil texture and the SM content, in such a way as to be representative of the physical process. The proposed upgrade of Venturini et al.'s model resulted in a simple, universal and flexible equation. Moreover, this calculation exploits the SM data of the passive microwave sensors, incorporating the SMAP SM products into the ET formulation.

2. Materials and methods

2.1. Methodology

The Venturini et al.'s methodology (Venturini et al., 2008) modified the P–T equation (Priestley and Taylor, 1972) using Granger's complementary relationship (Granger, 1989) and the relative evapotranspiration, F, defined as the ratio between actual ET and potential evapotranspiration (E_{pot}). As a result, the authors obtained the following model:

$$ET_{TV} = \alpha \left(\frac{F\Delta}{F\Delta + \gamma} \right) (R_n - G) \left(\frac{1}{L^* \rho} \right) \quad (1)$$

where α is the P–T parameter (dimensionless), F is the relative evapotranspiration (dimensionless), R_n is the net radiation ($\text{MJ}/\text{m}^2/\text{day}$), G is the surface soil heat flux ($\text{MJ}/\text{m}^2/\text{day}$), Δ is the slope of the saturation vapor pressure (SVP) curve ($\text{Kpa}/^\circ\text{C}$), γ is the psychrometric constant ($\text{Kpa}/^\circ\text{C}$), L is the latent heat of vaporization (MJ/Kg) and ρ is the water density (Kg/m^3).

Venturini et al. adopted for F the equation proposed by Granger and Gray (1989), assuming that the wind function similarly affects ET and E_{pot} . The authors suggested that the saturation and actual vapor pressure could be calculated from the SVP curve and introduced a new temperature variable T_u . The authors emphasized that their T_u expression was a numerical solution, and it did not physically represent the variable definition. Further discussion and a complete description of this methodology can be found in Venturini et al. (2008).

In this work, the original F proposed by Granger and Gray (1998) is reformulated. In fact, the surface actual water vapor pressure depends on the surface moisture availability, i.e., in a saturated surface $e_s = e_s^*$, while for an unsaturated surface e_s will be smaller than e_s^* . As it was mentioned in the Introduction, the relationship between e_s and SM has been the subject of several researches since 1943. Edlefsen and Anderson (1943), and later Philip (1957), established that the ratio between e_s and e_s^* can be solved by thermodynamic considerations as follows,

$$e_s = \omega e_s^* \quad (2)$$

where ω is a function of the surface wetness.

However, the so-called ω -models have been found to be not suitable in many cases (Kondo et al., 1990; Mahfouf and Noilhan, 1991). Thus, later, Mihailović et al. (1993) suggested another expression to e_s , involving more variables,

$$e_s = \beta e_s^* + (1 - \beta) e_a \quad (3)$$

where β is the function of the surface wetness, and e_a is the air actual water vapor pressure.

Comparisons of the soil evaporation estimates obtained by ω and β functions, demonstrated that methods using the β function provided better results, as showed in Bosilovich and Sun (1998) and Cahill et al. (1999). These authors suggested that β can be successfully parameterized by SM alone, that is why e_s formulation with the β function was explored in this work.

To solve Eq. (3), different β formulations have been proposed from experimental data and in a rather *ad hoc* manner (Deardorff, 1978; Barton, 1979; Ye and Pielke, 1993; Dekić et al., 1995; Liu and Kotoda, 1998). Among them Deardorff's formula (Deardorff, 1978) stands for its simplicity. The author assumed a linear relationship between β and SM/SM_c , where SM is the volumetric soil moisture content and SM_c the soil field capacity point. Under this hypothesis, in this work the soil saturation water content (SM_{sat}) surrogates SM_c in the β formulation, to enclose all the possible surface wetness conditions. So, β was calculated as SM/SM_{sat} . Then, it is possible to estimate F as follows,

$$F = \frac{ET}{E_{pot}} = \frac{\beta(e_s^* - e_a)}{(e_s^* - e_a)} = \frac{SM/SM_{sat}(e_s^* - e_a)}{(e_s^* - e_a)} = \frac{SM}{SM_{sat}} \quad (4)$$

where β is the relative surface wetness.

Thereby, F is a dimensionless coefficient varying from 0 to 1, where $F = 0$ corresponds to $ET = 0$ and $F = 1$ to $ET = E_{pot}$. For instance, in a dry surface, SM tends to zero, and F would be close to zero indicating low evapotranspiration rates. Conversely, on a wet surface, SM tends to SM_{sat} , and F would be close to one, expressing evapotranspiration rates near to the potential rates. Situations between these extreme evapotranspiration rates would be of $0 < F < 1$. F new formulation is introduced into the Venturini et al.'s equation to estimate ET (hereafter referred as ET_{WV}). Hence, the new ET_{WV} method simplified the Venturini et al.'s calculation adapting the F parameter with the surface properties and the SM content.

ET_{WV} considers surface variables along with the available energy variables, which would be the main factors that control ET process on a soil-vegetated surface. Venturini et al. (2008), in their original method, integrated surface and atmospheric variables into the ET formulation, representing a wide range of real situations (Venturini et al., 2008, 2011; Girolimetto and Virginia, 2014); however, SM was not directly incorporated in the ET approximation. It should be mentioned that several ET models are based on surface variables, such as surface temperature (T_s) and vegetation indexes, yielding acceptable results (Jiang and Islam, 2001; Nishida et al., 2003; Minacapilli et al., 2016). These methods assumed that T_s controls the surface energy balance and the R_n is the driving force for the ET process but they fail to quantify the source of available water for ET . For this reason, they would not be suitable in environments where water availability is the main limiting factor for ET , for example in arid and semiarid regions (Seneviratne et al., 2010).

The ET_{WV} model reduces the number of variables introduced in the original methodology (Venturini et al., 2008) deriving a simplest ET

model. The ET_{WV} equation is based on universal relationships, so the proposed model is suitable to be applied to any remote region. Moreover, ET_{WV} is a flexible model that could be applicable using diverse datasets at different spatial and temporal scales. From the remote sensing point of view, Eq. (4) can be resolved with SM data provided by the SMAP mission and knowing the saturation point of the soil texture class that prevails in the study area.

To analyze the soundness of the proposed method, the determination coefficient (R^2), bias, root mean square error (RMSE) and the unbiased root mean square error (ubRMSE), were quantified. The statistics were calculated through the following formulations (Willmott, 1982);

$$R^2 = \frac{\sum (ET_{mod} - \bar{ET}_{obs})^2}{\sum (ET_{obs} - \bar{ET}_{obs})^2} \tag{5}$$

$$Bias = \sum \frac{(ET_{obs} - ET_{mod})}{n} \tag{6}$$

$$RMSE = \sqrt{\sum \frac{(ET_{obs} - ET_{mod})^2}{n}} \tag{7}$$

$$ubRMSE = \sqrt{\sum \frac{((ET_{mod} - \bar{ET}_{mod}) - (ET_{obs} - \bar{ET}_{obs}))^2}{n}} \tag{8}$$

where n is the number of observations.

2.2. In situ measurements and satellite data

Two sources of *in situ* measurements were used, i.e. the Atmospheric Radiation Measurement (ARM) and the AmeriFlux (AF) ground-observations networks. The location of these two networks and the distribution of the stations in each of them are shown in Fig. 1.

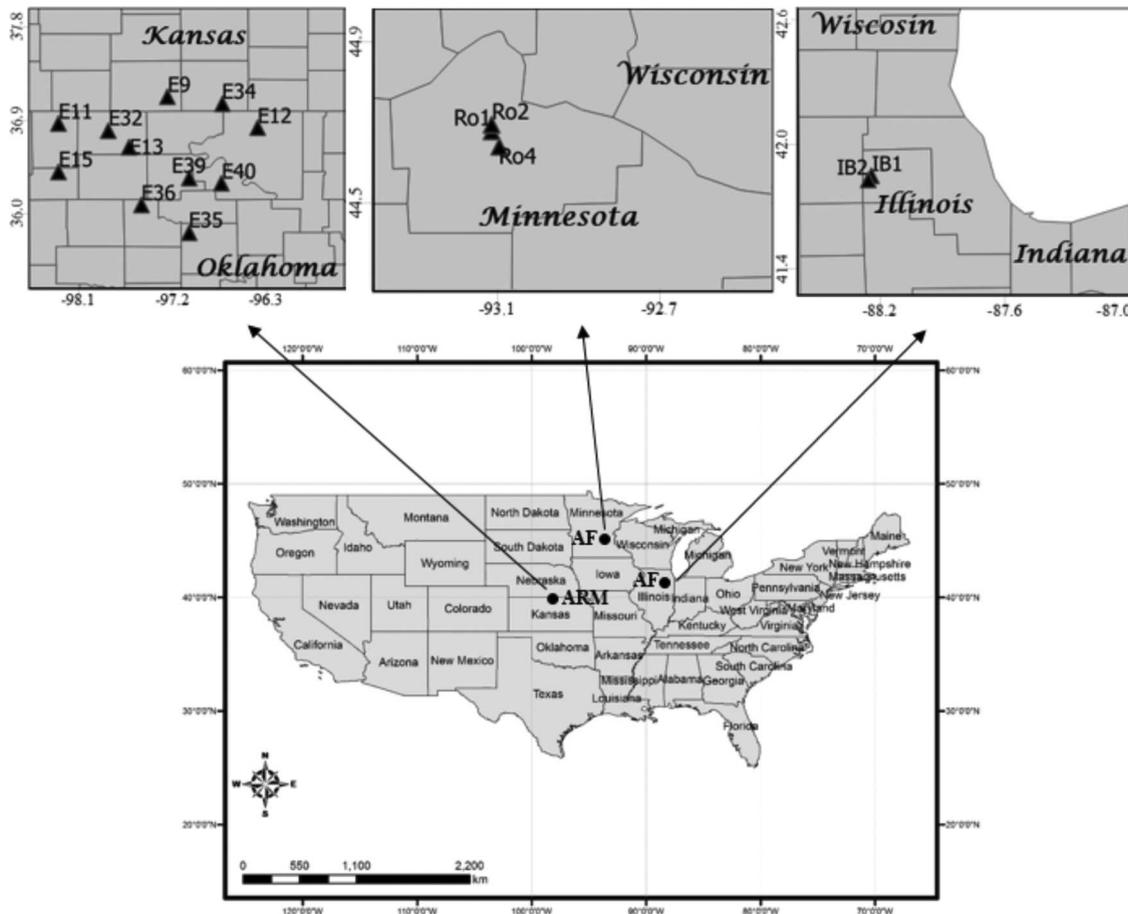


Fig. 1. Location of Atmospheric Radiation Measurement (ARM) and AmeriFlux (AF) stations.

The ARM program maintains an extensive and continuous *in situ* measurements network of Energy Balance Bowen Ratio (EBBR) stations, distributed over the Southern Great Plains (SGP) region of the United States (see Fig. 1). The EBBR system estimates the vertical latent and sensible heat fluxes every 30 min at local scale. The fluxes from the stations are calculated with observations of R_n , G , and vertical gradients of relative humidity (RH) and air temperature (T_a) at two different levels. Moreover, the stations register a set of critical environmental variables, such as e_a , atmospheric pressure, SM, T_s , direction and speed wind. Stations E9, E11, E12, E13, E15, E32, E34, E35, E36, E39 and E40, distributed over various surface types (pasture, native prairie, hayfield, alfalfa, and wheat) were the operative stations during 2016–2017.

The SGP region extends over the state of Oklahoma and the southern part of Kansas. In general, it is characterized by a flat terrain with an elevation that increases from East to West. The climate is semiarid-subtropical, with cold and dry winters, and hot summers. The average annual temperature varies from 14 °C to 18 °C and rainfall range between 490–740 mm mainly during summer. The area has a heterogeneous land cover, dominated by prairie vegetation mixed with crops and forest.

The observations provided by the ARM program, have been proved to be reliable in several studies (Venturini et al., 2008; Girolimetto and Venturini, 2014; Zhu et al., 2017). Further information about the instruments and the facilities can be found at <http://www.arm.gov>.

The AF network was established in 1996 as a network of Eddy Covariance (EC) towers that provides continuous observations of carbon, water, and energy fluxes across the Americas. The EC technique measures the biosphere-atmosphere exchanges every 30 min at a local scale. A set of meteorological observations including T_a , RH, T_s , SM, direction and wind speed, accompanied the flux measurements. In this work, field measurements were collected for five different stations distributed along the Minnesota and Illinois States. Stations US-IB1 and US-IB2 located in Illinois, and US-Ro1, US-Ro2, and US-Ro4 in Minnesota, were selected (see Fig. 1). These towers are distributed over two land cover types (cropland and grassland) both with the same type of climate, i.e. severe winters, humid with no dry season, and hot summers. The average annual temperature is 9 °C and 6.4 °C, and the mean annual precipitation is 930 mm and 879 mm for the Illinois and Minnesota area respectively.

The AF network has also been widely used in several works (Mu et al., 2007; Wang and Liang, 2008; Bhattarai et al., 2017). More details about this network can be found in <http://ameriflux.lbl.gov/>.

The satellite data set used in this work is composed of passive microwave images and optical data of 25 days. A summary of the acquisition day and name of the used products is presented in Table 1.

Passive microwave information was obtained from SMAP satellite. The NASA SMAP mission is an L-band satellite in orbit, which was explicitly devoted to provide global maps of SM (Entekhabi et al., 2014). It carries a passive radiometer in L-band that scan the Earth's surface with a sun-synchronous 6:00 AM (descending) and 6:00 PM (ascending). In this study, the L3 Soil Moisture Passive (SMAP.L3.SM.P) and the L2 Soil Moisture Sentinel Passive (SMAP.L2.SM.SP) products have been used to build the relative evapotranspiration parameter. The current baseline algorithm of SMAP radiometer SM product is the Single Channel Algorithm (SCA) that uses polarized brightness temperature observations (O'Neill et al., 2015). The L3 SM product is a daily gridded composed of the SMAP L2 radiometer SM product of 36 km spatial resolution. The L2 SM product is derived from SMAP L-band brightness temperature and Copernicus Sentinel-1 C-band backscatter coefficients, which are resampled to a fixed 3 km grid. SMAP products are available at <http://smap.jpl.nasa.gov>.

ET images from the optical Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) sensor on board EOS-Aqua, were used to evaluate the proposed method. This NASA mission was launched in 2002 as a part of the Earth Observing System (EOS). Aqua's orbit

Table 1
Inventory of SMAP, *in situ* and MYD16A2 data acquisition dates.

| SMAP.L2.SM.SP and <i>in situ</i> | SMAP.L3.SM.P and <i>in situ</i> | MODIS (MYD16A2) |
|----------------------------------|---------------------------------|-----------------|
| Dates (mm/dd/yyyy) | | |
| 02-06-2017 | 04-29-2016 | 04-22-2016 |
| 02-17-2017 | 05-07-2016 | 04-30-2016 |
| 03-13-2017 | 05-15-2016 | 05-08-2016 |
| 11-21-2017 | 05-23-2016 | 05-16-2016 |
| 12-02-2017 | 05-31-2016 | 05-24-2016 |
| 12-26-2017 | 06-08-2016 | 06-01-2016 |
| | 06-16-2016 | 06-09-2016 |
| | 06-24-2016 | 06-17-2016 |
| | 07-02-2016 | 06-25-2016 |
| | 07-10-2016 | 07-03-2016 |
| | 07-18-2016 | 07-11-2016 |
| | 07-26-2016 | 07-19-2016 |
| | 08-03-2016 | 07-27-2016 |
| | 08-11-2016 | 08-04-2016 |
| | 08-19-2016 | 08-12-2016 |
| | 08-27-2016 | 08-20-2016 |
| | 09-12-2016 | 09-05-2016 |
| | 09-20-2016 | 09-13-2016 |
| | 10-06-2016 | 09-29-2016 |
| | 10-14-2016 | 10-07-2016 |
| | 10-22-2016 | 10-15-2016 |
| | 10-30-2016 | 10-23-2016 |
| | 11-07-2016 | 10-31-2016 |
| | 11-15-2016 | 11-08-2016 |
| | 11-23-2016 | 11-16-2016 |

around the Earth is timed so that it passes from south to north across the equator during the afternoon (<http://modis.gsfc.nasa.gov>). The MYD16A2 product provides ET maps at 500 m spatial resolution every eight days. ET is the accumulation of 8-day total water loss. This product is based on others MODIS products and the Penman-Monteith equation (Mu et al., 2007, 2011).

3. Results

3.1. Data preprocessing

SMAP SM and MODIS ET products were georeferenced to a common geographic latitude-longitude coordinate system. Particularly, to georeference the SMAP.L2.SM.SP product, a geographic lookup table file was made using the latitude and longitude bands that were included in this product. These SMAP and MODIS products were used with their original spatial resolution, i.e., 3 and 36 km for SMAP, and 500 m for MODIS.

Mean daily R_n , G , T_a , and ET values were required; thus, they were calculated by integrating half-hourly measurements provided by ARM and AF networks. R_n and G were mapped using the Inverse Distance Weighting method to interpolate data from ARM and AF stations. Even though there are several methodologies to compute these two variables from remotely sensed data (Bisht et al., 2005; Wang and Liang, 2009; Li et al., 2012; Carmona et al., 2015), observed data always represent the ground truth. Also, ϵ parameter was computed with interpolated maps of T_a obtained from the stations. Consequently, here direct observations of these variables were chosen to minimize uncertainties in the resulting ET estimates, (Venturini et al., 2008).

3.2. ET_{wv} using SMAP at 36 km

SM_{sat} value must be determined to estimate F from Eq. (4). Chang et al. (2003) found that the most representative soil type of the SGP region were loamy. On the other hand, the AF stations are distributed over silty and silty loam soils. Based on Cosby et al. (1984) loam and silty loam soil textures have a SM_{sat} ranges from 40.4% to 47.6% respectively. Therefore, the highest value of SM_{sat} was adopted to enclose

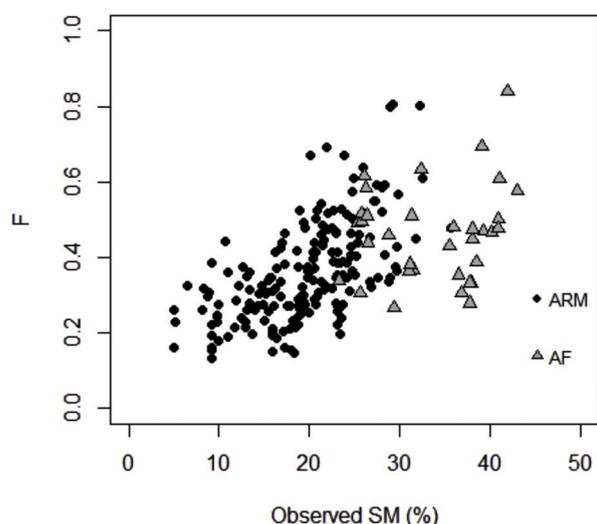


Fig. 2. Contrast between F obtained with SMAP SM at 36 km versus observed SM for the studied datasets: diamonds represent ARM data and triangles denote AF data.

all the possible saturation conditions.

Field SM measurements and SMAP data were compared yielding a R^2 of 0.38 and 0.15 for the ARM and AF observations, respectively. The poor correlation with ground AF data could be due to the lower number of observations (38) than ARM network (190). For the studied period, observed ARM SM varied from 5% to 35.6% and SMAP SM from 6% to 38.6%. At the AF network, measured SM range from 23.3% to 43.4% and SMAP SM from 12.6% to 40.3%. The differences between minimum observed SM values at both sites could be due to the higher annual precipitation of AF compared to ARM. SMAP SM images and the SM_{sat} value were used to compute F and the relationship between F and observed SM for the studied period and datasets (ARM and AF) is shown in Fig. 2.

It can be observed a moderated dispersion in Fig. 2 due to the differences between observed SM and SMAP product. AF data presented a larger dispersion than ARM data; however, F increases with SM.

F was incorporated into the ET formulation, and its performance was evaluated. Mean daily ET estimates obtained from different methodologies (ET_{mod}) were compared with ET observations (ET_{obs}) from ARM and AF ground stations networks. The P-T (ET_{PT}) model, the MYD16A2 product (ET_M) and the proposed method (ET_{WV}) were evaluated. The pixel scale of ET_{mod} mismatch the point station scale, therefore, the results validation at the pixel scale assumed that ET observations are representative of the surrounding area. The footprint of a tower is only a small fraction of the SMAP pixel, thus it is difficult to represent the variability of such pixel with just an observation point. However, the validation procedure adopted here was widely used by several authors to verify moderated spatial resolution maps (Jiang and Islam, 2001; Mu et al., 2007; Venturini et al., 2008; Mu et al., 2011; Barraza et al., 2015; Hu and Jia, 2015; Li et al., 2015; Barraza et al., 2017; Knipper et al., 2017). Thus, direct contrast between ET_{mod} and ET_{obs} were used when there was one station on the SMAP pixel, otherwise, observations within a pixel were averaged before contrasting the results. MYD16A2 estimated 8-day ET data were converted into daily ET, dividing the pixel values by 8 before contrasting this product with ET_{mod} results.

The regional maximum, minimum and mean of ET_{obs} and ET_{mod} are presented in Table 2.

ET_{WV} shows similar statistics for ET_{obs} at both networks. The mean ET_{WV} differed from the mean ET_{obs} in 0.34 mm/d and 0.65 mm/d for the ARM and AF measurements, respectively. ET_{PT} yields higher values than ET_{obs} , showing a difference in the mean value of 2.48 mm/d and 2.55 mm/d for the ARM and AF data. Such differences were expected

Table 2

Maximum, minimum and mean of daily mean ET_{obs} , ET_{WV} , ET_{PT} , and ET_M for the networks and study period.

| Data | ARM | | | AF | | |
|------------|----------------|----------------|-------------|----------------|----------------|-------------|
| | Maximum (mm/d) | Minimum (mm/d) | Mean (mm/d) | Maximum (mm/d) | Minimum (mm/d) | Mean (mm/d) |
| ET_{obs} | 11.76 | 0.88 | 5.43 | 8.37 | 0.69 | 3.55 |
| ET_{WV} | 10.68 | 0.51 | 5.09 | 8.72 | 0.53 | 4.20 |
| ET_{PT} | 13.53 | 0.71 | 7.91 | 11.66 | 0.68 | 6.10 |
| ET_M | 5.73 | 0.53 | 2.17 | 6.18 | 0.70 | 2.67 |

Table 3

Determination coefficient (R^2), root mean square error (RMSE), unbiased root mean square error (ubRMSE) and bias between observed and estimated ET.

| Data | ARM | | | | AF | | | |
|-----------|-------|-------------|---------------|-------------|-------|-------------|---------------|-------------|
| | R^2 | RMSE (mm/d) | ubRMSE (mm/d) | bias (mm/d) | R^2 | RMSE (mm/d) | ubRMSE (mm/d) | bias (mm/d) |
| ET_{WV} | 0.90 | 0.91 | 0.84 | 0.33 | 0.79 | 1.22 | 1.08 | -0.65 |
| ET_{PT} | 0.80 | 2.91 | 1.58 | -2.47 | 0.78 | 2.80 | 1.51 | -2.54 |
| ET_M | 0.43 | 3.94 | 2.18 | 3.26 | 0.49 | 1.83 | 1.60 | 0.88 |

since ET_{PT} model is considered to be a wet environment ET formulation. The ET_M product diverges from the average ET_{obs} in 3.26 mm/d at the ARM network, and in 0.88 mm/d at the AF network. In spite of the technological differences between ARM and AF observation towers, ET ranges are similar in both networks and consistent with the climate of each region.

Table 3 presents a summary of the R^2 , RMSE, ubRMSE and the bias for each evaluated methodology compared with *in situ* measurements from ARM and AF networks. The ET_{WV} method yielded a RMSE of 0.91 mm/d, and a bias of 0.33 mm/d, compared with ARM field measurements. At the AF network, the methodology showed a RMSE of 1.22 mm/d, and a bias of -0.65 mm/d. The R^2 were 0.90 and 0.79 for the ARM and AF data, respectively. The distinctive ET_{WV} behavior in both networks in terms of RMSE and bias, may be caused by the differences between Bowen Ratio and Eddy Covariance technologies, as well as by the climate differences. There is certain discrepancy between SMAP SM and observed SM at AF sites, which is reflected in F results (see Fig. 2).

The contrast between ET_{WV} and ET_{obs} from each network is observed in Fig. 3, where the overall agreement between both modeled ET is reflected in the global RMSE of 0.98 mm/d.

As was expected, ET_{PT} overestimated ET_{obs} for the studied period and datasets. ET_{PT} comparison with AF observations showed similar results to those obtained in ARM network, expressed by a RMSE of 2.80 mm/d and an ubRMSE of 1.51 mm/d. Fig. 4 shows that ET_{PT} , with ARM and AF dataset, overestimated ET observations.

ET_M presented a poor correlation with ground ARM observations, with a RMSE of 3.94 mm/d and ubRMSE of 2.18 mm/d. Notably, ET_M with AF data yielded a RMSE, ubRMSE and bias of about half of those calculated with ARM observations, although the R^2 were similar for ARM and AF measurements (See Table 3). Fig. 5 shows the relationship between MYD16A2 ET product and the observed ET for the studied period and networks. The reader can observe that results from AF are closer to the 1:1 line than ARM ET_M .

In all cases ET_{WV} showed a better performance than the ET_{PT} and the well-known operative product MYD16A2. These results are consistent with those from different works that validated MODIS ET product (Ramoelo et al., 2014; Hu and Jia, 2015; Autovino et al., 2016; Barraza et al., 2017).

Additionally, a seasonal analysis of the errors for all the data was

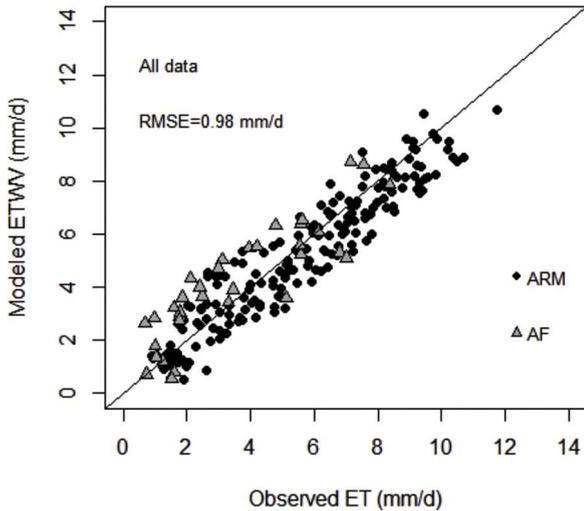


Fig. 3. Overall relationship between ET_{WV} and observed ET. The solid black line represents the 1:1 line.

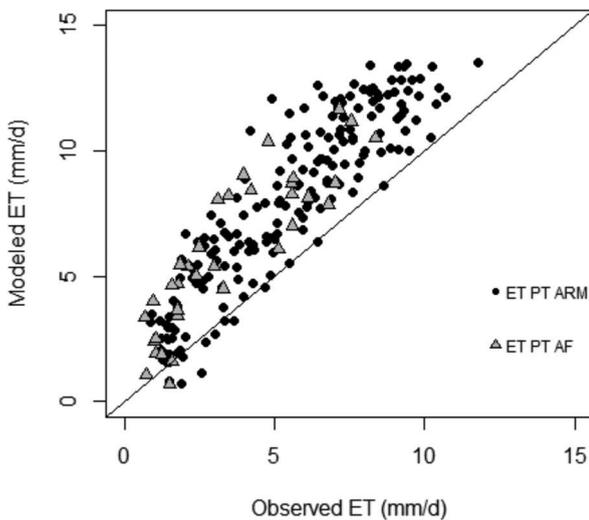


Fig. 4. Relationship between ET_{PT} and observed ET for the study period and networks.

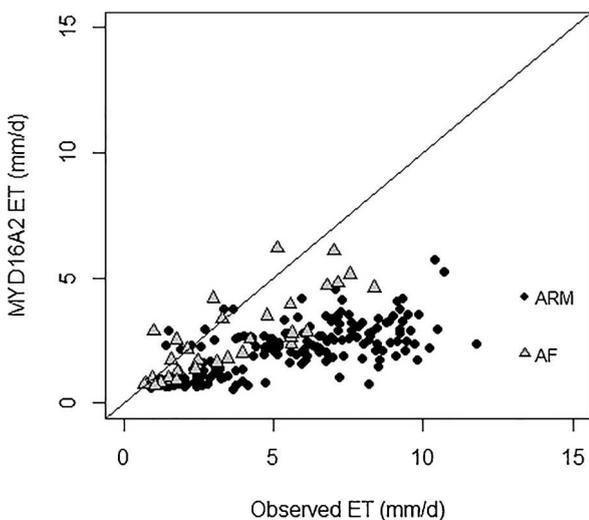


Fig. 5. Relationship between MYD16A2 ET product and observed ET.

made. Table 4 presents the bias, RMSE, and ubRMSE for the ET_{WV} model estimations compared with ground observations for three seasons, i.e. summer, spring, and fall. Clearly, the errors were not equally distributed during the seasons, i.e. as the ET decreased, the errors increased in percentages of the mean observed ET, although the nominal error decreased with ET. During summer when the water demand is extreme, the ET_{WV} method showed the lowest RMSE close to 14% of the mean observed ET.

Fig. 6 shows the seasonal variation of ET_{obs} and ET_{mod} for selected stations. Stations E9, E15, E36 and E40 of the ARM network, and both stations of the AF network (over pasture, grassland, and cropland land covers) were randomly selected. It is clear that ET_{WV} performs significantly better than the ET_M method for the studied period and analyzed stations. The proposed model seems to follow the same variation as ET_{obs} over time. Besides, as it was mentioned before, ET_M underestimated the ARM *in-situ* measurements and capture the behavior of the AF observations.

This preliminary analysis suggested that the new model appropriately represent the Bowen Ratio and Eddy Covariance observations. Venturini et al.'s in 2008 reported overall values of 1.19 mm/d for the RMSE and -0.38 mm/d for the bias. In 2014, Girolimetto and Venturini presented a RMSE of 1.40 mm/d and a bias of -0.51 mm/d for SGP region, using only MODIS products. Barraza et al. (2015) and Barraza et al. (2017) published RMSE values of 0.60 to 0.86 mm/d and R^2 of about 0.37 to 0.72 for mean daily ET estimated by combining optical and passive microwave data. Their model did not include SM information in Penman-Monteith formulation. Hu and Jia (2015) proposed a hybrid remote sensing model incorporating AMSR-E SM data to approximate daily ET in a semi-arid inland river basin. Their results yielded RMSEs from 0.63 to 0.87 mm/d for different sites. However, the model used by these authors calculate all the resistance factors, reason why it is data demanding and might not be suitable for remote region. Knipper et al. (2017) used SMOS passive microwave data and modified P-T with a soil moisture function, to finally obtain R^2 between modeled and observed ET varying from 0.63 to 0.83 and RMSEs ranging from 1.40 to 3.37 mm/d. The structure of their model is similar to that presented here, but with an intricate soil moisture function that depend on root zone moisture, a vegetation index and soil properties. Recently, Bhattarai et al. (2017) proposed a modification of SEB (Bastiaanssen et al., 1998) model using Venturini et al., F parameterization. These authors found RMSE of about 0.73 to 1.24 mm/d with AF dataset in different biomes, however, their model require many data from different sources. At this point it is important to highlight that the ET_{WV} model exhibited results comparable with those published by other authors, while it explicitly rates the water availability for evapotranspiration, i.e. the SM content, and implicitly consider the resistance factor.

Finally, introducing the SM content in e_s estimation led to a physically meaningful estimation of Venturini et al.'s F, that notably reduced the errors originally published by the authors. This modification does not overtly incorporate atmospheric variables such as the original Venturini et al.'s model, indicating that F can be explained only by surface variables. Therefore, the relationship between ET and E_{pot} directly depends on the soil water content and soil texture. Moreover, this modification minimized the number of variables introduced in the Venturini et al.'s model (Venturini et al., 2008) yielding a simplest and robust model. Furthermore, ET_{WV} equation is applicable, with different satellite datasets, to any remote region since it is based on universal relationships.

3.2.1. ET_{WV} sensitivity analysis

In this work, ET_{WV} model was applied using the highest SM_{sat} value to enclose all the possible saturation conditions, i.e. the whole study area was assumed to have a silty loam soil type. However, in vast regions, variations of the soil type and textures are expected. For instance, Fig. 7 shows the soil's texture based on Webb et al. (1991) and the

Table 4

Seasonal comparison between observed ET and estimated ET_{WV} for overall data (ARM and AF). Values in parenthesis represent the errors in percentages of the mean observed ET.

| | Mean observed ET (mm/d) | # of observations | Bias (mm/d) | RMSE (mm/d) | ubRMSE (mm/d) |
|--------|-------------------------|-------------------|-------------|-------------|---------------|
| Summer | 7.25 | 94 | 0.46 (6%) | 1.03 (14%) | 0.92 (13%) |
| Spring | 4.61 | 47 | 0.53 (11%) | 1.01 (22%) | 0.87 (19%) |
| Fall | 3.12 | 86 | -0.29 (-9%) | 0.91 (29%) | 0.86 (28%) |

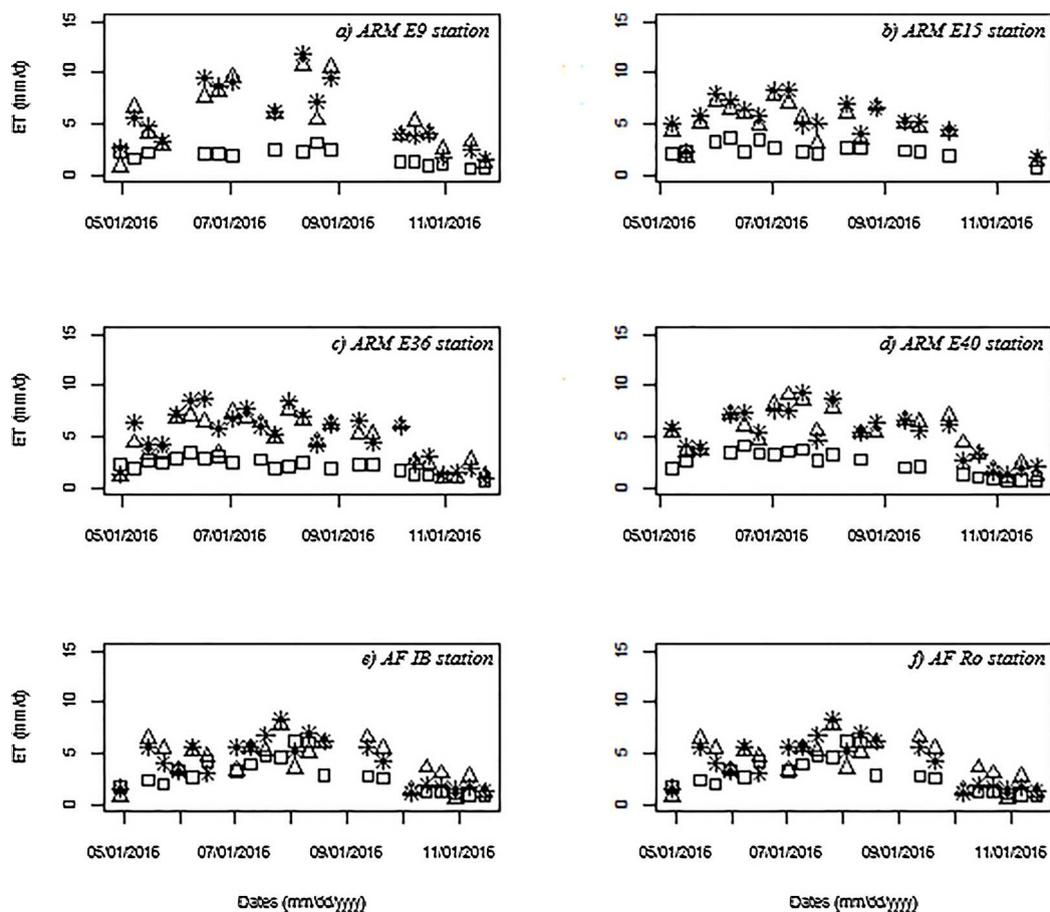


Fig. 6. Temporal variation of ET_{obs} (stars), ET_{WV} (triangles) and MYD16A2 (square) for 25 dates from 04/29/2016 to 11/23/2016 of ARM E9, E15, E36, E40, and AF IB, Ro stations.

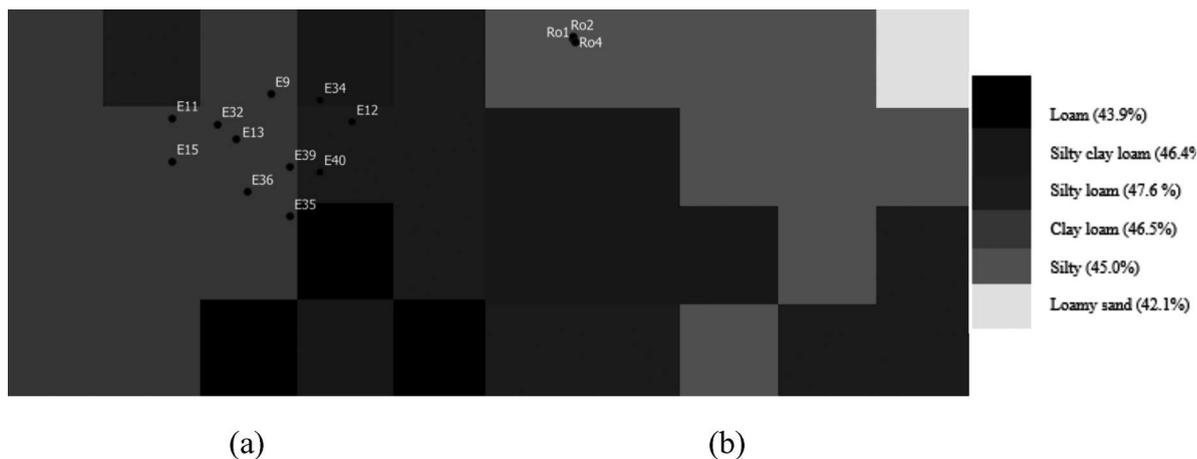


Fig. 7. Soil textures and in parenthesis the SM_{sat} of ARM (a) and AF (b) regions.

Table 5
Sensitivity of ET_{WV} to SM_{sat} variation in term of bias and RMSE.

| Statistics | SM_{sat} | | | | |
|-------------|------------|------|------|------|------|
| | 46% | 47% | 48% | 49% | 50% |
| Bias (mm/d) | 0.05 | 0.06 | 0.08 | 0.09 | 0.10 |
| RMSE (mm/d) | 0.96 | 0.97 | 0.98 | 0.99 | 1.00 |

corresponding SM_{sat} derived by Cosby et al. (1984) for ARM (Fig. 7a) and AF (Fig. 7b) regions. For both regions, it can be seen that changes within the soil texture imply slight variations in SM_{sat} , therefore, was needed to perform a sensitivity analysis of the variable.

The objective of this analysis was to determine the significance of SM_{sat} errors in ET_{WV} estimates. Hence, SM_{sat} was modified assuming variations of $\pm 2\%$ and $\pm 4\%$ of the silty loam SM_{sat} ; i.e., SM_{sat} equal to 46, 47, 48, 49, and 50% were used to compute ET_{WV} and contrasted them with the ET_{obs} . Table 5 shows the bias and the RMSE obtained in each case. In general, variations of $+2\%$ to $+4\%$ in SM_{sat} imply variations in ET_{WV} RMSEs of about $+1.2\%$ to $+3\%$, while -2% to -4% variation of SM_{sat} yielded RMSE of -1% to -1.7% . Clearly, the method is sensitive to SM_{sat} variations. However, the errors in this parameter would not be magnified in ET estimates. Remarkably, slightly better results were found when using SM_{sat} for silty clay loam texture, although it does not ensure the saturation condition when silty loam soils dominated the area.

3.3. ET_{WV} using SMAP at 3 km

The recently released SMAP_L2_SM_SP product provides estimates of land surface conditions on a fixed 3 km grid. This new product would make possible to improve the calculated ET_{WV} spatial resolutions. Considering this, the proposed ET_{WV} methodology was also analyzed using SMAP SM product at 3 km spatial resolution for the SGP region, where the number of ARM station are enough to ensure the validate process.

Since SMAP_L2_SM_SP is a beta product still in a validation process, it may contain some errors. Thus, results from the contrast with ground observations are preliminary and further research should be done. This product has a discontinuous temporal coverage, limiting the available data mainly to autumn-winter of 2017 (Das et al., 2017). For this reason, only six days were evaluated (see Table 1).

During the studied days, observed SM ranged from 7.4% to 32.7%

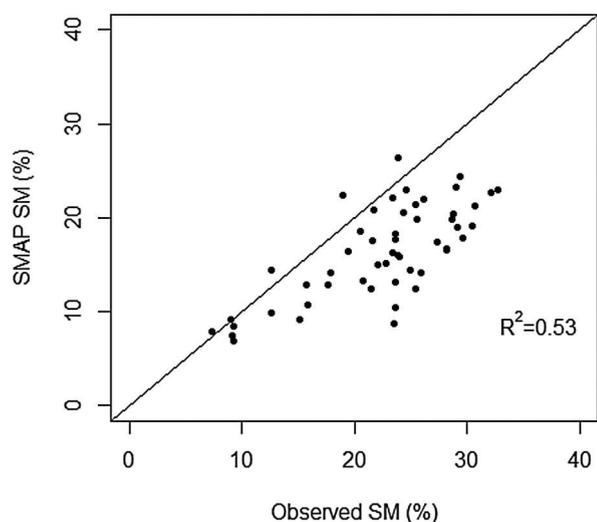


Fig. 8. Comparison between SMAP SM at 3 km spatial resolution against observed SM observations for the SGP region.

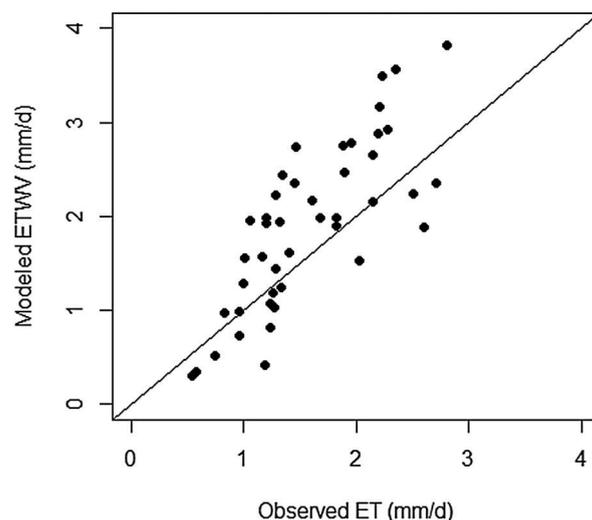


Fig. 9. Comparison of ET_{WV} with SMAP at 3 km spatial resolution against observed ET observations.

and SMAP SM product from 6.9% to 26.4%. Ground SM measurements and SMAP SM data comparison yielded a R^2 of 0.53 (see Fig. 8). A preliminary conclusion at this stage could be that for the analyzed days the SMAP_L2_SM_SP underestimated SM observations.

Mean daily ET_{WV} estimations using SMAP at 3 km spatial resolution, were evaluated against ET_{obs} . The range of ET_{obs} varies from 0.54 to 2.80 mm/d while ET_{WV} ranges from 0.30 to 3.81 mm/d during the studied dates. ET_{WV} versus ET_{obs} resulted in a RMSE of 0.63 mm/d, an ubRMSE of 0.55 mm/d and a bias of -0.32 mm/d, whereas the coefficient R^2 was 0.61. The ET_{WV} with this new SMAP product presented an acceptable correlation with field measurements, as shown in Fig. 9. It should be note that the latest RMSE it is about 40% of the mean autumn-winter ET observed value. Usually, errors are magnified during winter consistent with the temperature drop (López-Moreno et al., 2009).

In order to analyze the spatial distribution of the ET_{WV} , maps at 3 km spatial resolution were compared with those obtained at 36 km. Interpolated R_n and G maps were resized to SMAP spatial resolutions, then they were subtracted and multiplied by constant Δ and γ values and F image, required in Eq. (1). Two randomly selected days were presented in Fig. 10, 03-13-2017 and 11-21-2017. The first column shows the ET_{WV} maps at 36 km and the second column the estimated ET_{WV} at 3 km. The SMAP_L2_SM_SP product has regions with non-value pixels, which are masked with zero values (black areas in Fig. 10). In general, the ET_{WV} at 36 km ranged from 1.47 to 3.27 mm/d and from 0.38 to 1.93 mm/d for 03-13-2017 and 21-11-2017 respectively. For the same dates, ET_{WV} at 3 km varied from 0.80 to 4.40 mm/d and from 0.31 to 2.42 mm/d. The mean values on the 03-13-2017 at 36 km and 3 km spatial resolution were 2.42 mm/d and 2.60 mm/d respectively. On 11-21-2017 the average values were 1.16 mm/d and 1.37 mm/d.

A visual comparison indicated that the general spatial gradient of both ET sources agrees. Even though, ET_{WV} at 3 km maps seems to capture more detailed spatial ET variations than ET_{WV} at 36 km, giving a wider range of ET estimations.

4. Conclusion

In this study, a new parameterization of the relative evapotranspiration introduced by Venturini et al. (2008), was presented. As in Venturini et al. (2008), the assumption that the wind function similarly affects actual and potential ET was also used. However, here the actual water vapor pressure of the surface was estimated using the soil moisture content. Due to the facts that many authors had investigated

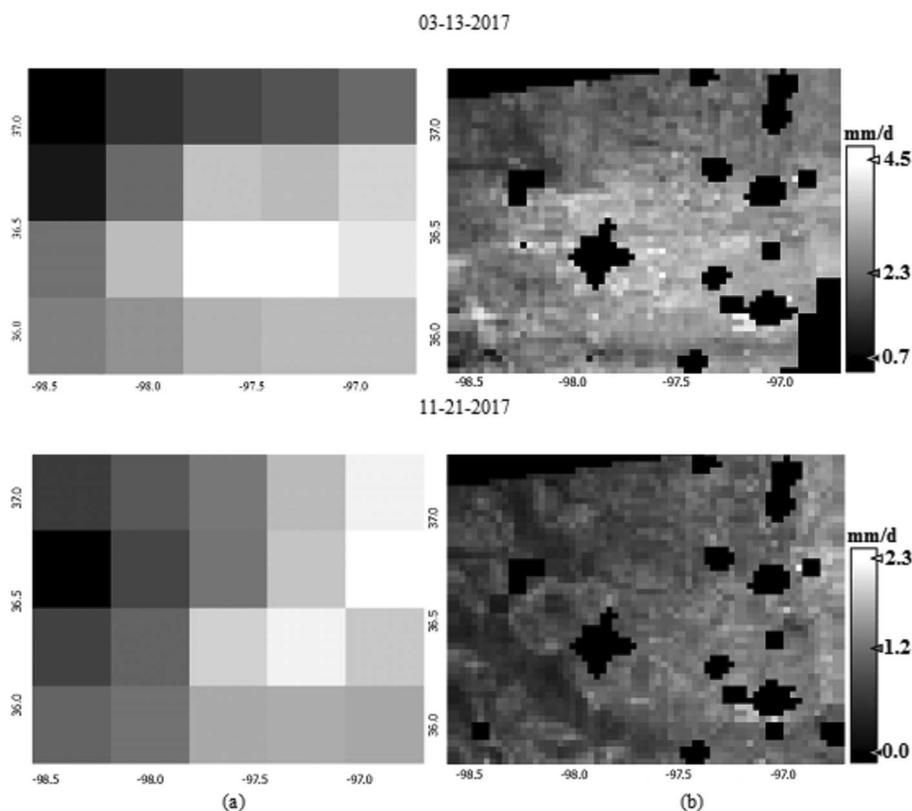


Fig. 10. Contrast between ET_{WV} maps in the SGP region using SMAP product at (a) 36 km spatial resolution and at (b) 3 km spatial resolution, for 03-13-2017 and 11-21-2017 dates.

the relationship between the water vapor pressure of an evapotranspiring surface and the soil moisture since 1940, was decided to adopt Deardorff (1978) assumption because it simply stated that both variables are linearly related. Thus, the surface moisture ratio, defined as the ratio between soil moisture and SM_{sat} , replaced the traditional relative evapotranspiration, $F = (e_s - e_a) / (e_s^* - e_a)$, formulation. The theoretical background of the ET_{WV} derivation yielded a model without calibration parameters and flexible in terms of data sources; however, SMAP passive microwave products were used here for testing purposes.

Ground observations from ARM and AF networks were selected to validate the new model results with coarse spatial resolution (36 km) of SMAP soil moisture product. ET_{WV} estimates were compared with *in-situ* observations showing RMSEs of 0.91 and 1.22 mm/d with Bowen Ratio and Eddy Covariance stations, respectively. It is worth to note that most of the ground measurement stations were located in pasture, grass and crop fields and none of them in forest areas. The overall RMSE was about 0.98 mm/d, comparable with results from other authors for these types of land use, as discussed in the results section. Moreover, the temporal variability of ET_{WV} estimates followed ET_{obs} along time, in pasture and crop fields, while MODIS ET product did not succeeded to capturing ET temporal variation.

Preliminary maps of ET_{WV} with a better spatial resolution (3 km) were achieved for the Southern Great Plains region using a recently released SMAP soil moisture product. The comparison with field measurements resulted in a RMSE of 0.63 mm/d, a ubRMSE of 0.55 mm/d and a bias of -0.32 mm/d, for autumn-winter season. ET_{WV} at 3 km could not be verified for spring-summer season when ET water loss reaches higher values, and it is necessary to have better accuracies in the ET estimation. However, the preliminary ET_{WV} maps at 3 km are richer in details than those one obtained using SMAP soil moisture product at 36 km, besides the fact that the mean regional values are similar. A visual comparison indicated that ET_{WV} 3 km copied the regional patterns of ET_{WV} at 36 km. However, further research with

SMAP_L2_SM_SP product will be done as soon as SMAP scientific team release more data.

The ET_{WV} results can be improved considering SM_{sat} spatial variability. Indeed, here this parameter was assumed constant for the whole region, yet slight variability in the soil texture is expected at the pixel scale. Thus, more realistic ET_{WV} estimates can be obtained by combining soil texture maps with SMAP soil moisture. Incorporating a new soil information layer would bring more details to ET maps, although the SM_{sat} sensitivity analysis showed that the new model parameterization would not amplify parameter's errors.

Our ongoing research is looking forward to verify the applicability of the proposed new method to woodland areas, where the main source of water for the trees are underground water rather than superficial water content. In such a case, remote sensing data may not be the appropriate source data for the modelling input data.

References

- Auvinen, D., Minacapilli, M., Provenzano, G., 2016. Modelling bulk surface resistance by MODIS data and assessment of MOD16A2 evapotranspiration product in an irrigation district of Southern Italy. *Agric. Water Manag.* 167, 86–94. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2016.01.006>.
- Barraza, V., Restrepo-Coupe, N., Huete, A., Grings, F., Van Gersel, E., 2015. Passive microwave and optical index approaches for estimating surface conductance and evapotranspiration in forest ecosystems. *Agric. For. Meteorol.* <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.06.020>.
- Barraza, V., Restrepo-Coupe, N., Huete, A., Grings, F., Beringer, J., Cleverly, J., Eamus, D., 2017. Estimation of latent heat flux over savannah vegetation across the North Australian Tropical Transect from multiple sensors and global meteorological data. *Agric. For. Meteorol.* 232, 689–703. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2016.10.013>.
- Barton, I.J., 1979. A parameterization of the evaporation from nonsaturated surfaces. *J. Appl. Meteorol.* 18, 43–47. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1979\)018<0043:APOTEF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1979)018<0043:APOTEF>2.0.CO;2).
- Bastiaanssen, W.G.M., Menenti, M., Feddes, R.A., Holtslag, A.A.M., 1998. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL) 1. Formulation. *J. Hydrol.* 212–213, 198–212. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00254-6](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00254-6).
- Bhattarai, N., Mallick, K., Brunsell, N.A., Sun, G., Jain, M., 2017. Regional

- Evapotranspiration From Image-based Implementation of the Surface Temperature Initiated Closure (STIC1. 2) Model and Its Validation Across an Aridity Gradient in the Conterminous United. pp. 1–47. <https://doi.org/10.5194/hess-22-2311-2018>.
- Bisht, G., Venturini, V., Islam, S., Jiang, L., 2005. Estimation of the net radiation using MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) data for clear sky days. *Remote Sens. Environ.* 97, 52–67. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.03.014>.
- Bosilovich, M.G., Sun, W.Y., 1998. Monthly simulation of surface layer fluxes and soil properties during FIFE. *J. Atmos. Sci.* 55, 1170–1184. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1998\)055<1170:MSOSLF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1998)055<1170:MSOSLF>2.0.CO;2).
- Cahill, A.T., Parlange, M.B., Jackson, T.J., O'Neill, P., Schmugge, T.J., 1999. Evaporation from nonvegetated surfaces: surface aridity methods and passive microwave remote sensing. *J. Appl. Meteorol.* 38, 1346–1351. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1999\)038<1346:EFNSSA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1999)038<1346:EFNSSA>2.0.CO;2).
- Carlson, T.N., Capehart, W.J., Gillies, R.R., 1995. A new look at the simplified method for remote sensing of daily evapotranspiration. *Remote Sens. Environ.* 54, 161–167. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00139-R](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00139-R).
- Carmona, F., Rivas, R., Caselles, V., 2015. Development of a general model to estimate the instantaneous, daily, and daytime net radiation with satellite data on clear-sky days. *Remote Sens. Environ.* 171, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.10.003>.
- Chang, D., Kothari, R., Islam, S., 2003. Classification of soil texture using remotely sensed brightness temperature over the Southern Great Plains. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41, 664–674. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.809935>.
- Cosby, B.J., Homberger, G.M., Clapp, R.B., Ginn, T.R., 1984. A statistical exploration of the relationships of soil moisture characteristics to the physical properties of soils. *Water Resour. Res.* 20, 682–690. <https://doi.org/10.1029/WR020i006p0682>.
- Das, N., Entekhabi, D., Kim, S., Yueh, S., Dunbar, R.S., Colliander, A., 2017. SMAP/Sentinel-1 L2 Radiometer/Radar 30-Second Scene 3 Km EASE-Grid Soil Moisture, Version 1. NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center, Boulder, Colorado USA. <https://doi.org/10.5067/9UWRIWTHW1WN>.
- Deardorff, J.W., 1978. Efficient prediction of ground surface temperature and moisture, with inclusion of a layer of vegetation. *J. Geophys. Res.* 83, 1889. <https://doi.org/10.1029/JC083iC04p01889>.
- Dekić, L., Mihailović, D.T., Rajković, B., 1995. A study of the sensitivity of bare soil evaporation schemes to soil surface wetness, using the coupled soil moisture and surface temperature prediction model, BARESOIL. *Meteorol. Atmos. Phys.* 55, 101–112. <https://doi.org/10.1007/BF01029605>.
- Edlefsen, N., Anderson, A., 1943. Thermodynamics of soil moisture. *Hilgardia* 15 (2), 31–298. <https://doi.org/10.3733/hilg.v15n02p031>.
- Entekhabi, D., Yueh, S., O'Neill, P.E., Kellogg, K.H., Allen, A., Bindlish, R., Das, N., et al., 2014. SMAP Handbook-Soil Moisture Active Passive: Mapping Soil Moisture and Freeze/Thaw from Space. National Aeronautic Space Administration.
- Girolimetto, D., Venturini, V., 2014. Evapotranspiration and water stress estimation from TIR and SWIR bands. *Agric. For. Fish.* 3, 36–45.
- Girolimetto, D., Virginia, V., 2014. Evapotranspiration and water stress estimation from TIR and SWIR bands. *Agric. For. Fish.* 3, 36–45. <https://doi.org/10.11648/j.affs.2014030601.16>.
- Granger, R.J., 1989. A complementary relationship approach for evaporation from non-saturated surfaces. *J. Hydrol.* 111, 31–38. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(89\)90250-3](https://doi.org/10.1016/0022-1694(89)90250-3).
- Granger, R.J., Gray, D.M., 1989. Evaporation from natural nonsaturated surfaces. *J. Hydrol.* 111, 21–29. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(89\)90249-7](https://doi.org/10.1016/0022-1694(89)90249-7).
- Hu, G., Jia, L., 2015. Monitoring of evapotranspiration in a semi-arid inland river basin by combining microwave and optical remote sensing observations. *Remote Sens.* 7, 3056–3087. <https://doi.org/10.3390/rs70303056>.
- Jiang, L., Islam, S., 2001. Estimation of surface evaporation map over Southern Great Plains using remote sensing data. *Water Resour. Res.* 37, 329–340. <https://doi.org/10.1029/2000WR900255>.
- Knipper, K., Hogue, T., Scott, R., Franz, K., 2017. Evapotranspiration estimates derived using multi-platform remote sensing in a semiarid region. *Remote Sens.* 9, 184. <https://doi.org/10.3390/rs9030184>.
- Kondo, J., Saigusa, N., Sato, T., 1990. A parameterization of evaporation from bare soil surfaces. *J. Appl. Meteorol.* 29, 385–389. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1990\)029<0385:APOEFB>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1990)029<0385:APOEFB>2.0.CO;2).
- Koster, R.D., Suarez, M.J., Higgins, R.W., Van den Dool, H.M., 2003. Observational evidence that soil moisture variations affect precipitation. *Geophys. Res. Lett.* 30, 1241. <https://doi.org/10.1029/2002GL016571>.
- Li, Z., Zhao, L., Fu, Z., 2012. Estimating net radiation flux in the Tibetan Plateau by assimilating MODIS LST products with an ensemble Kalman filter and particle filter. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 19, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.04.003>.
- Li, Y., Zhou, J., Wang, H., Li, D., Jin, R., Zhou, Y., Zhou, Q., 2015. Integrating soil moisture retrieved from L-band microwave radiation into an energy balance model to improve evapotranspiration estimation on the irrigated oases of arid regions in northwest China. *Agric. For. Meteorol.* 214–215, 306–318. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.08.260>.
- Liou, Y.A., Kar, S.K., 2014. Evapotranspiration estimation with remote sensing and various surface energy balance algorithms—a review. *Energies* 7, 2821–2849. <https://doi.org/10.3390/en7052821>.
- Liu, J., Kotoda, K., 1998. Estimation of Regional Evapotranspiration From Arid and Semi-Arid Surfaces. *J. Am. Water Resour. Assoc.* 34, 27–41. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.1998.tb05958.x>.
- López-Moreno, J.I., Hess, T.M., White, A.S.M., 2009. Estimation of Reference Evapotranspiration in a Mountainous Mediterranean Site Using the Penman-Monteith Equation With Limited Meteorological Data. *Pirineos* 164, 7–31. <https://doi.org/10.3989/pirineos.2009.v164.27>.
- Mahfouf, J.F., Noilhan, J., 1991. Comparative-study of various formulations of evaporation from bare soil using insitu data. *J. Appl. Meteorol.* 30, 1354–1365. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1991\)030<1354:CSOVFO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1991)030<1354:CSOVFO>2.0.CO;2).
- Mihailović, D.T., Pielke, R.A., Rajković, B., Lee, T.J., Jević, M., 1993. A resistance representation of schemes for evaporation from bare and partly plant-covered surfaces for use in atmospheric models. *J. Appl. Meteorol.* 32, 1038–1053. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1993\)032<1038:ARROSF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1993)032<1038:ARROSF>2.0.CO;2).
- Minacapilli, M., Consoli, S., Vanella, D., Ciraolo, G., Motisi, A., 2016. A time domain triangle method approach to estimate actual evapotranspiration: Application in a Mediterranean region using MODIS and MSG-SEVIRI products. *Remote Sens. Environ.* 174, 10–23. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.018>.
- Mu, Q., Heinsch, F.A., Zhao, M., Running, S.W., 2007. Development of a global evapotranspiration algorithm based on MODIS and global meteorology data. *Remote Sens. Environ.* 111 (4), 519–536. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.04.015>.
- Mu, Q., Zhao, M., Running, S.W., 2011. Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. *Remote Sens. Environ.* 115, 1781–1800. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.02.019>.
- Nishida, K., Nemani, R.R., Running, S.W., Glassy, J.M., 2003. An operational remote sensing algorithm of land surface evaporation. *J. Geophys. Res. Atmos.* 108. <https://doi.org/10.1029/2002JD002062>.
- O'Neill, P.E., Chan, S., Njoku, E., Jackson, T.J., Bindlish, R., 2015. Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD): L2/3_SM_P. National Aeronautic Space Administration.
- Oki, T., Kanae, S., 2006. Global hydrological cycles and water resources. *Freshw. Resour.* 31(3), 1068–1072. <https://doi.org/10.1126/science.1128845>.
- Philip, J.R., 1957. Evaporation, and moisture and heat fields in the soil. *J. Meteorol.* 14, 354–366. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1957\)014<0354:EAMAHF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1957)014<0354:EAMAHF>2.0.CO;2).
- Priestley, C.H.B., Taylor, R.J., 1972. On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. *Mon. Weather Rev.* 100, 81–92.
- Ramoelo, A., Majozi, N., Mathieu, R., Jovanovic, N., Nickless, A., Dziki, S., 2014. Validation of global evapotranspiration product (MOD16) using flux tower data in the African savanna, South Africa. *Remote Sens.* 6, 7406–7423. <https://doi.org/10.3390/rs6087406>.
- Seneviratne, S.I., Corti, T., Davin, E.L., Hirschi, M., Jaeger, E.B., Lehner, I., Orlowsky, B., Teuling, A.J., 2010. Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: a review. *Earth-Sci. Rev.* 99, 125–161. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2010.02.004>.
- Srivastava, R.K., Panda, R.K., Chakraborty, A., Halder, D., 2018. Comparison of actual evapotranspiration of irrigated maize in a sub-humid region using four different canopy resistance based approaches. *Agric. Water Manag.* 202, 156–165. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2018.02.021>.
- Su, Z., 2002. The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 6, 85–100. <https://doi.org/10.5194/hess-6-85-2002>.
- Sun, Z., Wang, Q., Ouyang, Z., Yang, Y., 2012. Evaluation of a complementary based model for mapping land surface evapotranspiration. *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.* 9, 3029–3062. <https://doi.org/10.5194/hessd-9-3029-2012>.
- Tang, R., Li, Z.L., Tang, B., 2010. An application of the Ts-VI triangle method with enhanced edges determination for evapotranspiration estimation from MODIS data in arid and semi-arid regions: Implementation and validation. *Remote Sens. Environ.* 114, 540–551. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.10.012>.
- Trenberth, K.E., Fasullo, J.T., Kiehl, J., 2009. Earth's global energy budget. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 90, 311–323. <https://doi.org/10.1175/2008BAMS2634.1>.
- Venturini, V., Islam, S., Rodriguez, L., 2008. Estimation of evaporative fraction and evapotranspiration from MODIS products using a complementary based model. *Remote Sens. Environ.* 112, 132–141. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.04.014>.
- Venturini, V., Rodriguez, L., Bisht, G., 2011. A comparison among different modified Priestley and Taylor equations to calculate actual evapotranspiration with MODIS data. *Int. J. Remote Sens.* 32, 1319–1338. <https://doi.org/10.1080/01431160903547965>.
- Wang, K., Liang, S., 2008. An improved method for estimating global evapotranspiration based on satellite determination of surface net radiation, vegetation index, temperature, and soil moisture. *J. Hydrometeorol.* 9, 712–727. <https://doi.org/10.1175/2007JHM911.1>.
- Wang, K., Liang, S., 2009. Estimation of daytime net radiation from shortwave radiation measurements and meteorological observations. *J. Appl. Meteorol. Climatol.* 48, 634–643. <https://doi.org/10.1175/2008JAMC1959.1>.
- Webb, R.S., Rosenzweig, C.E., Levine, E.R., 1991. A Global Data Set of Soil Particle Size Properties. NASA Technical Memorandum 4286. NASA Goddard Institute for Space Studies, New York, U.S.A.
- Willmott, C.J., 1982. Some comments on the evaluation of model performance. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 63, 1309–1313.
- Ye, Z., Pielke, R., 1993. Atmospheric parameterization of evaporation from non-plant-covered surfaces. *J. Appl. Meteorol.* 32, 1248–1258. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1993\)032<1248:APOEFN>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1993)032<1248:APOEFN>2.0.CO;2).
- Zhu, W., Jia, S., Lv, A., 2017. A Universal Ts-VI Triangle Method for the Continuous Retrieval of Evaporative Fraction From MODIS Products. *J. Geophys. Res. Atmos.* 122, 10206–10227. <https://doi.org/10.1002/2017JD026964>.