

UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS
ESCUELA DE PREGRADO

MEMORIA DE TÍTULO

**CARTOGRAFÍA DE COEFICIENTE DE CULTIVO (K_c) A PARTIR DE DATOS
REMOTOS SOBRE PALTOS EN CHILE MEDITERRÁNEO**

LUCAS SANTIAGO RIVERO IRIBARNE

Santiago, Chile

2020

UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS
ESCUELA DE PREGRADO

MEMORIA DE TÍTULO

**CARTOGRAFÍA DE COEFICIENTE DE CULTIVO (K_c) A PARTIR DE DATOS
REMOTOS SOBRE PALTOS EN CHILE MEDITERRÁNEO**

**MAPPING OF CROP COEFFICIENT (K_c) FROM REMOTE INFORMATION IN
AVOCADO IN MEDITERRANEAN CHILE**

LUCAS SANTIAGO RIVERO IRIBARNE

Santiago, Chile

2020

UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS
ESCUELA DE PREGRADO

**CARTOGRAFÍA DE COEFICIENTE DE CULTIVO (K_c) A PARTIR DE DATOS
REMOTOS SOBRE PALTOS EN CHILE MEDITERRÁNEO**

Memoria para optar al Título Profesional de:
Ingeniero Agrónomo

LUCAS SANTIAGO RIVERO IRIBARNE

Profesor Guía

Sr. Mauricio Galleguillos T.
Ingeniero Agrónomo, M.S., Ph.D.

Calificaciones

7,0



Profesores Evaluadores

Sr. Luis Morales S.
Profesor Enseñanza Media en Ciencias Naturales y Física, Dr.

7,0



Sr. Jorge Pérez Q.
Ingeniero Agrónomo, M.S., Ph.D.

6,6



Santiago, Chile

2020

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quisiera agradecer a mi profesor guía, Mauricio Galleguillos, quien ha estado presente durante todo el proceso de realización de este proyecto, proponiendo ideas para mejorarlo y sacarlo adelante, pero sobre todo por abrirme las puertas de su laboratorio donde he podido estar lo más cerca posible de las distintas áreas que más me llamaron la atención durante la carrera. En este mismo sentido a toda la gente que he conocido a partir del laboratorio de monitoreo y modelación de ecosistemas de la Universidad de Chile quienes son un ejemplo para mí y donde he hecho varias amistades.

En segundo lugar, al proyecto FIC “Transferencia plataforma Geoespacial para la optimización del recurso hídrico en cultivos de paltos y cítricos de agricultores pequeños y de subsistencia”, a los agricultores parte de este por permitirme ir a sus huertos y permitirme medir en ellos y a la gente que en este trabaja por ayudarme en los terrenos y luego en resolver dudas mientras avanzaba el desarrollo de la memoria.

A mi familia, que de diversas formas me ha permitido crecer y aprender en todos los ámbitos como yo he querido. Por último, a mis amistades, tanto del colegio como a quienes he conocido en la facultad por ser un apoyo constante tanto en el proceso de realizar mi memoria como en la vida en general.

ÍNDICE

	Página
RESUMEN	1
ABSTRACT.....	2
INTRODUCCIÓN	3
Objetivo General.....	5
Objetivos Específicos.....	5
MATERIALES Y MÉTODOS	6
Área de estudio	6
Materiales y datos	7
Metodología	9
Estimación y espacialización de índice de área foliar (IAF) y fracción de interceptación de la radiación (FPAR) a partir de analizador de canopia CI 110.....	9
Índice de área foliar (IAF)	10
Fracción de interceptación de la radiación (FPAR).....	11
Cálculo de índices espectrales a partir de imágenes Sentinel 2	12
Estimación de coeficiente de cultivo (Kc) a partir de datos satelitales.....	13
Estimación y espacialización del coeficiente basal de cultivo (Kcb)	13
Estimación y espacialización del coeficiente de evaporación de agua desde el suelo (Ke) .	14
Estimación de coeficiente de cultivo (Kc) y sus componentes “Kcb” y “Ke” mediante modelación HYDRUS 1D.....	15
Propuesta zonas de manejo en función de coeficiente de cultivo (Kc).....	19
RESULTADOS.....	20
Modelos predictivos de índice de área foliar (IAF) y fracción de interceptación de la radiación (FPAR)	20
Determinación y evaluación del coeficiente basal de cultivo (Kcb), coeficiente de evaporación de agua desde el suelo (Ke) y coeficiente de cultivo (Kc).....	22
Zonas de manejo	29
DISCUSIÓN	31
Modelos predictivos de índice de área foliar (IAF) y fracción de interceptación de la radiación (FPAR) basados en datos obtenidos por teledetección y medición <i>in situ</i>	31
Determinación y evaluación de cartografías de coeficiente de cultivo (Kc), coeficiente basal de cultivo (Kcb) y coeficiente de evaporación de agua desde el suelo (Ke)	31
Zonas de manejo en función del coeficiente de cultivo (Kc).....	33
CONCLUSIONES	33
BIBLIOGRAFÍA	35

APENDICES.....	42
Apéndice 1. Componentes del balance hídrico a partir de simulaciones para el periodo 2018 para sitio con sonda.....	42
Apéndice 2. Escenas Sentinel-2 descargadas para espacialización y temporalización de índice de área foliar y fracción de interceptación.....	42
Apéndice 3. Descripción calicata en sitio con sonda, siendo Hor. el horizonte correspondiente, Da la densidad aparente y θ el contenido de agua volumétrico a diferentes tensiones, obtenidos a partir de mediciones en laboratorio con plato de presión a 2, 60, 330, 1000 y 15000 kPa.....	44
Apéndice 4. (a) Distribución del RMSE ($m^2 m^{-2}$, %) y (b) pbias (%) para cada índice de vegetación y variable de interés luego de las 500 iteraciones.	44
Apéndice 6. Kcb (arriba) y Ke (Abajo) entre enero 2018 y septiembre 2018 con sitios de vigor alto, medio y bajo de referencia.	45
Apéndice 7. Dinámica del índice de área foliar (IAF) y fracción de interceptación de la radiación (FPAR) para pixeles de vigor alto (sonda), medio y bajo.....	47
Apéndice 8. Parámetros de suelo a partir de funciones de pedotransferencia calculados a partir de ROSSETA (Schaap et al. 2001) desde mediciones en laboratorio. Siendo θ_r el contenido de agua residual del suelo, θ_s el contenido de agua saturado, α es un parámetro de la curva de retención de agua del suelo, n es el exponente en la curva de retención de agua del suelo, K_s es la conductividad hidráulica saturada y l el parámetro de conectividad de poros.	47
Apéndice 9. Valores predichos contra valores observados de contenido de agua volumétrico del perfil completo (70 cm) para periodo evaluación (a) y verificación (b).	48
Apéndice 10. Zonas de manejo en función de algoritmo K-medias y ventana móvil 3x3 para variabilidad tanto en el tiempo como en el espacio de la variable coeficiente de cultivo	49

ÍNDICE FIGURAS

Figura 1. Zona de estudio (contorno rojo), cuarteles donde se tomaron datos en terreno de IAF y fracción de radiación interceptada (contorno azul y verde), vigor fotosintético del cuartel (puntos verdes, amarillos y rojos) y sensores de donde se extrajeron datos para simulación HYDRUS 1D.	7
Figura 2. Condiciones de vigor. a) Los Molinos bajo vigor, b) Los Molinos medio vigor, c) Los Molinos alto vigor, d) Sofruco bajo vigor, e) Sofruco medio vigor, f) Sofruco alto vigor.	8
Figura 3. Esquema metodología de la investigación (flechas rojas solamente son para facilitar el seguir el flujo de información donde se traslapan con flechas negras).....	9
Figura 4. Distribución del coeficiente de determinación (R^2), para cada índice de vegetación y variable de interés luego de las 500 iteraciones, la línea horizontal negra representa la mediana de las iteraciones.....	21

Figura 5. Desempeño valores observados y simulados a partir de modelos predictivos de índice de área foliar (a) y fracción de interceptación de la radiación (b) en función de los índices de vegetación SAVI y NDVI respectivamente.....	22
Figura 6. Coeficiente de cultivo (K_c) entre enero 2018 y septiembre 2018 con sitios de vigor alto, medio y bajo de referencia (flechas verde, amarilla y roja respectivamente).....	24
Figura 7. Dinámica del K_c , K_{cb} y k_e para sitio con sonda y alto vigor (a), sitio vigor medio (b) y sitio vigor bajo (c). Línea negra indica coeficiente de cultivo de referencia.....	25
Figura 8. Valores predichos contra valores observados de contenido de agua volumétrico del perfil completo (70 cm) para días donde hubo dato satelital.	26
Figura 9. Dinámica temporal del contenido de agua en suelo tanto simulado como observado y de las entradas de agua (precipitaciones y riegos) para periodo calibración (panel superior) y verificación (panel inferior). Puntos negros indican día en que Sentinel 2 tomó datos sobre el área de estudio y media entre valor sonda y modelación HYDRUS 1D	27
Figura 10. Valores predichos contra valores observados de coeficiente basal de cultivo (K_{cb}) para periodo de evaluación. Ovalo y recta negros consideran todos los datos (K_{cb} real), ovalo y recta verde donde no hubo estrés (K_{cbpot}).	28
Figura 11. Propuesta zonas de manejo según vigor, posterior a clasificación no supervisada “K-means” y ventana móvil 3x3.....	30
Figura 12. Dinámica del coeficiente de cultivo a lo largo del periodo estudiado para los distintos cuarteles	30

ÍNDICE CUADROS

Cuadro 1. Índices espectrales evaluados para espacialización de IAF y FPAR	12
Cuadro 3. Ecuación de la recta para cada índice elegido para temporalizar y espacializar las variables de interés.....	21
Cuadro 4. Parámetros considerados para la modelación HYDRUS-1D.....	23
Cuadro 5. Resumen ajuste entre valores modelados HYDRUS 1D y calculados a partir de método satelital coeficiente de cultivo y sus componentes	29

RESUMEN

Las actuales y futuras condiciones de escasez hídrica de la zona central de Chile, hacen prever un escenario donde el riego por parte de huertos frutales debe realizarse de manera óptima, en especial en aquellos de alta demanda hídrica como el palto. La presente investigación tuvo por objetivo generar y evaluar cartografías de coeficiente de cultivo (K_c) para optimizar el riego en paltos en la comuna de Peumo, Región de O'Higgins. La propuesta obtuvo el coeficiente de cultivo (K_c) y sus componentes, coeficiente basal de cultivo (K_{cb}) y coeficiente de evaporación de agua desde el suelo (K_e) dando cuenta de la variabilidad espacio-temporal de estas variables, generando además valores locales para la especie. Para esto se utilizaron datos satelitales Sentinel 2 y mediciones *in situ* de índice de área foliar y fracción de interceptación de la radiación con los cuales se generaron modelos de índice área foliar (IAF) y de fracción de interceptación de la radiación. Los resultados fueron satisfactorios para IAF obteniéndose un $R^2 = 0,87$, a partir del índice de vegetación "Soil Adjusted Vegetation Index" (SAVI) y también para fracción de interceptación de la radiación (FPAR) con $R^2 = 0,85$, a partir del índice de vegetación "Normalized Difference Vegetation Index" (NDVI). A partir de los modelos de IAF y FPAR se generaron cartografías de K_{cb} , K_e y K_c que se compararon con resultados a partir de simulaciones realizadas con el modelo de transferencias hídricas, HYDRUS 1D, el cual se calibró con datos de humedad de suelo y con el cual se generaron series de tiempo diarias de transpiración, evaporación, percolación, K_{cb} , K_e y K_c diarios. La verificación del coeficiente de cultivo potencial mostró un ajuste de $R^2 = 0,75$, entre estimaciones satelitales respecto a simulaciones basadas en el modelo de transferencias hídricas HYDRUS 1D. Se observó que el método satelital tiene una alta correlación respecto al método de balance hídrico en escenarios donde el manejo del riego es óptimo, no siendo así cuando existe algún estrés asociado a la humedad del suelo. La serie temporal del coeficiente de cultivo potencial en el sitio modelado indicó que este fue en promedio 0,78 para toda la temporada en un huerto donde se aplicaron 1334,8 mm en forma de agua de riego y la demanda por parte de los paltos fue de 868 mm, mostrando que pudiera disminuirse el riego sin mermar la transpiración. Los resultados indican que es posible gestionar el riego con datos locales de coeficiente de cultivo, medidos periódicamente dada la revisita de Sentinel 2 sobre el territorio, en la medida que se conjugue con algún método que permita detectar cuando la planta está sometida a estrés desde el suelo. Con lo que se podrían generar zonas de manejo asociado al coeficiente de cultivo y sus componentes coeficiente basal de cultivo y coeficiente de evaporación de agua desde el suelo.

Palabras clave: Índice de área foliar, fracción de interceptación de la radiación fotosintéticamente activa, coeficiente de cultivo, zonas de manejo sitio específico

ABSTRACT

The current and future conditions of water scarcity in the central zone of Chile, foresee a scenario where irrigation requirements by fruit orchards must be supply optimally, especially in those with high water demand such as avocado. The present investigation had the objective of generating and evaluating cartographies of crop coefficient (K_c) to optimize avocado irrigation in Peumo, Cachapoal province, O'Higgins region. With this approach crop coefficient (K_c) and its components, basal crop coefficient (K_{cb}) and soil evaporation coefficient (K_e) were generated, accounting for the spatio-temporal variability of these variables and also generating local values for the species. Sentinel 2 satellite data and in situ measurements of leaf area index and radiation interception fraction were used. With these leaf area index (IAF) and fraction of radiation interception (FPAR) models were generated. Satisfactory results were obtained for IAF with an $R^2 = 0,87$, from the vegetation index "Soil Adjusted Vegetation Index" (SAVI) and for the fraction of radiation interception (FPAR) with $R^2 = 0,85$ from the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Cartographies of K_{cb} , K_e and K_c were generated from the IAF and FPAR models, which were compared with results from simulations performed with the water transfer model, HYDRUS 1D, which was calibrated with soil moisture data and with which daily time series of transpiration, evaporation, percolation, K_{cb} , K_e and K_c were generated. For the potential crop coefficient an $R^2 = 0,75$ was obtained between satellite estimates and simulations based on the HYDRUS 1D water transfer model. It is shown that the satellite method has high correlation with the water balance method in scenarios where irrigation management is optimal, not being so when there is any stress related to soil moisture. The time series of potential crop coefficient at the modeled site indicates that, on average, it was 0,78 for the whole season in an orchard where 1.334,8 mm were applied in the form of irrigation water and the water demand by the avocado crop was 868 mm, hence showing that irrigation could be decreased without reducing transpiration. The results show that it is possible to manage irrigation with local crop coefficient data measured periodically given the Sentinel 2 revisit of the territory, as long as it is combined with a method that allows detecting if the crop is under stress from the soil and with this, generate management zones associated to the crop coefficient and its components, basal crop coefficient and soil evaporation coefficient.

Keywords: Leaf area index, intercepted photosynthetically active radiation, crop coefficient, site specific management zones

INTRODUCCIÓN

En los climas de tipo mediterráneo, la precipitación no logra satisfacer la demanda atmosférica, sobretudo en la época estival dado que las precipitaciones se concentran en invierno (Kottek, 2006). Por esto es una necesidad que los huertos se mantengan bajo riego durante los meses sin precipitaciones. Sin embargo, este escenario está sufriendo un cambio en Chile central ya que las precipitaciones han disminuido en el último siglo, además siendo esta década la más cálida en el mismo período (CR2, 2015). Se han registrado déficits de entre un 25 % a 45 % en la precipitación media anual en Chile central (30 – 38°S) y con esto, también han disminuido los reservorios de nieve en la Cordillera de los Andes y el caudal de los ríos y cuerpos de agua (Garreaud et al., 2017). Además, respecto a la temperatura se ha predicho un aumento entre 2° C a 4° C en función de la zona del país a partir de mediados del presente siglo (Vicuña et al., 2012). En este escenario de cambio climático y dado que el recurso hídrico es el factor más limitante en la productividad vegetal y la escasez de agua es una amenaza para la seguridad alimentaria (Pleguezuelo et al., 2018), es necesario generar manejos de riego más eficientes con la intención de optimizar el uso del agua.

Son diversas las formas en que la sequía afecta a las diferentes especies vegetales, según Blum (1996), las respuestas de los cultivos frente a un estrés por sequía están asociadas a procesos de contestación frente a deficiencias de agua, como el calentamiento a nivel de hojas, y lo que estas implican en distintos niveles de organización de la planta, ya sea a nivel celular, tisular o a nivel de órgano. En función del grado de sequía se puede ver modificada la fenología, lo que se evidencia en retrasos del desarrollo de fenómenos biológicos en función del clima ya que se inhibe el crecimiento celular, índice de área foliar (IAF), se modifica el uso del agua y se privilegia el crecimiento de raíces, ya que estas crecen en busca de agua (Blum y Ritchie, 1984). Por esto cobra relevancia el desarrollo de metodologías sensibles a cambios en el ciclo fenológico normal de un cultivo como son los métodos satelitales, dada la visita periódica de estos sobre el territorio.

En Chile los huertos de paltos (*Persea americana Mill*) se plantan en zonas de clima mediterráneo y representan el 9,5 % de la superficie agrícola dedicada a la fruticultura (CIREN, 2019), siendo el tercer frutal más plantado, después de la vid de mesa y el manzano (Lemus et al., 2005) y existen 29.289 ha plantadas con esta especie, concentradas entre la Región de Valparaíso (19.597 ha), Metropolitana (4.319 ha), Coquimbo (3.695 ha) y O'Higgins (1.415 ha) (ODEPA, 2019). Chile es uno de los principales países exportadores de paltas en el mundo, con 9,6 % de la participación en exportaciones a nivel mundial, solo por debajo de Perú (11%) y México (51%). Los principales destinos son la Unión Europea, Estados Unidos y China. Respecto a las exportaciones, se han alcanzado cifras de 567 millones de dólares al año 2017 (Simoes et al., 2011).

El palto (*Persea americana Mill*), cuyo centro de origen es México y Centro América (Razeto, 2006), pertenece a la familia Lauraceae. Es un árbol de hoja perenne, pero cambia completamente su follaje cada 12 meses. El palto distribuye sus raíces en el primer metro de suelo, concentrando alrededor del 70 % de las raíces en los primeros 60 cm, lo que hace del palto una especie muy sensible a estrés hídrico (con periodos críticos en floración, formación de frutos y desarrollo de la semilla), además, requiere grandes cantidades de agua, en verano, pudiendo llegar a los 5 mm día⁻¹ (Carr, 2013), con un Kc de entre 0,6 y 0,85 según la Organización de las Naciones Unidas para

la Alimentación y la Agricultura (FAO, por sus siglas en inglés) (Allen et al., 1998), con una eficiencia del uso del agua de entre 1 y 2 kg de fruta m^{-3} (Carr, 2013).

La evapotranspiración de cultivo (ET_c) es el producto entre la evapotranspiración de referencia (ET_o) y el coeficiente único de cultivo (K_c). La ET_o puede estimarse a partir de datos meteorológicos, a partir del tanque evaporímetro (Allen et al., 1998) o a partir de modelos (Nouri et al., 2015). El K_c indica cuánta agua se evapotranspira respecto a un cultivo de pasto bien regado, bien drenado, de una altura determinada (12 cm), una resistencia de la superficie de $70 s m^{-1}$ y un albedo de 0,23 (Allen et al., 1998). La ET_c puede desglosarse en el agua evaporada desde el suelo ($K_e * ET_o$) y el agua transpirada por la cubierta vegetal ($K_{cb} * ET_o$). La utilización de esta metodología es usualmente aplicada considerando coeficientes pre-establecidos (Allen et al., 1998) por lo que se oculta la variabilidad espacio-temporal de la variable, la cual puede ser importante en cultivos manejados en condiciones edafo-topo-climáticas heterogéneas lo que es muy usual en paltos (Allen et al., 1998). Esta problemática debe ser considerada para lograr la precisa estimación de los requerimientos de agua del cultivo, más aún en un contexto de creciente intensificación de sistemas bajo riego dada la necesidad de suplir la demanda de alimentos sin aumentar la superficie cultivada (Pôças et al., 2015).

En los últimos años se ha dado un cambio particular en la agricultura, pasando de tomar decisiones a partir de limitadas muestras a manejos de mayor precisión (Jones y Vaughan, 2010), llamado manejo de sitio específico (SSM por sus siglas en inglés) (Pinter, 2003). Se han desarrollado métodos que estiman variables biofísicas como evapotranspiración, fluorescencia de clorofilas, temperatura de superficie (Jones y Vaughan, 2010) además de K_c y K_{cb} a partir de datos remotos de satélites y sistemas aéreos no tripulados (UAV) (Pôças et al., 2015). Dado que los satélites revisitan una misma zona con cierta periodicidad y analizan el territorio pixel por pixel, muestran la variabilidad tanto en el tiempo como en el espacio. Respecto a la medición de K_{cb} a partir de datos remotos, Cuesta (2005) desarrolló un método para estimar " K_cNDVI ", gracias a la correlación entre el K_c con el índice de vegetación NDVI, validado en cebada, trigo, maíz, remolacha, alfalfa, arveja, patata, amapola, cebolla y ajo. Pôças (2015) propuso un método que, a partir de índices de vegetación derivados de datos satelitales, se estima el K_{cb} y K_c que al correlacionarlo con datos de K_{cb} y K_c proporcionados por el modelo de procesos SIMDualKc (Rosa, 2012) entregó coeficientes de correlación de 0,73 y 0,71 respectivamente sobre maíz, cebada y olivos. La correcta estimación de la demanda hídrica de los cultivos es relevante tanto para aumentar la eficiencia del uso del agua como para mejorar el manejo de riego a nivel predial (Pôças et al., 2015). El adecuado cálculo del K_c permite conocer localmente la componente asociada a la cubierta vegetal, aislándola de la componente atmosférica, esta última pudiendo calcularse a partir de datos meteorológicos. El K_c corresponde al resumen de las diferencias físicas y fisiológicas entre los cultivos y el cultivo de referencia (Allen et al., 1998) varía en la medida que variables de la estructura del dosel se modifican, por ejemplo, luego de una poda o después de un periodo de crecimiento de brotes donde se modifica el índice de área foliar o la altura de las plantas. Lo anteriormente mencionado conjugado con la ley de Beer-Lambert-Bouguer, la cual describe la atenuación de la radiación en función del coeficiente de extinción y del índice de área foliar (Fournier, 2017) permiten inferir el K_c a partir del índice de área foliar y este último puede ser estimado a partir de índices de vegetación (Jones, 2010).

En el presente proyecto se generaron cartografías de coeficientes de cultivo (K_c) y sus componentes, coeficiente basal de cultivo (K_{cb}) y coeficiente de evaporación de agua desde el suelo (K_e) para cultivos de paltos, a partir de índices de vegetación obtenidos desde el satélite Sentinel 2. Las estimaciones remotas fueron verificadas contrastándolas contra simulaciones del modelo de transferencias hídricas HYDRUS 1D (Simunek, 2016), siendo esto un método adecuado para validar estimaciones satelitales (Galleguillos et al., 2011). Se utiliza la zona de Peumo, región de O'Higgins, como sitio de estudio dada la variabilidad que presentan sus cultivos de paltos.

Objetivo General

Generar y evaluar cartografías de coeficiente de cultivo (K_c) para optimizar el riego en paltos en la comuna de Peumo, Provincia de Cachapoal, Región de O'Higgins.

Objetivos Específicos

- Generar un modelo predictivo de índice de área foliar (IAF) y fracción de interceptación (FPAR) basado en datos obtenidos por teledetección y mediciones *in situ*.
- Determinar y evaluar las componentes del coeficiente de cultivo (K_c), coeficiente basal de cultivo (K_{cb}) y evaporación de agua desde el suelo (K_e).
- Generar zonas de manejo en función del coeficiente de cultivo.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

La comuna de Peumo (-34,397 -71,163) presenta un clima de tipo templado mediterráneo con estación seca prolongada (DGA, 2004) y con una precipitación media anual de 641 mm. La superficie de la comuna es de 154,1 km², su altitud media es de 168 m.s.n.m y su población es de 14.313 personas (INE, 2017). En la comuna de Peumo 3.691 ha son utilizadas con fines frutícolas y dentro de estas, 908 (24,6%) están plantadas con palto (*Persea americana Mill*) (INE, 2007).

El estudio se llevó a cabo sobre paltos variedad Hass pertenecientes a dos fundos agrícolas, el primero, propiedad de Sociedad Agrícola La Rosa Sofruco S.A (-34,382 -71.212) y el segundo al fundo Los Molinos (-34.405 -71.174), ambos en la comuna de Peumo y objeto de estudio del proyecto FIC “Transferencia plataforma Geoespacial para la optimización del recurso hídrico en cultivos de paltos y cítricos de agricultores pequeños y de subsistencia”. La toma de datos se llevó a cabo en siete cuarteles del fundo de la Sociedad Agrícola La Rosa Sofruco S.A y en cuatro cuarteles del fundo Los Molinos (Figura 1). A partir de datos simulados HYDRUS 1D, un modelo de procesos que simula el flujo de agua en un medio poroso, sobre el sitio de verificación para el año 2018, la evapotranspiración de cultivo corresponde a 868 mm y el riego a 13,384 m³/ha (Apéndice 1).

Según CIREN (1996) la serie de suelo en el sitio de verificación corresponde a “PEUMO” (PMO), siendo la clase textural franco limosa. La serie corresponde a un Molisol de origen aluvial, profundo, estratificado, presenta topografía plana, el perfil muestra estratificaciones desde franco limosa a franco arcillo limosa. Respecto al drenaje, este es moderado, la permeabilidad moderadamente rápida y el escurrimiento superficial moderado. La fase de serie corresponde a PMO-5, la cual posee una capacidad de uso IIw3, clase de drenaje 4, categoría de riego 1, aptitud frutal B, erosión 0 y aptitud agrícola 2.

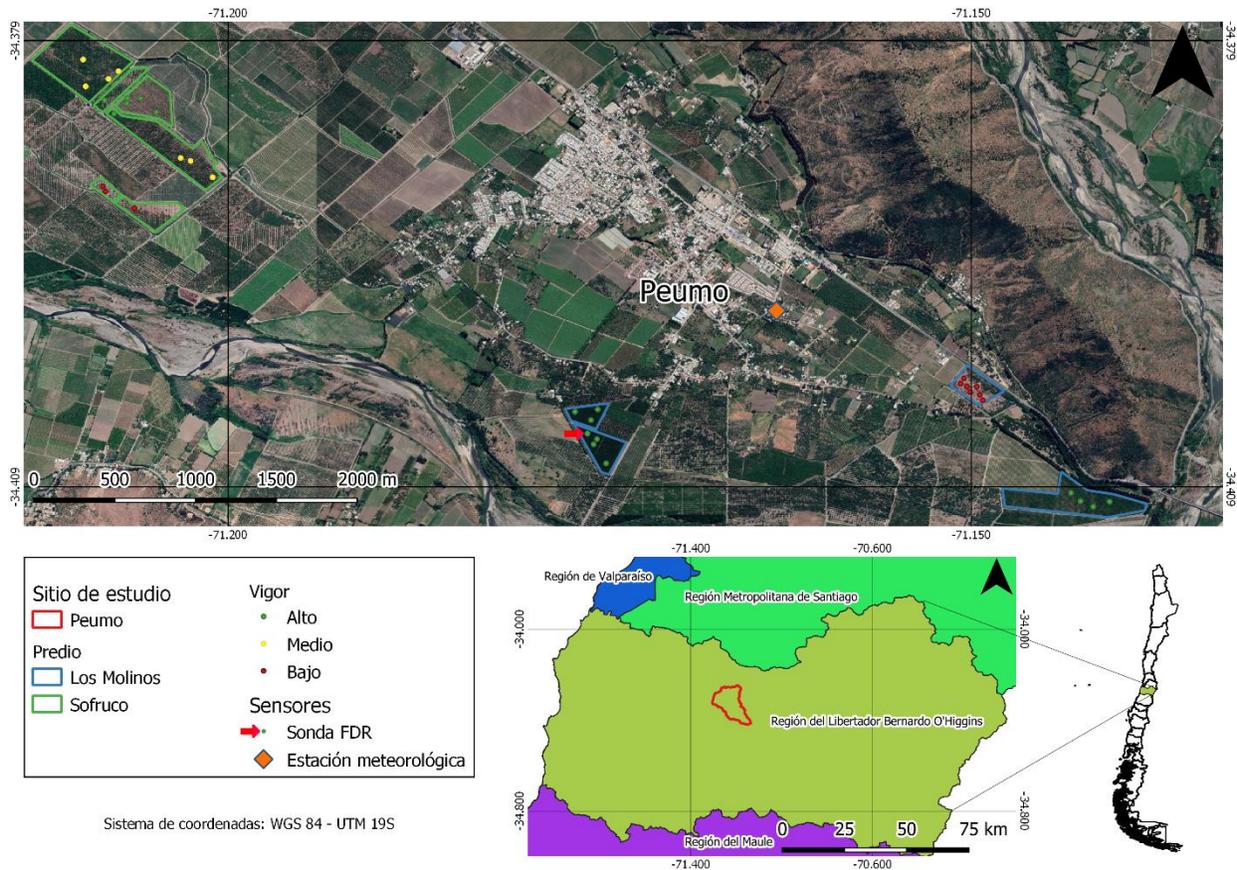


Figura 1. Zona de estudio (contorno rojo), cuarteles donde se tomaron datos en terreno de IAF y fracción de radiación interceptada (contorno azul y verde), vigor fotosintético del cuartel (puntos verdes, amarillos y rojos) y sensores de donde se extrajeron datos para simulación HYDRUS 1D.

Materiales y datos

El material vegetal corresponde a plantas en estado adulto, plantados a 6 x 2 m. Se seleccionaron 34 puntos donde se realizaron mediciones en terreno en función del vigor del cuartel, siendo 10 puntos de vigor bajo, 7 puntos de vigor medio y 17 puntos de vigor alto, en esta última categoría de vigor, uno de los puntos corresponde a un sensor de humedad de suelo el cual fue el sitio de verificación (Figura 1). En la Figura 2 se observa la condición de cada huerto. Los puntos de medición se seleccionaron de forma aleatoria respetando tres criterios. Estos fueron que el punto de medición se encontrara a 20 m o más de caminos y bordes, a 20 m o más de otros puntos de medición y el pixel medido se encontraba rodeado de pixeles de la misma categoría de vigor.

Estos criterios se determinaron dado que la unidad de estudio corresponde a un área de 400 m² (20 m x 20 m) ya que las imágenes satelitales utilizadas pertenecen al sensor MSI (Multispectral Instrument) montado sobre el satélite Sentinel 2 con una resolución espacial de 20 m. El argumento respecto a alejarse de caminos y bordes es evitar que la respuesta espectral de otras superficies como pueden ser caminos o infraestructuras incidan sobre el valor de algún índice espectral.

Separar puntos de medición con al menos 20 m de diferencia es con la intención de que la respuesta espectral de una unidad no incida en otra unidad y seleccionar pixeles de un vigor dado rodeado de pixeles de la misma clase se consideró con la intención de evitar subestimaciones o sobrestimaciones de las variables medidas dada la influencia de pixeles vecinos.



Figura 2. Condiciones de vigor. a) Los Molinos bajo vigor, b) Los Molinos medio vigor, c) Los Molinos alto vigor, d) Sofruco bajo vigor, e) Sofruco medio vigor, f) Sofruco alto vigor.

El instrumento utilizado para medir las variables índice de área foliar (IAF) y fracción de interceptación de la radiación (FPAR) *in situ* corresponde al “analizador de canopia” CI-110 “Plant Canopy Analyzer” (Bio-Science, 2019) el cual estima índice de área foliar a partir del análisis de fotografías hemisféricas (GAP fraction LAI) y mide fracción de interceptación de la radiación ya que posee veinticuatro fotodiodos en el brazo.

Las imágenes satelitales utilizadas para seleccionar los puntos de medición corresponden a dos escenas del sensor “MultiSpectral Instrument” (MSI) en las fechas 23 de febrero de 2019 y 25 de marzo de 2019. Para generar los modelos de regresión de IAF y de FPAR se utilizaron las mismas imágenes dado que el huerto se mantenía en las mismas condiciones entre la fecha de adquisición y las campañas de terreno donde se midió IAF y FPAR *in situ*. Para temporalizar las variables IAF y FPAR se utilizaron 52 imágenes del sensor MSI, montado en el satélite Sentinel 2 de las fechas comprendidas entre el 10 de diciembre de 2017 y el 20 de noviembre de 2019 (Apéndice 2).

Metodología

La Figura 3 ilustra el esquema metodológico de la investigación, la fuente de los datos usados y los objetivos, tanto específicos como general.

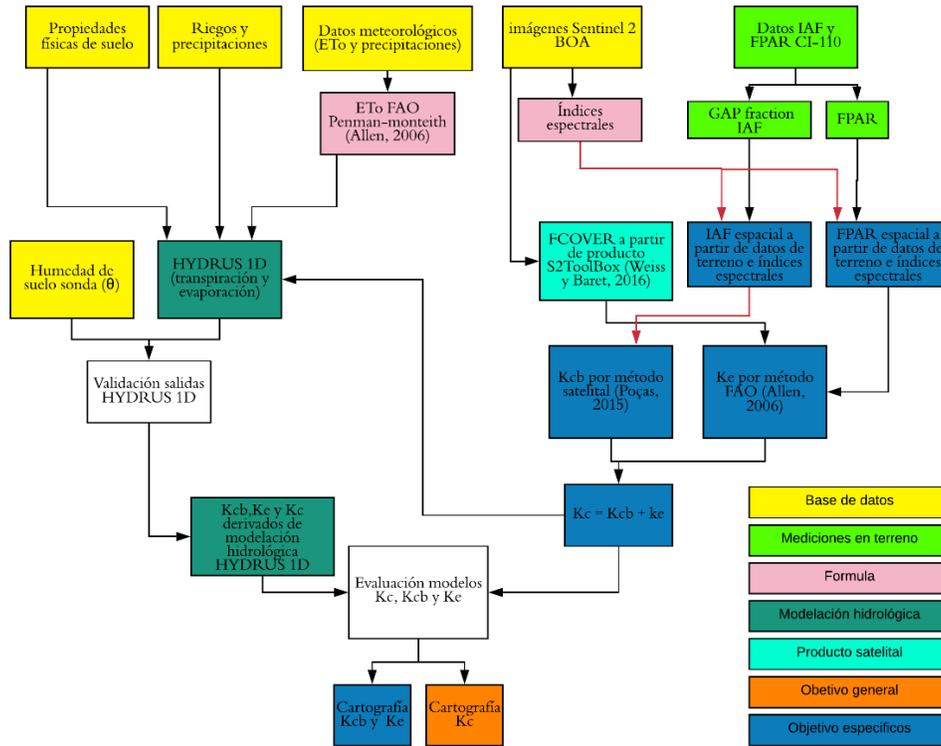


Figura 3. Esquema metodología de la investigación (flechas rojas solamente son para facilitar el seguir el flujo de información donde se traslapan con flechas negras)

Estimación y espacialización de índice de área foliar (IAF) y fracción de interceptación de la radiación (FPAR) a partir de analizador de canopia CI 110

La estimación del IAF y FPAR se llevó a cabo a través de un método estadístico predictivo (Lobos, 2017), se midieron ambas variables en campañas de terreno con el sensor “CI 110” en treinta y cuatro sitios buscando capturar la variabilidad del vigor fotosintético. Para determinar el modelo lineal con mejor ajuste entre los datos medidos *in situ* respecto a cada índice espectral evaluado (Cuadro 1). Se realizó un “bootstrap” (Efron, 1979) con 500 iteraciones por variable de interés e índice espectral. El bootstrapping es un método de remuestreo que separa las observaciones en un grupo de datos de entrenamiento y uno de validación, en el presente estudio 70 y 30 % respectivamente. Los modelos obtenidos se compararon en base al coeficiente de determinación (R^2), error cuadrático medio (RMSE) y porcentaje de sesgo (PBIAS) (Castillo-Riffart, 2017). Observando la distribución de estos estadígrafos se determinó el mejor modelo para espacializar y temporalizar el IAF y FPAR dentro del periodo comprendido entre el 10 de diciembre de 2017 y

el 20 de noviembre de 2019 para el área de estudio. Se generaron regresiones entre valores predichos por los modelos y observados para evaluar el desempeño de los modelos, evaluándose el coeficiente de determinación (R^2), la raíz cuadrática del error medio (RMSE), la raíz cuadrática del error medio normalizado (nRMSE) y el porcentaje de sesgo (PBIAS).

Índice de área foliar (IAF)

El IAF corresponde al área de hoja por unidad de suelo ($m^2 m^{-2}$), se utiliza para describir la estructura de un dosel como para estudiar la interacción entre una cubierta vegetal y la atmósfera circundante (Bio-Science, 2019). Medido in situ por el instrumento CI-110 “Plant Canopy Analyzer” se calcula a partir del análisis de fotografías hemisférica (Fournier et al., 2017). El IAF se calcula a partir de una fotografía hemisférica que en el caso del instrumento CI-110 “Plant Canopy Analyzer” corresponde a una fotografía con un campo de visión de 150° . Con esta fotografía el instrumento determina la proporción de cielo visible respecto a la cobertura vegetal. El coeficiente de extinción (K) utilizado para determinar el índice de área foliar de este instrumento se obtiene a partir de la aplicación de la ley de Beer-Lambert, esta última, respecto a coberturas vegetales describe la eficiencia de interceptación de la radiación por parte del dosel. La distribución de ángulos de las hojas (x) de un dosel corresponde a la orientación angular de las hojas en el dosel. Para que el algoritmo utilizado por el instrumento funcione de forma correcta se asume que las hojas del dosel se encuentran distribuidas de forma aleatoria (Bio-Science, 2019).

Los algoritmos utilizados por el instrumento corresponden a “GAP-Fraction Inversion Procedure” (Norman y Campbell, 1989) y “Ellipsoidal Leaf Angle Distribution Parameter (ELADP)” (Campbell, 1986), estos calculan el IAF resolviendo ecuaciones lineares simultáneas donde el “GAP fraction” en cada sección de la fotografía (ángulos respecto al zenith) es función del índice de área foliar para un dosel teórico elipsoidal (Bio-Science, 2019). Los cálculos asociados al proceso de cálculo del IAF por parte del sensor se muestran a continuación:

Ecuación 1

$$\tau_{\varphi_i} = e^{-K\varphi_i IAF}$$

Donde,

τ_{φ} : Coeficiente de transmisión en cada ángulo respecto al zenith

$K\varphi$: Coeficiente de extinción ángulo respecto al zenith

i : i -ésima división de ángulos respecto al zenith

IAF: Índice de área foliar

Ecuación 2

$$K_{\varphi_i} = \frac{\sqrt{x^2 + \tan^2 \varphi_i}}{A}$$

Donde,

K_{φ_i} : Coeficiente de extinción

x : Distribución de ángulos de las hojas

A : Está definido en la ecuación 3

Ecuación 3

$$A = x + 1.774 * (x + 1.182)^{-0.733}$$

Donde,

x : Distribución de ángulos de las hojas

Fracción de interceptación de la radiación (FPAR)

La FPAR es una variable de interés por ejemplo para modelar producción primaria en cultivos dada la correlación entre estas variables (Prince, 1991). En el contexto de estimar el coeficiente de cultivo es relevante para modelar el coeficiente de evaporación de agua desde el suelo (K_e). La fracción de interceptación de la radiación (FPAR), medida en $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$, corresponde a la proporción de radiación fotosintéticamente activa (PAR) que absorbe el dosel respecto a la radiación que incide sobre este (Weiss y Baret 2016), esta se calculó a través de la ecuación 4 para cada medición de cada pixel medido para luego promediar la fracción de interceptación de la radiación a un valor por pixel.

Ecuación 4

$$FPAR = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{PAR_{o_i} - PAR_i}{PAR_{o_i}}}{n}$$

Donde,

FPAR: Radiación interceptada por el dosel para un pixel dado [$\mu\text{mol m}^{-2}\text{seg}^{-1}$]

PAR_{o_i} : Radiación sobre el dosel para la medición i dentro de un pixel [$\mu\text{mol m}^{-2}\text{seg}^{-1}$]

PAR_i : Radiación bajo el dosel para la medición i dentro de un pixel [$\mu\text{mol m}^{-2}\text{seg}^{-1}$]

n : Número de mediciones dentro de cada pixel [-]

Para el presente estudio se utilizó nueve como valor de n (Assal et al. 2016).

Cálculo de índices espectrales a partir de imágenes Sentinel 2

Se descargaron escenas Sentinel 2 tanto para las fechas cercanas a las campañas de terreno, para generar los modelos de IAF y FPAR, como para el periodo donde se realizó la modelación del contenido de agua en el suelo. Estas se descargaron usando el paquete “Sen2r” (Ranghetti, 2019) el cual permite la descarga masiva y en el caso de imágenes sin corrección atmosférica (TOA) las corrige para obtener imágenes en el fondo de la atmósfera (BOA) a partir del algoritmo “Sen2Cor” (Louis et al., 2016). Este paso adicional se llevó a cabo en imágenes de fechas anteriores a diciembre de 2018 ya que posterior a ese mes las imágenes pueden ser descargadas directamente en fondo de la atmosfera (BOA) para el área de estudio. En el Cuadro 1 se observan los índices espectrales evaluados para espacializar y temporalizar tanto el IAF como la FPAR y sus respectivas formulas.

Cuadro 1. Índices espectrales evaluados para espacialización de IAF y FPAR

Índice espectral	Formula	Referencia
NDVI	$\frac{NIR - Red}{NIR + Red}$	(Rouse et al. 1974)
GNDVI	$\frac{NIR - Green}{NIR + Green}$	(Gitelson et al. 2002)
WDVI*	$NIR - \alpha * Red$	(Clevers, 1989)
SAVI**	$\frac{NIR - Red}{NIR + Red + L} * (1 + L)$	(Huete, 1988)
GSAVI	$\frac{NIR - Green}{NIR + Green + L} * (1 + L)$	(Li et al. 2010)
TSAVI***	$\frac{\alpha * (NIR - \alpha * Red - \beta)}{Red + \alpha * NIR - \alpha * \beta}$	(Baret et al. 1989)
PVI***	$\frac{\alpha * NIR - Red + \beta}{\sqrt{\alpha^2 + 1}}$	(Richardson y Wiegand 1977)
NDWI	$\frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$	(Gao, 1996)

*Donde α corresponde a $\frac{NIR_{suelo}}{Red_{suelo}}$

** L corresponde a un factor asociado al suelo que puede tomar valores entre 0 (alta densidad vegetal) y 1 (baja densidad vegetal)

*** Donde α y β corresponden a la pendiente e intercepto de la línea de suelos

Estimación de coeficiente de cultivo (Kc) a partir de datos satelitales

Para estimar el coeficiente basal de cultivo (Kc) se consideró el enfoque dual de cultivo (ecuación 5) propuesto por Allen et al. 1998, este separa la componente vegetal de la ETc, el coeficiente de cultivo, en el coeficiente basal de cultivo (Kcb) y en el coeficiente de evaporación de agua desde el suelo (Ke).

Ecuación 5

$$Kc = Kcb + Ke$$

Donde,

Kc: Coeficiente de cultivo [-]

Ke: Coeficiente de evaporación de agua desde el suelo [-]

Kcb: Coeficiente basal de cultivo [-]

Estimación y espacialización del coeficiente basal de cultivo (Kcb)

Para estimar el Kcb se usó el método propuesto por Pôças et al. 2015 (ecuación 6), este considera un valor mínimo de Kc (Kc_{min}), obtenido de datos tabulados (Allen y Pereira, 2009), un factor asociado a la densidad del cultivo (Kd) y valores de índices de vegetación, los cuales pueden ser ya sea NDVI como SAVI (Pôças et al., 2015). Este método es espacialmente explícito ya que opera sobre matrices georreferenciadas, esto significa que se obtienen cartografías de la variable.

Ecuación 6

$$Kcb_{IV} = Kc_{min} + Kd * \left(\frac{IV_i - IV_{min}}{IV_{max} - IV_{min}} \right)$$

Donde,

Kcb_{IV} : Coeficiente basal de cultivo [-]

Kc_{min} : Coeficiente de cultivo mínimo [-]

Kd: Coeficiente de densidad [-]

IV_{min} : Valor mínimo de índice de vegetación [-]

IV_{max} : Valor máximo de índice de vegetación [-]

El valor de Kcb_{IV} dado que se calcula a partir de matrices georreferenciadas está asociado a un área geográfica y se calculó a partir del índice de vegetación SAVI (Pôças et al., 2015). Para el valor de Kc_{min} se utilizó 0,15 ya que este corresponde al valor mínimo de la variable para la especie estudiada (Allen y Pereira, 2009). El cálculo de Kd se describe en la ecuación 7.

Ecuación 7

$$Kd = 1 - e^{-0,7*IAF}$$

Donde,

Kd : Coeficiente de densidad [-]

IAF : Índice de área foliar [$m^2 m^{-2}$]

Estimación y espacialización del coeficiente de evaporación de agua desde el suelo (K_e)

Para estimar el K_e se utilizó el método propuesto en FAO 56 (Allen et al., 1998):

Ecuación 8

$$K_e = \min(Kr * (Kc_{max} - Kcb), f_{ew} * Kc_{max})$$

Donde,

K_e : Coeficiente de evaporación de agua desde el suelo [-]

Kr : Coeficiente de reducción de la evaporación [-]

Kc_{max} : Coeficiente de cultivo luego de un riego o lluvia [-]

Kcb : Coeficiente basal de cultivo [-]

f_{ew} : Fracción del suelo que se encuentra simultáneamente expuesto y humedecido [-]

En el presente estudio se utilizó un valor de 1 para Kr , esto significa que independiente del tiempo siempre hay agua para ser evaporada en el suelo. Se consideró este supuesto ya que el sitio donde se llevó a cabo la modelación (Figura 2c) corresponde a un cuartel de palto con un alto índice de área foliar, alta densidad de plantación, alta frecuencia de riego y con el suelo cubierto por una densa capa vegetal por lo que el error asociado a este supuesto sería bajo. Kc_{max} se describe en la ecuación 9 y f_{ew} en la ecuación 10.

Ecuación 9

$$Kc_{max} = \max\left(\left\{1,1 + \left[0,04(u_2 - 2) - 0,004 * (HR_{min} - 45) * \left(\frac{h}{3}\right)^{0,3}\right]\right\}, \{Kcb + 0,05\}\right)$$

Donde,

Kc_{max} : Coeficiente de cultivo luego de un riego o lluvia [-]

u_2 : Velocidad del viento medida a dos metros de altura [$m \text{ seg}^{-1}$]

HR_{min} : Humedad relativa mínima [%]

h : Altura de las plantas [m]

Kcb : Coeficiente basal de cultivo [-]

Ecuación 10

$$f_{ew} = \min([1 - fc], fw)$$

Donde,

f_{ew} : Fracción de suelo simultáneamente expuesta y humedecida [-]

fc : Fracción de cobertura [%] (se utilizó el FCOVER desarrollado por Weiss y Baret 2016)

fw : Fracción de suelo humedecida por el riego o lluvia [-] (Ecuación 11)

Ecuación 11

$$fw = \frac{(am) * (dsh) * (1 - FPAR)}{mp}$$

Donde,

fw : Fracción de la superficie del suelo humedecida por el riego o la lluvia [-]

am : Ancho de mojamiento [m]

dsh : Distancia sobre hilera [m]

$FPAR$: Fracción de interceptación de la radiación [%]

mp : Marco de plantación [m²]

Estimación de coeficiente de cultivo (Kc) y sus componentes “Kcb” y “Ke” mediante modelación HYDRUS 1D

Para estimar el Kc mediante modelación de transferencias hídricas se utilizó HYDRUS 1D (Simunek et al., 2016), este es un software que permite modelar el flujo de agua, calor y solutos en una dimensión en un medio poroso y en múltiples grados de saturación, esto lo lleva a cabo resolviendo la ecuación de Richards (Richards, 1931) (Ecuación 12) para el flujo de agua en medios saturados e insaturados y ecuaciones de convección-dispersión para el transporte de calor y solutos (Šimunek et al., 2016). En el presente estudio se utilizó para verificar las salidas del modelo un sitio donde se encuentra instalada una sonda FDR “EnviroSCAN” (-34,40592 - 71,17583), esta mide la capacitancia dentro del ambiente suelo-agua-aire circundante al sensor (Jabro et al., 2005) que, posterior a ser calibrada con mediciones de humedad de suelo en laboratorio, permite conocer el contenido de agua en el suelo en el tiempo y con esto la dinámica del agua en el suelo. Este sitio está plantado con paltos de alto vigor y se observa en la Figura 2c.

Ecuación 12

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left[K(h) * \left(\frac{\partial h}{\partial z} + 1 \right) \right] - S$$

Donde,

θ : Contenido volumétrico de agua en el suelo [%]

h : Tensión a la que está sometida el agua en suelo [kPa]

z : Profundidad (coordenada vertical) [m]

t Tiempo [seg]

K : Conductividad hidráulica del suelo respecto a la tensión a la que está sometida el agua en el suelo [m seg^{-1}]

S : Extracción de agua desde el suelo por parte de las plantas (Šimůnek et al., 2003)

El perfil modelado corresponde a un suelo de 70 cm de profundidad donde la condición de borde superior en el eje “y” corresponde a la evaporación, transpiración y precipitación, no discriminando esta última entre riegos y lluvia y drenaje libre como condición de borde inferior.

HYDRUS 1D tiene la capacidad de calcular la evapotranspiración y sus componentes, evaporación de agua desde el suelo y transpiración (Ecuación 12) requiriendo como entradas parámetros de suelo, entradas de agua (precipitaciones y/o riegos), clima y planta.

Ecuación 12

$$ETc = ETo * Ke + ETo * Kcb$$

Donde,

ETc : Evapotranspiración de cultivo [mm día^{-1}]

ETo : Evapotranspiración de referencia [mm día^{-1}]

Ke : Coeficiente de evaporación de agua desde el suelo [-]

Kcb : Coeficiente basal de cultivo. [-]

La descripción de suelo fue provista por el proyecto FIC “Transferencia Plataforma Geoespacial para la optimización del recurso hídrico en cultivos de paltos y cítricos de agricultores pequeños y de subsistencia” (Apéndice 3).

La serie de tiempo de evapotranspiración de referencia (ETo) fue descargada desde la plataforma “Agromet” (<http://agromet.inia.cl/>) y corresponden a la medición de esta variable de la estación “Liceo Jean Buchanan” (-34,395824 -71,164148) ubicada a 1,5 km del sitio donde se llevó a cabo la modelación (rombo anaranjado en Figura 1).

Para poder concluir que las salidas de HYDRUS 1D representan la realidad tiene que existir correlación entre los datos simulados respecto a datos de contenido de agua observados en el suelo, para lo cual se llevó a cabo una modelación inversa con el objetivo de calibrar parámetros de suelo. Esta calibración tiene el fin de modificar los parámetros preestablecidos para obtener un mejor ajuste entre la simulación y la realidad. La función de optimización Levenberg-Marquardt

(Marquardt, 1963) se ha usado en estudios de suelos e hidrología (Van Genuchten, 1981; Kool et al., 1987), la cual calibra los parámetros obtenidos a partir de las ecuaciones de Van Genuchten-Mualem (Van Genuchten, 1980), los cuales fueron calculados a partir de los datos obtenidos desde la calicata realizada y del módulo ROSSETA de HYDRUS 1D (Schaap et al., 2001).

Para evaluar si el modelo representa la realidad se observaron los coeficientes de determinación R^2 , Eficiencia de Kling-Gupta (KGE), coeficiente de Nash (NSE), raíz del error cuadrático medio (RMSE), raíz del error cuadrático medio normalizado (nRMSE) y porcentaje de sesgo (PBIAS) los cuales se describen a continuación:

El coeficiente de determinación (R^2) muestra el grado de correlación lineal entre datos simulados y datos observados, si este es 0 indica que no existe relación lineal entre los datos simulados respecto a los observados y si este es igual a 1 (o -1) indica correlación perfecta positiva (o negativa). Valores sobre 0,5 se han considerado aceptables (Moriassi et al., 2007).

La eficiencia de Kling-Gupta (KGE) es sensible a la correlación entre valores predichos respecto a simulados, al sesgo (β) y a la variabilidad (γ) que pudiera existir entre estos. Los valores de este coeficiente se encuentran entre -Inf. y 1, indicando el valor 1 una modelación más precisa. Se calculó a partir del método desarrollado por Kling et al. (2012) el cual se observa en la Ecuación 13.

Ecuación 13

$$KGE = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + (\beta - 1)^2 + (\gamma - 1)^2}$$

Donde,

KGE : Eficiencia Kling-Gupta [-]

r : Coeficiente de correlación [-]

β : Razón entre la media de valores simulados y la media de valores observados [-] (ecuación 14)

γ : Razón entre el coeficiente de variación de valores simulados y el coeficiente de variación de valores observados [-] (ecuación 15)

Ecuación 14

$$\beta = \frac{\mu_s}{\mu_o}$$

Donde:

μ_s : Media de valores simulados en unidades de la variable de evaluada

μ_o : Media de valores observados en unidades de la variable evaluada

Ecuación 15

$$\gamma = \frac{CV_s}{CV_o}$$

Donde,

CV_s : Coeficiente de variación valores simulados [-]

CV_o : Coeficiente de variación valores observados [-]

La eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) indica cuanta de la variabilidad de las observaciones es explicada por los valores simulados (Cabrera, 2012). Esta se calculó con la función “gof” del paquete “HydroGOF” de R (Zambrano-Bigiarini, 2017) y se observa en la Ecuación 16.

Ecuación 16

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (S_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_i)^2}$$

Donde,

NSE: Eficiencia de Nash-Sutcliffe [-]

S_i : corresponde a valores simulados

O_i : corresponde a valores observados

\bar{O}_i : Corresponde a la media de los datos observados

La raíz del error cuadrático medio (RMSE) indica el error en las unidades de la variable evaluada por esto, valores cercanos al 0 indican una mejor modelación. Esta se calculó con la función “gof” del paquete “HydroGOF” de R (Zambrano-Bigiarini, 2017) y se observa en la ecuación 17.

Ecuación 17

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - O_i)^2}$$

Donde,

$RMSE$: Raíz del error cuadrático medio en unidades de variable evaluada

S_i : corresponde a valores simulados

O_i : corresponde a valores observados

La raíz del error cuadrático medio normalizado (nRMSE) permite comparar entre modelos donde las variables posean diferentes unidades dado que normaliza el RMSE respecto de la desviación estándar, de la media, de la diferencia entre los valores máximos y mínimos o del rango intercuartílico de los datos observados, por esto se puede entender como la proporción de la dispersión de los datos observados que no es explicada por el modelo. En la presente investigación se normalizó utilizando la desviación estándar (Ecuación 18).

Ecuación 18

$$nRMSE = 100 * \frac{RMSE}{\sigma}$$

Donde,

nRMSE: Raíz del error cuadrático medio normalizado [%]

RMSE: Raíz del error cuadrático medio

σ : Desviación estándar

El porcentaje de sesgo (PBIAS) indica en términos porcentuales cuanto, en promedio, sobreestiman o subestiman los datos simulados a los datos observados (Gupta et al., 1999). Esta se calculó con la función “gof” del paquete “HydroGOF” de R (Zambrano-Bigiarini, 2017) y se observa en la Ecuación 1.

Ecuación 19

$$PBIAS = 100 * \frac{\sum_{i=1}^N (S_i - O_i)}{\sum_{i=1}^N O_i}$$

Donde,

PBIAS: Porcentaje de sesgo [%]

S_i : Valores simulados

O_i : Valores observados

Para evaluar si el método satelital fue adecuado para determinar el Kc y sus componentes “Kcb” y “Ke” se utilizaron los coeficientes R², eficiencia de Nash-Sutcliffe, RMSE, nRMSE y PBIAS entre los valores obtenidos a partir de sensores remotos respecto a las salidas de HYDRUS 1D.

Propuesta zonas de manejo en función de coeficiente de cultivo (Kc)

Posterior al desarrollo y evaluación del producto de coeficiente de cultivo (Kc) a partir de datos obtenidos por percepción remota, se procedió a generar zonas de manejo en función de este con la intención de generar zonas de manejo de sitio específico, pero de un tamaño apto para que puedan realizarse manejos de riego por cuartel.

Para realizar las distintas zonas de manejo se utilizó el algoritmo “K-medias”, presente en el paquete de R “RStoolbox” (Leutner et al., 2017), el cual corresponde a un algoritmo de clasificación no supervisado, este, a partir de un método iterativo de optimización, clasifica los pixeles de una cartografía en un número “K” de grupos basado en la similaridad entre los valores de los pixeles (Thenkabail y Lyon, 2016). Este considera tanto la variabilidad en el tiempo como en el espacio del coeficiente de cultivo.

Posterior a la clasificación con el algoritmo “K-medias” se utilizó un filtro de mayoría presente en

el paquete de R “raster” (Hijmans et al., 2015), este algoritmo a través de una ventana móvil centrada en cada pixel asigna el valor que más se repita dentro de la ventana (Huang et al., 2014), en este caso de 3x3 pixeles. Esto se realizó con la intención de eliminar pixeles aislados pertenecientes a una categoría dentro de un área mayor de otra categoría de coeficiente de cultivo (Kc).

RESULTADOS

Modelos predictivos de índice de área foliar (IAF) y fracción de interceptación de la radiación (FPAR)

Luego de llevarse a cabo el “bootstrapping”, se obtuvieron 500 modelos lineales para cada variable de interés, para cada índice de vegetación a evaluar y para cada coeficiente de interés para evaluar el desempeño de los modelos, se observaron el R^2 (Figura 4), RMSE y Pbias (Apéndice 4). Se decidió utilizar el índice de vegetación “SAVI” para temporalizar y espacializar la variable “índice de área foliar” y “NDVI” para la fracción de interceptación de la radiación (Apéndice 5).

Se eligió un índice por variable dado su desempeño, esto es, mayor R^2 , menor RMSE, menor PBIAS y en el caso del FPAR respecto de la simplicidad de cálculo, esto último ya que los índices que mostraron mejor desempeño tienen parámetros adicionales a las bandas espectrales, como es el caso de los factores “ α ” y “ β ” en el TSAVI. No obstante, se observa que todos los índices evaluados podrían utilizarse para espacializar las variables de interés.

Para todos los índices evaluados, el análisis de bootstrapping permite evaluar la robustez de la predicción mostrando los rangos de predicción dada 500 iteraciones. El rango en el que fluctúa el coeficiente de determinación para el IAF es entre 0,27 y 0,99 (Figura 4), el error cuadrático medio de entre 0,13 y 0,46 $m^2 m^{-2}$ y el sesgo entre -32,6 y 44,4 % (

Apéndice 4), para la fracción de interceptación de la radiación el rango de valores de coeficiente de determinación es de entre 0,28 y 0,98 (Figura 4), el error cuadrático medio de entre 0,06 y 0,26 % y el sesgo entre -30,0 y 46,5 % (

Apéndice 4). Para espacializar y temporalizar el IAF se utilizó SAVI, donde el modelo seleccionado obtuvo una mediana para las 500 iteraciones valores de coeficiente de determinación de 0,88, RMSE 0,27 $m^2 m^{-2}$ y PBIAS de 0,10 %. Para espacializar y temporalizar el FPAR se utilizó NDVI, donde el modelo utilizado obtuvo coeficiente de determinación mediana de 0,85, el RMSE 0,14 y PBIAS -0,05 (Apéndice 5). En el Cuadro 2 se presentan las ecuaciones utilizadas para espacializar y temporalizar el índice de área foliar y la fracción de interceptación de la radiación y los estadígrafos obtenidos para cada modelo.

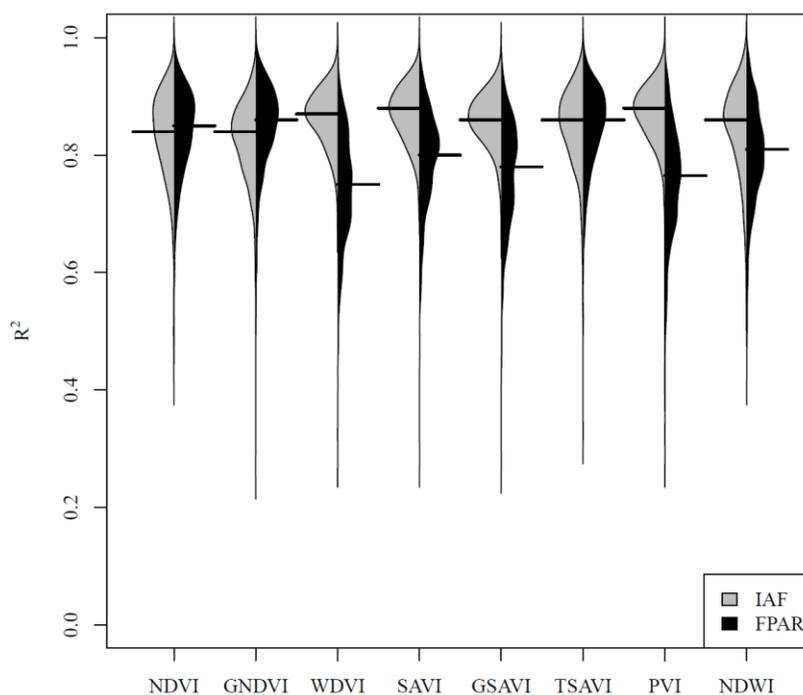


Figura 4. Distribución del coeficiente de determinación (R^2), para cada índice de vegetación y variable de interés luego de las 500 iteraciones, la línea horizontal negra representa la mediana de las iteraciones y corresponde al valor reportado en Cuadro 4.

Cuadro 2. Ecuación de la recta para cada índice elegido para temporalizar y espacializar las variables de interés

Variable	Índice	Ecuación	R^2	RMSE	PBIAS (%)
IAF	SAVI	$IAF = 4,3 * SAVI - 0,7$	0,88	$0,27 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$	0,10
FPAR	NDVI	$FPAR = 1,4 * NDVI - 0,3$	0,85	0,14 %	-0,05

El modelo de IAF representa correctamente la variable ya que al observar los estadígrafos calculados entre valores predichos por el modelo respecto de valores observados (Figura 5a). El $R^2 = 0,87$ indica que los valores predichos por el modelo representan adecuadamente la variabilidad del índice de área foliar para el área de estudio, el $RMSE = 0,26 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ un bajo error al momento de predecir la variable a partir del índice de vegetación SAVI el $nRMSE = 35,8 \%$ muestra el porcentaje de la variabilidad de los valores observados de IAF que no es explicada por el modelo y el $PBIAS = 0,5 \%$ indica un sesgo bajo, sobrestimando la predicción para valores entre $0,15$ y $1,35 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ y subestimándola para valores sobre $1,63 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$. La distribución de los datos muestra que el modelo requiere de datos entre los $1,35$ y $1,63 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$ para poder representar correctamente la variabilidad del IAF dentro del área de estudio.

Respecto al modelo de fracción de interceptación de la radiación, este representa correctamente la variable ya que al observar los datos predichos por el modelo respecto de los observados (Figura 5b). El $R^2 = 0,85$ indica que los valores predichos por el modelo representan adecuadamente la variabilidad del índice de área foliar para el área de estudio, el RMSE 12,8 % un bajo error al momento de predecir la variable a partir del índice de vegetación NDVI, un nRMSE = 38,6 % indica el porcentaje de la variabilidad de los valores observados de FPAR que no es explicada por el modelo y el PBIAS = 0 % indica un sesgo nulo, esto compensado una sobrestimación para valores entre 10,05 y 40,83 % y subestimación para valores sobre 65,72. La distribución de los datos muestra que el modelo representa la fracción de interceptación de la radiación para paltos dentro de la comuna de Peumo entre 10,25 y 99,10 %.

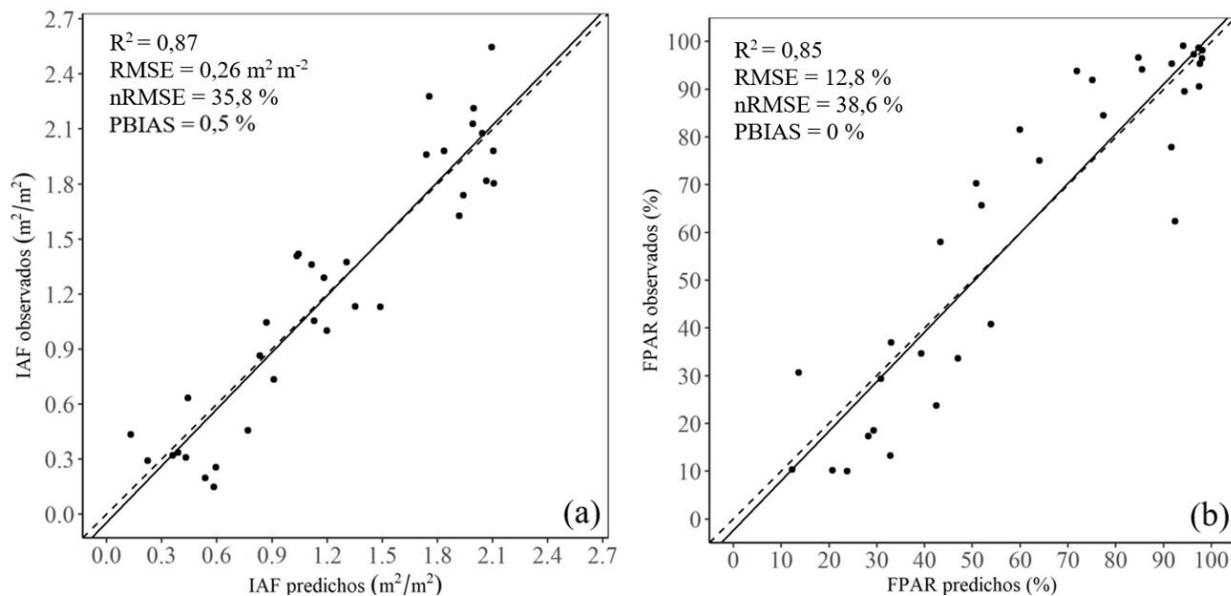


Figura 5. Desempeño valores observados y simulados a partir de modelos predictivos de índice de área foliar (a) y fracción de interceptación de la radiación (b) en función de los índices de vegetación SAVI y NDVI respectivamente.

Determinación y evaluación del coeficiente basal de cultivo (K_{cb}), coeficiente de evaporación de agua desde el suelo (K_e) y coeficiente de cultivo (K_c)

Posterior a generar cartografías de K_c (Figura 6), K_e y K_{cb} (Apéndice 6) para el periodo estudiado a partir del IAF y FPAR temporalizado (Apéndice 7) se procedió a comparar los datos de K_c , K_{cb} y K_e a partir del método satelital respecto a los valores de K_c , K_{cb} y K_e simulados con HYDRUS 1D, por esto, el flujo de trabajo es referido al píxel donde se encontraba instalada la sonda EnviroSCAN (-34,40592 -71,17583), el cual representa un sitio de vigor alto.

En la Figura 6 y Figura 7 se observa la distribución espacial y temporal del K_c respectivamente, en el área de estudio, siendo este último entre 0,2 y 0,8 dependiendo del vigor y de la fecha. El sitio de referencia de alto vigor se mantuvo con un K_c sobre 0,7 todo el periodo independiente de la fenología y manejos agronómicos, donde el K_e es mínimo, cercano a 0 todo el periodo, esto dado el alto vigor de las plantas, independiente de podas. Para los sitios de vigor medio y bajo los

valores de K_c fluctúan entre 0,45 – 0,5 y 0,2 – 0,45, respectivamente. En los sitios de vigor medio y bajo se observa una separación entre el K_c y el K_{cb} dado el mayor espaciamiento de las plantas además de existir suelo expuesto.

El método mostró ser sensible a manejos agronómicos como se observa para el sitio de alto vigor donde el coeficiente de cultivo disminuye luego de que se realizaran podas en diciembre de 2017 y 2018 (Figura 7a) y a la fenología del palto ya que se logran observar modificaciones en el K_c , este asociado a la cobertura vegetal, comparándolo con la fenología de la especie, como lo son dos periodos de crecimiento vegetativo posterior a la cosecha antes de una disminución en el vigor luego de la caída de marzo (Schaffer et al. 2013).

Al comparar los valores reportados por Allen (2009) se observa que la dinámica en la temporada respecto de valores locales calculados con el método desarrollado es similar, no así la magnitud del coeficiente de cultivo, mostrando que los valores locales se mantienen por debajo de los valores de referencia (Figura 7).

Para que la simulación represente en la mejor medida la realidad, se llevó a cabo una calibración del modelo de transferencias hídricas HYDRUS 1D, calibrándose los parámetros físicos de suelo, desde valores previos a la calibración, calculados a partir del módulo ROSSETA de HYDRUS 1D (Apéndice 8) a partir de parámetros físicos medidos en laboratorio hacia valores calibrados. Al respecto, se observa que la conductividad hidráulica saturada (K_s) se modificó considerablemente, aumentando para los tres primeros horizontes y disminuyendo para el cuarto y sexto horizonte (Cuadro 3).

Cuadro 3. Parámetros considerados para la modelación HYDRUS-1D. Los valores en negritas corresponden a los parámetros calibrados. Siendo θ_r el contenido de agua residual del suelo, θ_s el contenido de agua saturado, α es un parámetro de la curva de retención de agua del suelo, n es el exponente en la curva de retención de agua del suelo, K_s es la conductividad hidráulica saturada y l el parámetro de conectividad de poros.

Horizonte	θ_r	θ_s	α	n	K_s	l
	%	%	-	-	cm/día	-
1	0,0611	0,340	0,0200	1,7100	253,35	0,5
2	0,0559	0,4109	0,0247	1,3142	140,11	0,5
3	0,0486	0,3854	0,0113	1,3313	57,57	0,5
4	0,0550	0,3996	0,0243	1,3040	11,76	0,5
5	0,0483	0,4101	0,0257	1,3235	37,84	0,5
6	0,0499	0,4190	0,0403	1,3608	4,73	0,5

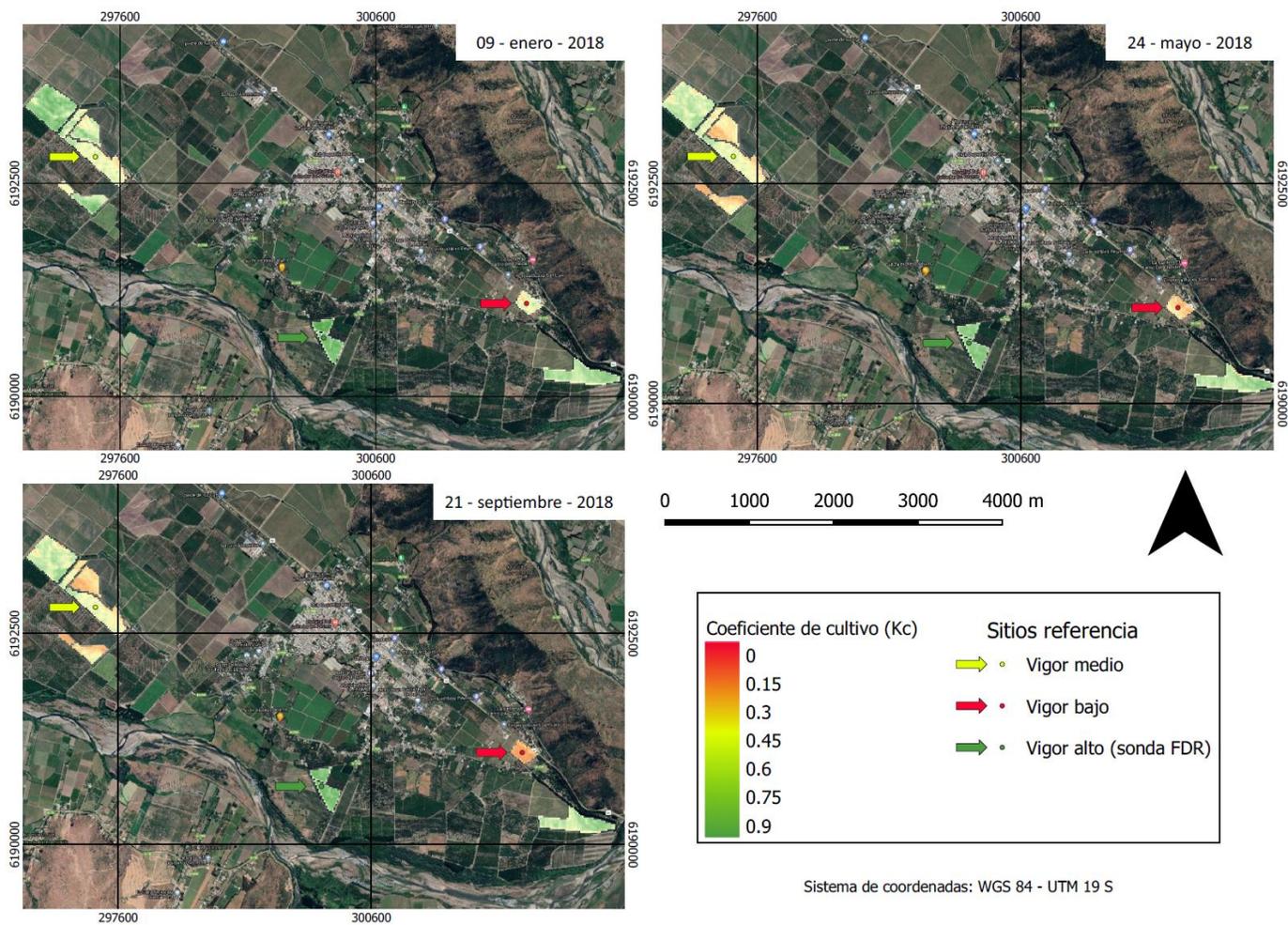


Figura 6. Coeficiente de cultivo (Kc) entre enero 2018 y septiembre 2018 con sitios de vigor alto, medio y bajo de referencia (flechas verde, amarilla y roja respectivamente).

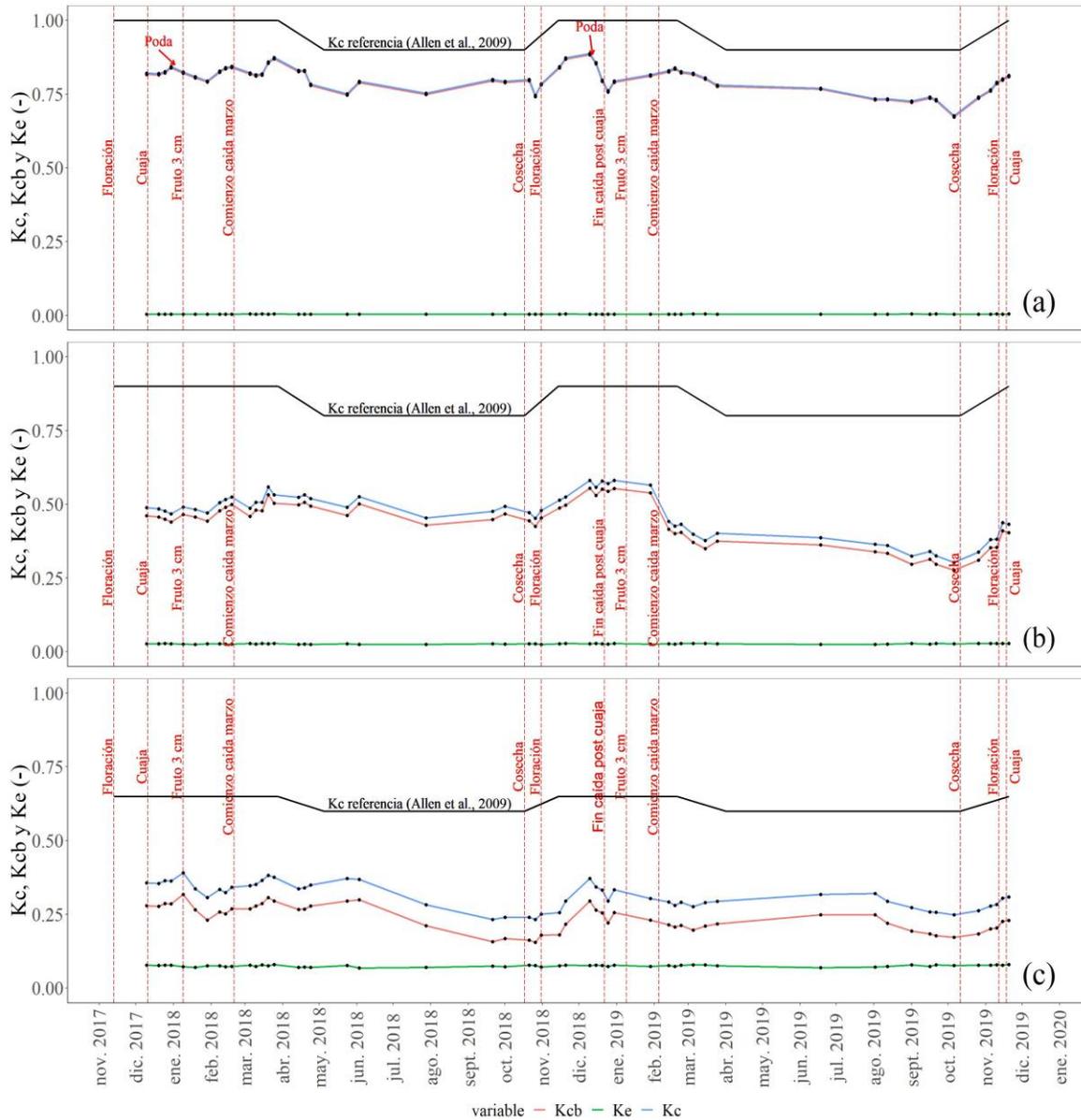


Figura 7. Dinámica del Kc (línea azul), Kcb (línea roja) y ke (línea verde) para sitio con sonda y alto vigor (a), sitio vigor medio (b) y sitio vigor bajo (c). Línea negra indica coeficiente de cultivo de referencia propuesto por (Allen et al., 2009).

Con los parámetros físicos de suelo calibrados se evaluó el desempeño de HYDRUS 1D comparando valores de humedad de suelo simulados por el modelo respecto de datos medidos por la sonda (Figura 9). Esto mostró un RMSE = 9,47 mm para el periodo de calibración (9,51 para el periodo de verificación), un nRMSE = 59,7 % para el periodo de calibración (77,9 % para el periodo de verificación), PBIAS = -0,7 % para ambos periodos, respecto a la Eficiencia de Kling Gupta, se obtuvieron valores de 0,76 y 0,58 para el periodo de calibración y evaluación respectivamente y para el coeficiente de Nash valores de 0,64 y 0,39 para el periodo de calibración y evaluación (Apéndice 9), esto indica que el modelo representa la realidad, en mayor medida para el periodo de calibración respecto al de evaluación. En la Figura 8 se observa el correcto

desempeño de la modelación respecto de datos satelitales exclusivamente para días donde el satélite tomó datos sobre el área de estudio mostrando un $R^2 = 0,58$, PBIAS = -0,9 %, RMSE = 10,38 mm, nRMSE = 65,6 %, KGE = 0,58 y NSE = 0,56. Se hubiera esperado un desempeño superior respecto de los periodos de calibración y verificación al evaluar solo los días con dato satelital, el cual representa un día despejado y sin precipitaciones, no obstante, el ajuste fue similar respecto de la evaluación del periodo completo.

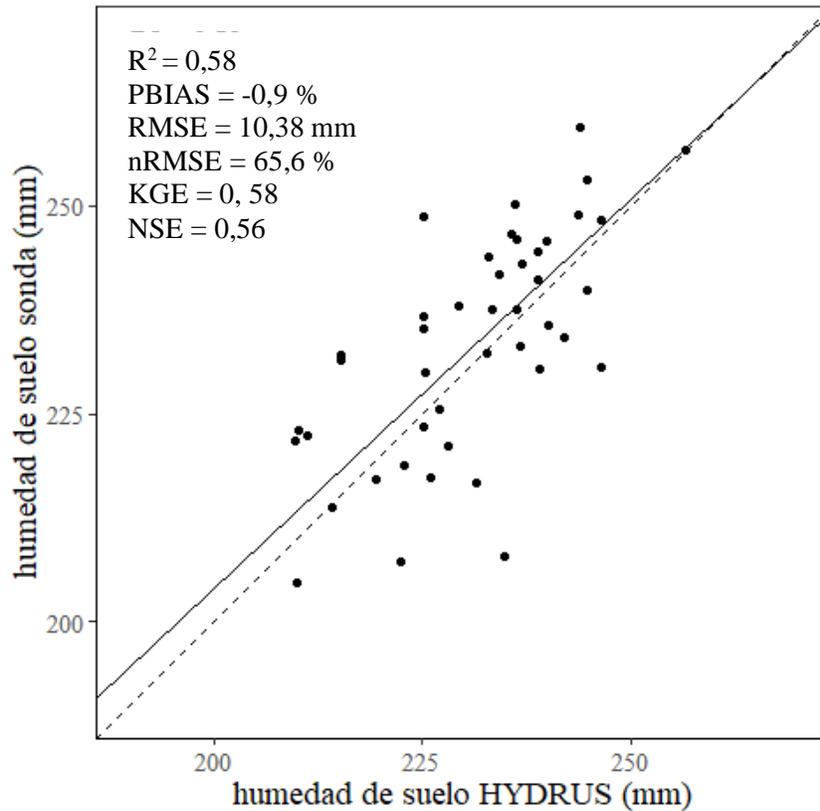


Figura 8. Valores predichos contra valores observados de contenido de agua volumétrico del perfil completo (70 cm) para días donde hubo dato satelital.

En la Figura 9 se observa la dinámica del contenido de agua en el suelo tanto de valores medidos como simulados además de las entradas de agua en forma de precipitación y riegos. No obstante, HYDRUS 1D simula con cierta precisión el contenido de agua en el suelo se vislumbran dos imprecisiones en la modelación. El modelo es sensible a los aportes de agua ya que modifica el contenido de agua en el perfil los mismos días que la sonda mide entradas agua, sin embargo, no es preciso al momento de calcular los valores máximos y mínimos del contenido de agua en el perfil, esto pudiera ser dado que para calibrar el modelo se usaron datos con el suelo constantemente con contenidos de agua altos dado que la condición del huerto fue siempre bajo riego periódico, ocultándose así la dinámica del agua en el suelo para condiciones intermedias y bajas de agua en el perfil. El modelo simula el contenido de agua en el tiempo con un error estadístico aceptable dados los valores de los estadígrafos y un error tolerable para las plantas ya que el RMSE corresponde al 5,7 % del contenido de agua en el suelo si este estuviera a capacidad

de campo, por lo que la planta no debería presentar estrés. Se observan desacoples entre las curvas de datos simulados respecto a observados cuando las entradas corresponden principalmente a precipitaciones como lluvia, el modelo sobrestima el contenido de agua para esos eventos, pudiendo ser causa de un problema en la estación meteorológica, que el dato medido por la estación no corresponda efectivamente a la precipitación en el predio o a algún proceso físico que el modelo no estuviera simulando adecuadamente. Estos problemas de simulación se identifican durante periodos invernales donde el consumo de agua por la vegetación es menor, lo que permite utilizar los resultados del modelo de forma confiable para verificar las estimaciones remotas de Kc satelital en periodos de máxima demanda por riego. Por otro lado, HYDRUS 1D fue efectivo al momento de temporalizar las componentes del balance hídrico, mostrando que los paltos transpiran el 64 % del agua aplicada.

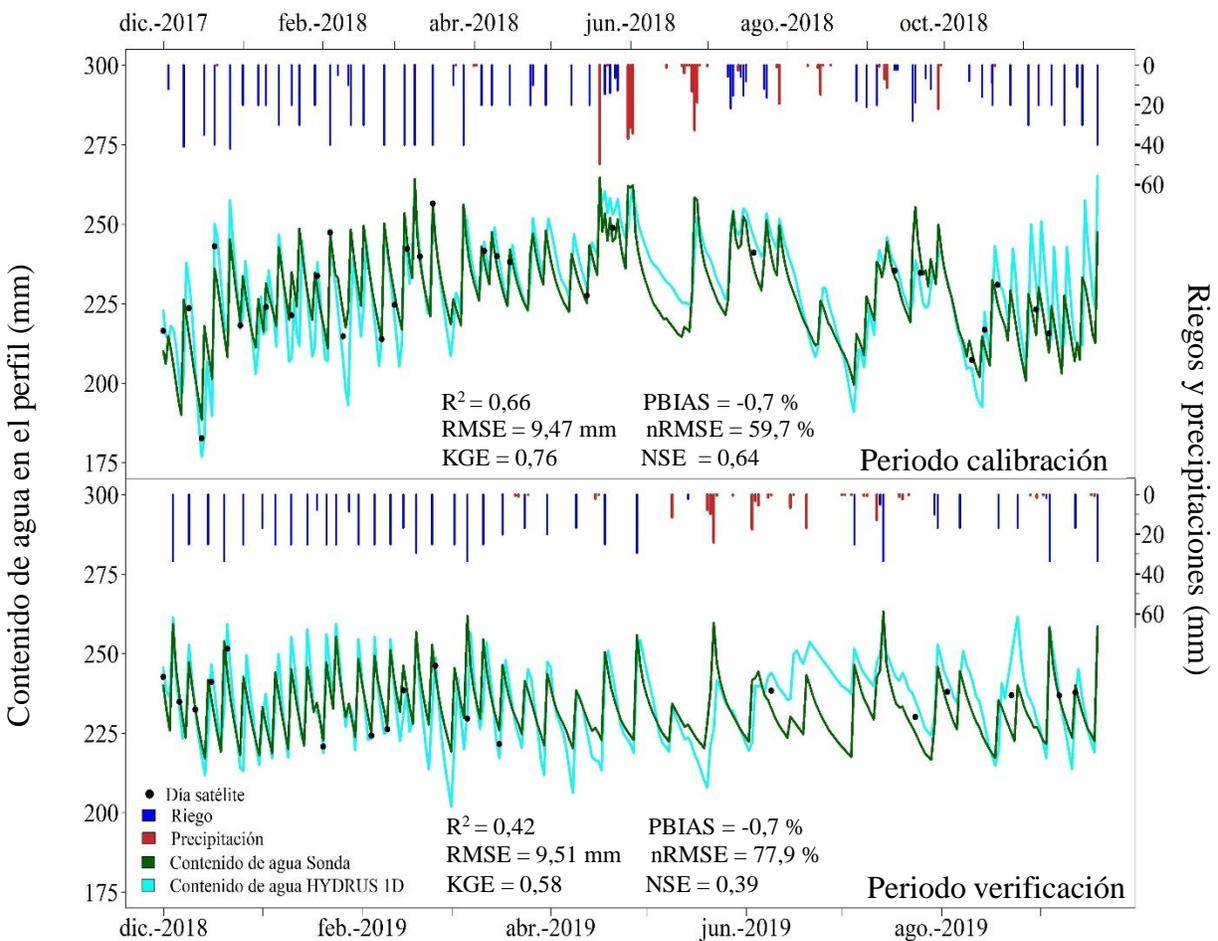


Figura 9. Dinámica temporal del contenido de agua en suelo tanto simulado como observado y de las entradas de agua (precipitaciones y riegos) para periodo calibración (panel superior) y verificación (panel inferior). Puntos negros indican día en que Sentinel 2 tomó datos sobre el área de estudio y media entre valor sonda y modelación HYDRUS 1D.

La estimación del K_{cb} a partir de datos satelitales demostró ser representativa del coeficiente basal de cultivo potencial ($K_{cb_{pot}}$), obteniendo un $R^2 = 0,75$, $RMSE = 0,02$, $PBIAS = 1,4 \%$ y un NSE de $0,63$ no así del coeficiente basal de cultivo real (K_{cb}) ya que respecto a este los estadígrafos fueron no satisfactorios con un $R^2 = 0,16$, y un NSE de $-0,05$ (Figura), para esto se consideró un coeficiente de estrés del 90% , esto significa que cuando la transpiración real fue menor del 90% de la transpiración potencial se eliminó de la regresión. Lo mismo ocurre respecto al K_c (figuras no presentadas dada la similitud con el K_{cb}) ya que al ser bajo el K_e dada la alta densidad vegetal en el sitio de verificación el comportamiento del K_c es similar al del K_{cb} .

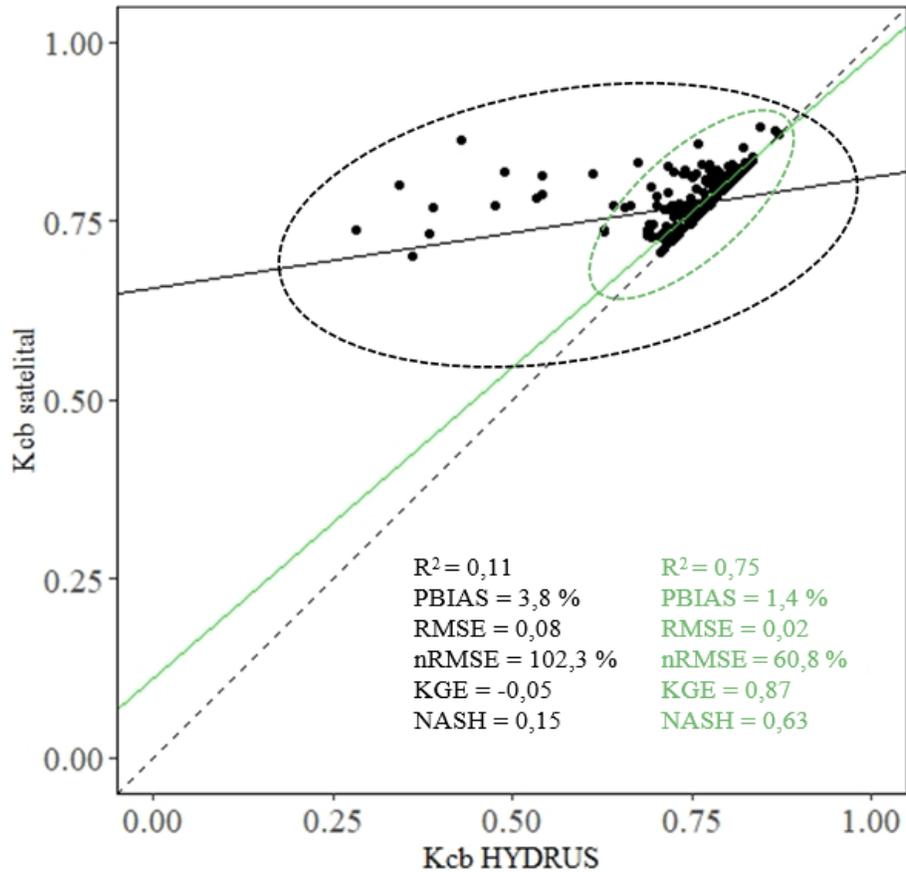


Figura 10. Valores predichos contra valores observados de coeficiente basal de cultivo (K_{cb}) para periodo de evaluación. Ovalo y recta negros consideran todos los datos ($K_{cb_{real}}$), ovalo y recta verde donde no hubo estrés ($K_{cb_{pot}}$).

La estimación del K_e a partir de datos satelitales demostró tener cierto ajuste respecto del K_e real simulado por HYDRUS 1D, obteniendo un $R^2 = 0,4$, $RMSE = 0$, $PBIAS = 0,6 \%$ y un coeficiente de $NASH$ de $0,39$ no obstante sería relevante evaluar el K_e en sitios donde este aporte en mayor medida a la evapotranspiración ya que en el sitio de evaluación el rango del K_e es prácticamente nulo dada la alta densidad de los arboles además de existir una capa vegetal en superficie manteniéndose así el suelo completamente cubierto todo el periodo. En el Cuadro 4 se resume el ajuste entre valores modelados en HYDRUS 1D de coeficiente de cultivo y sus componentes respecto de valores calculados a partir de método satelital.

Cuadro 4. Resumen ajuste entre valores modelados HYDRUS 1D y calculados a partir de método satelital coeficiente de cultivo y sus componentes

Variable	R ²	PBIAS	RMSE	nRMSE	KGE	NASH
	-	%	-	%	-	-
Kc	0,11	3,7	0,08	102,3	0,15	-0,05
Kc potencial	0,75	1,4	0,02	60,7	0,87	0,63
Kcb	0,11	3,8	0,08	102,3	-0,05	0,15
Kcb potencial	0,75	1,4	0,02	60,8	0,87	0,63
Ke	0,4	0,6	0	78	0,42	0,39

Zonas de manejo

Luego de usar el algoritmo “k-medias” y la ventana móvil 3x3 sobre los datos de coeficiente de cultivo, se asignaron valores de Kc en función de la media dentro del periodo para cada cuartel estudiado. En la Figura se observa la propuesta de zonas de manejo en función de la clase con mayor cantidad de pixeles según la clasificación “k-medias” y el valor asignado de Kc.

No obstante se asignaron valores para toda la temporada con la intención de facilitar el manejo de riego, también es una alternativa evaluar y asignar un Kc dinámico a lo largo de la temporada (Figura) en función de que se encuentren disponibles las imágenes satelitales.

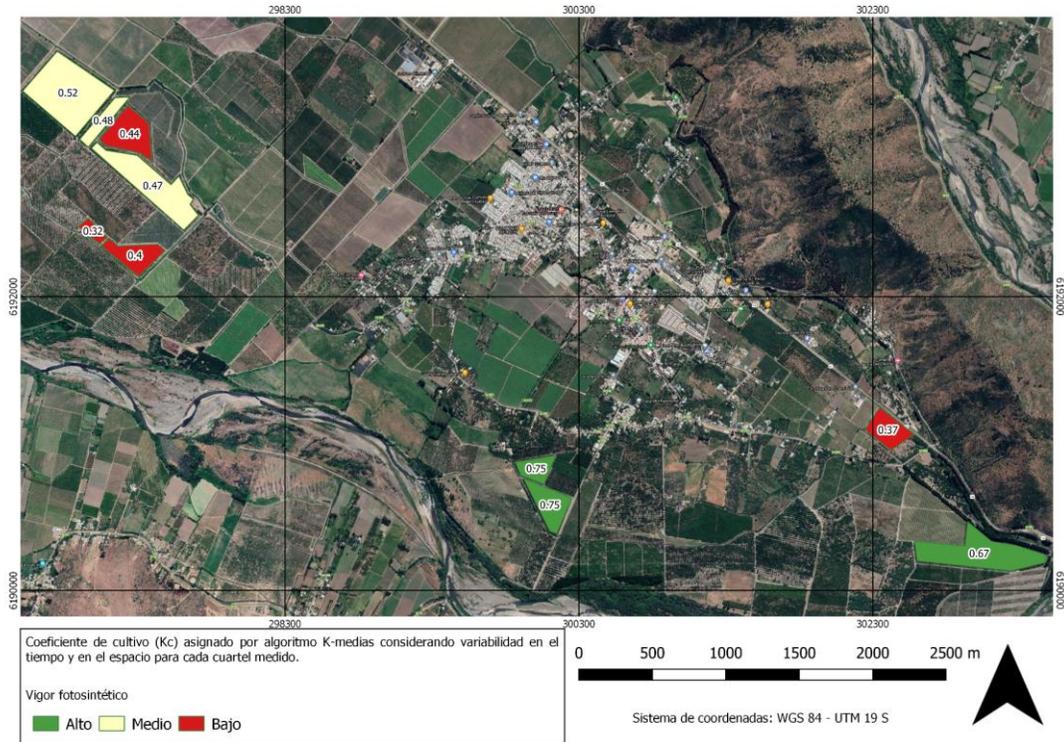


Figura 11. Propuesta zonas de manejo según vigor, posterior a clasificación no supervisada “K-means” y ventana móvil 3x3.

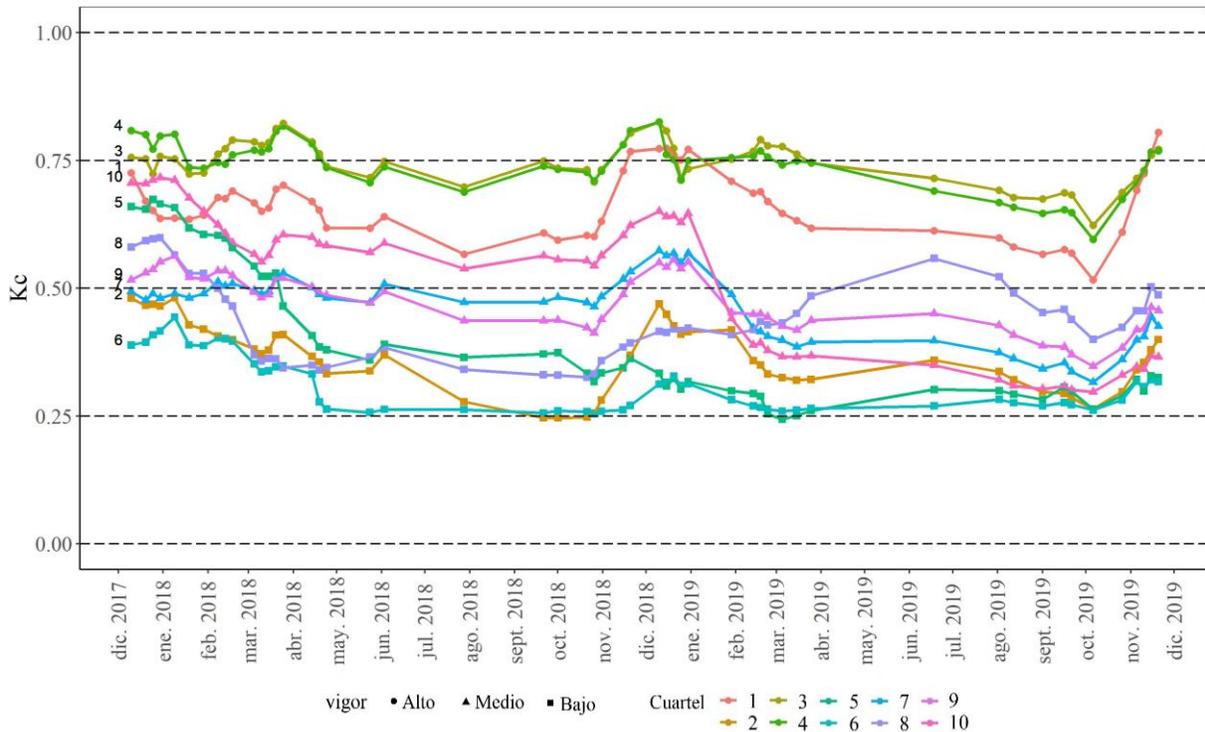


Figura 12. Dinámica del coeficiente de cultivo a lo largo del periodo estudiado para los distintos cuarteles

DISCUSIÓN

Modelos predictivos de índice de área foliar (IAF) y fracción de interceptación de la radiación (FPAR) basados en datos obtenidos por teledetección y medición *in situ*

Respecto al IAF, el modelo desarrollado tuvo un $R^2 = 0,87$ y un $RMSE = 0,26 \text{ m}^2 \text{ m}^{-2}$, utilizando el índice de vegetación SAVI a partir de imágenes del sensor MSI del satélite Sentinel 2 con una resolución espacial a 20 m, lo que muestra un ajuste aceptable para espacializar y temporalizar el IAF. Otros estudios muestran ajustes comparables en coberturas boscosas utilizando sensores multi-espectrales (Jensen y Binford, 2004) e hiperespectrales (Gong et al., 2003). En sistemas agrícolas también se han obtenido ajustes similares, Lobos (2017) desarrolló un modelo predictivo de IAF en uva pisquera obteniendo $R^2 = 0,83$ a partir del índice SAVIgreen con datos de Landsat 8. En viñas (Towers et al., 2019) evaluó nueve índices de vegetación respecto del IAF obteniendo valores de R^2 entre 0,41 y 0,98, donde los índices con mayor ajuste no tenían la señal del suelo, lo que podría explicar el alto ajuste. En la presente investigación se tomaron datos con distintos suelos, esto podría explicar un menor R^2 en el modelo de IAF.

Respecto a la fracción de interceptación de la radiación, el modelo desarrollado tuvo un $R^2 = 0,85$ utilizando el índice de vegetación NDVI. Otros estudios donde se han desarrollado modelos para estimar la fracción de interceptación de la radiación han obtenido ajustes similares, como Calderón (2020) que obtuvo un $R^2 = 0,68$ a partir de fotogrametría en olivos, Tan et al. (2013) obtuvo un $R^2 = 0,59$ en maíz o Ridao et al. 1998 que obtuvo valores de $R^2 = 0,83 - 0,94$ para cultivos anuales bajo riego o Guillén-Climent et al. (2012) que obtuvo valores de $R^2 = 0,84 - 0,88$ en durazno y cítricos respectivamente a partir de datos obtenidos con drones.

Los resultados asociados a la predicción del IAF y FPAR indican que es posible, a partir de índices de vegetación derivados de información satelital, monitorear ambas variables en cultivos de paltos cultivados bajo condiciones de manejo similares. Esta metodología es además extrapolable a otros sistemas de manejo o a otras especies de acuerdo a los ajustes reportados en este estudio y en la literatura.

Determinación y evaluación de cartografías de coeficiente de cultivo (Kc), coeficiente basal de cultivo (Kcb) y coeficiente de evaporación de agua desde el suelo (Ke)

La determinación de coeficientes de cultivo y coeficientes basales de cultivo a partir de índices de vegetación derivados de percepción remota ha sido validada y estudiada en diversos sistemas (Pôças et al., 2020), tanto en cultivos anuales como trigo (Er-Raki et al., 2007), cebada y maíz como en huertos frutales de olivos (Pôças et al. 2015), cítricos (Mateos et al., 2013) y vides (Campos et al., 2010) como también en ecosistemas naturales (Glenn et al., 2011).

Los resultados obtenidos muestran que la metodología para el cálculo de Kcb, Ke y Kc, permite calcular en realidad el Kcb_{\max} y Kc_{\max} , lo que resulta concordante con Pôças et al. (2020), donde los autores mencionan que este método es sensible a los cambios del coeficiente basal del cultivo y coeficiente de cultivo en la medida de que se modifique la arquitectura o cantidad de follaje,

como puede ser una poda. Sin embargo también mencionan que este método no es sensible al cierre estomático que pudiera producir el exceso o falta de agua en el suelo o estrés salino en el suelo. En el presente estudio se asumió un coeficiente de estrés (K_s) igual a 1, esto significa que, dadas las ecuaciones utilizadas para calcular el coeficiente basal de cultivo y coeficiente de cultivo, el sistema nunca se debió ver enfrentado a un estrés. Esto se observa en la Figura donde el K_{cb} calculado a partir de datos satelitales tiene un $R^2 = 0,75$ respecto al K_{cb} potencial del modelo de transferencias hídricas HYDRUS-1D. Esto último podría abordarse desde dos perspectivas Si se buscara entender y estudiar la dinámica del coeficiente basal de cultivo y del coeficiente de cultivo, tendría que considerarse el coeficiente de estrés, no obstante haría obligatorio el uso de sensores de humedad de suelo o podría complementarse el cálculo de estas variables con técnicas satelitales que midan indirectamente el cierre estomático como pudiera ser partir de datos de temperatura de superficie (Galleguillos et al., 2011; Maes et al., 2012). Estos métodos resuelven el balance de energía para cuantificar la evapotranspiración real o eventualmente la conductancia estomática (Berni et al., 2019). El segundo enfoque, buscando generar manejos de riego, es asumir un coeficiente de estrés igual a 1, esto es asumir que no hay estrés que genere cierre estomático con la intención de efectivamente obtener datos y/o cartografías de $K_{cb_{max}}$ y $K_{c_{max}}$, tal cual fueron concebidas por FAO (año), esto dado que al momento de tomar decisiones respecto al riego el valor relevante es el potencial, que maximiza la transpiración del dosel para así obtener rendimientos deseables, omitiendo el efecto de estrés en las plantas.

Respecto al coeficiente de evaporación de agua desde el suelo, a pesar de que el $R^2 = 0,4$ y la eficiencia de Nash-Sutcliffe es igual a 0,39, lo que indica que existe cierta relación entre las variables, estos estadígrafos representan un ajuste con el cual no sería adecuado utilizar como información para generar manejos de riego. No obstante, el bajo ajuste entre el K_e a partir del método satelital con las salidas de HYDRUS 1D se procedió a utilizar los valores de K_e para calcular el coeficiente de cultivo ya que el sitio de evaluación correspondió a un sitio de alto vigor donde la evaporación es mínima. Sería relevante para una futura investigación evaluar el método satelital contra sitios con menor densidad de plantación, menor índice de área foliar y/o cuarteles jóvenes con la intención de estudiar con mayor precisión la evaporación en huertos de paltos.

Respecto a la confiabilidad del modelo para estimar el coeficiente de cultivo, se observó que el momento con menor ajuste entre datos modelados respecto de observados de contenido de agua en el perfil de suelo corresponde a la época invernal, entre los meses de junio y septiembre, lo que corresponde además a la época con menor transpiración por parte de los paltos y de menor requerimiento de riego dada la precipitación.

No obstante el ajuste obtenido entre datos simulados y medidos de contenido de agua en el suelo pudiera mejorarse considerándose variables que no se midieron en la presente investigación, esto podría ser considerar la capa vegetal en superficie del perfil modelado como un horizonte del perfil, medir en detalle variables asociadas al consumo de agua como pueden ser densidad y crecimiento de raíces o transpiración con intención de evaluar las salidas del modelo, este se encuentre dentro de los rangos normales que reporta la literatura como es el caso de Faundez (2015) quien, en olivos bajo riego por goteo obtuvo $R^2 = 0,359$, $RMSE = 0,061 \text{ m}^3 \text{ m}^{-3}$ y $NASH = 0,359$ respecto del contenido de agua en el suelo con HYDRUS 1D o Pizarro (2018) que, en vides de mesa bajo riego obtuvo $R^2 = 0,75$, $RMSE = 9,49 \text{ mm}$, $PBIAS = -0,6 \%$, $KGE = 0,42$ para el periodo de calibración y $R^2 = 0,79$ $RMSE = 9,37 \text{ mm}$, $PBIAS = -2,2 \%$ y $KGE = 0,89$ para el periodo de verificación

también con HYDRUS 1D.

Respecto a la calibración de los parámetros de Van Genuchten, se calibró el contenido de agua en saturación (θ_s), el parámetro alfa (α) de la curva de retención de agua, el parámetro n de la curva de retención de agua y la conductividad hidráulica saturada (K_s) para el primer horizonte y para el segundo, tercer, cuarto y sexto horizonte la conductividad hidráulica. No obstante, esto permitió obtener un ajuste mayor respecto de la modelación con los datos sin calibrar, entre valores modelados y observados de contenido de agua en el suelo como lo son el coeficiente de Nash y la eficiencia de Kling Gupta donde se obtuvieron valores de 0,64 y 0,73 respectivamente para el periodo de calibración respectivamente, el parámetro θ_s sería deseable no calibrarlo ya que este se midió en laboratorio. Sin embargo, en el sistema modelado existía una capa de materia orgánica en superficie, derivada de la densa hojarasca del palto que fue no descrita al llevarse a cabo la descripción del perfil de suelo ni por ende discretizada la parametrización de HYDRUS 1D, lo que podría ser una causa del cambio en las propiedades físicas del primer horizonte luego de llevarse a cabo la calibración.

Zonas de manejo en función del coeficiente de cultivo (K_c)

La delimitación de zonas de manejo homogéneo es el primer requisito para llevar a cabo un manejo de sitio específico. La delimitación de zonas de manejo puede ser un desafío ya que variables de interés a clasificar pueden depender de varias otras variables, por ejemplo, de suelo (Córdoba et al., 2012). En la presente investigación se utilizó el algoritmo K-medias para delimitar zonas de manejo en función de la variable “coeficiente de cultivo”, clasificando el área de estudio en tres categorías asociadas al vigor y coeficiente de cultivo, esto así como en el estudio desarrollado por Pedroso (2010), donde crean zonas de manejo en función del rendimiento de vides muestra que es una buena aproximación respecto a crear zonas de manejo. Pese a esto la zonificación de acuerdo a una variable puede inducir a errores dado por factores no identificados por la respuesta espectral de la vegetación, tales como variaciones en las propiedades físico-químicas del suelo que podrían estar afectando variables como el contenido de agua en el suelo, conductividad hidráulica del suelo, contenido de nutrientes y sales, sin producir un estrés que se reflejara en la respuesta espectral producida por la planta. Por esto, a pesar de ser una primera aproximación, es relevante desarrollar métodos o considerar más variables en función de las cuales clasificar el área de estudio y así crear clases más específicas no solamente asociadas al coeficiente de cultivo evaluado en la presente investigación sino a múltiples variables del sistema como Haghverdi et al. (2015), quienes a partir de un método de programación lineal delimitaron zonas de manejo para optimizar el riego considerando tanto imágenes satelitales como la conductividad eléctrica del suelo.

CONCLUSIONES

La metodología para temporalizar y espacializar tanto el índice de área foliar como la fracción de interceptación de la radiación a partir de datos *in situ* e índices espectrales calculados a partir de datos provenientes de sensores remotos resultó ser satisfactoria, esto dado que el error de los modelos para representar ambas variables con datos remotos fue bajo, para paltos variedad Hass en la zona de Peumo. Esto permitió calcular el coeficiente de cultivo (K_c) y sus componentes,

coeficiente basal de cultivo (K_{cb}) y coeficiente de evaporación de agua desde el suelo (K_e). La metodología demostró que a partir de datos remotos de acceso libre se pueden generar tanto cartografías periódicas de coeficiente de cultivo como zonas de manejo en función de este, siendo esto positivo para optimizar el uso del agua disponible para riego.

La verificación de los coeficientes obtenidos a partir de la modelación del balance hídrico en el suelo, permitió conocer el error asociado de estas cartografías, mostrando que el método satelital es pertinente para estimar el consumo potencial de agua de riego dada su similitud, pero no así el consumo real de la vegetación dado que el método no es sensible a detectar diferencias en la capacidad de transpirar cuando existen condiciones de estrés por falta o exceso de agua en el suelo.

HYDRUS 1D resultó ser una herramienta útil al momento de detectar los momentos cuando el coeficiente de cultivo se aleja de su valor potencial, por lo que sería útil generar herramientas que pudieran conjugar tanto los modelos de coeficiente de cultivo satelital con modelación hidrológica para una óptima selección de valores de coeficientes de cultivo con la intención de optimizar el uso del agua.

Es relevante para un próximo estudio evaluar el desempeño de las cartografías de coeficiente de cultivo y sus componentes en sistemas distintos al que se evaluó en el presente estudio, este se llevó a cabo en un sitio con alto vigor vegetal por lo que con la intención de conocer el desempeño en toda la zona geográfica con mayor precisión sería importante evaluar sitios de vigor medio y bajo. También sería importante complementar el sistema añadiendo datos asociados a la fertilidad de suelo y salinidad con la intención de describir en mayor detalle la dinámica del agua y los nutrientes en el suelo. También es relevante para una futura investigación comparar los valores obtenidos contra valores de coeficiente de cultivo desde datos termales como pudiera ser el modelo METRIC (EEFlux, 2017) con la intención de aislar los datos calculados de los datos simulados o valores medidos directamente con lisímetros.

BIBLIOGRAFÍA

- Allen, RG. 2000. Using the FAO-56 dual crop coefficient method over an irrigated region as part of an evapotranspiration intercomparison study. Journal of Hydrology 229(1-2):27-41.
- Allen, RG; Pereira, LS. 2009. Estimating crop coefficients from fraction of ground cover and height. Irrigation Science 28(1):17-34.
- Allen, RG; Pereira, LS; Raes, D; Smith, M. 1998. FAO Irrigation and drainage paper No. 56. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations 56(97):e156.
- Assal, TJ; Anderson, PJ; Sibold, J. 2016. Spatial and temporal trends of drought effects in a heterogeneous semi-arid forest ecosystem. Forest Ecology and Management 365:137-151.
- Baret, F; Guyot, G; Major, DJ. 1989. TSAVI: a vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. In 12th Canadian Symposium on Remote Sensing Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE. p. 1355-1358.
- Berni, J. A. J., Zarco-Tejada, P. J., Sepulcre-Cantó, G., Fereres, E., & Villalobos, F. (2009). Mapping canopy conductance and CWSI in olive orchards using high resolution thermal remote sensing imagery. Remote Sensing of Environment, 113(11), 2380-2388.
- Bio-Science. 2019. Operations Manual, PLANT CANOPY IMAGER CI-110. WA, USA,. p. 44.
- Blum, A. 1996. Crop responses to drought and the interpretation of adaptation., Springer. p. 57-70.
- Blum, A; Ritchie, JT. 1984. Effect of soil surface water content on sorghum root distribution in the soil. Field Crops Research 8:169-176.
- Cabrera, J. 2012. Calibración de modelos hidrológicos. Instituto para la Mitigación de los Efectos del Fenómeno El Niño, Universidad Nacional de Ingeniería, Facultad de Ingeniería Civil, Perú .
- Calderón, J. 2020. Estimación de la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada en olivos mediante técnicas de fotogrametría con RPAS. Memoria Ingeniero Agrónomo. Santiago, Chile: Facultad de Ciencias Agronómicas, Universidad de Chile. 70 p.
- Campbell, GS. 1986. Extinction coefficients for radiation in plant canopies calculated using an ellipsoidal inclination angle distribution. Agricultural and forest meteorology 36(4):317-321.
- Campos, I; Neale, CMU; Calera, A; Balbontín, C; González-Piqueras, J. 2010. Assessing satellite-based basal crop coefficients for irrigated grapes (*Vitis vinifera* L.). Agricultural Water Management 98(1):45-54.
- Carr, MK V. 2013. The water relations and irrigation requirements of avocado (*Persea americana* Mill.): a review. Experimental agriculture 49(2):256-278.
- Castillo-Riffart, I., Galleguillos, M., & Lopatin, J. (2017). Predicting vascular plant diversity in

anthropogenic peatlands: comparison of modeling methods with free satellite data. *Remote Sensing*, 9(7), 681.

Centro de Ciencia del Clima y la Resiliencia (CR2). 2015. La megasequía 2010-2015: Una lección para el futuro (en línea). CR2 (ed.). Santiago, Chile, CR2. 28 p. Disponible en <http://www.cr2.cl/wp-content/uploads/2015/11/informe-megasequia-cr21.pdf>.

Centro de información de recursos naturales (CIREN). 2019. Catastro frutícola región del Maule (en línea). Santiago, Chile, CIREN. 48 p. Disponible en https://www.odepa.gob.cl/wp-content/uploads/2019/09/catastro_maule.pdf. (Consultado en Junio 2019)

Clevers, J. 1989. Application of a weighted infrared-red vegetation index for estimating leaf area index by correcting for soil moisture. *Remote Sensing of Environment* 29(1):25-37.

Córdoba, M; Balzarini, M; Bruno, C; Costa, JL. 2012. Identificación de zonas de manejo sitio-específico a partir de la combinación de variables de suelo. *Ciencia y Tecnología Agropecuaria* 13(1):47-54.

Cuesta, A., Montoro, A., Jochum, A. M., López, P., & Calera Belmonte, A. 2005. Metodología operativa para la obtención del coeficiente de cultivo desde imágenes de satélite.

DGA (Dirección General de Aguas). 2004. Diagnóstico y clasificación de los cursos y cuerpos de agua según objetivos de calidad, Cuenca de Río Rapel. Gobierno de Chile, Ministerio de Obras Publica. 190 p.

EEFLUX (Earth Engine Evapotranspiration Flux). 2017. METRIC-EEFLUX. [En línea]. Recuperado en: <<https://eeflux-level1.appspot.com/>>. Consultado en: enero 2020.

Efron, B. 1979. Bootstrap methods: Another look at the Jackknife. *Annals of Statistics*, 7: 1–26.

Er-Raki, S; Chehbouni, A; Guemouria, N; Duchemin, B; Ezzahar, J; Hadria, R. 2007. Combining FAO-56 model and ground-based remote sensing to estimate water consumptions of wheat crops in a semi-arid region. *Agricultural water management* 87(1):41-54.

Faúndez Urbina, C. A. 2015. Calibración del modelo Hydrus en suelos salinos bajo olivos regados por goteo. Tesis Ingeniera Agronómica y Magíster en Manejo de suelos y aguas. Santiago, Chile: Facultad de Ciencias Agronómicas, Universidad de Chile. 53p.

Fournier, RA; Hall, RJ. 2017. Hemispherical photography in forest science: theory, methods, applications., Springer, vol.28.

Galleguillos, M; Jacob, F; Prévot, L; Lagacherie, P; Liang, S. 2011. Mapping daily evapotranspiration over a Mediterranean vineyard watershed. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 8(1):168-172.

Gao, B-C. 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote sensing of environment* 58(3):257-266.

- Garreaud, RD; Alvarez-Garreton, C; Barichivich, J; Boisier, JP; Christie, D; Galleguillos, M; LeQuesne, C; McPhee, J; Zambrano-Bigiarini, M. 2017. The 2010-2015 megadrought in central Chile: impacts on regional hydroclimate and vegetation. *Hydrology & Earth System Sciences* 21(12).
- Van Genuchten, M. T. 1980. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils 1. *Soil science society of America journal* 44(5):892-898.
- Van Genuchten, M. T. 1981. Non-equilibrium transport parameters from miscible displacement experiments.
- Gitelson, AA; Kaufman, YJ; Stark, R; Rundquist, D. 2002. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote sensing of Environment* 80(1):76-87.
- Glenn, EP; Neale, CMU; Hunsaker, DJ; Nagler, PL. 2011. Vegetation index-based crop coefficients to estimate evapotranspiration by remote sensing in agricultural and natural ecosystems. *Hydrological Processes* 25(26):4050-4062.
- Gong, P., Pu, R., Biging, G. S., & Larrieu, M. R. 2003. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from Hyperion hyperspectral data. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 41(6), 1355-1362.
- Guillén-Climent, ML; Zarco-Tejada, PJ; Berni, JAJ; North, PRJ; Villalobos, FJ. 2012. Mapping radiation interception in row-structured orchards using 3D simulation and high-resolution airborne imagery acquired from a UAV. *Precision Agriculture* 13(4):473-500.
- Gupta, HV; Sorooshian, S; Yapo, PO. 1999. Status of automatic calibration for hydrologic models: Comparison with multilevel expert calibration. *Journal of Hydrologic Engineering* 4(2):135-143.
- Haghverdi, A; Leib, BG; Washington-Allen, RA; Ayers, PD; Buschermohle, MJ. 2015. Perspectives on delineating management zones for variable rate irrigation. *Computers and Electronics in Agriculture* 117:154-167.
- Hijmans, RJ; Van Etten, J; Cheng, J; Mattiuzzi, M; Sumner, M; Greenberg, JA; Lamigueiro, OP; Bevan, A; Racine, EB; Shortridge, A. 2015. Package 'raster'. R package .
- Huang, X; Lu, Q; Zhang, L; Plaza, A. 2014. New postprocessing methods for remote sensing image classification: A systematic study. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52(11):7140-7159.
- Huete, A. 1988. Huete, AR A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment* 25:295-309.
- INE. 2007. Censo agropecuario y forestal., Instituto Nacional de Estadísticas. Santiago, Chile.
- INE. 2017. Resultados censo de población y vivienda 2017. Instituto Nacional de Estadística, Santiago, Chile.

- Jabro, J. D., Leib, B. G., & Jabro, A. D. 2005. Estimating soil water content using site-specific calibration of capacitance measurements from Sentek EnviroSCAN systems. *Applied engineering in agriculture*, 21(3), 393-399.
- Jensen, RR; Binford, MW. 2004. Measurement and comparison of Leaf Area Index estimators derived from satellite remote sensing techniques. *International Journal of Remote Sensing* 25(20):4251-4265.
- Jones, HG; Vaughan, RA. 2010. Remote sensing of vegetation: principles, techniques, and applications. s.l., Oxford university press.
- Kling, H; Fuchs, M; Paulin, M. 2012. Runoff conditions in the upper Danube basin under an ensemble of climate change scenarios. *Journal of Hydrology* 424:264-277.
- Kool, J. B., Parker, J. C., & Van Genuchten, M. T. 1987. Parameter estimation for unsaturated flow and transport models—A review. *Journal of hydrology*, 91(3-4), 255-293.
- Kottek, M., Grieser, J., Beck, C., Rudolf, B., & Rubel, F. 2006. World map of the Köppen-Geiger climate classification updated. *Meteorologische Zeitschrift*, 15(3), 259-263.
- Lemus, G; Ferreyra, R; Gil, P; Maldonado, P; Toledo, C; Barrera, C. 2005. El cultivo del palto (Bol. 129). 2 ed. Instituto de Investigación Agropecuarias (ed.). La Cruz, Chile, INIA. 76 p.
- Leutner, B; Horning, N; Schwalb-Willmann, J; Hijmans, RJ. 2017. RStoolbox: tools for remote sensing data analysis. R package version 0.1 8.
- Li, Y; Chen, D; Walker, CN; Angus, JF. 2010. Estimating the nitrogen status of crops using a digital camera. *Field Crops Research* 118(3):221-227.
- Lobos Sobarzo, IA. 2017. Cartografía de coeficientes de cultivo para olivo y uva pisquera, mediante modelación hidrológica y sensores satelitales. Memoria Ingeniero en recursos naturales renovables. Santiago, Chile: Facultad de Ciencias Agronómicas, Universidad de Chile. 88 p.
- Louis, J; Debaecker, V; Pflug, B; Main-Knorn, M; Bieniarz, J; Mueller-Wilm, U; Cadau, E; Gascon, F. 2016. Sentinel-2 sen2cor: L2a processor for users. *In Proceedings of the Living Planet Symposium, Prague, Czech Republic.* s.l., s.e. p. 9-13.
- Maes, WH; Steppe, K. 2012. Estimating evapotranspiration and drought stress with ground-based thermal remote sensing in agriculture: a review. *Journal of Experimental Botany* 63(13):4671-4712.
- Marquardt, D. W. 1963. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *Journal of the society for Industrial and Applied Mathematics*, 11(2), 431-441.

- Mateos, L; González-Dugo, MP; Testi, L; Villalobos, FJ. 2013. Monitoring evapotranspiration of irrigated crops using crop coefficients derived from time series of satellite images. I. Method validation. *Agricultural water management* 125:81-91.
- Moriasi, DN; Arnold, JG; Van Liew, MW; Bingner, RL; Harmel, RD; Veith, TL. 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE* 50(3):885-900.
- Norman, JM; Campbell, GS. 1989. Canopy structure. En 'Plant physiological ecology: field methods and instrumentation'.(Eds RW Pearcy, J Ehleringer, HA Mooney, PW Rundel) pp. 301–325. Chapman and Hall: London.
- Nouri, H; Beecham, S; Anderson, S; Hassanli, AM; Kazemi, F. 2015. Remote sensing techniques for predicting evapotranspiration from mixed vegetated surfaces. *Urban Water Journal* 12(5):380-393.
- Oficina de Estudios y Políticas Agrarias. 2019. Boletín de fruta fresca (Bol. Septiembre 2019). ODEPA. Santiago, Chile, ODEPA. 11 p.
- Pedroso, M; Taylor, J; Tisseyre, B; Charnomordic, B; Guillaume, S. 2010. A segmentation algorithm for the delineation of agricultural management zones. *Computers and Electronics in Agriculture* 70(1):199-208.
- Pinter Jr, P. J., Hatfield, J. L., Schepers, J. S., Barnes, E. M., Moran, M. S., Daughtry, C. S., & Upchurch, D. R. 2003. Remote sensing for crop management. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 69(6), 647-664.
- Pizarro, E. 2018. Proyección de los componentes del balance hídrico que definen las estrategias de riego de una de mesa en Chile central bajo escenarios de cambio global. Tesis ingeniería agronómica y magister en ciencias agropecuaria. Santiago, Chile: Facultad de ciencias agronómicas, Universidad de Chile.73 p.
- Pleguezuelo, CRR; Martínez, JRF; Tejero, IFG; Ruíz, BG; Tarifa, DF; Zuazo, VHD. 2018. Avocado (Persea americana Mill.) Trends in Water-Saving Strategies and Production Potential in a Mediterranean Climate, the Study Case of SE Spain: A Review., Elsevier. p. 317-346.
- Pôças, I; Calera, A; Campos, I; Cunha, M. 2020. Remote sensing for estimating and mapping single and basal crop coefficients: A review on spectral vegetation indices approaches. *Agricultural Water Management* 233:106081.
- Pôças, I; Paço, T; Paredes, P; Cunha, M; Pereira, L. 2015. Estimation of actual crop coefficients using remotely sensed vegetation indices and soil water balance modelled data. *Remote Sensing* 7(3):2373-2400.
- Prince, SD. 1991. A model of regional primary production for use with coarse resolution satellite data. *International Journal of Remote Sensing* 12(6):1313-1330.

- Ranghetti, L; Busetto, L. 2019. sen2r: an R toolbox to find, download and preprocess Sentinel-2 data. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.1240384>.
- Razeto, M. 2006. Para entender la fruticultura. 4 ed. Santiago: Bruno Razeto Edición y comercialización de libros. 518 p.
- Richards, LA. 1931. Capillary conduction of liquids through porous medium. *Physics* 1:318-333.
- Richardson, AJ; Wiegand, CL. 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric engineering and remote sensing* 43(12):1541-1552.
- Ridao, E; Conde, JR; Mínguez, MI. 1998. Estimating fAPAR from nine vegetation indices for irrigated and nonirrigated faba bean and semileafless pea canopies. *Remote Sensing of Environment* 66(1):87-100.
- Rosa, R. D., Paredes, P., Rodrigues, G. C., Alves, I., Fernando, R. M., Pereira, L. S., & Allen, R. G. 2012. Implementing the dual crop coefficient approach in interactive software. 1. Background and computational strategy. *Agricultural Water Management*, 103, 8-24.
- Rouse, JW; Haas, RH; Schell, JA; Deering, DW. 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. NASA special publication 351:309.
- Santibáñez, F. 2017. Atlas Agroclimático de Chile. Tomo III. *Universidad de Chile. Fundación para la Innovación Agraria*.
- Schaap, MG; Leij, FJ; Van Genuchten, MT. 2001. Rosetta: A computer program for estimating soil hydraulic parameters with hierarchical pedotransfer functions. *Journal of hydrology* 251(3-4):163-176.
- Schaffer, B. A., Wolstenholme, B. N., & Whiley, A. W. (Eds.). (2013). The avocado: botany, production and uses. CABI.
- Simoës, A; Hidalgo, A. 2011. The economic complexity observatory: An analytical tool for understanding the dynamics of economic development. Workshops at the twenty-fifth AAAI conference on artificial intelligence .
- Šimůnek, J; Van Genuchten, MT; Šejna, M. 2016. Recent developments and applications of the HYDRUS computer software packages. *Vadose Zone Journal* 15(7).
- Šimůnek, J; Jarvis, NJ; Van Genuchten, MT; Gärdenäs, A. 2003. Review and comparison of models for describing non-equilibrium and preferential flow and transport in the vadose zone. *Journal of hydrology* 272(1-4):14-35.
- Tan, C; Samanta, A; Jin, X; Tong, L; Ma, C; Guo, W; Knyazikhin, Y; Myneni, RB. 2013. Using hyperspectral vegetation indices to estimate the fraction of photosynthetically active radiation absorbed by corn canopies. *International journal of remote sensing* 34(24):8789-8802.
- Thenkabail, PS; Lyon, JG. 2016. Hyperspectral remote sensing of vegetation., CRC press.

- Towers, PC; Strever, A; Poblete-Echeverría, C. 2019. Comparison of vegetation indices for leaf area index estimation in vertical shoot positioned vine canopies with and without grenbiule hail-protection netting. *Remote Sensing* 11(9):1073.
- Vicuña, S. 2012. Los nuevos desafíos para la gestión de los recursos hídricos en Chile en el marco del cambio global. *Temas de la agenda pública*; Año 7, no. 55 .
- Weiss, M., & Baret, F. 2016. S2ToolBox Level 2 Products: LAI, FAPAR, FCOVER. *Institut National de la Recherche Agronomique (INRA), Avignon*.
- Zambrano-Bigiarini, M. 2017. Package hydroGOF. Goodness-of-fit Functions for Comparison of Simulated and Observed Hydrological Time Series. *R package Version 0.3-8*. Disponible en Línea: <https://cran.r-project.org/web/packages/hydroGOF/hydroGOF.pdf> [Consultado en Julio 2019].

APENDICES

Apéndice 1. Componentes del balance hídrico a partir de simulaciones para el periodo 2018 para sitio con sonda.

Variable	Valor
Precipitaciones (mm)	319
ET _c (mm)	868
Riego (m ³ /ha)	13.384
Riego/ET _c (%)	1,54
Transpiración (mm)	860
Evaporación (mm)	8
Percolación (mm)	854
Transpiración _{real} /Transpiración _{potencial}	0,96
K _{cb} promedio	0,77
K _c promedio	0,78

Apéndice 2. Escenas Sentinel-2 descargadas para espacialización y temporalización de índice de área foliar y fracción de intercepción

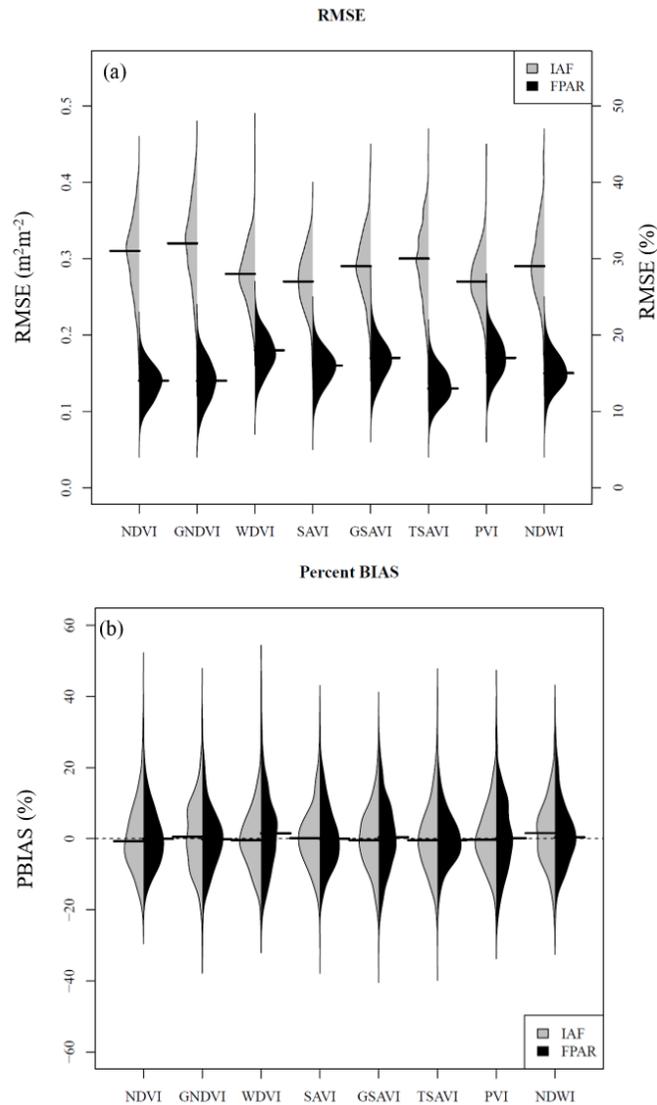
Escenas	Fechas
1 20171210T143739_N0206_R096_T19HBB_20171210T212001.SAFE	10-12-17
2 20171220T143739_N0206_R096_T19HBB_20171220T175623.SAFE	20-12-17
3 20171225T143751_N0206_R096_T19HBB_20171225T180226.SAFE	25-12-17
4 20171230T143739_N0206_R096_T19HBB_20171230T192131.SAFE	30-12-17
5 20180109T143749_N0206_R096_T19HBB_20180109T180001.SAFE	09-01-18
6 20180119T143749_N0206_R096_T19HBB_20180119T192320.SAFE	19-01-18
7 20180129T143749_N0206_R096_T19HBB_20180129T180250.SAFE	29-01-18
8 20180208T143749_N0206_R096_T19HBB_20180208T210004.SAFE	08-02-18
9 20180213T143751_N0206_R096_T19HBB_20180213T210624.SAFE	13-02-18
10 20180218T143749_N0206_R096_T19HBB_20180218T211409.SAFE	18-02-18
11 20180305T143751_N0206_R096_T19HBB_20180305T180307.SAFE	05-03-18
12 20180310T143739_N0206_R096_T19HBB_20180310T180222.SAFE	10-03-18
13 20180315T143751_N0206_R096_T19HBB_20180315T180127.SAFE	15-03-18
14 20180320T143749_N0206_R096_T19HBB_20180320T193554.SAFE	20-03-18
15 20180325T143751_N0206_R096_T19HBB_20180325T211050.SAFE	25-03-18
16 20180414T143751_N0206_R096_T19HBB_20180414T180745.SAFE	14-04-18
17 20180419T143749_N0206_R096_T19HBB_20180419T180318.SAFE	19-04-18
18 20180424T143751_N0206_R096_T19HBB_20180424T211521.SAFE	24-04-18
19 20180524T143751_N0206_R096_T19HBB_20180524T194602.SAFE	24-05-18
20 20180603T143751_N0206_R096_T19HBB_20180603T180407.SAFE	03-06-18
21 20180728T143749_N0206_R096_T19HBB_20180728T192142.SAFE	28-07-18

	Escenas	Fechas
22	20180921T143741_N0206_R096_T19HBB_20180921T192219.SAFE	21-09-18
23	20181001T143741_N0206_R096_T19HBB_20181001T181115.SAFE	01-10-18
24	20181021T143751_N0206_R096_T19HBB_20181021T180732.SAFE	21-10-18
25	20181026T143749_N0206_R096_T19HBB_20181026T192118.SAFE	26-10-18
26	20181031T143751_N0206_R096_T19HBB_20181103T085637.SAFE	31-10-18
27	20181115T143749_N0207_R096_T19HBB_20181115T182029.SAFE	15-11-18
28	20181120T143751_N0207_R096_T19HBB_20181120T181100.SAFE	20-11-18
29	20181210T143741_N0207_R096_T19HBB_20181210T183619.SAFE	10-12-18
30	20181215T143749_N0211_R096_T19HBB_20181215T184232.SAFE	15-12-18
31	20181220T143741_N0211_R096_T19HBB_20181220T183452.SAFE	20-12-18
32	20181225T143749_N0211_R096_T19HBB_20181225T184201.SAFE	25-12-18
33	20181230T143751_N0211_R096_T19HBB_20181230T184605.SAFE	30-12-18
34	20190129T143751_N0211_R096_T19HBB_20190225T140527.SAFE	29-01-19
35	20190213T143749_N0211_R096_T19HBB_20190213T202619.SAFE	13-02-19
36	20190218T143751_N0211_R096_T19HBB_20190218T184737.SAFE	18-02-19
37	20190223T143749_N0211_R096_T19HBB_20190223T202555.SAFE	23-02-19
38	20190305T143749_N0211_R096_T19HBB_20190305T202234.SAFE	05-03-19
39	20190315T143749_N0211_R096_T19HBB_20190315T195855.SAFE	15-03-19
40	20190325T143749_N0211_R096_T19HBB_20190325T185224.SAFE	25-03-19
41	20190618T143751_N0212_R096_T19HBB_20190618T201508.SAFE	18-06-19
42	20190802T143759_N0213_R096_T19HBB_20190802T184516.SAFE	02-08-19
43	20190812T143759_N0213_R096_T19HBB_20190812T184716.SAFE	12-08-19
44	20190901T143759_N0213_R096_T19HBB_20190901T184757.SAFE	01-09-19
45	20190916T143751_N0213_R096_T19HBB_20190916T184513.SAFE	16-09-19
46	20190921T143749_N0213_R096_T19HBB_20190921T195914.SAFE	21-09-19
47	20191006T143751_N0213_R096_T19HBB_20191006T184954.SAFE	06-10-19
48	20191026T143731_N0213_R096_T19HBB_20191026T185246.SAFE	26-10-19
49	20191105T143731_N0213_R096_T19HBB_20191105T185209.SAFE	05-11-19
50	20191110T143729_N0213_R096_T19HBB_20191110T184850.SAFE	10-11-19
51	20191115T143731_N0213_R096_T19HBB_20191115T185039.SAFE	15-11-19
52	20191120T143729_N0213_R096_T19HBB_20191120T184613.SAFE	20-11-19

Apéndice 3. Descripción calicata en sitio con sonda, siendo Hor. el horizonte correspondiente, Da la densidad aparente y θ el contenido de agua volumétrico a diferentes tensiones, obtenidos a partir de mediciones en laboratorio con plato de presión a 2, 60, 330, 1000 y 15000 kPa.

Hor.	Prof.	Arcilla	Limo	Arena	Clase textural	Da	θ	θ	θ	θ	θ
	cm	%			-	g cm^{-3}	2 kPa	60 kPa	330 kPa	1000 kPa	15000 kPa
1	0 - 15	15,796	37,541	46,662	F	1,269	0,604	0,355	0,294	0,230	0,169
2	15 - 20	16,644	34,101	49,255	F	1,409	0,337	0,320	0,259	0,213	0,149
3	20 - 30	15,610	31,018	53,371	Fa	1,538	0,458	0,352	0,290	0,230	0,153
4	30 - 50	16,557	29,883	53,561	Fa	1,469	0,491	0,344	0,259	0,221	0,151
5	50 - 55	14,555	27,897	57,548	Fa	1,408	0,443	0,325	0,242	0,200	0,131
6	55 - 70	13,671	29,178	57,151	Fa	1,355	0,472	0,294	0,207	0,157	0,118

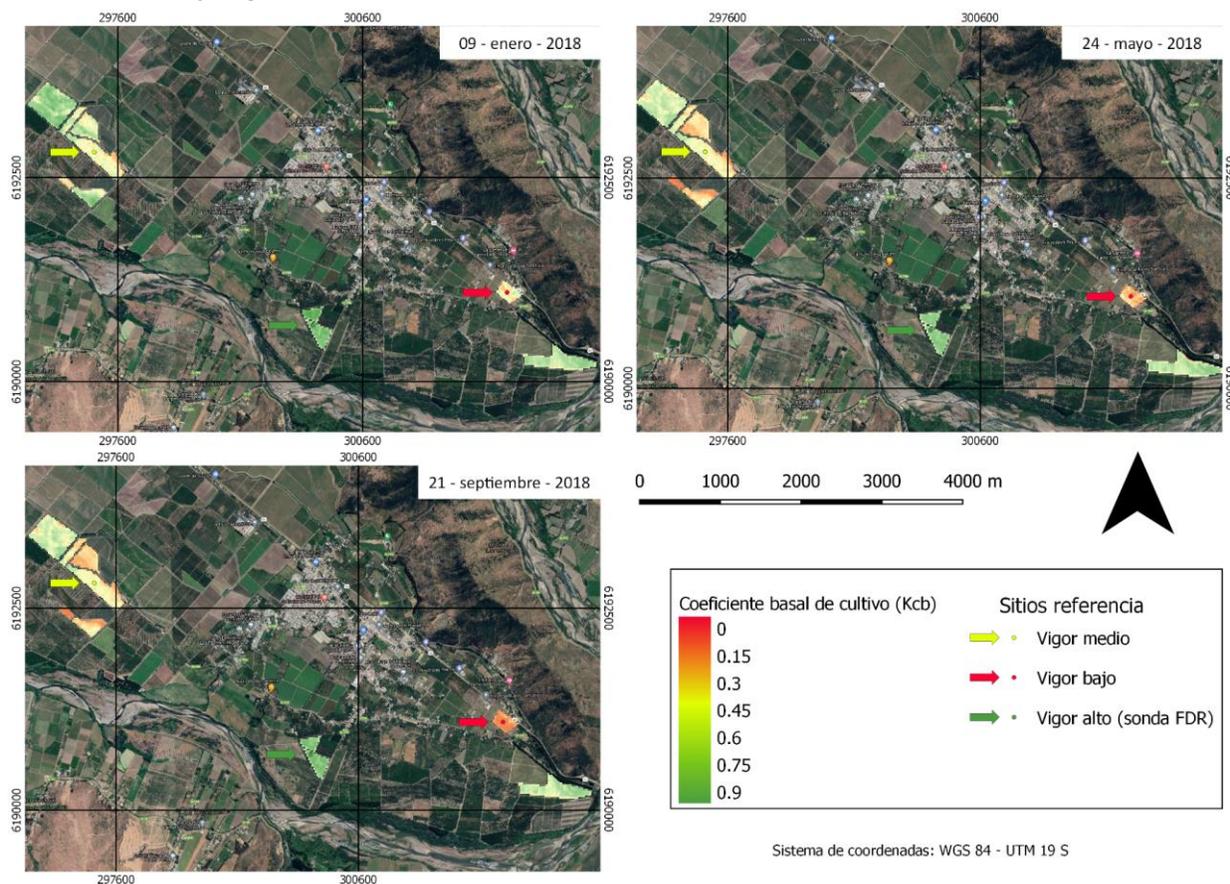
Apéndice 4. (a) Distribución del RMSE ($\text{m}^2 \text{m}^{-2}$, %) y (b) pbias (%) para cada índice de vegetación y variable de interés luego de las 500 iteraciones.

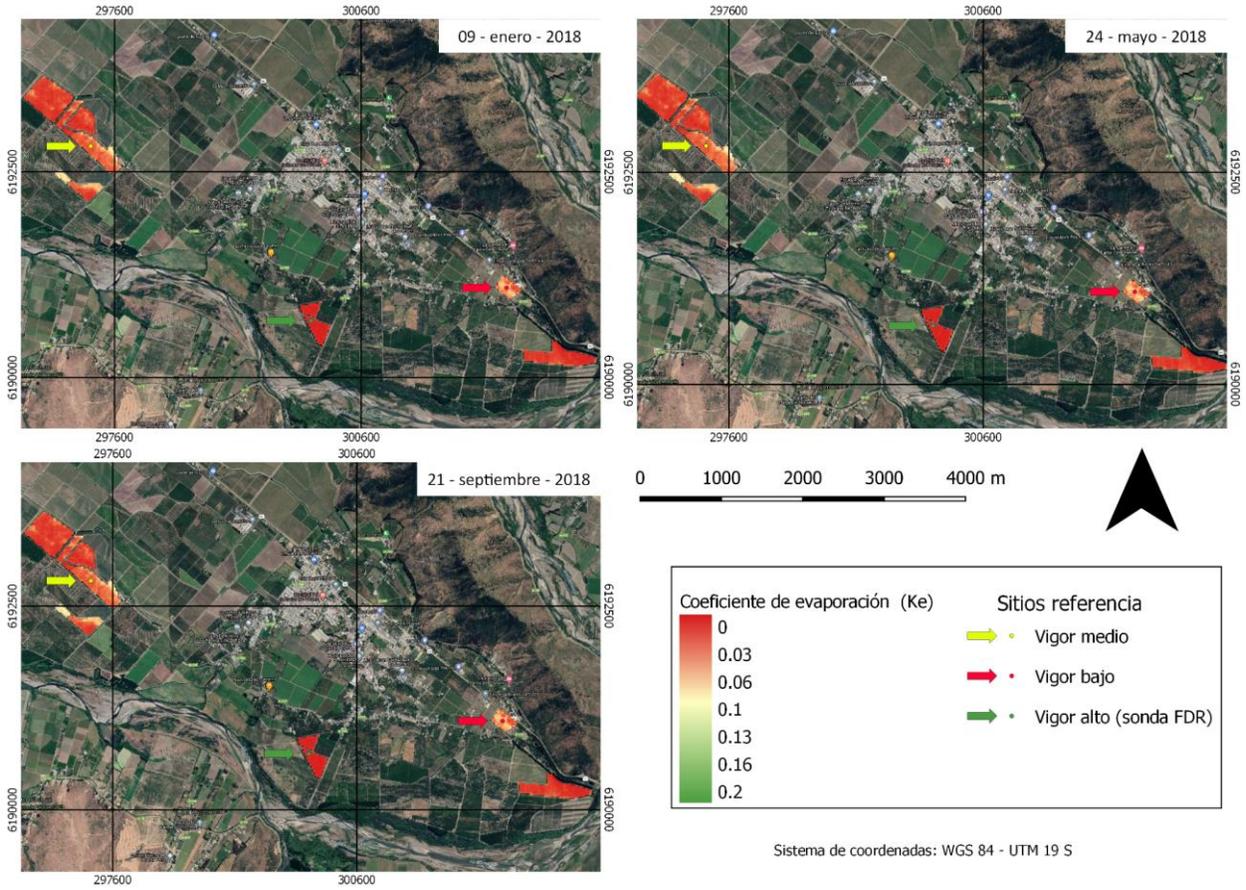


Apéndice 5. Desempeño de modelos predictivos IAF y FPAR. Se presenta valor de la mediana de 500 iteraciones de ejecución del modelo, en negrita se muestran índices seleccionados por variable.

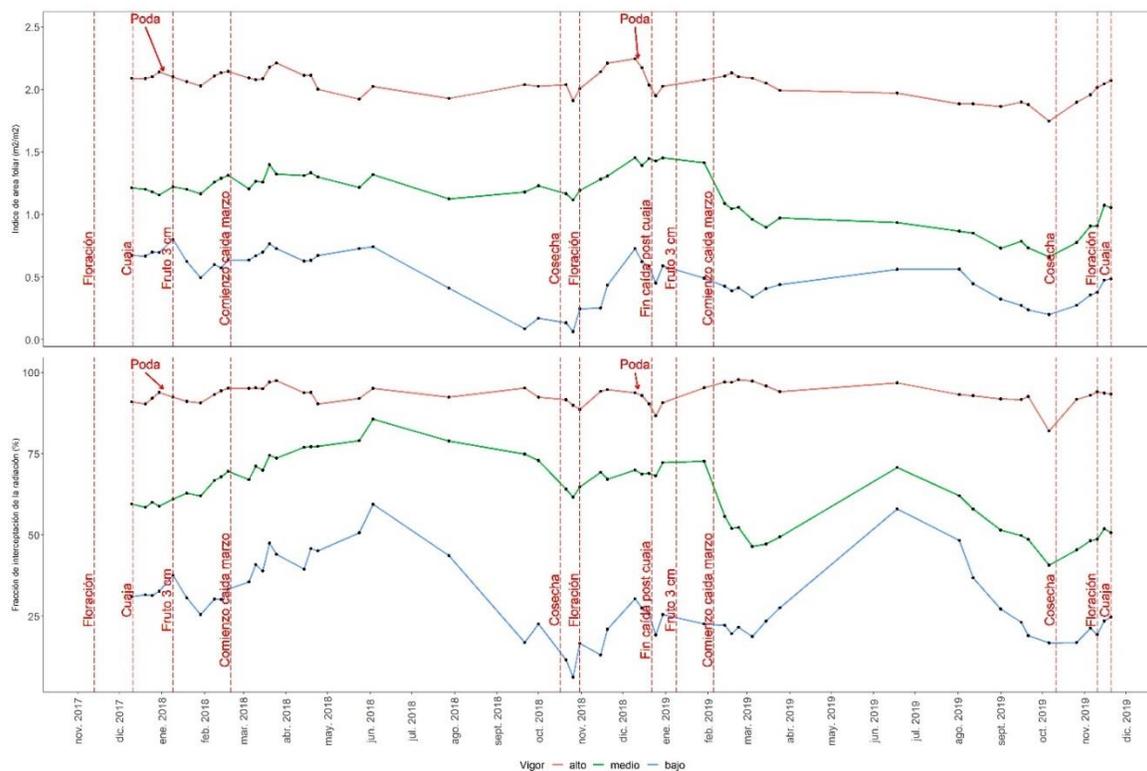
Indíces	R ²		RMSE		PBIAS	
	IAF	FPAR	IAF (m ² m ⁻²)	FPAR (%)	IAF (%)	FPAR (%)
NDVI	0,84	0,85	0,31	0,14	-0,70	-0,05
GNDVI	0,84	0,86	0,32	0,14	0,50	-0,2
WDVI	0,87	0,75	0,28	0,18	-0,40	1,5
SAVI	0,88	0,80	0,27	0,16	0,10	-0,05
GSAVI	0,86	0,78	0,29	0,17	-0,40	0,4
TSAVI	0,86	0,86	0,30	0,13	-0,40	-0,4
PVI	0,88	0,76	0,27	0,17	-0,25	0,10
NDWI	0,86	0,81	0,29	0,15	1,55	0,35

Apéndice 6. Kcb (arriba) y Ke (Abajo) entre enero 2018 y septiembre 2018 con sitios de vigor alto, medio y bajo de referencia.





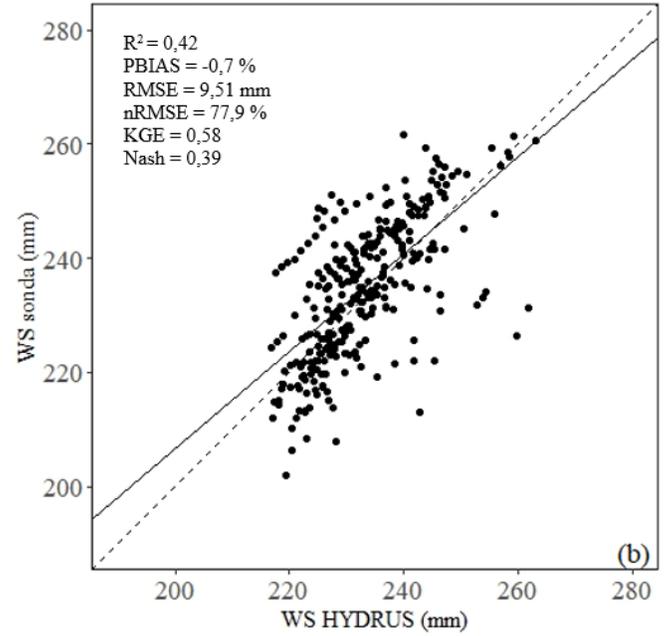
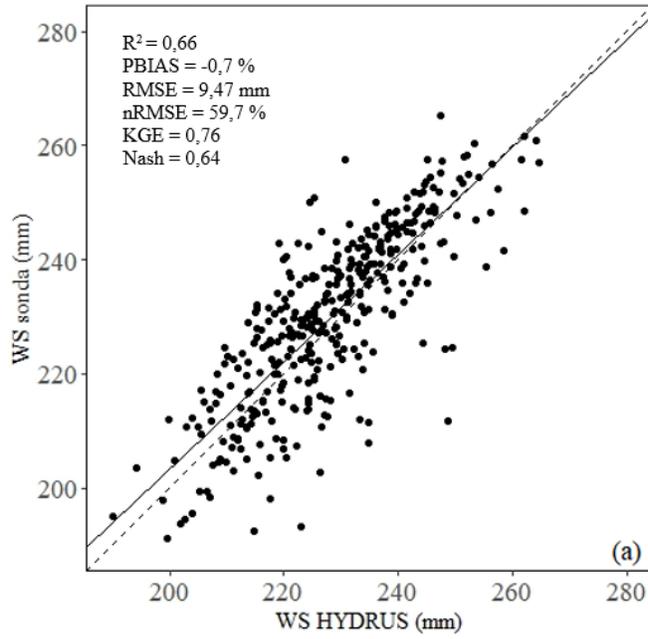
Apéndice 7. Dinámica del índice de área foliar (IAF) y fracción de interceptación de la radiación (FPAR) para pixeles de vigor alto (sonda), medio y bajo.



Apéndice 8. Parámetros de suelo a partir de funciones de pedotransferencia calculados a partir de ROSSETA (Schaap et al. 2001) desde mediciones en laboratorio. Siendo θ_r el contenido de agua residual del suelo, θ_s el contenido de agua saturado, α es un parámetro de la curva de retención de agua del suelo, n es el exponente en la curva de retención de agua del suelo, K_s es la conductividad hidráulica saturada y l el parámetro de conectividad de poros.

Horizonte	θ_r	θ_s	α	n	K_s (cm/día)	l
1	0,0611	0,4505	0,0213	1,3118	49,01	0,5
2	0,0559	0,4109	0,0247	1,3142	27,88	0,5
3	0,0486	0,3854	0,0113	1,3313	11,10	0,5
4	0,0550	0,3996	0,0243	1,3040	22,58	0,5
5	0,0483	0,4101	0,0257	1,3235	37,84	0,5
6	0,0499	0,4190	0,0403	1,3608	63,23	0,5

Apéndice 9. Valores predichos contra valores observados de contenido de agua volumétrico del perfil completo (70 cm) para periodo evaluación (a) y verificación (b).



Apéndice 10. Zonas de manejo en función de algoritmo K-medias y ventana móvil 3x3 para variabilidad tanto en el tiempo como en el espacio de la variable coeficiente de cultivo

