

UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS
ESCUELA DE PREGRADO

MEMORIA DE TÍTULO

**EVALUACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN REAL EN LA CUENCA
BAJA DEL RÍO COPIAPÓ MEDIANTE SATÉLITES ÓPTICOS**

EDUARDO ANDRÉS PICHUANTE ARAVENA

Santiago, Chile

2020

UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS
ESCUELA DE PREGRADO

MEMORIA DE TÍTULO

**EVALUACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN REAL EN LA CUENCA
BAJA DEL RÍO COPIAPÓ MEDIANTE SATÉLITES ÓPTICOS**

**EVALUATING ACTUAL EVAPOTRANSPIRATION IN LOWER COPIAPÓ
BASIN USING OPTICAL SATELLITES**

EDUARDO ANDRÉS PICHUANTE ARAVENA

Santiago, Chile




2020

UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS
ESCUELA DE PREGRADO

**EVALUACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN REAL EN LA CUENCA
BAJA DEL RÍO COPIAPÓ MEDIANTE SATÉLITES ÓPTICOS**

Memoria para optar al Título Profesional de:
Ingeniero en Recursos Naturales Renovables

EDUARDO ANDRÉS PICHUANTE ARAVENA

Profesor Guía		Calificaciones
Sr. Cristian Mattar B. Ingeniero en Recursos Naturales Renovables, M.Sc., Dr.		7,0
Profesor Evaluador		
Sr. José Andrés de la Fuente D. Ingeniero Agrónomo.		7,0
Sr. Rodrigo Fuster G. Ingeniero Agrónomo, M.Sc. Dr.		7,0

Santiago, Chile

2020

Esta memoria va dedicada a mi familia y amigos...

AGRADECIMIENTOS

Estos agradecimientos van enfocados a todos los seres queridos y amados que han estado conmigo - ya sea física, psicológica o espiritualmente - en esta etapa que para mí ha significado un nuevo caminar y que ha implicado mucho crecimiento y reconocimiento de mis propias capacidades personales.

Comenzando por mi maravillosa familia, con los que compartimos techo y nos vemos las caras todos los días, con los que peleamos y al instante ya lo solucionamos con puro amor. A mi mamá, Fresia, agradezco toda tu paciencia, todos tus deliciosos almuerzos, todas esas veces que me retaste por ser desordenado, y sobre todo, tu compañía incondicional. A mi hermanita, Alejandra, mi vecina de pieza, también agradezco tu paciencia, tus enormes consejos, tu confianza por contarme tus cosas, y por prender inciensos y velas aromáticas para hacer el ambiente más agradable mientras trabajábamos. A mi sobrino, Pedrito, que aunque no sabe leer se merece unas palabras, si es el cabro chico que trae la alegría a la casa, que me acompañaba a jugar ñoñerías en los momentos de ocio, a poner música en los parlantes a todo volumen para bailar y liberar energías. A mi hermana, Ene, que si bien no vivimos juntos, tu apañe y apoyo en este proceso ha sido fundamental, sacándote unos consejos increíbles, y entregándome un amor único. A mi papá, Claudio, que a pesar de la distancia siempre me apoyaste en esta etapa. A mis primos hermosos, Joaquín y Martina, que me llamaron todos los días desde que comenzó este proceso. Y finalmente, a mi perrito, Mimo, que tú sí que sabes de amor incondicional.

Es el turno de los amig@s de la vida, y primero quiero agradecer a los del colegio: Liux, Feña, Agu, Flo, Pipe, Nico y Javi. Son maravillosos, que rico conocerlos hace tanto tiempo y mantener la amistad, agradezco totalmente todas esas video-llamadas en las que podía contarles como iba avanzando en esta etapa, agradezco sus felicitaciones y la motivación que me daban para seguir, así como también todas esas veces que jugábamos online para des-estresarnos de nuestros quehaceres. Continuo con los de Antumapu: Gabo, Vania, Chokapic, Fefa, Vicho, Pablito, Raquel, Camilady y Dieguito. Cada uno de ustedes me ha entregado cosas diferentes en este proceso, por lo que agradezco la incondicionalidad que tienen en común, siempre estuvieron ahí cuando los necesitaba sea para lo que sea, y eso me hace valorar mucho su amistad.

También quiero agradecer al LAB y a su gente, que sin ellos no sería posible todo esto. A mi profe guía, Cristian Mattar, principalmente por creer y confiar en mí para sacar adelante este trabajo, por darme la oportunidad de realizar esta memoria, por todo tu tiempo, paciencia, disposición y apañe que me entregaste. Y obviamente, a mi “tutor”, Ítalo Moletto, quien me ha apañado de una manera increíble, dándome las mejores ideas, resolviéndome dudas tanto técnicas como existenciales, apoyándome y motivándome para sacar lo mejor de mí en todo este período.

Finalmente, mis agradecimientos al proyecto FONDEF IT18I 0022 “Sistema de transferencia de modelo de evapotranspiración real de cultivos para la gestión sustentable del agua”, que ha sido fuente de financiamiento para esta memoria.

¡MUCHÍSIMAS GRACIAS A TODOS USTEDES!

ÍNDICE

RESUMEN.....	1
ABSTRACT	2
INTRODUCCIÓN	3
Objetivo General	6
Objetivos Específicos	6
MATERIALES Y MÉTODOS	7
Área de Estudio	7
Materiales	8
Datos satelitales	8
Información Meteorológica	9
Datos In Situ	9
Métodos	10
Estimación de <i>inputs</i> para el modelo SSEBop	10
Algoritmo del Modelo SSEBop.....	11
Conversión del flujo de calor latente instantáneo (LET _i) a ET _r diaria	15
Validación de T _s y ET _r	16
RESULTADOS.....	18
Temperatura de superficie (T _s)	18
Evapotranspiración real (ET _r)	20
Validación de los resultados	22
Temperatura de superficie (T _s)	22
Evapotranspiración real (ET _r).....	23
DISCUSIÓN	24
CONCLUSIONES	25
BIBLIOGRAFÍA	26
ANEXOS	31
Anexo 1: Ecuaciones para estimar ET ₀	31
Anexo 2: Estadígrafos para la validación de resultados	32

Índice de figuras

Figura 1. Ubicación del área de estudio. Fuente: Elaboración propia, 2020.	7
Figura 2. T_s de Landsat-8 y ECOSTRESS en el área de estudio.	18
Figura 3. Histogramas de T_s para ambos satélites en el 25 de julio de 2019.	19
Figura 4. Mapas de ET_r diaria de los tres métodos propuestos.	20
Figura 5. Histogramas de ET_r para los tres métodos en el 25 de julio de 2019.	21
Figura 6. Comparación entre T_s de ambos satélites y T_s <i>in situ</i> en las estaciones meteorológicas ubicadas en cultivos de granados, olivos y viñas.	22
Figura 7. Comparación entre ET_r de los tres métodos y ET <i>in situ</i> en las estaciones meteorológicas ubicadas en cultivos de granados, olivos y viñas. Las líneas verticales (rojas) que se ven en algunos puntos corresponden a la variabilidad espacial de la ET_r estimada en ese punto.	23

RESUMEN

El adecuado monitoreo de la evapotranspiración (ET) en zonas áridas y semi-áridas es clave para la toma de decisiones relacionadas al uso eficiente del recurso hídrico. El presente trabajo evalúa la evapotranspiración real (ET_r) en la cuenca baja del Río Copiapó mediante teledetección con datos remotos e información meteorológica. Esto se llevó a cabo utilizando datos de satélites ópticos como Landsat-8 y ECOSTRESS, en complemento con modelos globales de reanálisis meteorológico (ERA5 y GLDAS) e información *in situ* proveniente de estaciones meteorológicas desde julio de 2019 a febrero de 2020. Se desarrollaron tres métodos para estimar ET_r , dos de estos basándose en el modelo *Operational Simplified Surface Energy Balance* (SSEBop) y utilizando imágenes de Landsat-8 y ECOSTRESS (Landsat-8/SSEBop y ECOSTRESS/SSEBop), y el tercero utilizando un producto de ET de ECOSTRESS (ECOSTRESS/TSEB). Los resultados muestran que ECOSTRESS/SSEBop posee el menor error en relación a los datos *in situ* con respecto a los demás métodos (RMSE = 0,57 mm/día), demostrándose su efectiva aplicación en el área de estudio en temporadas de invierno, primavera y verano. Estos resultados son importantes para los futuros intentos de mejora en el uso sostenible del agua en la cuenca baja del Río Copiapó, ya que en la actualidad se presentan problemas asociados a la alta demanda del recurso hídrico.

Palabras clave: Evapotranspiración, Zonas Áridas, Landsat-8, ECOSTRESS, Copiapó

ABSTRACT

The suitable evapotranspiration (ET) monitoring in arid and semi-arid regions plays a key role for making decisions related to an efficient use of the hydric resource. This work focuses on the evaluation of actual evapotranspiration (ET_r) in lower Copiapó basin through remote sensing using optical satellites and meteorological information. This was achieved using optic satellite's data such as Landsat-8 and ECOSTRESS, in addition with meteorological reanalysis's global models (ERA5 and GLDAS) and in situ information from meteorological stations from July 2019 to February 2020. Three methods for ET_r estimation were developed, two of these based on Operational Simplified Surface Energy Balance (SSEBop) model and using Landsat-8 and ECOSTRESS images (Landsat-8/SSEBop and ECOSTRESS/SSEBop), and the third one using an ECOSTRESS's ET product (ECOSTRESS/TSEB). The results indicate that ECOSTRESS/SSEBop possess the lower mistake related to the in situ data over the other methods (RMSE = 0,57 mm/day), demonstrating its effective application in the study area on winter, spring and summer seasons. These results are significant for future attempts of improving the sustainable water use in lower Copiapó basin, because nowadays they are problems related to the hydric resource's high demand.

Keywords: Evapotranspiration, Arid Region, Landsat-8, ECOSTRESS, Copiapó

INTRODUCCIÓN

La evapotranspiración (ET) es el proceso en que el agua es transferida desde la superficie terrestre hacia la atmósfera, considerando la evaporación de los cuerpos de agua y el suelo, además de la transpiración de las plantas (Allen et al., 2006). Este fenómeno es reconocido como el más importante en el intercambio de energía, carbono y agua entre la superficie terrestre y la atmósfera, cumpliendo un rol relevante en la regulación del ciclo hidrológico y el transporte de energía (Li et al., 2009; Senay et al., 2013).

En diversas áreas de la ciencia, la ET ha ganado significativa relevancia debido a las diferentes aplicaciones que se han desarrollado en agronomía, ecología, hidrología, meteorología, climatología, ciclo de carbono, entre otras (Fisher et al., 2017). Como, por ejemplo, en la ecología se puede utilizar para la evaluación de biodiversidad, de la variabilidad espacial y temporal de la dinámica de la vegetación, detectar anomalías en la cubierta vegetal, entre otros (Suliga et al., 2019). En meteorología, para estudiar las zonificaciones climáticas, las formaciones de nubes, simulaciones de circulación atmosférica, cuantificación de la condición de sequía y cambio climático (Das et al., 2015; Adnan et al., 2017). En la hidrología es fundamental para el cálculo del balance hídrico en una cuenca, donde se considera la ET como una variable dominante en su aproximación (López et al., 2017). Y en la agricultura, se ha integrado como parámetro para estimar índices de sequía que son de utilidad para la toma de decisiones relacionadas con la gestión de los recursos hídricos (Narasimhan y Srinivasan, 2005; Fisher et al., 2017). Además, la estimación de la evapotranspiración real (ET_r) de un cultivo es un problema importante debido a sus notables impactos en la precisión de la programación del riego, el crecimiento del cultivo y el rendimiento (Chebbi et al., 2018).

Por su parte, en regiones áridas y semi-áridas, los recursos hídricos son especialmente vulnerables a los impactos producidos por el cambio climático, la continua expansión de las poblaciones humanas y el desarrollo económico han generado cambios en el ciclo hidrológico, agravando conflictos ya existentes entre la oferta y la demanda del agua, y afectando a la disponibilidad de este recurso (Xia et al., 2016). En zonas áridas y semi-áridas de Chile, como la cuenca del Río Copiapó, la disponibilidad del recurso hídrico ha disminuido debido al aumento de la demanda de agua en agricultura y minería. Según Bravo (2013), la cuenca de Copiapó es una de las zonas agrícolas más importantes de Chile y exige cantidades de agua significativas (4.856 L/s equivalentes al 59% de la demanda total en Copiapó). En estas zonas, el conocimiento acerca de la cantidad de agua evapotranspirada diariamente se torna de gran importancia ya que esta representa una gran proporción del agua disponible en una cuenca, lo que se ha estimado en al menos un 70% de la precipitación entrante en una cuenca (Moussa et al., 2007). Dado lo anterior, se considera que cualquier intento de mejora en la gestión y/o eficiencia del uso del recurso hídrico debe basarse en estimaciones confiables de ET.

Para estimar ET la teledetección es considerada una herramienta clave, dado que la ET es heterogénea en el espacio, y con imágenes satelitales es posible estudiar superficies a escalas mayores (Saadi et al., 2018). Para esto existen diversos métodos, como los modelos que se enfocan en el Balance de Energía Superficial (SEB), los métodos de

Penman-Monteith, Priestley-Taylor, Ts-VI Space, Producción Máxima de Entropía (MEP), Enlace Agua-Carbono, Balance Hídrico, modelos empíricos, entre otros (Zhang et al., 2016).

Dentro de los métodos SEB hay modelos de “una capa” y de “dos capas”, los primeros son más simples y tratan la superficie como un todo, mientras que los otros poseen un grado de complejidad mayor, considerando al suelo y la vegetación como dos parches no acoplados, donde los flujos no interactúan entre las capas (Novak, 2012; McShane et al., 2017). Entre los métodos de “una capa” más recientes se encuentra el modelo METRIC (*Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration*) propuesto por Allen et al (2007), para estimar ET_r a nivel mensual y estacional en áreas extensas. El procedimiento requiere de una imagen de temperatura de superficie (T_s) medida por un sensor satelital, en la que el usuario debe seleccionar las condiciones extremas de T_s , estableciendo un valor máximo para el píxel caliente/seco y un valor mínimo para el píxel frío/húmedo. Al conocer los valores de píxeles extremos, se establece una diferencia de temperatura (dT) constante para todo el paisaje en estudio. Otro ejemplo de modelos de “una capa” es el algoritmo SSEBop (*Operational Simplified Surface Energy Balance*) desarrollado por Senay et al (2013). A diferencia de METRIC, en este modelo se define un dT para cada píxel, que depende principalmente de la radiación neta (R_n) y la temperatura del aire (T_a). Además, este método posee una parametrización diseñada para reducir la probabilidad de errores existentes en las versiones anteriores de los modelos SEB u otros similares. En cuanto a métodos de “dos capas”, el más actual corresponde al modelo ETEML (*Enhanced Two-Source Evapotranspiration Model for Land*) desarrollado por Yang et al (2015). En este método se aplica un índice de estrés hídrico de cultivo (CWSI) para parametrizar la evaporación del suelo y la transpiración de las plantas por separado. Además, se basa en un marco trapezoidal de la cobertura vegetal y la temperatura de superficie (VFS/LST) definido para cada píxel.

Por otro lado, diferentes satélites ópticos cumplen un rol fundamental para la aplicación de modelos de ET, ya que ofrecen la posibilidad de medir parámetros ligados a la superficie terrestre de manera continua y remota, generando información a diferentes escalas espacio-temporales (Jovanovic e Israel, 2012). Uno de estos satélites corresponde a la misión MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) lanzada en 1999, la cual posee siete bandas espectrales diseñadas para aplicaciones terrestres con resoluciones espaciales que van desde 250 m a 1 km y un periodo de recaptura de 1 día (Justice et al., 1997). Otro satélite es Landsat-8 OLI/TIRS, que fue lanzado en febrero del 2013, cuenta con un sensor OLI (*Operational Land Imager*) que captura imágenes en 9 bandas del espectro de onda corta a una resolución espacial de 30 m, un sensor TIR que posee 2 bandas con 100 m de resolución espacial y un periodo de revisita de 16 días (Roy et al., 2014). Recientemente, fue lanzada la misión ECOSTRESS (*ECOsysteM Spaceborne Thermal Radiometer Experiment on Space Station*) en junio del 2018, consiste en cinco bandas espectrales TIR y opera a una resolución espacial estimada de 70 m y con un periodo de revisita indefinido pero que se ha estimado entre 3-5 días (Hulley et al., 2019). En diversos estudios se ha demostrado la efectividad del uso de datos de satélites ópticos como MODIS y Landsat-8 en la aplicación de modelos que permiten estimar ET (Yuan et al., 2010; Sun et al.,

2012; Semmens et al., 2016; Olivera Guerra et al., 2017; Mokhtari et al., 2019). Sin embargo, disponer de imágenes de ECOSTRESS se considera una oportunidad importante para mejorar la precisión al momento de estimar ET ya que cuenta con un sensor térmico que captura imágenes a una resolución espacial superior a los demás satélites (Hulley et al., 2019).

En este contexto, una adecuada estimación de ET_r en zonas áridas y semi-áridas mediante herramientas de teledetección utilizando las imágenes disponibles puede permitir a los tomadores de decisiones ser más eficientes en el uso de agua en zonas donde se han experimentado disminuciones severas en la disponibilidad del recurso hídrico (Valdez-Pineda et al., 2014). Es por lo anterior que este trabajo se centra en evaluar la ET_r en la cuenca baja del Río Copiapó, utilizando datos provenientes de los satélites ópticos e información meteorológica.

Objetivo General

Evaluar la ET_r en la cuenca baja del Río Copiapó mediante teledetección con satélites ópticos e información meteorológica.

Objetivos Específicos

- Estimar la ET_r en el área de estudio utilizando el modelo SSEBop.
- Validar los resultados con estaciones meteorológicas localizadas en el área de estudio.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de Estudio

El sitio de estudio corresponde a la zona baja de la cuenca del río Copiapó, región de Atacama, Chile, específicamente en el área de jurisdicción de la Comunidad de Aguas Subterráneas (CASUB) de Copiapó, que corresponden a los sectores acuíferos 5 y 6 definidos por la Dirección General de Aguas (DGA). Se localiza en el límite sur del Desierto de Atacama, extendiéndose desde la ciudad de Copiapó hasta la desembocadura en el Océano Pacífico, con una superficie estimada de 1.858,28 km², ubicada en 27°19'00" latitud sur 70°56'00" longitud oeste (Figura 1). Se caracteriza por su clima semi-árido (Garreaud et al., 2010), con una precipitación media anual de 19 mm en la ciudad de Copiapó. Esta hoya hidrográfica está dominada por suelos arenosos del Desierto de Atacama. El Río Copiapó es su cauce principal, caracterizado por su régimen mixto nival-pluvial, se forma a partir de la confluencia de los ríos Pulido, Jorquera y Manflas y registra un caudal promedio de 2,63 m³/s, tiene 162 km de largo y cruza en dirección noroeste las localidades de Tierra Amarilla y Copiapó hasta su punto de control en el mar, en este último tramo este río tiende a estar seco la mayor parte del tiempo principalmente por la insostenible explotación de sus aguas por parte de la actividad agrícola y minera. En cuanto a usos de suelo, en la mayoría de la cuenca se encuentran suelos desnudos, aunque con presencia de vegetación arbustiva y formaciones mixtas compuestas por cultivos agrícolas, praderas y matorrales de cactáceas y especias arbustivas. Esta cuenca es un ejemplo de una región semi-árida bajo estrés hídrico sostenido que se origina tanto por causas naturales como artificiales (Olivera-Guerra et al., 2017; Valdés-Pineda et al., 2017; Galvez et al., 2019).

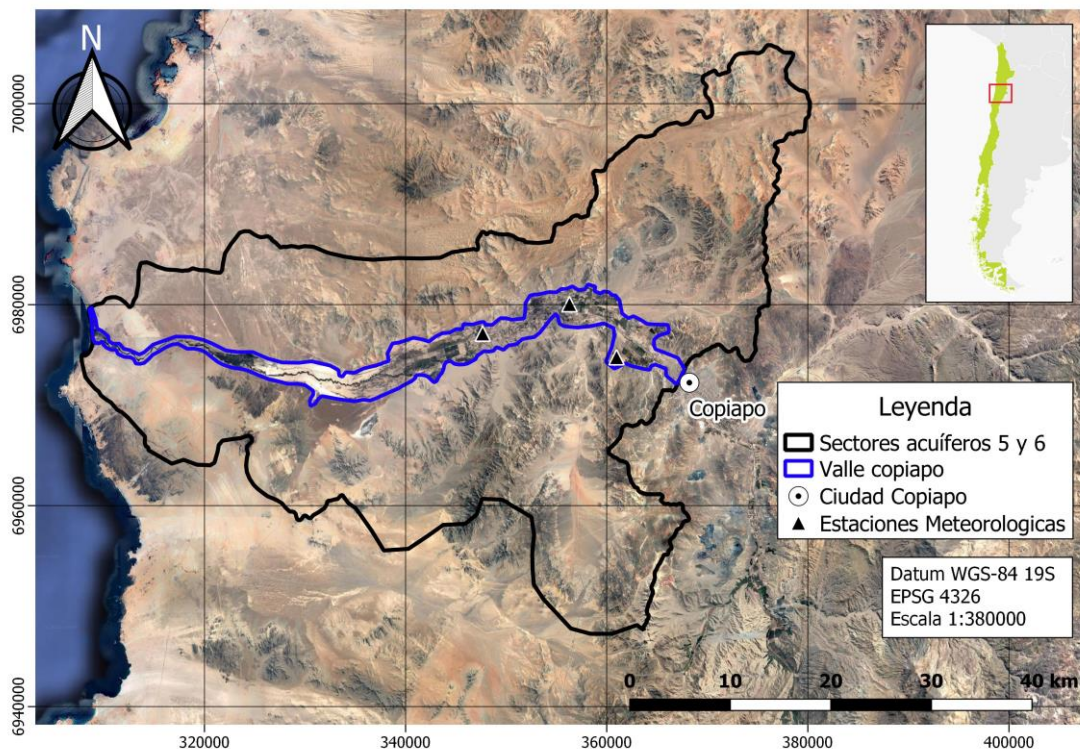


Figura 1. Ubicación del área de estudio. Fuente: Elaboración propia, 2020.

Materiales

En este trabajo se requirieron datos remotos e información meteorológica para el periodo 2019-2020 disponibles en diferentes resoluciones espacio-temporales. A continuación, se detallan los datos utilizados según la naturaleza de su información.

Datos satelitales

ECOSTRESS

La misión ECOSTRESS corresponde a un satélite óptico montado en la Estación Espacial Internacional (ISS) por la Administración Nacional de la Aeronáutica y del Espacio (NASA) desde junio del 2018. Su objetivo general es medir el uso del agua y el estrés hídrico en los ecosistemas naturales y artificiales para comprender el cambio de la vegetación en condiciones hídricas limitadas. Mediante este satélite se busca responder preguntas críticas sobre la dinámica de las plantas y el agua, y los cambios futuros de los ecosistemas con el clima. Se caracteriza por contar con una combinación óptima de mediciones TIR con alta resolución espacio-temporal (38 x 68 m; cada 3-5 días en diferentes momentos del día) y resolución espectral (5 bandas espectrales). Cabe destacar que ECOSTRESS no cuenta con sensores que midan en el espectro de onda corta (Hulley et al., 2017).

Para este trabajo se utilizaron imágenes del producto de T_s y emisividad (ϵ), y el producto de ET de ECOSTRESS. Además, para geo-referenciar esta información, fue necesario utilizar el producto de geolocalización del mismo satélite (Hulley et al., 2017). Estas imágenes se rescataron de la plataforma virtual “*EarthData*” de la NASA.

Landsat-8 OLI/TIRS

Landsat-8 es un satélite óptico lanzado en febrero del 2013 por la NASA, realiza capturas de imágenes cada 16 días, y cuenta con dos sensores de medición. El primer sensor se denomina OLI, realiza mediciones en nueve bandas del espectro de onda corta (0-2,4 μm) con una resolución espacial de 30 m; mientras que el segundo, TIRS, posee dos bandas correspondientes al espectro del infrarrojo térmico (8-14 μm) con una resolución espacial de 100 m (Roy et al., 2014). La banda 11 del sensor TIRS presenta problemas de calibración asociados a la presencia de la luna en la escena (Montanaro et al., 2014), por lo que en este trabajo solo se utilizó la banda 10 para evitar dichos errores.

En este trabajo se adquirieron imágenes de los Niveles Digitales (ND) y de temperatura de brillo proveniente de la banda 10 del sensor TIR de Landsat-8 para generar imágenes de T_s , además de la reflectancia superficial de las bandas 1, 3, 4, 5, 7 del sensor OLI del mismo satélite para generar imágenes de albedo (α) (Roy et al., 2014). Estos datos se encuentran disponibles en la plataforma web “*Google Earth Engine*” (GEE).

SRTM

Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) corresponde a un satélite activo lanzado en febrero del 2000 con el propósito de producir datos de elevación de terreno en la Tierra entre 56° latitud sur y 60° latitud norte, cubriendo aproximadamente el 80% de la masa

terrestre, a una resolución espacial aproximada a 30 m. Esta misión buscó generar una representación universal y coherente de la topografía de la Tierra para los diversos usuarios y aplicaciones (Slater *et al.*, 2006). A partir de este satélite se obtuvo una imagen de elevación de terreno (h) a través de la plataforma GEE.

Información Meteorológica

GLDAS-2.1

Las imágenes de radiación global o de onda corta descendente (R_g), radiación de onda larga descendente (R_a) y velocidad del viento a 2 metros de altitud (V), se adquirieron a partir del modelo global de reanálisis meteorológico GLDAS-2.1 (*Global Land Data Assimilation System*) (Fang *et al.*, 2009) exportables de GEE a 30 km de resolución espacial.

ERA5

La temperatura del aire (T_a) media, máxima, mínima y temperatura de punto de rocío, se obtuvo a través del conjunto de datos de reanálisis climático ERA5, último análisis de clima producido por *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts* (ECMWF), de *Copernicus Climate Change Service* (Hersbach, 2016), disponibles en GEE a 30 km de resolución espacial.

Datos In Situ

La información *in situ* provino de las tres estaciones meteorológicas ubicadas en el área de estudio. Dos de estas son administradas por el Laboratorio para el Análisis de la Biósfera (LAB) de la Universidad de Chile y reciben los nombres San Pedro (27°19'13" S; 70°32'23" W) y Chamonate (27°17'42" S; 70°27'7" W), correspondientes a coberturas de cultivos de olivos y viñedos, respectivamente, y entregan datos cada 5 minutos (Mattar *et al.*, 2016); mientras que la tercera se denomina Bodega (27°20'35" S; 70°24'19" W), es administrada por CASUB¹, corresponde a cobertura de granados, y realiza mediciones cada 10 minutos.

Para las tres estaciones se adquirieron los mismos parámetros, correspondientes a radiación neta, temperatura de brillo, humedad relativa, temperatura del aire, viento, entre otras, para el periodo 2019-2020 siempre que estuvieran disponibles. Esta data fue de utilidad para el cálculo del coeficiente de la razón entre radiación neta instantánea y diaria (C_{di}) al momento de estimar ET_r , y en la estimación de T_s *in situ* y ET *in situ* para la validación de los resultados.

¹ CASUB (Comunidad de Aguas Subterráneas). Copiapó, Chile. Recuperado en: <http://www.casub.cl/>. Consultado el: 03 de agosto de 2020.

Métodos

Para el cumplimiento del primer objetivo específico, se realizaron diferentes estimaciones de ET_r diaria en el periodo 2019-2020 a 100 m de resolución espacial, de modo que se proponen tres métodos para generar distintos conjuntos de imágenes de ET_r :

- (i) **Landsat-8/SSEBop**: Imágenes de ET_r generadas aplicando el modelo SSEBop utilizando imágenes de T_s derivadas de Landsat-8.
- (ii) **ECOSTRESS/SSEBop**: Imágenes de ET_r generadas aplicando el modelo SSEBop a partir de imágenes de T_s provenientes de la misión ECOSTRESS.
- (iii) **ECOSTRESS/TSEB**: Imágenes de ET_r adquiridas del producto de ET de ECOSTRESS, el cual fue desarrollado en base a un modelo de dos capas denominado “*Two-Source Energy Balance*” o TSEB (Cawse-Nicholson *et al.*, 2020). De este producto se adquirieron imágenes de flujo de calor latente instantáneo (LET_i) que fueron convertidos a ET_r mediante un algoritmo simple que se explicará más adelante.

Para lograr el segundo objetivo específico, se realizó la validación de los resultados de T_s y ET_r obtenidos de los tres métodos mencionados, contrastándolos con la información disponible en las estaciones meteorológicas ubicadas en el área de estudio.

Estimación de *inputs* para el modelo SSEBop

Temperatura de Superficie (T_s)

Las imágenes de T_s provenientes de la misión ECOSTRESS se adquirieron directamente desde el producto de T_s de dicho satélite. En el caso de Landsat-8, las imágenes de T_s se generaron aplicando el algoritmo mono-canal propuesto por Jiménez-Muñoz et al (2014) mediante la siguiente ecuación.

$$T_s = \gamma \left[\frac{1}{\varepsilon} (\psi_1 \cdot L_{sen} + \psi_2) + \psi_3 \right] + \delta$$

Ecuación 1

Donde:

T_s = Temperatura de superficie terrestre [K].

ε = Emisividad [-].

L_{sen} = Radiancia [$W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$].

Luego, ‘ γ ’ y ‘ δ ’ son parámetros establecidos por las siguientes ecuaciones:

$$\gamma = \frac{T_{sen}^2}{b_\gamma \cdot L_{sen}}$$

Ecuación 2

$$\delta = T_{sen} - \frac{T_{sen}^2}{b_\gamma}$$

Ecuación 3

Donde:

T_{sen} = Temperatura de brillo [K].

$b_\gamma = 1324$ para el sensor TIR [K].

Finalmente, los factores ' ψ_1 ', ' ψ_2 ' y ' ψ_3 ' corresponden a funciones atmosféricas que están definidas por las ecuaciones 4, 5 y 6, respectivamente (Jiménez-Muñoz *et al.*, 2014).

$$\psi_1 = \frac{1}{\tau}$$

Ecuación 4

$$\psi_2 = -L_d - \frac{L_u}{\tau}$$

Ecuación 5

$$\psi_3 = L_d$$

Ecuación 6

Donde:

T = Transmisividad de la atmósfera [-].

L_d = Radiancia descendente de la atmósfera [$\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$].

L_u = Radiancia ascendente de la atmósfera [$\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$].

Cabe señalar que el algoritmo mono-canal para estimar T_s está limitado por considerar la emisividad como un valor incógnito que no es posible obtener directamente a través de la información obtenida de la radiancia capturada por el sensor TIR en Landsat-8, por lo que se utilizó imágenes de emisividad superficial obtenida directamente del producto de ECOSTRESS para la aplicación de este método.

Albedo superficial (α)

Las imágenes de albedo superficial para el espectro de onda corta se pueden obtener en base a la metodologías de Liang (2001) y Mattar *et al.* (2014) utilizando imágenes de la bandas del satélite Landsat-8 mediante la siguiente ecuación:

$$\alpha = 0,356b_1 + 0,130b_3 + 0,373b_4 + 0,085b_5 + 0,072b_7 - 0,0018$$

Ecuación 7

Donde:

α = Albedo superficial [-].

b_i = Reflectancia superficial de la banda ' i ' obtenida de Landsat-8.

En el caso de la misión ECOSTRESS no es posible generar imágenes de albedo superficial dado que solo cuenta con sensores TIR, por lo que se procedió a utilizar imágenes de albedo superficial exclusivamente de Landsat-8 para la aplicación del modelo SSEBop.

Algoritmo del Modelo SSEBop.

La estimación de ETr diaria, para ambos satélites, se llevó a cabo utilizando el modelo SSEBop desarrollado por Senay *et al.* (2013), el que permite estimar ETr diaria en función de la T_s e información meteorológica. Cabe destacar que este modelo ya ha sido validado en el área de estudio por Olivera-Guerra *et al.* (2017), demostrando ser efectiva su aplicación a escala de cuenca y en todo el año.

En este método se desarrolló un enfoque diferente a la formulación original SSEB u otras similares, las que usan píxeles de referencia “caliente” y “fríos” para predefinir un dT constante para una región hidroclimática limitada y uniforme. Más bien, en este nuevo enfoque se predefine un dT para cada píxel, que permanece invariante para una ubicación y período determinados en condiciones de cielo despejado, y que depende en gran medida de la radiación solar neta (Rn). La condición de límite frío se obtiene como una fracción de la temperatura del aire. Dada esta simplificación, la ET_r se estima a través de la Ecuación 8, como una fracción de la ET de referencia (ET_0), aplicando como factor la fracción evaporativa y el factor de cultivo.

$$ET_r = ET_f \cdot K_c \cdot ET_0$$

Ecuación 8

Donde:

ET_f = Fracción evaporativa [-].

K_c = Factor de cultivo [-].

En este modelo, K_c es considerado como un coeficiente que escala la ET_0 al nivel de una ET máxima experimentada por un cultivo en condiciones aerodinámicamente más rugosas (Senay et al., 2013). En este caso, se establece un valor de K_c igual a 0,65, al igual que en el estudio de Olivera-Guerra et al (2017) quienes aplican este método en la misma área de estudio, correspondiente a un tipo de cobertura de viñedos y olivares principalmente, y que a menudo tienen una fracción de cubierta vegetal baja.

Fracción Evaporativa (ET_f)

La ET_f se estimó en base a la T_s y temperaturas de referencia “calientes” y “fríos” (Senay et al., 2013):

$$ET_f = \frac{T_{Caliente} - T_s}{T_{Caliente} - T_{Frío}}$$

Ecuación 9

Donde:

$T_{Caliente}$ = T_s estimado como referencia “caliente” del píxel [K].

$T_{Frío}$ = T_s estimado como referencia “fría” del píxel [K].

En caso de situaciones anormales ET_f podría tomar valores menores a 0 o mayores a 1, esto se produce cuando T_s está cerca de la condición de límite caliente ($T_s = T_{Caliente}$) o cuando T_s está cerca de la condición de referencia fría ($T_s = T_{Frío}$), respectivamente, por lo que se establece un mínimo de ET_f igual a 0 y un máximo igual a 1 (Senay et al, 2013).

Para determinar $T_{Frío}$ es necesario aplicar un factor de corrección para cada píxel. Para esto, Senay et al. (2013) define un supuesto que se basa en las superficies que tiene una tasa de ET semejante a ET_0 , donde T_s tiene un valor semejante a la temperatura del aire (T_a), por lo tanto, hay un flujo de calor sensible despreciable. El factor de corrección es

aplicado utilizando T_a instantánea (al momento del paso del satélite) a través de la Ecuación 10:

$$T_{Frío} = c \cdot T_a$$

Ecuación 10

Donde:

c = Factor de corrección [-].

T_a = Temperatura del aire al momento del paso del satélite [K]

El coeficiente de corrección se determinó como un promedio estacional entre T_s y T_a en todos los píxeles donde NDVI es mayor o igual a 0,75. Se estableció un factor de corrección de 0,993, ya que se considera estable en el espacio y el tiempo (Senay *et al.*, 2013).

Bajo el supuesto de que la diferencia entre $T_{Caliente}$ y $T_{Frío}$ es casi constante e igual a dT , se puede determinar $T_{Caliente}$ a través de la siguiente ecuación:

$$T_{Caliente} = T_{Frío} + dT$$

Ecuación 11

El valor de dT es estimado asumiendo la condición de un paisaje correspondiente a suelo desnudo y seco, donde se supone que ET_r es 0 y que el calor sensible es máximo (Bastiaanssen *et al.*, 1998), con una resistencia aerodinámica representativa y constante de un suelo seco y desnudo, definida con un valor de 110 sm^{-1} (Qiu *et al.*, 1998). Se estima utilizando la Ecuación 12, considerando los supuestos establecidos por Senay *et al.* (2013):

$$dT = \frac{Rn_i \cdot r_{ah}}{\rho_a \cdot C_p}$$

Ecuación 12

Donde:

Rn_i = Radiación neta instantánea [W m^{-2}]

r_{ah} = Resistencia aerodinámica [s m^{-1}]

ρ_a = Densidad del aire ($\sim 1,23$) [kg m^{-3}]

C_p = Calor específico del aire (~ 1.013) [$\text{kJ kg}^{-1} \text{K}^{-1}$]

El dT mínimo ocurre en invierno y rara vez es menor a 2 K, y dado que no tiene sentido físico tener una dT negativa para una estimación adecuada de ET_r , la dT mínima se limita a 1 K (Senay *et al.*, 2013).

Finalmente, para estimar Rn_i a través de la ecuación de balance radiativo (Ecuación 13) establecida a partir de lo propuesto por Allen *et al.* (2006).

$$Rn_i = (1 - \alpha)R_g + \varepsilon(R_a - \sigma \cdot T_s^4)$$

Ecuación 13

Donde:

α = Albedo superficial instantánea [-].

R_g = Radiación global o de onda corta descendente instantánea [$W m^{-2}$].

ε = Emisividad superficial instantánea [-].

R_a = Radiación de onda larga descendente instantánea [$W m^{-2}$].

σ = Constante de Boltzmann ($5,67 \cdot 10^{-8}$) [$W m^{-2} K^{-4}$].

Evapotranspiración de Referencia (ET_0)

La ET_0 corresponde a la ET de una superficie con cobertura de pradera irrigada con características biofísicas específicas. En base a esta definición se deriva la demanda evaporativa de la atmósfera independiente del tipo de cobertura, por lo que la ET_0 solo depende de factores climáticos. Para estimar ET_0 , se puede aplicar el método desarrollado en el estudio número 56 de la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO56, por su sigla en inglés) elaborado por Allen et al. (2006) en el que se declara la ecuación Penman-Monteith estandarizada (Ecuación 14) para la estimación de esta variable, además de las ecuaciones necesarias para estimar cada una de sus variables de entrada (Ver Anexo 1).

$$ET_0 = \frac{0,408\Delta(R_n - G_0) + \gamma \cdot \frac{900}{(T_a + 273,16)} \cdot V(e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0,34V)}$$

Ecuación 14

Donde:

ET_0 = Evapotranspiración de referencia [$mm día^{-1}$].

R_n = Radiación neta [$MJ m^{-2} día^{-1}$].

G_0 = Flujo de calor del suelo (~ 0) [$MJ m^{-2} día^{-1}$].

e_s = Presión de vapor de saturación [kPa].

e_a = Presión de vapor real [kPa].

Δ = Pendiente de la curva de presión de vapor [$kPa °C^{-1}$].

γ = Constante psicrométrica [$kPa °C^{-1}$].

T_a = Temperatura media diaria [$°C$].

V = Velocidad del viento a 2 metros de altura [$m s^{-1}$].

Cabe destacar que la R_n en esta ecuación corresponde a una medición diaria ($MJ m^{-2} día^{-1}$), por ende, a la R_{ni} estimada en la Ecuación 13 ($W m^{-2}$) se le debe aplicar una conversión mediante el coeficiente de la razón entre radiación neta instantánea y diaria (C_{di}) para extrapolar a un valor diario (Sobrino et al., 2007), como se muestra en la Ecuación 15, debido a que la proporción de radiación neta a lo largo del día no es constante.

$$R_n = 0,0864 \cdot R_{ni} \cdot C_{di}$$

Ecuación 15

Los valores de C_{di} se adquirieron mediante el método propuesto por Sobrino et al. (2007), utilizando los valores de radiación neta a partir de las estaciones meteorológicas del área de estudio, como se muestra en la siguiente ecuación:

$$Cdi = \frac{Rn_e}{Rni_e}$$

Ecuación 16

Donde:

Rn_e = Radiación neta diaria medida por la estación meteorológica en el día del paso del satélite [W/m^2].

Rni_e = Radiación neta instantánea medida por la estación meteorológica al instante del paso del satélite [W/m^2].

A través de la aplicación de este algoritmo basado en modelo SSEBop, se hace posible la generación de imágenes de ET_r diaria (mm/día) a partir de imágenes de T_s de Landsat-8 y ECOSTRESS, de modo que se generan dos conjuntos de imágenes de ET_r , una para cada satélite. Sin embargo, el tercer conjunto de imágenes de ET_r se genera a partir del producto de ET de ECOSTRESS, el cual fue desarrollado mediante el modelo TSEB por el Laboratorio de Propulsión a Chorro (JPL) de la NASA, método orientado a estimar LET_i (Hulley et al., 2017), por lo que fue necesario realizar una conversión de este a ET_r diaria.

Conversión del flujo de calor latente instantáneo (LET_i) a ET_r diaria

La conversión de LET_i a ET_r diaria se llevó a cabo aplicando las metodologías utilizadas por Li et al (2009), quienes usan la Ecuación 17 que establece una relación entre el calor latente y la T_s ; complementada con Sobrino et al (2007) quienes aplican la ecuación 18 para la conversión de LET_i a ET_r diaria.

$$L = [2.501 - (0,00236 \cdot T_s)] \cdot 10^6$$

Ecuación 17

$$ET_r = \frac{LET_i}{L} \cdot Cdi \cdot 86.400$$

Ecuación 18

Donde:

L = Calor latente de vaporización [$J \text{ kg}^{-1}$].

LET_i = Flujo de calor latente al momento del paso del satélite [$W \text{ m}^{-2}$].

Finalmente, es importante mencionar que en la cuenca en estudio se presentaron zonas desérticas donde los valores de ET_r de los píxeles fueron cercanos a 0, por lo que se consideró exclusivamente el Valle de Copiapó para estimar los resultados en sitios con presencia de vegetación y cultivos agrícolas.

Validación de T_s y ET_r

La validación de la T_s y ET_r estimadas remotamente en los tres métodos propuestos (Landsat-8/SSEBop, ECOSTRES/SSEBop, ECOSTRESS/TSEB) se realizó comparándolos con los datos estimados *in situ*. Para esto fue necesario estimar T_s y ET_r *in situ* utilizando los datos disponibles en las estaciones meteorológicas, como se explica a continuación.

Estimación de T_s *in situ*

Para estimar T_s *in situ*, se obtuvieron los datos de temperatura de brillo y humedad relativa medidos por las estaciones cada 5 minutos, además de la emisividad medida por ECOSTRESS en el pixel donde se localiza la estación, y con estos se aplicó la inversa de la ley de Planck como se muestra en la Ecuación 19 (Olivera-Guerra et al., 2017).

$$B(T_s) = \frac{Lrad - (1 - \varepsilon) \cdot Ldown}{\varepsilon}$$

Ecuación 19

Donde:

$B(T_s)$ = Ley de Planck para la T_s [$W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$].

$Lrad$ = Radiancia [$W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$].

ε = Emisividad superficial [-].

$Ldown$ = Radiación descendente a 11 μm [$W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$].

Estimación de ET *in situ*

A partir de los datos de ET_0 estimados cada 1 hora en las estaciones meteorológicas ubicadas en olivos, viñedos y granados, se estimó ET_r *in situ*. Esto se llevó a cabo según la metodología aplicada por Olivera-Guerra et al (2017) para la misma área de estudio, quienes estiman ET_0 a nivel diario y lo ponderan por el K_c dependiente del tipo de cultivo y a la fecha en que se realiza la medición. Los valores de K_c se ponderaron por la fracción de cubierta vegetal, que en el caso de los olivares equivale al 25% durante todo el año, mientras que los demás poseen un 50% de cobertura. (Martínez y Tapia, 2002; DGA, 2007; Franck, 2010).

$$ET_{in_situ} = C_v \cdot K_c \cdot ET_0$$

Ecuación 20

Donde:

C_v = Cobertura vegetal [%].

K_c = Coeficiente de cultivo [-].

Validación

Finalmente, para validar los resultados se contrastaron los datos satelitales de T_s y ET_r estimados en los tres métodos propuestos, con los datos estaciones de T_s y ET_r estimados *in situ*.

Para el caso de los datos satelitales, se estimó la media y desviación estándar de los valores enmarcados en una cuadrilla de píxeles ubicados alrededor de las estaciones meteorológicas, aplicando esto para todas las estaciones y todo el periodo (2019-2020). Estos datos satelitales se contrastaron con los datos de las estaciones estimados *in situ* a partir de una correlación lineal, lo que permitió generar estadígrafos que dan a conocer la exactitud y precisión de cada uno de los métodos propuestos. Finalmente, estos estadígrafos fueron comparados para identificar cuál de los tres métodos se ajusta más al área de estudio, evaluando así la aplicabilidad de los métodos.

Los estadígrafos mencionados corresponden al Sesgo (*bias*), Desviación Estándar (*sigma*), Error Cuadrado Medio (RMSE), y Coeficiente de Determinación (R^2) (Nagelkerke, 1991; Ross, 1996; Chai y Draxler, 2014). Las ecuaciones que permiten estimar estos estadígrafos se detallan en el Anexo 2.

RESULTADOS

A continuación se presentan los principales resultados del presente trabajo, comenzando con las imágenes de T_s de ambos satélites, seguido de las imágenes de ET_r generadas para los tres métodos propuestos, y finalizando con la validación de estos resultados.

Temperatura de superficie (T_s)

Se presentan cuatro imágenes de T_s para cada satélite, desde julio del 2019 hasta febrero del 2020 en orden cronológico de arriba hacia abajo (Figura 2).

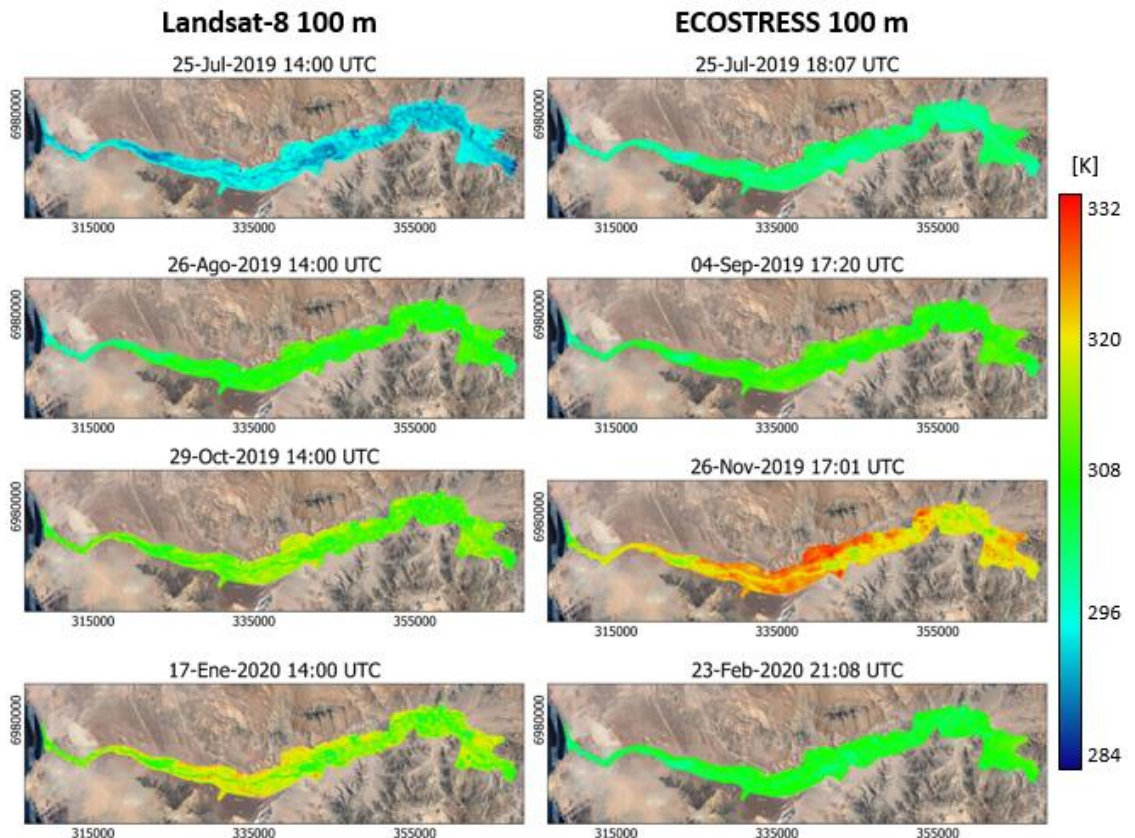


Figura 2. T_s de Landsat-8 y ECOSTRESS en el área de estudio.

A modo general, para Landsat-8 se pueden observar estacionalidad en las imágenes debido al aumento de temperaturas de invierno a verano; sin embargo, este fenómeno no se expresa notoriamente en ECOSTRESS, debido a los distintos horarios de captura (Hulley et al., 2019). Además, para cada imagen, se marcan las zonas de cultivos y zonas desérticas, áreas que tienden a presentar las temperaturas menores y mayores, respectivamente. El píxel con valor mínimo se encuentra en Landsat-8 en la imagen del 25 de julio de 2019 equivalente a 284,26 K, mientras que el máximo se presenta en ECOSTRESS el 26 de noviembre de 2019 y es igual a 332,38 K.

Con el fin de profundizar en la comparación entre Landsat-8 y ECOSTRESS, se generaron histogramas de T_s de ambos satélites para el 25 de julio de 2019 (Figura 3).

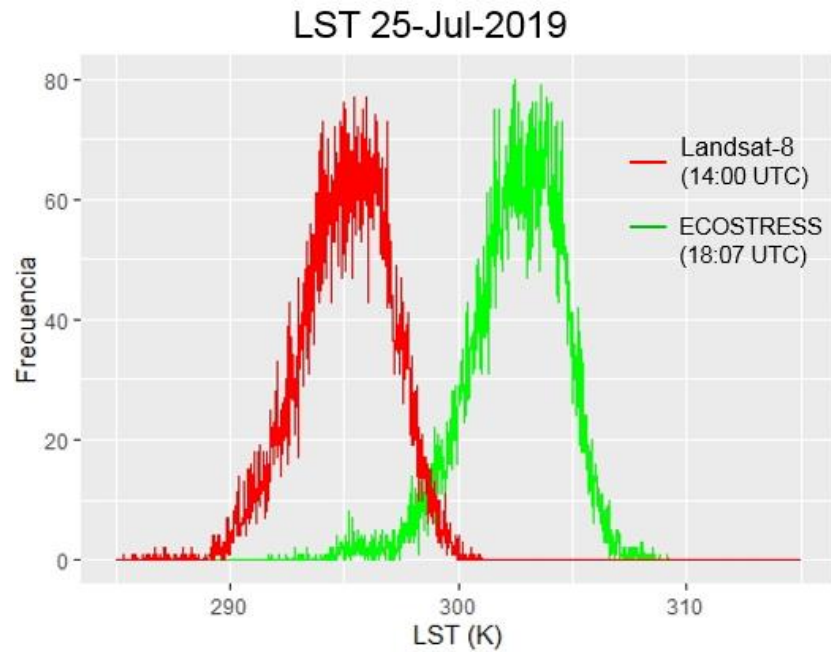


Figura 3. Histogramas de T_s para ambos satélites en el 25 de julio de 2019.

A partir del histograma anterior (Figura 3) se puede notar una diferencia de temperatura entre Landsat-8 y ECOSTRESS, lo que se debe principalmente a los distintos horarios en que se capturó la imagen. Además, ya se ha demostrado en diversos estudios que los sensores térmicos que capturan temperatura de brillo a resolución espacial superior, tienden a generar imágenes de mayor temperatura que los sensores que poseen resoluciones espaciales inferiores (Bisquert et al., 2016; Olivera-Guerra et al., 2017; Silvestri et al., 2020).

Evapotranspiración real (ET_r)

En esta sección se presentan los resultados de las imágenes generadas de ET_r diaria en el área de estudio para los tres métodos propuestos (Figura 4).

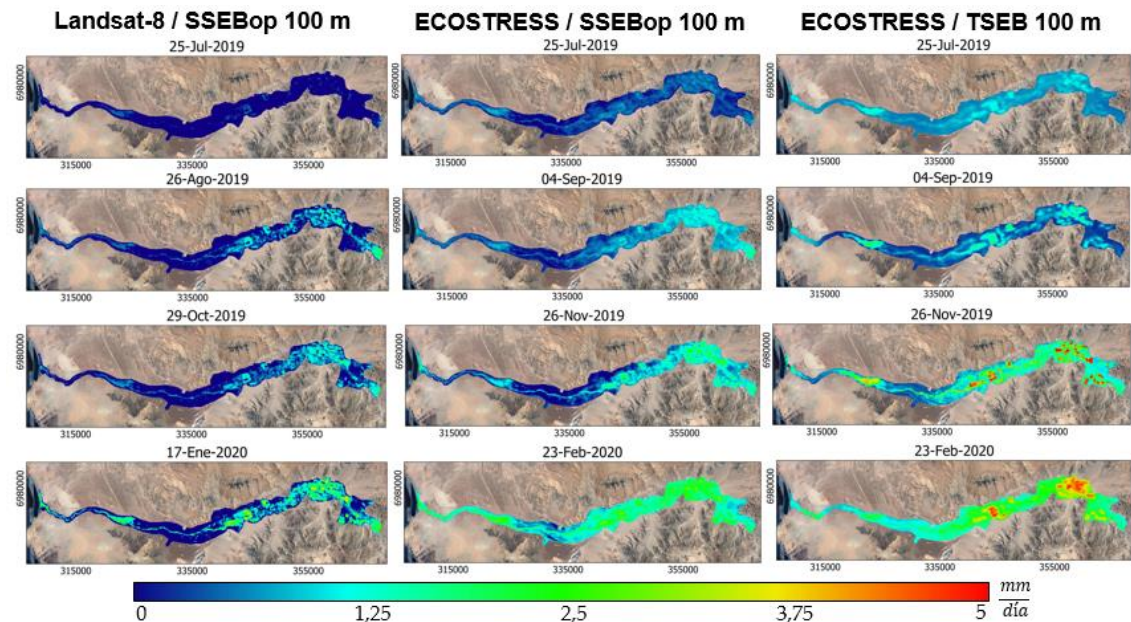


Figura 4. Mapas de ET_r diaria de los tres métodos propuestos.

En general, se puede observar estacionalidad en los tres métodos, ya que la ET_r va en aumento de invierno a verano. Además, en las imágenes se marcan las zonas de cultivo y las zonas desérticas, dado que las primeras presentan valores más altos de ET_r , mientras que los desiertos tienden a valores cercanos a cero o nulos. Sin embargo, lo anterior se aprecia de manera más clara en Landsat-8/SSEBop, dado que las imágenes de los demás métodos tienden a mostrar sectores desérticos que evaporan, generando una apariencia de menor precisión. Cabe destacar que en ECOSTRESS/TSEB se observan imágenes aparentemente más robustas que en los demás métodos, lo que se debe a que el JPL aplica un método de interpolación cúbica a las imágenes de parámetros meteorológicos para hacer coincidir su resolución espacial con la de ECOSTRESS (Fisher et al., 2018).

En cuanto a los métodos Landsat-8/SSEBop y ECOSTRESS/SSEBop, los valores máximos de ET_r se encuentran en verano y se aproximan a 4,02 mm/día y 3,21 mm/día, respectivamente. Para el caso de ECOSTRESS/TSEB, el máximo de ET_r se presenta en primavera (26 de noviembre de 2019) y registra 6,34 mm/día, superando notablemente los valores máximos de los demás métodos. Además, se generan histogramas de ET_r de los tres métodos propuestos para el 25 de julio de 2019, con el fin de profundizar en el análisis comparativo (Figura 5).

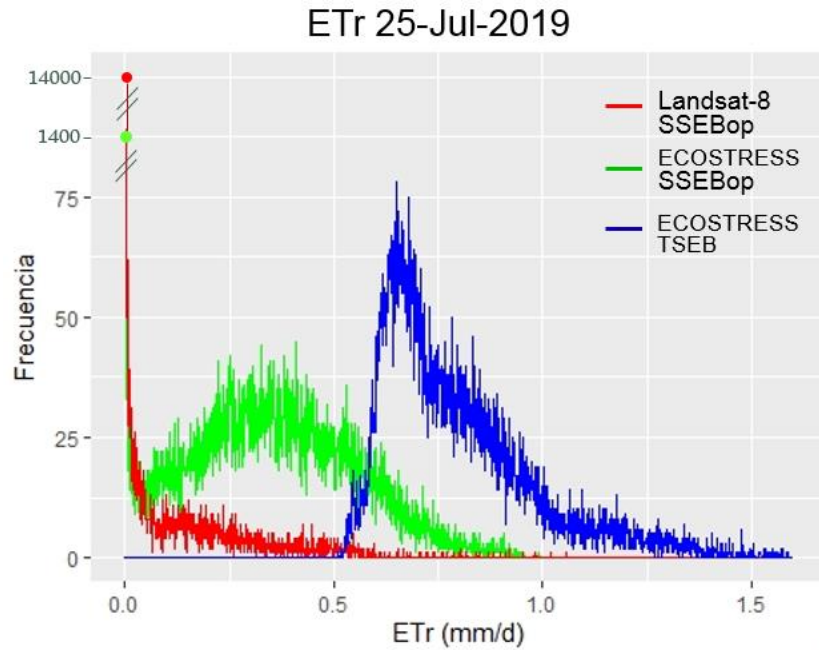


Figura 5. Histogramas de ET_r para los tres métodos en el 25 de julio de 2019.

Mediante los histogramas anteriores se puede observar que Landsat-8/SSEBop registra pixeles con valores de ET_r considerablemente menores que los demás métodos, presentando la mayoría de sus pixeles con valores iguales o cercanos a 0 mm/d. El método ECOSTRESS/SSEBop también entrega una cantidad importante de pixeles con valores despreciables de ET_r, aunque en menor medida que Landsat-8/SSEBop, ya que se registra una cantidad mayor de pixeles con valores que oscilan entre 0,01 y 1,00 mm/d. En el caso de ECOSTRESS/TSEB, es el método que presenta los valores más altos de ET_r, registrando un mínimo equivalente a 0,52 mm/d. Además, tomando como apoyo los histogramas de T_s de la Figura 3, se puede notar que el modelo SSEBop es sensible a T_s (Senay et al., 2013), dado que para diferentes imágenes de T_s en un mismo día, ECOSTRESS/SSEBop muestra valores más altos de ET_r diaria que Landsat-8/SSEBop.

Validación de los resultados

A continuación se presentan los resultados de las validaciones realizadas para T_s de ambos satélites y ET_r estimadas mediante los tres métodos propuestos.

Temperatura de superficie (T_s)

En la Figura 6, se muestra la correlación lineal entre datos de T_s *in situ* y datos de T_s satelitales para ambos satélites.

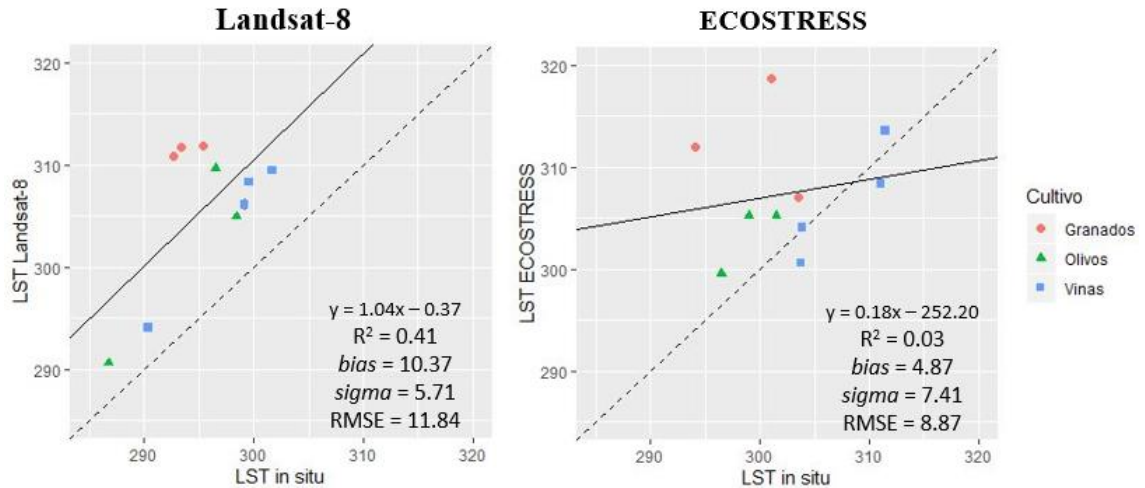


Figura 6. Comparación entre T_s (K) de ambos satélites y T_s (K) *in situ* en las estaciones meteorológicas ubicadas en cultivos de granados, olivos y viñas.

Al comparar ambos satélites, se puede observar mayor grado de linealidad (R^2) en Landsat-8 que ECOSTRESS, dado que el primero posee un ajuste lineal estimado de 41%, mientras que el segundo de 3%. Además, Landsat-8 posee un *bias* de 10,37 K y ECOSTRESS de 4,87 K, por lo que el segundo presenta mayor exactitud en relación a los datos *in situ*. El parámetro *sigma* en Landsat-8 y ECOSTRESS se ha estimado en 5,71 K y 7,41 K, respectivamente, lo que refleja mayor dispersión de los datos de ECOSTRESS respecto a los datos *in situ*. Cabe destacar que en Landsat-8 todos los valores sobreestiman a los datos *in situ*, y en ECOSTRESS solo dos datos son subestimados. Finalmente, el *RMSE* de Landsat-8 equivale a 11,84 K y en ECOSTRESS es 8,87 K, esto implica que el segundo posee un error estimado menor en relación a los datos *in situ*.

Evapotranspiración real (ET_r)

La validación de la ET_r estimada a través de los tres métodos propuestos se presenta a continuación (Figura 7).

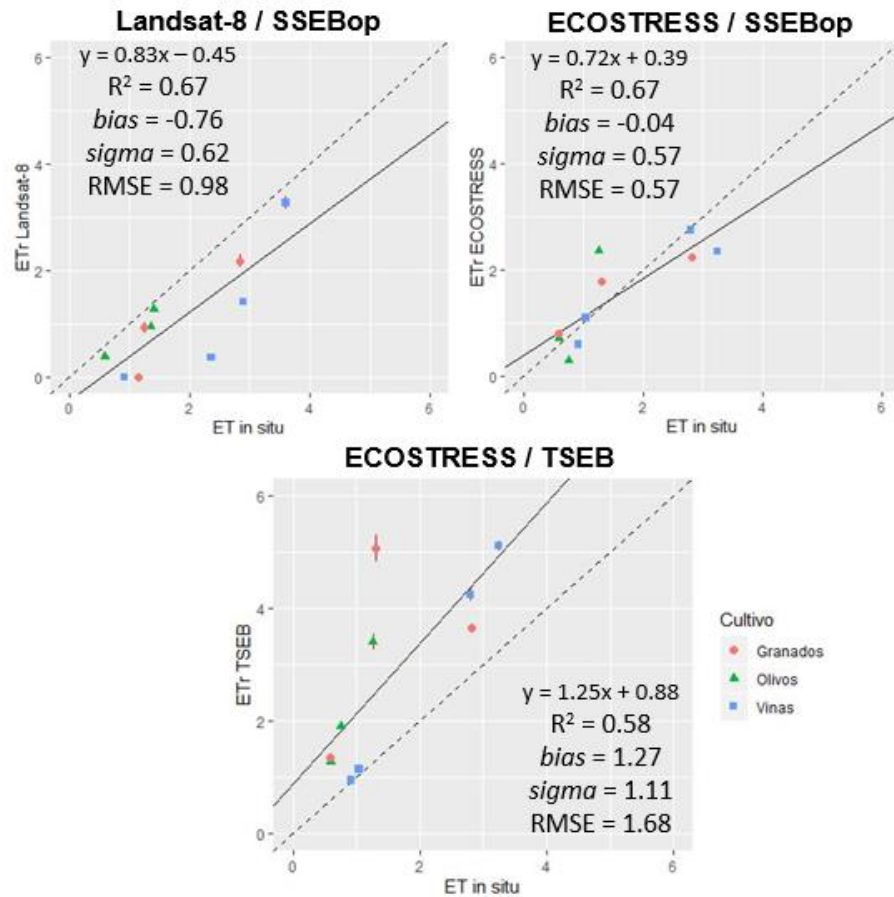


Figura 7. Comparación entre ET_r de los tres métodos y ET *in situ* en las estaciones meteorológicas ubicadas en cultivos de granados, olivos y viñas. Las líneas verticales (rojas) que se ven en algunos puntos corresponden a la variabilidad espacial de la ET_r estimada en ese punto.

Al comparar los tres métodos, se puede observar que ECOSTRESS/TSEB posee menor grado de linealidad (R^2) que los demás métodos, presentando un 58% de ajuste lineal, mientras que los demás 67%. Además, los valores de RMSE reflejan que el método con menor error en relación a los datos *in situ* corresponde a ECOSTRESS/SSEBop, que registra un error de 0,57 mm/d, luego está Landsat-8/SSEBop que posee un error de 0,98 mm/d, y por último ECOSTRESS/TSEB con un error de 1,68 mm/d. Dado lo anterior, se puede decir que ECOSTRESS/SSEBop es el método que presenta el mejor ajuste comparado con los datos *in situ* para el periodo en estudio.

DISCUSIÓN

Posterior a la presentación y análisis de los resultados, se hace posible discutir sobre la importancia de la estimación de T_s a partir de datos remotos para la aplicación de modelos que permitan estimar ET_r . Como se ha demostrado en este trabajo, utilizar diferentes satélites como Landsat-8 y ECOSTRESS, implica disponer de mediciones en distintas resoluciones espacio-temporales, generando diferencias notorias de T_s entre un sensor térmico y otro (Silvestri et al., 2020). Esto trae por consecuencia que al aplicar el modelo SSEBop a partir de T_s con distinto sensores térmicos y para una fecha en particular, se generan valores considerablemente diferentes de ET_r , evidenciándose la sensibilidad de este modelo a la T_s (Senay et al., 2013).

En cuanto a la validación de las imágenes de ET_r generadas mediante los tres métodos propuestos, para este trabajo se puede decir que los métodos basados en el modelo SSEBop (Landsat-8/SSEBop y ECOSTRESS/SSEBop) son una alternativa adecuada para estimar ET_r en el área de estudio, en épocas de invierno, primavera y verano. Sin embargo, entre los dos métodos anteriores, es posible afirmar que el de mejor ajuste es ECOSTRESS/SSEBop, ya que presenta el mayor grado de linealidad y el menor error (R^2 , *bias*, *sigma* y RMSE) en relación a los datos *in situ*. Con respecto al método ECOSTRESS/TSEB, este registró el peor ajuste de los tres métodos propuestos en cuanto a los datos *in situ*, por lo que no se recomienda la aplicación de este método en zonas áridas y semi-áridas.

El trabajo desarrollado en esta memoria puede ser de gran utilidad para mejorar la gestión del recurso hídrico en ciertas zonas áridas y semi-áridas, como la cuenca baja del Río Copiapó, ya que disponer de imágenes de la misión ECOSTRESS hace posible estimar ET_r con mayor detalle espacio-temporal, permitiendo a los tomadores de decisiones ser eficientes en el uso del agua, en zonas donde se han experimentado disminuciones severas en su disponibilidad (Valdez-Pineda et al., 2014).

CONCLUSIONES

En esta memoria se ha evaluado la ET_r en la cuenca baja del Río Copiapó a través de tres métodos propuestos, utilizando datos remotos e información meteorológica. Esto se desarrolló estimando ET_r mediante el algoritmo del modelo SSEBop a partir de imágenes de T_s de Landsat-8 y ECOSTRESS, adquiriendo imágenes de ET_r del producto de ET de ECOSTRESS, y validando los resultados obtenidos de estos tres métodos a partir de observaciones *in situ*. De los tres métodos propuestos, los que mejor se ajustan a los datos *in situ*, corresponden a ECOSTRESS/SSEBop y Landsat-8/SSEBop, presentando un ajuste lineal (R^2) del 67%, y un error (RMSE) de 0,57 y 0,98 mm/d, respectivamente, por lo que se concluye que ambos métodos son efectivos para estimar ET_r en zonas áridas y semi-áridas en temporadas de invierno, primavera y verano. Para finalizar, con esta memoria se realiza un aporte científico importante para el área de estudio, dado que se han desarrollado métodos que entregan datos confiable de ET_r , contribuyendo información clave para los tomadores de decisiones en cuanto al uso eficiente y sustentable del recurso hídrico, en zonas que han experimentados disminuciones severas de su disponibilidad.

BIBLIOGRAFÍA

- Adnan S.; K. Ullah; A.H. Khan; S. Gao. 2017. Meteorological impacts on evapotranspiration in different climatic zones of Pakistan. *Journal of Arid Land*. 9(6). 938–952p.
- Allen R.G.; L.S. Pereira; D. Raes; M. Smith. 1998. *Crop EvapoTranspiration: Guidelines for Computing Crop Water Requirements*. In: United Nations FAO, Irrigation and Drainage Paper 56. FAO. Rome. Italy.
- Allen R.; L. Pereira; D. Raes; M. Smith. 2006. *Evapotranspiración del cultivo. Guías para la determinación de los requerimientos del agua de los cultivos*. Estudio FAO de Riego y Drenaje. ISSN 254-5293p.
- Allen R. G.; M. Tasumi; R. Trezza. 2007. Satellite-Based Energy Balance for Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration (METRIC) Model. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133(4), 380–394p.
- Bastiaanssen W.G.M.; H. Pelgrum; J. Wang; Y. Ma; J.F. Moreno; G.J. Roerink; T. van der Wal. 1998. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). *J. Hydrol* 212–213, 213–229p.
- Bisquert M.; J. M. Sanchez; V. Caselles. 2016. Evaluation of Disaggregation Methods for Downscaling MODIS Land Surface Temperature to Landsat Spatial Resolution in Barrax Test Site. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9(4). 1430–1438p.
- Bravo, D. 2013. *Análisis de la incorporación de agua desalada al sistema hídrico en la cuenca del Río Copiapó*. Memoria de Título. Universidad de Chile. Santiago. Chile. 60p.
- Cawse-Nicholson K. *et al.* 2020. Sensitivity and uncertainty quantification for the ECOSTRESS evapotranspiration algorithm – DisALEXI. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 89. 102088p.
- Chai T. y R. R. Draxler. 2014. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development* 7(3). 1247–1250p.
- Chebbi W.; G. Boulet; V. Le Dantec; Z. Lili Chabaane; P. Fanise; B. Mougenot; H. Ayari. 2018. Analysis of evapotranspiration components of a rainfed olive orchard during three contrasting years in a semi-arid climate. *Agricultural and Forest Meteorology* 256-257. 159–178p.
- Das P.K.; D. Dutta; J.R. Sharma; V.K. Dadhwal. 2015. Trends and behaviour of meteorological drought (1901-2008) over Indian region using standardized precipitation-evapotranspiration index. *International Journal of Climatology* 36(2). 909–916p.

Dirección General de Aguas. 2007. Estimaciones De Demanda De Agua Y Proyecciones Futuras. Zona II. Regiones V a XII y Región Metropolitana S.I.T. 122-571p.

Fang H.; H. K. Beaudoin; M. Rodell; W. L. Teng; B. E. Vollmer. 2009. Global Land data assimilation system (GLDAS) products, services and application from NASA hydrology data and information services center (HDISC).

Fisher J. B. *et al.* 2017. The future of evapotranspiration: Global requirements for ecosystem functioning, carbon and climate feedbacks, agricultural management, and water resources. *Water Resour. Res.* 53. 2618–2626p.

Fisher J. B. 2018. Level-3 Evapotranspiration L3 (ET_PT-JPL) Algorithm Theoretical Basis Document. Jet Propulsion Laboratory. National Aeronautics and Space Administration. ECOSTRESS Science Document no. D-94645.

Franck N. 2010. ABC del Cultivo del Granado. Departamento de Producción Agrícola. Centro de Estudios de Zonas Áridas. Universidad de Chile. Obtenido de: http://www.gira.uchile.cl/descargas/Franck_Aconex.pdf

Galvez V.; R. Rojas; G. Bennison; C. Prats; E. Claro. 2019. Collaborate or perish: water resources management under contentious water use in a semiarid basin. *International Journal of River Basin Management.* 1–63p.

Garreaud R. D.; A. Molina; M. Farias. 2010. Andean uplift, ocean cooling and Atacama hyperaridity: A climate modeling perspective. *Earth and Planetary Science Letters*, 292(1-2), 39-50p.

Hersbach, H. 2016. The ERA5 Atmospheric Reanalysis. In AGU fall meeting abstracts.

Hulley, G.; S. Hook; J. Fisher; C. Lee. 2017. ECOSTRESS, A NASA Earth-Ventures Instrument for studying links between the water cycle and plant health over the diurnal cycle. 2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS).

Hulley, G. C.; D. Ghent; S. J. Hook. 2019. A Look to the Future: Thermal-Infrared Missions and Measurements. *Taking the Temperature of the Earth.* 227–237p.

Jiménez-Muñoz J., J. Sobrino; D. Skokovic; C. Mattar; J. Cristóbal. 2014. Land Surface Temperature Retrieval Methods From Landsat-8 Thermal Infrared Sensor Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing letters.* 11(10). 1840 – 1843p.

Jovanovic, N. y S. Israel. 2012. Critical Review of Methods for the Estimation of Actual Evapotranspiration in Hydrological Models p. 329-351. In: Irmak, A. (ed.). *Evapotranspiration - Remote Sensing and Modeling.* InTech. Shanghai, China. 514 p.

- Justice C. O.; E. Vermote; J. R. G. Townshend; R. Defries; D. P. Roy; D. K. Hall et al. 1998. The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4), 1228–1249.
- Li Z.-L.; R. Tang; Z. Wan; Y. Bi; C. Zhou; B. Tang; X. Zhang. 2009. A Review of Current Methodologies for Regional Evapotranspiration Estimation from Remotely Sensed Data. *Sensors* 9(5). 3801–3853p.
- Liang S. 2001. Narrowband to broadband conversions of land surface albedo I Algorithms. *Remote Sensing of Environment*. 76: 213 – 238p.
- López P.; E. Sutanudjaja; J. Schellekens; G. Sterk; M. Bierkens. 2017. Calibration of a large-scale hydrological model using satellite-based soil moisture and evapotranspiration products. *Hydrology and Earth System Sciences*. Volume 21. Issue 6. 3125-3144p.
- Martínez, L., Tapia, F., 2002. Riego del Olivar Proyecto: Manejo Moderno de Huertos de Olivos en el Valle de Huasco Bol. INIA N°72 34.
- Mattar C; B. Franch; C. Corbari; J. Jiménez-Muñoz; L. Olivera-Guerra; D. Skokovic; G. Sória; R. Oltra-Carrio; Y. Julien; M. Mancini. 2014. Impacts of the broadband albedo on actual evapotranspiration estimated by S-SEBI model over an agricultural area. *Remote Sensing of Environment*. 147: 23 – 42p.
- Mattar, C., Santamaría-artigas, A., Durán-alarcón, C., Olivera-guerra, L., Fuster, R., Borvarán, D., 2016. The LAB-net soil moisture network: application to thermal remote sensing and surface energy balance. *Data* 1, 1–14p.
- McShane R. R.; K. P. Driscoll; R. Sando. 2017. A review of surface energy balance models for estimating actual evapotranspiration with remote sensing at high spatiotemporal resolution over large extents. *Scientific Investigations Report 2017–5087*. Reston, VA: US Geological Survey. 19 p.
- Mokhtari, A.; H. Noory; F. Pourshakouri; P. Haghghatmehr; Y. Afrasiabian; M. Razavi et al. 2019. Calculating potential evapotranspiration and single crop coefficient based on energy balance equation using Landsat 8 and Sentinel-2. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 154, 231–245p.
- Montanaro M.; A. Gerace; A. Lunsford; D. Reuter. 2014. Stray Light Artifact in Imagery from the Landsat 8 Thermal Infrared Sensor. *Remote Sensing*. 11: 10435-10456
- Moussa, R.; N. Chahinian; C. Bocquillon. 2007. Distributed hydrological modelling of a Mediterranean mountainous catchment model construction and multi-site validation. *Journal of Hydrology* 337, 35-51p.

Nagelkerke, N. J. 1991. A note on a general definition of the coefficient of determination. *Biometrika* 78(3). 691-692p.

Narasimhan B. y R. Srinivasan. 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). 69–88p.

Novak, V. 2012. *Evapotranspiration in the Soil-Plant-Atmosphere System*. Springer Science and Business Media. The Netherlands. 256 p.

Olivera-Guerra L.; C. Mattar; A. Santamaría-Artigas; O. Merlin; R. Fuster. 2017. An operational method for the disaggregation of land surface temperature to estimate actual evapotranspiration in the arid region of Chile. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 128: 170 – 181p.

Qiu G.Y.; T. Yanob; K. Momiic. 1998. An Improved Methodology to Measure Evaporation from Bare Soil Based on Comparison of Surface Temperature with a Dry Soil Surface. *Journal of Hydrology* 210. 93-105p.

Ross. R. (1996). Bias and standard deviation due to Weibull parameter estimation for small data sets. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. 3(1). 28-42p.

Roy, D. P.; M. A. Wulder; T. R. Loveland; C.E. Woodcock; R. G. Allen; M. C. Anderson et al. 2014. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*. 145, 154–172p.

Saadi, S.; G. Boulet; M. Bahir; A. Brut; E. Delogu; P. Fanise; et al. 2018. Assessment of actual evapotranspiration over a semiarid heterogeneous land surface by means of coupled low-resolution remote sensing data with an energy balance model: comparison to extra-large aperture scintillometer measurements. *Hydrology and Earth System Sciences*. 22(4), 2187-2209p.

Semmens, K. A.; M. C. Anderson; W. P. Kustas; F. Gao; J. G. Alfieri; L. McKee et al. 2016. Monitoring daily evapotranspiration over two California vineyards using Landsat 8 in a multi-sensor data fusion approach. *Remote Sensing of Environment*. 185, 155–170p.

Senay G.; S. Bohms; R. Singh; P. Gowda; N. Velpuri; H. Alemu; et al. 2013. Operational evapotranspiration mapping using remote sensing and weather datasets: A new parameterization for the SSEB approach. *Journal of the American Water Resources Association* 49. 577-591p.

Silvestri M.; E. Marotta; M. F. Buongiorno; G. Avvisati; P. Belviso; E. Bellucci-Sessa et al. 2020. Monitoring of Surface Temperature on Parco delle Biancane (Italian Geothermal Area) Using Optical Satellite Data, UAV and Field Campaigns. *Remote Sensing* 12(12). 2018p.

Slater, J. A.; G. Garvey; C. Johnston; J. Haase; B. Heady; G. Kroenung et al. 2006. The SRTM data “finishing” process and products. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 72(3), 237-247p.

Sobrino J.; M. Gomez; J.C. Jiménez-Muñoz; A. Olioso. 2007. Application of a simple algorithm to estimate daily evapotranspiration from NOAA-AVHRR images for the Iberian Peninsula. *Remote Sensing of Environment*. 110(2): 139–148.

Suliga J.; S. Seyoum; T. Abitew; J.M. Barros; B. Verbeiren; J. Chormański; A. van Griensven; H. van der Kwast. 2019. High resolution mapping of evapotranspiration in wetlands by a joint use of hydrological models and remote sensing data. *Geophysical Research Abstracts*. Vol. 21. p1-1. 1p.

Sun J; G. D. Salvucci; D. Entekhabi. 2012. Estimates of evapotranspiration from MODIS and AMSR-E land surface temperature and moisture over the Southern Great Plains. *Remote Sensing of Environment*. 127. 44–59p.

Valdés-Pineda, R.; R. Pizarro; P. García-Chevesich; J. B. Valdés; C. Olivares; M. Vera et al. 2014. Water governance in Chile: Availability, management and climate change. *Journal of Hydrology*, 519, 2538–2567p.

Valdés-Pineda R.; J.B. Valdés; P. García-Chevesich. 2017. Mudflow modeling in the Copiapó Basin, Chile. *Ingeniería del agua* 21(2). 135-152p.

Xia J.; L. Ning; Q. Wang; J. Chen; L. Wan; S. Hong. 2016. Vulnerability of and risk to water resources in arid and semi-arid regions of West China under a scenario of climate change. *Climatic Change* 144(3). 549–563p.

Yang Y.; H. Su; R. Zhang; J. Tian; L. Li. 2015. An enhanced two-source evapotranspiration model for land (ETEML): Algorithm and evaluation. *Remote Sensing of Environment*, 168, 54–65p.

Yuan W.; S. Liu; G. Yu; J-M. Bonnefond; J. Chen; K. Davis; A. Desai; A. Goldstein; D. Gianelle; F. Rossi; A. Suyker; S. B. Verma. 2010. Global estimates of evapotranspiration and gross primary production based on MODIS and global meteorology data. *Remote Sensing of Environment*. 114(7). 1416–1431p.

Zhang K; J. S. Kimball; S. W. Running. 2016. A review of remote sensing based actual evapotranspiration estimation. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water* 3(6). 834–853p.

ANEXOS

Anexo 1: Ecuaciones para estimar ET_o

Para estimar la presión de vapor de saturación (e_s) y la presión real de vapor (e_a) se requiere de la función de presión de vapor (e^o) establecida por Allen *et al.* (2006), la que permite estimar e_s y e_a en función de la temperatura del aire (T) en °C, como se muestra en las siguientes ecuaciones:

$$e^o(T) = 0.6108 \cdot \exp\left(\frac{17.27T}{T + 237.3}\right)$$

$$e_s = \frac{e^o(T_{\max}) + e^o(T_{\min})}{2}$$

Donde:

T_{\max} = Temperatura diaria máxima [°C].

T_{\min} = Temperatura diaria mínima [°C].

$$e_a = e^o(T_{\text{rocío}})$$

Donde:

$T_{\text{rocío}}$ = Temperatura del punto de rocío [°C]

También se requieren calcular la pendiente de la relación entre la presión de saturación y la temperatura (Δ) y la constante psicrométrica (γ) (Allen *et al.*, 2006), las cuales están dada por:

$$\Delta = \frac{4098[e^o(T_{\text{media}})]}{(T_{\text{media}} + 237.3)^2}$$

Donde:

T_{media} = Temperatura media diaria [°C].

$$\gamma = \frac{C_p \cdot P}{\varepsilon \cdot \lambda} \cdot 10^{-3}$$

Donde:

C_p = Calor específico del aire (~1.013) [kJ kg⁻¹ °C⁻¹].

P = Presión atmosférica (Ecuación 17) [kPa].

ε = Relación entre el peso molecular del vapor de agua y del aire seco (~0.622) [-].

λ = Calor latente de vaporización (~2.45) [MJ kg⁻¹].

Anexo 2: Estadígrafos para la validación de resultados

El estadígrafo RMSE corresponde al error relativo medio y se puede estimar como muestra la siguiente ecuación.

$$RMSE = \sqrt{bias^2 + \sigma^2}$$

Donde:

σ = Desviación estándar de los valores residuales.

bias = Valor medio de los valores residuales.

El parámetro 'bias' cumple la función de indicador de exactitud del modelo y ' σ ' indica la precisión del modelo.

$$bias = \frac{\sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - \theta_i)}{n}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - \theta_i)^2}{n-1}}$$

Donde:

ε_i = Valor estimado.

θ_i = Valor observado.

n = Número de observaciones.

Por último, R^2 indica el grado de linealidad entre los datos medidos y las estaciones meteorológicas.

$$R^2 = \frac{SCR}{SCT} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$$

Donde:

SCR = Suma de cuadrados de la regresión.

SCT = suma total de errores.