



**COLEGIO DE POSTGRADUADOS**

---

**INSTITUCIÓN DE ENSEÑANZA E INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS AGRÍCOLAS**

**CAMPUS MONTECILLO**

**POSTGRADO EN HIDROCIENCIAS**

**ESTIMACIÓN DE LA  
EVAPOTRANSPIRACIÓN Y CONTENIDO  
DE NITRÓGENO EN CULTIVOS  
AGRÍCOLAS MEDIANTE EL USO DE  
SENSORES REMOTOS**

**JOSÉ MANUEL SALVADOR CASTILLO**

**T E S I S**

**PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL  
PARA OBTENER EL GRADO DE:**

**MAESTRO EN CIENCIAS**

**MONTECILLO, TEXCOCO, ESTADO DE MÉXICO**


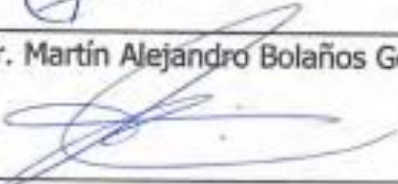

**2020**

---

La presente tesis titulada: ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN Y CONTENIDO DE NITRÓGENO EN CULTIVOS AGRÍCOLAS MEDIANTE EL USO DE SENSORES REMOTOS realizada por el alumno: JOSÉ MANUEL SALVADOR CASTILLO bajo la dirección del Consejo Particular indicado, ha sido aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

MAESTRO EN CIENCIAS  
HIDROCIENCIAS

CONSEJO PARTICULAR

CONSEJERO (A)	 _____
	Dr. Martín Alejandro Bolaños González
ASESOR (A)	 _____
	Dr. Enrique Palacios Vélez
ASESOR (A)	 _____
	Dr. Luis Alberto Palacios Sánchez

# ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN Y CONTENIDO DE NITRÓGENO EN CULTIVOS AGRÍCOLAS MEDIANTE EL USO DE SENSORES REMOTOS

José Manuel Salvador Castillo, M.C.

Colegio de Postgraduados, 2020

## RESUMEN

La determinación de la evapotranspiración del cultivo ( $ET_C$ ), la fracción de cobertura vegetal (FCV) y el contenido de nitrógeno del dosel (CND) por métodos convencionales resulta tardado, costoso y se obtienen datos puntuales, que en muchas ocasiones no son representativos de las condiciones del área de estudio. En este trabajo, para conocer la distribución espacial de las variables antes mencionadas, se generaron modelos lineales con datos captados por sensores remotos, los cuales son exhaustivos espacialmente. En el Capítulo 1 se aborda un modelo para estimar el  $K_C$  en el cultivo de uva de mesa, producida en la Costa de Hermosillo, Sonora, a partir del índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI) calculado con imágenes Sentinel-2 (S-2). Con la implementación del modelo generado se obtuvo un  $R^2$  de 0.92 y un CME de 0.67  $\text{mm día}^{-1}$ , al comparar  $ET_C$  medida con el sistema de covarianza de vórtices vs  $ET_C$  estimada con el modelo propuesto. En el Capítulo 2 se trabajó con maíz producido en Texcoco de Mora, Estado de México, para evaluar tanto la relación entre la FCV con el NDVI, estimado con información radiométrica a nivel de campo ( $NDVI_R$ ) e imágenes S-2 ( $NDVI_S$ ); como la capacidad de diferentes índices espectrales (IE) en la estimación del CND. Comparando la FCV medida vs la estimada con el  $NDVI_R$ , se obtuvo un  $R^2=0.92$  y un  $CME=7.3\%$ , los cuales fueron mayores a los  $R^2=0.67$  y  $CME=17.6\%$  obtenidos usando el  $NDVI_S$ , resultado que se atribuye a un efecto atmosférico no corregido en las imágenes S-2, ya que el estudio se realizó durante la temporada de lluvias, periodo con frecuente nubosidad. De los IE analizados, el  $CI_{Green}$  se desempeñó mejor en la estimación del CND. Al comparar el CND medido vs el estimado usando el modelo generado con el  $CI_{Green}$  se obtuvo un  $R^2=0.91$  y un  $CME=0.63 \text{ g m}^{-2}$ . Se concluye que es posible obtener información espacialmente distribuida, y de forma continua, de variables agronómicas como la  $ET_C$ , la FCV y el CND por medio de imágenes S-2.

**Palabras clave:** Sentinel-2, coeficiente de cultivo ( $K_C$ ), covarianza de vórtices (EC), índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI), fracción de cobertura vegetal (FCV), radiómetro.

# ESTIMATION OF EVAPOTRANSPIRATION AND NITROGEN CONTENT IN AGRICULTURAL CROPS USING REMOTE SENSORS

José Manuel Salvador Castillo, M.C.

Colegio de Postgraduados, 2020

## ABSTRACT

Determination of crop evapotranspiration ( $ET_C$ ), fractional vegetation cover (FVC) and canopy nitrogen content (CNC) using conventional methods is time consuming, expensive and punctual result. In this work, to know the spatial distribution of the aforementioned variables, linear models were generated with data captured by remote sensors. In Chapter 1 a model is approached to estimate the  $K_C$  in table grapes, produced in the Costa de Hermosillo, Sonora, from the normalized difference vegetation index (NDVI) calculated with Sentinel-2 images (S-2). With the implementation of the generated model, an  $R^2$  of 0.92 and a RMSE of  $0.67 \text{ mm day}^{-1}$  were obtained, when comparing  $ET_C$  measured with the eddy covariance system vs  $ET_C$  estimated with the model. In Chapter 2 a study was carried out in six corn plots grown by producers in Texcoco de Mora, Estado de Mexico, to evaluate the relationship between FVC and NDVI, estimated with radiometric information ( $NDVI_R$ ) and S-2 images ( $NDVI_S$ ); and the capacity of different spectral indices in estimating CNC. Comparing the measured FVC vs. the estimated with the  $NDVI_R$ , an  $R^2=0.92$  and a  $RMSE=7.3\%$  were obtained, greater than the  $R^2=0.67$  and  $RMSE=17.6\%$  obtained using the  $NDVI_S$ , this result is attributed to an uncorrected atmospheric effect in images S-2, since the study was carried out during the rainy season, a period with frequent cloudiness. Of the spectral indices analyzed,  $CI_{Green}$  performed better in estimating CNC. When comparing measured CNC vs. estimated CNC using the model generated with  $CI_{Green}$ , an  $R^2=0.91$  and a  $RMSE=0.63 \text{ g m}^{-2}$  were obtained. It's concluded that it is possible to obtain spatially distributed information, and continuously, from agronomic variables such as  $ET_C$ , FVC and CNC using S-2 images.

**Keywords:** Sentinel-2, crop coefficient ( $K_C$ ), eddy covariance (EC), normalized difference vegetation index (NDVI), fractional vegetation cover (FVC), radiometer.

## DEDICATORIA

A mi Familia

Ana Karen, mi amada compañera de vida, quien me ha apoyado constantemente y me ha regalado el recuerdo más feliz que tengo.

A mi hijo Saúl a quien limite algunas atenciones y sobre todo le quite muchas horas de juego.

A mi madre, Estela Castillo Ibarra y a mi padre Manuel Salvador Bartolo (+), gracias a quienes he tenido la oportunidad de recorrer una parte de este mundo.

A mis hermanos Sergio, Guillermo, Oralia y Lucy, los quienes quiero mucho y son muy importantes para mí, especialmente a Esperanza quien me regalo mi primer libro de cuentos y me ha apoyado más de lo imaginable. También a todos mis sobrinos a quienes mando un fuerte abrazo.

A mis suegros Mariano Cedillo Hernández y Minerva Avilés García a quienes agradezco infinitamente sus pláticas, consejos, apoyo y permitirme ser parte de su familia.

A mis colegas y amigos

Especialmente a Don Lupe, Pablo, Chicara, Chuky, Nigga, Chava, Porfirio, Mimi, Moy; por un esperado reencuentro; así como a los integrantes y fanáticos de la inmortal Maquina del Mal comandada por los canes mayores, Jocoque y Serafín.

## **AGRADECIMIENTOS**

Al Colegio de Postgraduados, especialmente al Postgrado de Hidrociencias y al CONACyT por brindarme la oportunidad de realizar mis estudios de maestría.

Un especial agradecimiento a mi consejero, Dr. Martín Alejandro Bolaños González por su excelente orientación, infinita paciencia y gran apoyo durante el desarrollo de este trabajo. Así como al doctor Julio Cesar Rodríguez por su hospitalidad, enseñanzas y por transmitirme un poco de su enorme entusiasmo por la investigación. Gracias por su apoyo invaluable en este proceso.

A los miembros de mi consejo particular y sinodal, por sus valiosos comentarios y observaciones con respecto al trabajo realizado, doctores: Enrique Palacios Vélez, Luis Alberto Palacios Sánchez y Adolfo López Pérez.

A Patricia Ibarra (Paty) quien me apoyó de forma incondicional durante el largo peregrinar de trámites.

A los productores de maíz de la zona de Texcoco: Carlos Garay, Francisco Ortiz y Florentino Pérez por facilitar sus parcelas para realizar parte de este trabajo. Así como a los Señores Agustín (Quintos) y Julio (Jocoque).

A mis compañeros de generación por su valiosa amistad, especialmente a Lulú de quien admiró su dedicación, esfuerzo y forma de ver la vida, a Miguel con quien forme un gran equipo de trabajo, y a Cristina quien encontró un poco de su valioso tiempo para resolver muchas de mis dudas.

### **AGRADECIMIENTO ESPECIAL**

El trabajo sobre uva de mesa presentado en esta tesis fue posible gracias al apoyo del Fondo de la Agencia Mexicana de Cooperación Internacional para el Desarrollo (AMEXCID) y la Agencia Chilena de Cooperación Internacional para el Desarrollo (AGCID). Mediante el proyecto “Incremento de la eficiencia y cuidado del agua mediante experiencia conjunta entre comunidades de Sonora-México y Linares-Chile”. Se agradece al Productor cooperante del predio, Viñas de la Costa, Costa de Hermosillo, México, ya que su colaboración fue fundamental para la realización de dicho trabajo.

## CONTENIDO

RESUMEN .....	iii
ABSTRACT.....	iv
LISTA DE CUADROS.....	ix
LISTA DE FIGURAS.....	x
INTRODUCCIÓN GENERAL .....	1
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	1
OBJETIVOS .....	2
HIPÓTESIS.....	2
REVISIÓN DE LITERATURA .....	3
ESTIMACIÓN DEL CONTENIDO DE NITRÓGENO EN LOS CULTIVOS .....	3
Ciclo del nitrógeno.....	3
Impacto de la agricultura en el ciclo del nitrógeno .....	4
Diagnóstico de la fertilidad del suelo.....	7
Diagnóstico del estado nutrimental de los cultivos.....	7
Relación entre el contenido de clorofila y contenido de nitrógeno.....	9
Diagnóstico no destructivo de clorofila .....	9
GreenSeeker .....	10
Diagnóstico de nitrógeno mediante índices de vegetación .....	11
ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN MEDIANTE SENSORES REMOTOS.....	12
Métodos para estimar la evapotranspiración.....	13
LIMITACIONES EN EL USO DE SENSORES REMOTOS .....	19
CONCLUSIONES.....	19
LITERATURA CITADA .....	20

### CAPÍTULO I. ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN EN UVA DE MESA (*Vitis* vinífera) CON IMÁGENES SATELITALES SENTINEL-2 EN LA COSTA DE HERMOSILLO, MÉXICO.....

1.1. RESUMEN .....	24
1.2. ABSTRAC.....	25
1.3. INTRODUCCIÓN.....	26
1.4. MATERIALES Y MÉTODOS.....	27
1.4.1. Área de estudio.....	27
1.4.2. Procesamiento de imágenes satelitales.....	28

1.4.3. Datos micrometeorológicos.....	30
1.4.4. Evapotranspiración de referencia (ET <sub>0</sub> ) y coeficiente de cultivo (K <sub>c</sub> ) .....	31
1.4.5. Análisis estadístico.....	32
1.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....	32
1.5.1. Generación del modelo.....	32
1.5.2. Validación del modelo .....	35
2.5.3. Comparación entre datos medidos y estimados con el modelo.....	37
1.5.4. Evapotranspiración a nivel de predio .....	41
1.6. CONCLUSIONES.....	43
1.7. LITERATURA CITADA .....	44
CAPÍTULO II: ESTIMACIÓN DE LA FRACCIÓN DE COBERTURA VEGETAL Y CONTENIDO DE NITRÓGENO DEL DOSEL EN MAÍZ MEDIANTE SENSORES REMOTOS .....	48
2.1. RESUMEN .....	48
2.2. ABSTRACT.....	49
2.3. INTRODUCCIÓN .....	50
2.4. MATERIALES Y MÉTODOS .....	52
2.4.1. Análisis estadístico .....	56
2.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....	56
2.5.1. Estimación de la FCV utilizando información radiométrica .....	56
2.5.2. Estimación de la FCV utilizando imágenes Sentinel-2 .....	59
2.5.3. Estimación del contenido de nitrógeno del dosel .....	61
2.6. CONCLUSIONES .....	64
2.7. LITERATURA CITADA .....	65
CONCLUSIONES GENERALES .....	69



## LISTA DE CUADROS

Cuadro 1. Índices espectrales utilizados por Brizuela et al. (2007) en el análisis de las propiedades de reflectancia de la hoja. ....	12
Cuadro 1.1. Año de plantación, cultivar establecido y parcelas plantadas. ....	28
Cuadro 1.2. Valores mensuales de riego, $ET_0$ , $ET_C$ , $ET_{CEST}$ y promedios mensuales de $K_C$ y $K_{CNDVI}$ . ....	38
Cuadro 1.3. $ET_C$ , $ET_{CEST}$ , diferencia entre $ET_C$ y $ET_{CEST}$ , número de imágenes analizadas y precipitación en los 4 periodos de desempeño del modelo. ....	40
Cuadro 2.1. Ubicación, densidad de plantación y visitas de campo realizadas a las parcelas evaluadas. ....	53
Cuadro 2.2. Índices espectrales analizados. ....	55
Cuadro 2.3. Relación entre los diferentes índices espectrales IE y el CND. ....	62
Cuadro 2.4. Relación entre CND medido y CND estimado usando los modelos del Cuadro 2.3. ....	63

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 Delimitación del sitio experimental, identificación de las parcelas y ubicación de la torre de EC. ....	29
Figura 1.2. Riego y evolución del $K_c$ y del NDVI, interpolado a nivel diario, de la parcela B3 durante el año 2018. ....	34
Figura 1.3. Relación entre el $K_C$ y el NDVI. ....	34
Figura 1.4. Relación entre el $K_C$ medido con el método de EC vs el $K_{CNDVI}$ . ....	36
Figura 1.5. Relación entre la $ET_C$ y la $ET_{CEST}$ , año 2019. ....	36
Figura 1.6. A representan el promedio de NDVI y B el promedio de $K_{CNDVI}$ del periodo marzo – junio. C es la $ET_{CEST}$ del mismo periodo. ....	42
Figura 1.7. Mapas de evapotranspiración estimada a nivel de predio. ....	43
Figura 2.1. Relación entre la FCV y el $NDVI_R$ con información de las parcelas 2, 3 y 4. ....	57
Figura 2.2. Relación entre la FCV estimada empleando los modelos generados y la FCV medida con la aplicación Canopeo. ....	58
Figura 2.3. Relación entre la FCV y el NDVI estimado con las imágenes Sentinel-2 ( $NDVI_S$ ). ..	59
Figura 2.4. Relación entre la FCV medida con la aplicación Conopeo y la FCV estimada con los modelos de la Figura 2.3. ....	60
Figura 2.5. Relación entre el contenido de nitrógeno del dosel (CND) medido y estimado. ....	64

## INTRODUCCIÓN GENERAL

### PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El manejo adecuado de los fertilizantes y el riego es esencial para incrementar la productividad de cultivos agrícolas y mejorar la calidad de los alimentos. Sin embargo, la eficiencia de aplicación de estos es considerablemente baja, lo que implica no solo pérdidas económicas debido al desperdicio de los recursos, sino también daño al medio ambiente. En el caso de los fertilizantes nitrogenados, la eficiencia de recuperación es cercana al 30%, el resto se pierde hacia la atmósfera en forma de óxido nitroso y amoníaco, o sale del sistema de producción a través de la erosión o lixiviación de nitratos ( $\text{NO}_3^-$ -N), situación que se traduce en el incremento de los gases de efecto invernadero, eutrofización de cuerpos de agua y contaminación de acuíferos. Asimismo, se debe incrementar la eficiencia del uso del agua en zonas altamente productivas como el noroeste del país, donde se destina cerca del 90% del agua al sector agrícola y la mayor cantidad de la producción está orientada al mercado internacional, generando muchos empleos y una gran derrama económica. Bajo este esquema, al conocer el estatus del nitrógeno y la evapotranspiración, se potencializa el manejo adecuado de los fertilizantes nitrogenados y el agua de riego. Sin embargo, las técnicas convencionales que existen para conocer estas dos variables son tediosas, costosas, destructivas, requieren mucho tiempo y los resultados solo arrojan valores puntuales que se deben extrapolar a toda la zona de cultivo para elaborar un plan de manejo. Por ello, es necesario explorar las técnicas de sensores remotos, entre las cuales se encuentran las mediciones radiométricas y el uso de imágenes satelitales, las cuales permiten un monitoreo extensivo y continuo del cultivo.

## **OBJETIVOS**

### **OBJETIVO GENERAL**

Estimar, mediante el uso de sensores remotos, el contenido de nitrógeno del dosel en maíz y la evapotranspiración en uva de mesa.

### **OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

Generar y validar un modelo que estime el coeficiente de cultivo a partir de su relación con el índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI), para estimar la evapotranspiración en el cultivo de uva de mesa, utilizando imágenes Sentinel-2.

Generar mapas de evapotranspiración a nivel de predio para identificar zonas con posible estrés por deficiencia de agua.

Generar un modelo para estimar la fracción de cobertura vegetal en maíz a partir del índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI).

Estimar el contenido de nitrógeno del dosel en maíz usando índices espectrales estimados con imágenes Sentinel-2.

## **HIPÓTESIS**

El uso del índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI) obtenido de imágenes satelitales Sentinel-2 es apropiado para generar un modelo que estime el coeficiente de cultivo (KC) a nivel de predio para estimar la evapotranspiración de uva de mesa.

La información de la reflectancia captada por los sensores remotos, a nivel de superficie o a bordo de plataformas satelitales, tienen la precisión suficiente para estimar el contenido de nitrógeno en el follaje de la vegetación, de manera específica en el cultivo de maíz.

## REVISIÓN DE LITERATURA

### ESTIMACIÓN DEL CONTENIDO DE NITRÓGENO EN LOS CULTIVOS

#### Ciclo del nitrógeno

El ciclo del nitrógeno es un proceso natural que facilita la presencia de nitratos y nitritos en el ambiente. García y Gallardo (2017) mencionan tres razones principales que permiten el funcionamiento de este ciclo: i) la riqueza atmosférica que hace posible, por un lado, la fijación biológica, y por el otro, la fijación industrial mediante el proceso Haber-Bosch; ii) la baja concentración de N en las rocas y minerales, esto provoca que la cantidad de N este regulada por la fijación biológica; y iii) la alta movilidad del N y su capacidad de atravesar las fronteras de un ecosistema, consecuencia directa de las propiedades químicas de este elemento, ya que tiene valencias desde +5 hasta -3 e incluye tres formas gaseosas ( $N_2$ ,  $N_2O$  y  $NO_2$ ) y tres formas líquidas de alta solubilidad ( $NH_4^+$ ,  $NO_3^-$  y  $NO_2^-$ ). Así que una molécula de N fijada mediante el proceso Haber-Bosch puede atravesar ecosistemas agrícolas, forestales, de agua dulce, pasar a la atmósfera, y entrar a otros ecosistemas antes de volver a la atmósfera como N no reactivo.

Pacheco *et al.* (2002) mencionan que las actividades humanas han provocado alteraciones en el ciclo del nitrógeno volviéndolo peligroso para la salud de personas y animales. Entre las alteraciones del ciclo del nitrógeno, Vitousek *et al.* (1997) señalan: 1) la duplicación de la entrada de N en el ciclo terrestre; 2) el incremento de la concentración de óxidos de nitrógeno que impulsa la formación de esmog fotoquímico en grandes regiones de la tierra; 3) la pérdida de nutrientes del suelo que son esenciales para mantener su fertilidad a largo plazo, como calcio y potasio; 4) la acidificación de suelos, arroyos y lagos; 5) el incremento de la transferencia de N a través de ríos a estuarios y océanos costeros, provocando cambios en la composición y funcionamiento de estos ecosistemas y contribuyendo, a largo plazo, a la disminución en la pesca marina costera; 6) el

aumento de la cantidad de carbono orgánico almacenado en los ecosistemas terrestres; y 7) la pérdida acelerada de diversidad biológica, especialmente de plantas adaptadas al uso eficiente de N.

#### Impacto de la agricultura en el ciclo del nitrógeno

Los cambios en el ciclo del nitrógeno dependen, en parte, del uso indiscriminado de fertilizantes nitrogenados en la agricultura. Sin embargo, por las características de este elemento no son la única razón. El N entra a la biosfera por fijación química y biológica de N molecular y sale de este por desnitrificación (Cerón et al., 2012). De acuerdo con Fowler *et al.* (2013), la fijación global de N contribuye anualmente con 413 Tg (1 Tg = 1 000 000 Mg) de nitrógeno reactivo ( $N_r$ ) a los ecosistemas terrestres y marinos, de los cuales las actividades antropogénicas son responsables de aportar 210 Tg. Los restantes 203 Tg que se fijan de forma natural son obra de la fijación biológica terrestre ( $58 \text{ Tg año}^{-1} \pm 50 \%$ ), marítima ( $140 \text{ Tg año}^{-1} \pm 50 \%$ ) y tormentas eléctricas ( $5 \text{ Tg año}^{-1} \pm 50 \%$ ). A su vez, la parte fijada de forma industrial depende de la producción de fertilizantes ( $120 \text{ Tg año}^{-1} \pm 10 \%$ ), fijación biológica de la agricultura ( $60 \text{ Tg año}^{-1} \pm 30 \%$ ) y uso de combustibles fósiles ( $30 \text{ Tg año}^{-1} \pm 10 \%$ ).

Una de las mayores preocupaciones, debido a la gran movilidad del N, es la incorporación de nitratos en las fuentes de agua potable. Al respecto, la World Health Organization (WHO, 1985) estableció una concentración máxima de  $10 \text{ mg L}^{-1} \text{ N-NO}_3^-$  ( $44.29 \text{ mg L}^{-1} \text{ de NO}_3^-$ ) para considerar que el agua es apta para consumo humano. El efecto directo de la fertilización en la acumulación de nitratos en el agua subterránea fue estudiado por Muñoz *et al.* (2004), estos autores analizaron el contenido de nitratos en el agua subterránea del Valle de Huamantla, Tlaxcala. Estos autores observaron que el número de pozos con una concentración de nitratos superior a la norma, fue menor en el muestreo realizado después de la época de lluvias; por lo cual, señalan que la

precipitación tiene un efecto de dilución en la concentración de nitratos. Además, observaron que los pozos más vulnerables son los que se encuentran en las zonas bajas donde se práctica la agricultura intensiva.

Asimismo, Demari *et al.* (2016) señalan que, en el suelo, más del 95% del N se encuentra en forma orgánica no asimilable por las plantas, ya que requieren pasar por un proceso de mineralización (aminación y amonificación). Por ello el agricultor necesita recurrir a fuentes externas para fertilizar los cultivos, labor que se debe realizar en el momento más apropiado para reducir las pérdidas de N y obtener los mayores rendimientos. Al respecto, Li *et al.* (2019) encontraron, tras analizar 83 estudios realizados con maíz, que el rendimiento, la eficiencia en el uso de agua (EUA) y la eficiencia en el uso del nitrógeno (EUN), se correlacionaron inversamente con la temperatura media anual. Además, reportan que el rendimiento, la EUA y la EUN; fueron 27.9%, 27.9% y 20.5%, respectivamente, menores que los alcanzables. Poniendo en evidencia que la optimización simultánea en el aporte de N y agua es crucial para lograr el máximo rendimiento de maíz y reducir los efectos colaterales sobre el ambiente. La baja EUN, cercana al 33%, refleja un manejo deficiente de N en la agricultura, lo cual conlleva a incrementar los gastos económicos y efectos negativos en el ambiente (Raun and Johnson, 1999). Por ello, se debe priorizar un incremento en la EUN por la creciente presión a la agricultura para producir más alimentos destinados a una población que continúa creciendo.

Para dar una idea de la importancia que tiene mejorar la EUN, vemos que, en México durante 2018 se sembraron 21.16 millones de hectáreas. El maíz ocupó el 37.7 % de esta superficie, con cerca de 8 millones de ha sembradas, el 92.4 % de dicha superficie se destinó a la obtención de grano y el resto a forraje. El rendimiento promedio de grano fue de 8.38 y 2.51 t ha<sup>-1</sup>, mientras que el de forraje fue de 44.18 y 21.12 t ha<sup>-1</sup> de materia seca en condiciones de riego y de temporal,

respectivamente (SIAP, 2018). Los rendimientos obtenidos obedecen a las condiciones climáticas, económicas y de tecnología empleadas en las zonas de producción.

De acuerdo con Cruz y Leos (2019), en zonas con alto uso de insumos y tecnología como Sinaloa, principal estado productor de maíz blanco, se requieren cerca de 0.1 ha para producir una tonelada de maíz, mientras que en Chiapas son necesarias casi 0.5 ha. Sin embargo, se debe tener en cuenta que en el caso de Sinaloa más del 88% de la superficie sembrada se encuentra en condiciones de riego, y en el paquete tecnológico se incluye la fertilización con 300 kg ha<sup>-1</sup> de urea y 100 kg ha<sup>-1</sup> de 18-46-00. Saliendo a relucir el diferente grado de presión y contaminación que se ejerce sobre los recursos naturales (suelo, agua y aire). Al respecto, González y Camacho (2017) señalan que en la agricultura mexicana el uso de fertilizantes químicos es ineficiente desde el punto de vista económico, social y ambiental, ya que no contempla las emisiones de óxido nitroso (N<sub>2</sub>O); el cual se genera por procesos naturales (lixiviación, volatilización, escorrentía y descomposición de residuos de cultivo y de animales), y representa 50.4% de emisiones en bióxido de carbono equivalente por este rubro. Esta situación se ve agravada debido a que en los últimos 30 años se ha promovido el uso excesivo de fertilizantes para obtener los máximos rendimientos.

Por lo anterior, la generación de metodologías destinadas a mejorar el uso de fertilizantes ha sido objeto de atención en las ciencias agronómicas. Una de ellas es el método racional, el cual estima la dosis del fertilizante a aplicar (DF) a partir de relacionar la demanda del nutriente por el cultivo (DEM) menos la cantidad del nutriente suministrado por el suelo (SUM) dividido entre la eficiencia de aprovechamiento del fertilizante (EF) por el cultivo ( $DF = (DEM - SUM) / EF$ ). Sin embargo, la práctica ha hecho evidente que con este enfoque es difícil dar recomendaciones apropiadas para la aplicación de fertilizantes, ya que se debe contar con análisis de fertilidad del suelo y del estado nutrimental de los cultivos, los cuales ofrecen información puntual que se debe



interpretar de forma adecuada para generar recomendaciones apropiadas de manejo (Palma *et al.*, 2002). A continuación, se describe de forma breve el análisis de fertilidad química de suelos y los métodos para conocer el estado nutrimental de los cultivos.

#### Diagnóstico de la fertilidad del suelo

Alcántar *et al.* (2016) señalan que la fertilidad del suelo se puede estudiar desde el punto de vista químico, físico y biológico. De estos se ha priorizado el diagnóstico de la fertilidad química, con el cual, a través de técnicas de química analítica cuantitativa, se recaba información para conocer el potencial que posee un suelo para suministrar nutrientes. Sin embargo, ninguna de las variables químicas del suelo mide directamente la disponibilidad nutrimental de algún elemento en particular, solo indican lo que se puede esperar con respecto a la disponibilidad de algún elemento. Para que estos análisis sean de utilidad es estrictamente necesario correlacionar las mediciones realizadas del elemento en el laboratorio con la respuesta de un cultivo a la cantidad presente en el suelo y, posteriormente, realizar una calibración para conocer la respuesta del cultivo a determinadas dosis de fertilizante aplicado. Esta información muy difícilmente se puede encontrar, de manera que, el resultado de un método que no ha sido calibrado para una zona, debe interpretarse con reservas.

#### Diagnóstico del estado nutrimental de los cultivos

De acuerdo con Alcántar *et al.* (2016), un diagnóstico nutrimental consiste en establecer el origen de una anomalía en nutrición (deficiencia o exceso) en los cultivos de interés agrícola, el cual tiene por objetivo evaluar la capacidad de suministro de nutrientes del suelo o sustrato, conocer el estado nutrimental de los cultivos y determinar la efectividad de las prácticas de fertilización. A continuación, se describen brevemente algunos diagnósticos.

- Diagnóstico visual. Consiste en comparar el aspecto de una muestra afectada con una muestra patrón (normal). Es un diagnóstico sencillo, pero se complica cuando varios síntomas se presentan de forma simultánea. Además, presenta desventajas como: i) antes de la aparición de los síntomas visuales el desarrollo del cultivo puede estar limitado por el hambre oculta, la cual solo se puede detectar mediante el análisis químico de tejido vegetal; ii) en etapas avanzadas los síntomas se enmascaran, y iii) los daños causados por insectos o enfermedades pueden parecerse a ciertos síntomas.
- Diagnóstico químico. Indica que nutrientes han sido absorbidos por las plantas y en qué cantidades y permite conocer la demanda interna de los cultivos por etapas fenológicas. Una de sus limitantes es la necesidad de considerar la edad de la hoja, ya que estas experimentan una composición muy variable en el tiempo. Para las especies anuales se recomienda tomar las hojas completamente desarrolladas y recientemente maduras. En el caso de cultivos básicos como frijol y trigo, se recomienda muestrear de 50 a 100 plantas por ha.
- Análisis químico del extracto celular de pecíolo (ECP). Consiste en la medición de iones en el ECP con ionómetros portátiles específicos. Ofrece mayores ventajas con respecto al análisis foliar convencional porque: i) proporciona información rápida del potencial de suministro del suelo o sustrato; ii) permite hacer correcciones desde etapas tempranas del cultivo; y iii) ofrece un mejor diagnóstico ya que es menos afectado por los efectos de concentración y dilución.
- Medidor portátil de clorofila (SPAD). Proporciona valores adimensionales que corresponden a la cantidad de clorofila presente en las hojas de la planta. Dichos valores se calculan mediante la cantidad de luz transmitida por la hoja en la región espectral roja, donde la absorbancia por la clorofila es alta, y la región espectral infrarroja, donde la absorbancia es mínima.

- Teledetección. Mediante el uso de sensores remotos y el conocimiento de los patrones espectrales de los cultivos es posible evaluar el estado nutrimental y rendimiento de estos, por lo cual, se han generado altas expectativas en el uso de esta tecnología.

#### Relación entre el contenido de clorofila y contenido de nitrógeno

Actualmente no existen índices que permitan estimar de manera directa el contenido de nitrógeno de los cultivos, en su lugar se utilizan índices que fueron diseñados para estimar el contenido de clorofila. Esto es posible ya que estudios como el de Schlemmer *et al.* (2013) han demostrado una alta correlación entre el contenido de clorofila y el contenido de nitrógeno en el cultivo de maíz. Los índices que incorporan información captada en el borde rojo, zona comprendida entre los 670 y 740 nm, son los que se han estudiado más ampliamente, ya que esta parte del espectro electromagnético es sensible al contenido de clorofila y no se ve afectada por factores como el contenido de agua, el factor de cobertura o apilamiento de hojas al momento de realizar las estimaciones del contenido de clorofila (Horler *et al.*, 1983). A continuación, se discuten algunas de las tecnologías que se basan en el uso de sensores remotos para el manejo del nitrógeno en los cultivos.

#### Diagnóstico no destructivo de clorofila

El medidor portátil de clorofila (Minolta SPAD® 502) emite luz, entre los 650 y 940 nm, a través de la hoja, y la capta para convertirla a valores de lecturas SPAD. Gandrup *et al.* (2004) observaron que el promedio de 10 lecturas SPAD, realizadas sobre la hoja recientemente desarrollada de trigo, presenta cambios durante las diferentes etapas fenológicas y ante diferentes dosis de N aplicadas, siendo mayores los cambios en suelos con bajo contenido de N; por lo que, después de realizar una calibración entre las lecturas SPAD y el contenido de nitrógeno, esta tecnología permite monitorear el estatus de este elemento en el cultivo. Por otra parte, Rincón y Ligarreto (2010)

encontraron una alta correlación entre los valores promedio de las lecturas SPAD 502 y el contenido de nitrógeno. Además, señalan que el tercio medio de la planta, desde la hoja 6 hasta la 13, es adecuado para realizar dichas lecturas y la toma de muestras para realizar el análisis químico de N. Estos autores destacan la importancia de esta parte de la planta, debido a que se relaciona de forma directa con el rendimiento. Paredes *et al.* (2014) realizaron un trabajo similar para estimar la cantidad de N necesaria para realizar el reabone en maíz en el estado de Guanajuato. Ellos determinaron el índice de clorofila mediante el sensor SPAD cuando la planta se encontraba en etapa Z1.7, de acuerdo con la escala decimal Zadocks (consultado en <http://www.fao.org/3/x8234s/x8234s05.htm>); encontrando una respuesta lineal, tanto del contenido de clorofila en la planta como del rendimiento de grano, a la dosis de N aplicado. También mencionan que a partir de los 180, 240 y 300 kg de N aplicados, no se presenta respuesta en el rendimiento, por lo que el exceso de fertilizante aplicado constituye un desperdicio de recursos.

#### GreenSeeker

Gutiérrez *et al.*, (2011) señalan que el GreenSeeker utiliza diodos emisores de luz (LEDs, por sus siglas en inglés) para emitir su propia luz roja e infrarroja y consta de: i) un sensor montado sobre un brazo de longitud ajustable que permite realizar las mediciones de forma paralela sobre la vegetación; ii) una computadora portátil con programas para la recolección y procesamiento inicial de datos; y iii) un centro de control que provee energía a los sensores. Esta metodología se basa en el principio de que las plantas sanas y vigorosas absorben más luz roja (570-680 nm) y reflejan más luz infrarroja (725-1020 nm) que aquellas con problemas fisiológicos. Así, los cultivos con deficiencia de N muestran clorosis, amarillamiento, y cambios en las propiedades de reflectancia espectral del follaje, que pueden ser detectadas por el GreenSeeker a través de la medición del

índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI). Santillano *et al.* (2013) encontraron que, en trigo, el uso de esta tecnología permitió un ahorro aproximado de 70 kg de N ha<sup>-1</sup>, lo cual significa un ahorro en fertilizante nitrogenado, incremento de la rentabilidad y reducción del impacto ambiental.

De acuerdo con Verhulst *et al.* (2010) la estimación del NDVI con el GreenSeeker tiene la ventaja, con respecto al NDVI estimado con imágenes satelitales, de no estar influenciado por el efecto de la atmosfera ni por la geometría satelital. Además, señalan que las mediciones se pueden hacer de día o de noche ya que dicho aparato cuenta con su propia fuente de luz. Pero, en la práctica uno de los requisitos para el uso efectivo del GreenSeeker es contar siempre con una sección de la plantación bajo condiciones nutricionales y sanitarias óptimas, que es utilizada como referencia para calibrar las mediciones de NDVI en el resto del área de cultivo (Gutiérrez *et al.*, 2011).

#### Diagnóstico de nitrógeno mediante índices de vegetación

Brizuela *et al.* (2007) mencionan que el índice de clorofila (CI<sub>red-edge</sub>) y la tasa normalizada NDVI (Cuadro 1) son útiles para interpretar las firmas espectrales obtenidas mediante un espectrómetro de reflectancia activa, lo cual los convierte en una herramienta que permite diagnosticar el estado de estrés por falta de N, de forma económica, rápida, sencilla y antes de la aparición de síntomas visuales. Por otra parte, de la Cruz *et al.* (2011) demostraron la utilidad de estos mismos índices de vegetación para diagnosticar el estado nutrimental del N en pimiento. En tomate (*Lycopersicon esculentum* Mill.), Ruiz *et al.* (2011) encontraron que los síntomas de deficiencia por estrés hídrico y nutrimental, en etapa de floración, se manifestaban de forma similar por medio de un retardo en el crecimiento, lo cual está íntimamente asociado a una reducción en la capacidad fotosintética del cultivo. Resaltan que, con la generación de índices a partir de la combinación de bandas del

espectro visible y del infrarrojo es posible estimar el crecimiento de plantas estresadas y no estresadas, hasta que se saturan las bandas del espectro visible por efecto de la cobertura vegetal.

Cuadro 1. Índices espectrales utilizados por Brizuela et al. (2007) en el análisis de las propiedades de reflectancia de la hoja.

Índice	Nombre	Fórmula empleada	Referencias
NDVI 645	Índice de vegetación diferencial normalizada roja	$\frac{NIR - Rojo}{NIR + Rojo}$	Rouse <i>et al.</i> (1974)
NDVI 560	Índice de vegetación diferencial normalizada verde	$\frac{NIR - Verde}{NIR + Verde}$	Gitelson y Merzlyak (1998)
NDVI <sub>v</sub> /DVI <sub>r</sub>	Tasa normalizada verde/rojo	$\frac{NDVI\ 560}{NDVI\ 645}$	Ritchie (2003)
Mv	Modelo verde	$\left( \frac{R_{810\ nm-880\ nm}}{R_{560\ nm-585\ nm}} \right) - 1$	Gitelson <i>et al.</i> (2005)

## ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN MEDIANTE SENSORES REMOTOS

Los elementos de la superficie terrestre (suelo, nieve y cuerpos de agua) absorben energía solar radiante y reemiten una parte de ésta como calor latente a través de la evaporación. Por su parte,

las plantas verdes pierden agua en forma de vapor a través de los poros del estoma mediante la transpiración. A la suma del agua evaporada y transpirada se denomina evapotranspiración, la cual es un componente muy importante del ciclo global del agua y proporciona un nexo crítico entre el agua terrestre, el carbono y los intercambios de energía superficial (Zhang *et al.*, 2016). Oki and Kanae (2006) estimaron que se evapotranspiran alrededor de  $7600 \text{ km}^3 \text{ año}^{-1}$  en tierras de cultivo y cerca de  $14\,400 \text{ km}^3 \text{ año}^{-1}$  en tierras de pastoreo permanente, la suma de las cuales representa un tercio de la evapotranspiración terrestre total.

#### Métodos para estimar la evapotranspiración

En general, los métodos basados en información meteorológica se calibran a partir de ecuación de Penman-Monteith (Allen *et al.*, 1998), la cual es reconocida a nivel mundial como el método estándar para calcular la evapotranspiración de referencia ( $ET_0$ ), ya que funciona en diferentes latitudes y condiciones climáticas debido a las bases físicas con que fue creado, y ha sido probado con una amplia gama de lisímetros (Droogers y Allen, 2002). A continuación, se describen las características del método de Penman-Monteith, covarianza de vórtices, método de sensores remotos y el método de Priestley-Taylor, ya que son los que guardan una mayor relación con el enfoque de este trabajo.

#### Penman Monteith

De acuerdo con Allen *et al.* (1998) la ET de un cultivo bajo condiciones estándar se determina utilizando los coeficientes de cultivo ( $K_c$ ) que relacionan la  $ET_c$  con la  $ET_0$ , y la ET de superficies cultivadas bajo condiciones no estándar se ajusta mediante un coeficiente de estrés hídrico ( $K_s$ ).

La ecuación original de Penman-Monteith es:

$$\lambda ET = \frac{\Delta(R_n - G) + \rho_a c_p \frac{(e_s - e_a)}{r_a}}{\Delta + \gamma \left(1 + \frac{r_s}{r_a}\right)} \dots \dots \dots (1)$$

donde  $R_n$  es la radiación neta,  $G$  es el flujo del calor en el suelo,  $(e_s - e_a)$  representa el déficit de presión de vapor del aire,  $\rho_a$  es la densidad media del aire a presión constante,  $c_p$  es el calor específico del aire,  $\Delta$  representa la pendiente de la curva de presión de vapor de saturación,  $\gamma$  es la constante psicrométrica, y  $r_s$  y  $r_a$  son las resistencias superficiales (total) y aerodinámica. La mayoría de los parámetros de la ecuación 1 son medidos o pueden calcularse con datos meteorológicos y se puede utilizar para el cálculo directo de la evapotranspiración de cualquier cultivo pues las resistencias superficial y aerodinámica son específicas para cada cultivo.

El método FAO Penman-Monteith para estimar  $ET_0$  fue desarrollado haciendo uso de la definición de cultivo de referencia, la cual se define como un cultivo hipotético con una altura asumida de 0.12 m, con una resistencia superficial de  $70 \text{ s m}^{-1}$  y un albedo de 0.23 y que representa la evapotranspiración de una superficie extensa de pasto verde de altura uniforme, creciendo de forma activa y adecuadamente regado. Este método reduce las imprecisiones del método anterior de FAO Penman y produce globalmente valores más consistentes con datos reales de uso de agua de diversos cultivos. La  $ET_0$  se calcula mediante el método Penman-Monteith FAO 98 (Allen *et al.*, 1998), usando la ecuación 2:

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \dots \dots \dots (2)$$

donde:  $ET_0$  es la evapotranspiración de referencia ( $\text{mm día}^{-1}$ ),  $R_n$  es la radiación neta ( $\text{MJ m}^{-2} \text{ día}^{-1}$ ),  $G$  es el flujo de calor del suelo ( $\text{MJ m}^{-2} \text{ día}^{-1}$ ),  $T$  es la temperatura promedio diaria del aire ( $^{\circ}\text{C}$ ),  $\Delta$  es la pendiente de la curva de presión a saturación a la temperatura  $T$  ( $\text{KPa } ^{\circ}\text{C}^{-1}$ ),  $\gamma$  es la



constante psicrométrica ( $\text{KPa } ^\circ\text{C}^{-1}$ ),  $e_s$  es la presión de saturación del vapor a temperatura T (KPa),  $e_a$  es la presión de vapor promedio diario (KPa) y  $u_2$  es la velocidad promedio diaria del viento a 2 m de elevación sobre el terreno ( $\text{m s}^{-1}$ ). Asimismo, el  $K_C$  se obtiene al relacionar la evapotranspiración del cultivo (Ecuación 1) y la evapotranspiración de referencias (Ecuación 2) de acuerdo con lo establecido por Doorenbos y Pruitt, (1977):

$$K_C = \frac{ET_C}{ET_0} \dots \dots \dots (3)$$

#### Covarianza de vórtices (EC)

El concepto de covarianza de vórtices (*eddy covariance*, EC) se basa en la covarianza estadística (correlación) entre los flujos verticales de vapor o calor sensible dentro de los remolinos turbulentos ascendentes y descendentes. Requiere una medición de alta velocidad de la temperatura, velocidad vertical del viento, presión de vapor y humedad específica, por ello se utilizan frecuencias de medición de 5 a 20 Hz, siendo 10 Hz la frecuencia de medición más común. Las mediciones de evaporación utilizando el sistema EC realizan un muestreo de alta frecuencia de la capa límite de la superficie utilizando la relación estadística entre variables medidas (Ecuación 4):

$$E = \rho_a \overline{W'q'} = \frac{0.622}{P} \rho_a \overline{W'e'} \dots \dots \dots (4)$$

donde  $\rho_a$  es la densidad del aire húmedo, P es la presión atmosférica,  $q'$  es la desviación instantánea de la humedad específica de la humedad específica media ( $q$ ),  $e'$  es la desviación instantánea de la presión de vapor de la presión de vapor media ( $e$ ), y  $w'$  es la desviación instantánea de la velocidad del viento vertical de la velocidad media del viento vertical ( $w$ ). E es la tasa de evaporación con unidades de masa por unidad de superficie por tiempo ( $\text{kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$ ). La

barra superior indica valores promedio de los productos de las desviaciones instantáneas durante períodos promediados generalmente de 15 a 30 minutos. Después de corregir por el vapor de agua y la densidad del aire para el cálculo de E resulta la Ecuación 5.

$$E = \rho_a \overline{W'q'} \left( 1 + \frac{q}{1-q} \right) + \frac{q^2}{(1-q)} \frac{H}{c_p T}$$

donde  $c_p$  es el calor específico del aire húmedo, y  $q$  y  $T$  son la humedad y la temperatura específicas medias durante el período promedio. Algunos de los requerimientos, ventajas y desventajas de este método son señaladas por Allen *et al.* (2011). Requerimientos: (1) Fetch (distancia de terreno homogéneo contra el viento) uniforme de 100 a 400 veces la altura a la que se colocan los instrumentos; (2) que los instrumentos de medición se encuentren a una altura suficiente sobre el dosel para reducir las distorsiones provocadas por la capa del cultivo y que el tamaño de los remolinos sea mayor; (3) se requieren una serie de "correcciones"; (4) instrumentación precisa de alta frecuencia y conocimiento de la física de la turbulencia. Las ventajas son: (1) se tiene un muestreo continuo y no destructivo; (2) los sistemas son automatizados; (3) se puede medir evapotranspiración sobre diferentes superficies.

Las desventajas del método son: (1) las correcciones que se utilizan no han sido definidas; (2) el cálculo puede ser errado cuando los remolinos son muy pequeños o muy grandes; (3) se debe considerar que existe un error del 10 al 30% el error de cierre del balance de energía ( $R_n - G = E + H$ ); (4) requiere líneas de flujo casi horizontales; (5) el cambio en la dirección vertical del flujo puede causar errores, especialmente cuando los sensores no se instalaron a suficiente altura; (6) el montaje de radiómetros netos y la ubicación de las placas de flujo de calor del suelo, para obtener un muestro representativo, es difícil; (7) la misma estructura en que se montan los instrumentos pueden modificar las líneas de flujo y la forma de los remolinos en algunas direcciones del viento;

(8) la instrumentación es frágil y cara; (9) el método requiere personal bien capacitado en electrónica, teoría turbulenta y biofísica.

#### Métodos de Priestley-Taylor

El modelo de Priestley-Taylor (PT) es una simplificación de la ecuación de Penman-Monteith y se usó originalmente para estimar la evaporación en condiciones de baja tensión sin calcular la conductancia aerodinámica y de superficie. La ecuación general de PT se puede expresar como:

$$\lambda * E = f_{stress} * \alpha * \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} * (R_n - G)$$

Donde  $\alpha$  es el parámetro PT con un valor de 1.2-1.3 bajo condiciones sin estrés hídrico,  $f_{stress}$  es un factor de estrés que se ignora o se establece en 1 en la ecuación PT original y generalmente se calcula como una función de las condiciones ambientales. El método PT se ha adoptado para construir modelos en base a sensores remotos. Fisher *et al.* (2008) introdujeron la temperatura de la planta y los factores de restricción de humedad en la ecuación PT para calcular la transpiración mensual del dosel y desarrollaron ecuaciones PT para estimar la evaporación mensual del dosel húmedo y la evaporación del suelo.

#### Métodos con sensores remotos

La estimación de ET a partir de los sensores remotos (SR) se ha estudiado desde dos enfoques: el primero es el balance de energía, el cual utiliza tecnologías como la empleada en los satélites Landsat, los cuales captan información en una banda de infrarrojo que recupera la temperatura de la superficie. El segundo enfoque, que se abordará a continuación, consiste en estimar la ET a partir de las imágenes satelitales utilizando índices de vegetación (IV). La estimación de Kc a partir de IV, principalmente el índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI), es posible debido a la estrecha relación entre la cantidad de vegetación y la transpiración, ya que a

medida que aumenta la cobertura vegetal, aumenta el área foliar y la transpiración (Glenn *et al.*, 2007). Sin embargo, uno de los desafíos de esta metodología es la estimación de la evaporación del suelo desnudo después de un evento de precipitación, ya que estos procesos no se reflejan de forma adecuada en los IV.

Una relación lineal entre el NDVI y Kc fue introducida por Heilman *et al.* (1982) y teóricamente establecida por Choudhury *et al.* (1994). Asimismo, este enfoque fue aplicado de forma extensiva en diferentes cultivos por Cuesta *et al.* (2005). Una relación más consistente de esta metodología es la relación entre el coeficiente basal del cultivo (Kcb), propuesto por Wright (1982), y el NDVI debido a que la transpiración tiene una asociación mucho más cercana con la cantidad de vegetación que con la evaporación del suelo. Cuando se usa la relación Kcb vs NDVI, las estimaciones de la evaporación del suelo se determinan por separado y se agregan para estimar la evaporación total. Las ventajas de la estimación del coeficiente de cultivo a partir de los IV (Kc y Kcb) son: (1) se pueden realizar análisis rápidos; (2) se cubren grandes áreas; (3) la resolución espacial puede ser alta, especialmente si se utilizan imágenes aéreas.

Las desventajas de este método son: (1) las relaciones pueden variar con el tipo de vegetación. Los árboles, cuando escasean el agua, pueden exhibir más control estomático que los cultivos agrícolas y, por lo tanto, provocar un cambio en la relación con los IV; (2) la estimación del componente de evaporación es menos clara que el componente de transpiración, debido a la falta de una relación directa con la cantidad de vegetación; (3) se requieren estimaciones de calidad de la  $ET_0$  para transformar Kc en  $ET_C$ , para el cálculo de la  $ET_0$  se requieren datos meteorológicos de calidad; (4) Los IV pueden no identificar de forma adecuada las condiciones del dosel cuando la vegetación es muy densa (Allen *et al.*, 2011).

## LIMITACIONES EN EL USO DE SENSORES REMOTOS

Se han observado buenos resultados con la aplicación de los sensores remotos en diversos experimentos. Sin embargo, los autores no suelen contemplar que la mayoría de IV tienen limitaciones en el diseño como lo evidencia la teoría y experimentos en que se han empleado (Paz *et al.*, 2015). Al respecto, Paz *et al.* (2005) analizaron los espacios espectrales de reflectividad en el follaje y encontraron que todos los índices lineales son equivalentes entre sí, y que el hecho de que un índice dé mejores resultados que otro depende de cada caso y del criterio de aceptación que se tome. Además, señalan que el estado de crecimiento que trata de reflejar un IV depende de la reflectividad del suelo que se encuentra en el fondo del cultivo.

Así, Paz *et al.* (2007) analizaron la estructura correcta para desarrollar un IV para modelar de forma más apropiada la dinámica de la mezcla suelo-vegetación. El producto generado fue el NDVI<sub>cp</sub>, un IV similar al NDVI, pero con una estructura matemática correcta. Dicho índice se validó usando datos experimentales de cultivos de algodón y maíz; los resultados obtenidos se mostraron superiores a los del NDVI clásico.

## CONCLUSIONES

El uso de sensores remotos puede complementar eficazmente las técnicas de muestreo tradicionales que, aunque suelen tener una menor precisión respecto a los muestreos realizados a nivel de superficie, tiene la enorme ventaja de ser espacialmente exhaustivas y su costo es mucho menor, por lo que éstas se pueden complementar para obtener estimaciones que además de tener un nivel de precisión adecuado impliquen una estimación del total del área de estudio.

La estimación del contenido de nitrógeno y la evapotranspiración se pueden realizar a partir de relaciones empíricas con los índices de vegetación, pero se debe tener en cuenta que el efecto de

las propiedades del suelo y la atmósfera son importantes, por lo que deben considerarse de manera rutinaria en estudios que involucren el uso de sensores remotos a bordo de plataformas satelitales, debido a que su influencia puede provocar una sobreestimación o subestimación de las variables de interés.

### LITERATURA CITADA

- Aguilar, N., G. Galindo, F. Fortanelli, y C. Contreras. 2010. Índice normalizado de vegetación en caña de azúcar en la Huasteca Potosina. *AIA* 14(2): 49-65.
- Alcántar G. G., Trejo-Télez L. I., y Gómez-Merino F. C. 2016. Nutrición de cultivos. 2a. Ed. Editado por el Colegio de Posgraduados y Mundi-Prensa. México, D. F. 454 p.
- Allen, R. G., L. S. Pereira, D. Raes, y M. Smith. 1998. Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop water requirements - FAO Irrigation and drainage paper 56. Rome, Italy. ISBN 92-5-104219-5.
- Allen, R. G., L. S. Pereira, T. A. Howell, and M. E. Jensen. 2011. Evapotranspiration information reporting: I. Factors governing measurement accuracy. *Agric. Water Manage.* 98: 899-920.
- Brizuela-Amador P. B., G. Alcántar-González, P. Sánchez-García, Y. Pea-kalra, J. Crumbaugh, C. Olive, L. Tijerina-Chávez, y R. Maldonado-Torres. 2007. Establecimiento de índices espectrales en el diagnóstico nutrimental de nitrógeno en maíz. *Agrociencia* 41(8):827-835.
- Cerón R., L. E., y F. A. Aristizábal G. 2012. Dinámica del ciclo del nitrógeno y fósforo en suelo. *Rev. Colomb. Biotecnol.* 16(1): 285-295.
- Choudhury, B.J., Ahmed, N.U., Idaho, S.B., Reginato, R.J., Daughtry, C.S.T., 1994. Relations between evaporation coefficients and vegetation indices: studies by model simulation. *Remote Sens. Environ.* 50: 1-17.
- de la Cruz-Durán, J., P. Sánchez-García, P. A. Galvis-Spínola, y J. Carrillo-Salazar. 2011. Índices espectrales en pimiento para el diagnóstico nutrimental de nitrógeno. *Terra Latinoam.* 29(3):259-265.
- Cruz D. D., y J. A. Leos R. 2019. La producción de maíz en Sinaloa, México, y sus implicaciones para el medio ambiente. *Revista Latinoamericana de Estudios Socioambientales* 25: 100-118.
- Cuesta A., A. Montoro, A. M. Jochum, P. López, y A. Calera. 2005. Metodología operativa para la obtención del coeficiente de cultivo desde imágenes satelitales. *ITEA.* 101: 212-224.
- Demari, G. H., I. R. Carvalho, M. Nardino, V. J. Szarecki, S. M. Dellagostin, T. C. da Rosa, D. N. Follmann, M. A. Monteiro, C. J. Basso, T. Pedó, T. Z. Aumonde, y P. D. Zimmer. 2016. Importance of nitrogen in maize production. *Int. J. Curr. Res.* 8(8): 36629-36634.
- Doorenbos, J., and Pruitt, W.O. 1977. Guidelines for Predicting Crop Water Requirements FAO Irrigation and Drainage Paper 24. Food and Agriculture Organization of the United Nations.
- Droogers P. y R. G. Allen. 2002. Estimating reference evapotranspiration under inaccurate data conditions. *Irrig. Drain. Syst.* 16: 33-45.
- Fisher J. B., Tu K. P., Baldocchi D. D. 2008. Global estimates of the land-atmosphere water flux based on monthly AVHRR and ISLSCP-II data, validated at 16 FLUXNET sites. *Remote Sens. Environ.* 112:901-919.

- Fowler, D., M. Coyle, U. Skiba, M. A. Sutton, J. N. Cape, S. Reis, L. J. Sheppard, A. Jenkins B. Grizzetti, J. N. Galloway, P. Vitousek, A. Leach, A. F. Bouwman, K. Butterbach B., F. Dentener, D. Stevenson, M. Amann, y M. Voss. 2013. The global nitrogen cycle in the twenty-first century. *Phil. Trans. R. Soc. B* 368: 1621.
- Gandrup, M. y García, F. y Fabrizzi, K. y Echeverría, H. (2004). Evolución de un índice de verdor en hoja para evaluar el status nitrogenado en trigo. *RIA* 33(3):105-121.
- García-Velázquez, L.; Gallardo, A. 2017. El ciclo global del nitrógeno. Una visión para el ecólogo terrestre. *Ecosistemas* 26(1):4-6.
- Gitelson, A. A., and M. N. Merzlyak. 1998. Remote estimation of chlorophyll content in higher plant leaves. *Int. J. remote sensing* 18(12):2691–2697.
- Gitelson, A. A., A. Viña, V. Ciganda, D. C. Rundquist, and T. J. Arkebauer. 2005. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophys. Res. Lett.* 32(8): L08403.
- Glenn, E.P., Huete, A., Nagler, P., Hirschcoock, K., Brown, P., 2007. Integrating remote sensing and ground methods to estimate evapotranspiration. *Crit. Rev. Plant Sci.* 26, 139–168.
- González-Estrada, A. y M. Camacho A. 2017. Emisión de gases de efecto invernadero de la fertilización nitrogenada en México. *Rev. Mex. Cienc. Agríc.* 8(8):1733-1745.
- Gutiérrez-Soto, M.V., E. Cadet-Piedra, W. Rodríguez-Montero, y J. M. Araya-Alfaro. 2011. El GreenSeeker TM y el diagnóstico del estado de salud de los cultivos. *Agron. Mesoam.* 22(2):397-403.
- Heilman, J.L., Heilman, W.E., Moore, D.G., 1982. Evaluating the crop coefficient using spectral reflectance. *Agric. J.* 74(6):967–971.
- Horler D. N. H., M. Dockray, and J. Barber. 1983. The red edge of plant leaf reflectance. *Int. J. Remote Sensing* 4(2):273-288.
- Li Y. Z., S. Li, S. X. Cui, C. Chang, C. Jia, y Q. Zhang. 2019. A global synthesis of the effect of water and nitrogen input on maize (*Zea mays*) yield, water productivity and nitrogen use efficiency. *Agr. Forest Meteorol.* 268: 136-145.
- Muñoz, H., M. Armienta, A. Vera, y N. Ceniceros. (2004). Nitrato en el agua subterránea del Valle de Huamantla, Tlaxcala, México. *Rev. Int. Contam. Ambient.* 20(3):91-97.
- Oki T., and S. Kanae. 2006. Global hydrological cycles and world water resources. *Science* 313(5790):1068-1072
- Pacheco A. J., R. Pat C., y A. Cabrera S. 2002. Análisis del ciclo del nitrógeno en el medio ambiente con relación al agua subterránea y su efecto en los seres vivos. *Ingeniería* 6(3): 73-81.
- Palma L., D., S. Salgado G., J. Obrador O., A. Trujillo N., L. Lagunes E., J. Zavala C., A. Ruiz B., y M. Carrera M. 2002. Sistema integrado para recomendar dosis de fertilización en caña de azúcar (SIRDF). *Terra Latinoam.* 20(3):347-358.
- Paredes, R., M. Alamilla, y A. Mandujano. 2014. Uso de sensores infrarrojos para estimar dosis de fertilización racional en maíz en Guanajuato. *Rev. Chapingo ser. zonas áridas XIII*:3-8.
- Paz P, F., E. Palacios V., E. Mejía S., M. Martínez M., L. Palacios S. 2005. Análisis de los espacios espectrales de la reflectividad del follaje de los cultivos. *Agrociencia.* 39(3):293-301.
- Paz P., F., E. Palacios V., M. Bolaños G., L. Palacios S., M. Martínez M., E. Mejía S., E. y A. Huete. 2007. Diseño de un índice espectral de la vegetación: ndvicp. *Agrociencia*, 41(5):539-554.

- Paz P., F., M. Romero S., E. Palacios V., M. Bolaños G., J. Valdez L., A. Aldrete. 2015. Alcances y limitaciones de los índices espectrales de la vegetación: análisis de índices de banda ancha. *Terra Latinoam.* 33(1):27-49.
- Raun, W. R. y G. V. Johnson. 1999. Improving nitrogen use efficiency for cereal production. *Agron. J.* 91(3): 357-363.
- Rincón C., A., y G. Ligarreto. 2010. Relación entre nitrógeno foliar y el contenido de clorofila, en maíz asociado con pastos en el Piedemonte Llanero colombiano. *Cienc. Tecnol. Agropecuaria.* 11(2):122-128.
- Ritchie, L. G. 2003. Use of Ground- Based Canopy Reflectance to Determine Ground Cover, Nitrogen and water Status and Final Yield in Wheat. Utah State University Press. pp: 31-71
- Rouse, J. W., R. H. Hass, J. A. Schell, D. W: Deering, and J. C. Harlan. 1974. Monitoring the vernal advancement and retrogradation of natural vegetation. NASA/GSFC, Type III, Final report, Greenbelt, MD. pp: 1-371.
- Ruiz S., J., L. Tijerina C., E. Mejia S., M. Sandoval V., P. Sánchez Ga., H. Vaquera H., y M. Colinas L. 2011. Índices de vegetación para estimar el crecimiento de plantas de tomate (*Lycopersicon esculentum* Mill.) estresadas por deficiencia de agua y nitrógeno. *Terra Latinoam.* 29(1):47-56.
- Santillano-Cázares, J., A. López-López, I. Ortiz-Monasterio, W. Raun. 2013. Uso de sensores ópticos para la fertilización de trigo (*Triticum aestivum* L.). *Terra Latinoam.* 31(2):95-103.
- SIAP (Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera). 2014. Producción agrícola. México. <https://nube.siap.gob.mx/cierreagricola/> (Consulta: abril 25, 2020).
- Schlemmer M., A. Gitelson, J. Schepers, R. Ferguson, Y. Peng, J. Shanahan, and D. Rundquist. 2013. Remote estimation of nitrogen and chlorophyll contents in maize at leaf and canopy levels. *Int. J. Appl. Earth Obs.* 25: 47–54.
- Verhulst, N., B. Govaerts, y M. Fuentes P. 2010. Sensor portátil GreenSeeker™ para la medición del índice diferencial de vegetación normalizado (NDVI): Una herramienta para la evaluación integral de las prácticas agronómicas. Parte A: Conceptos y estudios de caso. México, D.F.; CIMMYT.
- Vitousek, P. M., J. D. Aber, R. W. Howarth, G. G. E. Likens, P. A. Matson, D. W. Schindler, W. H. Schlesinger, y D. G. Tilman. 1997. Human alteration of the global nitrogen cycle: sources and consequences. *Ecological Applications* 7(3): 737-750.
- World Health Organization (1985). Health hazards from nitrates in drinking water. In: Report on a WHO meeting in Copenhagen, march 5-9, 1984. Regional office for Europe, Copenhagen Denmark, 49-66.
- Wright, J.L., 1982. New evapotranspiration crop coefficients. *J. Irrig. Drain. Div., ASCE* 108 (IR2), 57–74
- Zhang K., J. S. Kimball, and S. W. Running. 2016. A review of remote sensing based actual evapotranspiration estimation. *Wires Water* 3(6):834-853.



**CAPÍTULO I: ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN EN UVA DE MESA  
(*Vitis vinífera*) CON IMÁGENES SATELITALES SENTINEL-2 EN LA COSTA DE  
HERMOSILLO, MÉXICO**

# CAPÍTULO I. ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN EN UVA DE MESA (*Vitis vinífera*) CON IMÁGENES SATELITALES SENTINEL-2 EN LA COSTA DE HERMOSILLO, MÉXICO

## 1.1. RESUMEN

La uva de mesa (*Vitis vinífera*) es uno de los cultivos de mayor relevancia económica y social en Sonora, México; pero por la escasa precipitación y elevada demanda evaporativa de la zona, es un cultivo con un alto requerimiento de agua, así que su producción depende de la aplicación de riego. Debido a esto, es importante estimar con precisión, oportunidad y de manera extensiva la evapotranspiración de este cultivo ( $ET_C$ ), ya que es información básica para mejorar la eficiencia del riego. Esta investigación se realizó durante 2018 y 2019 con el objetivo de desarrollar y evaluar un modelo entre el índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI), calculado con imágenes Sentinel-2, y el coeficiente de cultivo ( $K_C$ ), medido con el sistema de covarianza de vórtices (*Eddy Covariance*, EC), como opción para estimar la  $ET_C$  en uva de mesa en la Costa de Hermosillo, Sonora. Para ello, con los datos de NDVI y de  $K_C$  del año 2018 se obtuvo una correlación simple forzada a través del origen ( $K_{CNDVI} = 0.9467 \text{ NDVI}$ ;  $R^2 = 0.74$ ) como base para estimar  $ET_C$  ( $ET_{CEST}$ ). Para la validación, con datos del 2019, se obtuvo una  $R^2$  de 0.76 y un CME de 0.11 al relacionar el  $K_C$  vs el  $K_{CNDVI}$ , mientras que al relacionar la  $ET_C$  vs la  $ET_{CEST}$  se encontró una  $R^2$  de 0.92 y un CME de  $0.67 \text{ mm día}^{-1}$  (21%). Los resultados indican que la  $ET_C$  se estima con precisión adecuada y de manera oportuna utilizando el modelo propuesto. Sin embargo, se observó que el modelo subestima la  $ET_C$  durante la temporada de máximo desarrollo del cultivo por la saturación del NDVI; y que la sobreestimación en invierno, temporada en que los valores de NDVI dependen de las características del suelo y los restos de la poda invernal.

**Palabras clave:** *Vitis vinífera* L., índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI), covarianza de vórtices (EC), coeficiente de cultivo ( $K_C$ ).

## 1.2. ABSTRAC

The table grape (*Vitis vinífera*) is one of the most economically and socially important crops in Sonora, Mexico; but due to the low rainfall and high evaporative demand in the area, it is a crop with a high water requirement, so its production depends on the application of irrigation. Due to this, it is important to estimate accurately, timely and extensively the evapotranspiration of this crop ( $ET_C$ ), since it is basic information to improve irrigation efficiency. This research was carried out during 2018 and 2019 with the objective of developing and evaluating a model between the normalized differences vegetation index (NDVI), calculated with Sentinel-2 images, and the crop coefficient ( $K_C$ ), measured with the system of Eddy Covariance (EC), as an option to estimate the  $ET_C$  in table grapes in the Costa de Hermosillo, Sonora. For this, with the NDVI and  $K_C$  data for 2018, a simple forced correlation was obtained through the origin ( $K_{CNDVI} = 0.9467$  NDVI;  $R^2 = 0.74$ ) as a basis for estimating  $ET_C$  ( $ET_{CEST}$ ). For the validation, with data from 2019, an  $R^2$  of 0.76 and a RMSE of 0.11 were obtained when relating  $K_C$  vs  $K_{CNDVI}$ , while when relating  $ET_C$  vs  $ET_{CEST}$ , an  $R^2$  of 0.92 and a RMSE of 0.67 mm day<sup>-1</sup>. The results indicate that the  $ET_C$  is estimated with adequate precision and in a timely manner using the proposed model. However, it was observed that the model underestimates the  $ET_C$  during the season of maximum crop development due to NDVI saturation; and that the overestimation in winter, a season in which the NDVI values depend on the characteristics of the soil and the remains of the winter pruning.

**Keywords:** *Vitis vinífera* L., normalized difference vegetation index (NDVI), eddy covariace (EC), crop coefficient ( $K_C$ ).

### 1.3. INTRODUCCIÓN

En el municipio de Hermosillo la uva de mesa es el cultivo que proporciona el mayor beneficio por m<sup>3</sup> de agua de riego utilizado (13.00 pesos por metro cúbico); y requiere un aproximado de 12 000 m<sup>3</sup> de agua y 332 jornales por hectárea (Salazar *et al.*, 2012). Esta situación que refleja la gran importancia económica de este cultivo, sin embargo, utiliza un volumen de agua muy alto en una zona donde este recurso es escaso. Al respecto, Hernández (2019) menciona que el volumen de agua concesionado a la Asociación de Usuarios del Distrito de Riego 051 Costa de Hermosillo, A.C., es de 433 hm<sup>3</sup> año<sup>-1</sup>, cantidad superior en 250 hm<sup>3</sup> a la recarga natural, por lo cual continua el abatimiento del acuífero, se estimula el fenómeno de intrusión salina y la contaminación del suelo. Dicha problemática se puede evitar, o al menos disminuir su efecto, mediante la programación adecuada del riego (Zermeño *et al.*, 2017) para lo cual, es esencial estimar la evapotranspiración del cultivo (ET<sub>C</sub>).

La ET<sub>C</sub> se calcula al multiplicar la evapotranspiración de referencia (ET<sub>0</sub>) por un coeficiente de cultivo (K<sub>C</sub>). La FAO recomienda utilizar la ecuación de Penman-Monteith, reconocida a nivel global como el método estándar, para calcular ET<sub>0</sub>. Por otro lado, el K<sub>C</sub> depende, entre otras variables, de la cantidad de cobertura y la etapa de desarrollo del cultivo, así que constituye una gran herramienta para la planificación del riego en periodos mayores a un día (Allen *et al.*, 1998). De forma experimental, el cálculo de ET<sub>C</sub> puede realizarse usando métodos como lisímetros de pesada (López *et al.*, 2012) o técnicas de covarianza de vórtices (*Eddy Covariance*, EC) Rodríguez *et al.* (2010), entre otros. Sin embargo, tales métodos solo proporcionan valores puntuales que por lo regular se extrapolan a nivel de parcela sin las bases necesarias para corroborar que el cultivo responde de forma adecuada.

Así, resulta conveniente aprovechar la información exhaustiva espacialmente proporcionada por sensores remotos, de manera específica, plataformas con imágenes de satélite de acceso libre, ya que permite monitorear el crecimiento de la vegetación mediante relaciones empíricas o teóricas que relacionan las variables biofísicas con los índices de vegetación (IV) (Paz *et al.*, 2015; Pôças *et al.*, 2020;). Consoli y Vanella (2014) señalan que las herramientas de sensores remotos o teledetección para estimar  $ET_C$  se han desarrollado desde dos enfoques. El primero es el método de balance de energía de la superficie terrestre, que utiliza los IV derivados de la reflectancia del dosel y la temperatura de la superficie medida con una banda de infrarrojo térmico, y el segundo relaciona de forma directa el  $K_C$  con los IV.

En la zona de interés, este segundo enfoque se estudió por Er-Raki *et al.* (2013) con resultados satisfactorios. Pero, aún existe la necesidad de calibrar los modelos generados con experimentos de larga duración. El objetivo de este trabajo es generar un modelo que, mediante el NDVI obtenido de imágenes satelitales Sentinel-2, permita estimar el  $K_C$  y, en consecuencia, la  $ET_C$  de vid de mesa en la Costa de Hermosillo, en dos ciclos de producción (2018 y 2019), así como validar el modelo generado con mediciones de EC.

## **1.4. MATERIALES Y MÉTODOS**

### **1.4.1. Área de estudio**

Este estudio se realizó durante 2018 y 2019 en un predio de uva de mesa (*Vitis vinifera* L.) con una superficie de 106 ha, ubicado en la Costa de Hermosillo, Sonora, México ( $28^{\circ}54'42.72''$  N;  $111^{\circ}18'32.42''$  O; 100 m s. n. m.). Para consultar las características de esta zona se recomienda consultar los trabajos de Rodríguez *et al.* (2010) y Er-Raki *et al.* (2013). En el predio estudiado la distancia entre surcos fue de 3.8 m y entre plantas varia de 1.0 a 1.6 m, con guías conducidas

mediante el sistema de pérgolas. El riego se aplicó mediante un sistema de riego por goteo, con emisores separados a una distancia de 0.5 m, un gasto máximo de 2.5 l h<sup>-1</sup> y cuyo coeficiente de uniformidad, evaluado en 2018, fue de 92 %. El año de plantación y las variedades establecidas en cada parcela se muestran en el Cuadro 1.1, mientras que la ubicación del área de estudio se presenta en la Figura 1.1.

Cuadro 1.1. Año de plantación, cultivar establecido y parcelas plantadas.

Año	Cultivar	Parcelas	Año	Cultivar	Parcelas
1999	Flame	A1, A2, B1, B2	2012	Perlette	A3 y B3
2001	Perlette	A4, B4	2013	Flame	C2 <sup>+</sup> , C3 <sup>+</sup> , C5 y C6
2005	Flame	A5, A6, B5 y B6	2015	Sugraone	D6, D7 y D8
2010	Summer Royal	C4	2016	Sugraone	C7 y C8
2012	Sugraone	D1, D2, D3, D4 y D5			

<sup>+</sup>Los cuadros de plantación C2 y C3 tienen una superficie de 3 ha, el resto de 4 ha.

#### 1.4.2. Procesamiento de imágenes satelitales

Se analizaron imágenes satelitales Sentinel-2, 48 en 2018 y 43 en 2019. Estas se descargaron en formato GeoTIFF con nivel de procesamiento 1C, el cual no incluye la corrección atmosférica, de la plataforma <https://earthexplorer.usgs.gov/> propiedad del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés). Posteriormente, se realizó la corrección atmosférica con el *software* Qgis versión 3.8.2, que utiliza la técnica de sustracción de objetos oscuros (Chavez,

1996). A continuación, para extraer los polígonos de interés y calcular el NDVI de cada imagen se desarrollaron 2 *scripts* en Python® versión 3.8.

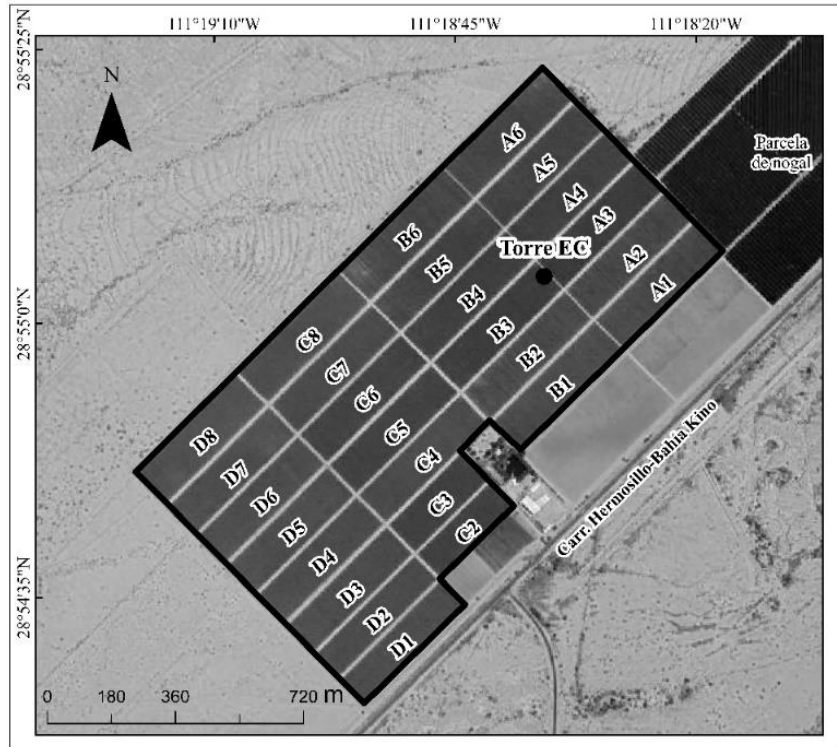


Figura 1.1 Delimitación del sitio experimental, identificación de las parcelas y ubicación de la torre de EC.

El NDVI (Rouse *et al.*, 1974) se calculó mediante la Ecuación 1.

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \dots \dots \dots (1)$$

donde: NDVI es el índice de vegetación de diferencias normalizadas (adimensional); NIR es la reflectancia en la banda del infrarrojo (%); y R es la reflectancia en la banda del rojo (%). De acuerdo con las bandas de información que contienen las imágenes Sentinel-2, B8 corresponde a la banda NIR y B4 a la banda R, ambas con una resolución espacial de 10 m. Finalmente, se obtuvo el NDVI de la parcela B3 a nivel diario, con una interpolación lineal.

### 1.4.3. Datos micrometeorológicos

Las variables meteorológicas se obtuvieron con una torre instrumentada de 6.0 m de altura, situada a 400 m dentro del campo de cultivo en la dirección del viento dominante, de manera que las condiciones de “*fetch*” demandadas por el método de EC se cumplen (Rodríguez *et al.*, 2010). Se midieron las siguientes variables: radiación neta ( $R_n$ ,  $W m^{-2}$ ) con un radiómetro neto (CNR4, Keppel and Zonen, Inc., Delft, Holanda) colocado a 5.2 m de altura; flujo de calor sensible ( $H$ ,  $W m^{-2}$ ) con un anemómetro sónico (Gill Instruments Limited, Lymington, Hampshire, EE. UU.); flujo de calor latente ( $LE$ ,  $W m^{-2}$ ) con un IRGA 7500RS (LI-COR, Lincoln, Nebraska, EE.UU.) y A. sónico (Gill Instruments Limited); velocidad ( $m s^{-1}$ ) y dirección del viento (grados) con un Anemómetro 5103 (Young, Campbell Scientific, Inc., Logan, Utah, EE.UU.) los tres instrumentos colocados a 6 m de altura; precipitación (mm) con un Pluviómetro (Texas Electronics Inc. Dallas, Texas, EE. UU.) colocado a 4 m de altura; temperatura ( $^{\circ}C$ ) y humedad del aire (%) con un HMP 60 (Vaisala, Inc., Woburn, MA, EE.UU.) colocado a 2.5 m de altura; y riego (mm) con un pluviómetro (Texas Electronics Inc. Dallas, Texas, EE. UU.) colocado a 0.4 m de altura.

Las variables turbulentas se midieron a una frecuencia de 20 Hz, los datos reunidos se almacenaron con el sistema GHG de LI-COR, para después crear archivos cada 30 minutos. Por otro lado, los datos meteorológicos se midieron a un intervalo de 10 segundos y se guardaron como promedio cada 10 minutos. Los datos de las variables turbulentas se procesaron utilizando el programa EddyPro (Burba, 2013). Por último, para calcular la evapotranspiración y el flujo de calor sensible, fue necesario efectuar un postproceso de la información recopilada con la finalidad de corregir errores o datos faltantes (The Max Planck Institute for Biogeochemistry, 2020; <http://www.bgc-jena.mpg.de/REddyProc/brew/REddyProc.rhtml>). Los resultados finales se organizaron por día y por semana en el programa Excel.



#### 1.4.4. Evapotranspiración de referencia (ET<sub>0</sub>) y coeficiente de cultivo (K<sub>C</sub>)

ET<sub>0</sub> se calculó mediante el método Penman-Monteith FAO56, Allen *et al.* (1998), usando la Ecuación 2:

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2(e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \dots \dots \dots (2)$$

donde: ET<sub>0</sub> es la evapotranspiración de referencia (mm día<sup>-1</sup>), R<sub>n</sub> es la radiación neta (MJ m<sup>-2</sup> día<sup>-1</sup>), G es el flujo de calor del suelo (MJ m<sup>-2</sup> día<sup>-1</sup>), T es la temperatura promedio diaria del aire (°C), Δ es la pendiente de la curva de presión a saturación a la temperatura T (kPa °C<sup>-1</sup>), γ es la constante psicrométrica (kPa °C<sup>-1</sup>), e<sub>s</sub> es la presión de saturación del vapor a temperatura T (kPa), e<sub>a</sub> es la presión de vapor promedio diario (kPa) y u<sub>2</sub> es la velocidad promedio diaria del viento a 2 m de elevación sobre el terreno (m s<sup>-1</sup>).

El coeficiente de cultivo (K<sub>C</sub>), obtenido a nivel diario, se determinó con la Ecuación 3 (Doorenbos y Pruitt, 1977):

$$K_C = \frac{ET_C}{ET_0} \dots \dots \dots (3)$$

donde: ET<sub>C</sub> es la evapotranspiración del cultivo (ET<sub>C</sub> medida por el método de EC, mm día<sup>-1</sup>), y ET<sub>0</sub> es la evapotranspiración de referencia (mm día<sup>-1</sup>).

Adicionalmente, se aplicó la Ecuación 4 para estimar la ET<sub>C</sub> del periodo marzo-junio y anual.

$$ET_{CEST} = \sum_{d=1}^n ET_0 * K_{CNDVI} \dots \dots \dots (4)$$

donde: ET<sub>CEST</sub> es la evapotranspiración estimada del cultivo (mm), ET<sub>0</sub> es la evapotranspiración de referencia diaria (mm día<sup>-1</sup>), y K<sub>CNDVI</sub> es el K<sub>C</sub> derivado del modelo obtenido (Figura 1.3).

#### 1.4.5. Análisis estadístico

Se utilizaron dos parámetros de eficiencia estadística. El coeficiente de determinación ( $R^2$ ), el cual indica la capacidad de un modelo para replicar sus resultados (Ecuación 5) y el cuadrado medio del error (CME), el cual mide la variación de los valores calculados respecto a los observados (Ecuación 6).

$$R^2 = \frac{\left(\sum y_i^2 - \left[\frac{(\sum y_i)^2}{n}\right]\right) - \sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\left(\sum y_i^2 - \left[\frac{(\sum y_i)^2}{n}\right]\right)} \dots \dots \dots (5)$$

$$CME = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2\right)^{\frac{1}{2}} \dots \dots \dots (6)$$

donde;  $y_i$ =i-esima observación de la variable y,  $\hat{y}$ = valor estimado de la variable y, n=número de observaciones.

### 1.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

#### 1.5.1. Generación del modelo

La evolución temporal del  $K_C$  diario y del NDVI durante el año 2018 se muestra en la Figura 1.2. En ésta se observa que el NDVI crece conforme se incrementa la cantidad de follaje hasta alcanzar valores máximos, cuando el cultivo alcanza la máxima cobertura. En este trabajo los valores más altos de NDVI se encontraron en los días julianos (Dj) 175 (0.83) y 130 (0.82), mientras que los más bajos se obtuvieron en los Dj 40 (0.23) y 25 (0.16) en 2018 y 2019, respectivamente. Entre los Dj 122 y 245 se observan disminuciones en el NDVI provocados por la poda mecánica, Er-Raki *et al.* (2013) y Campos *et al.* (2010) observaron el mismo fenómeno. En la misma figura se aprecia que hacia el fin de año el NDVI disminuye, pero tal disminución es más lenta que en el caso del  $K_C$ . Esto se explica porque la temperatura promedio en noviembre y diciembre es 18.5 y

14.8 °C, lo cual provoca que el follaje se mantenga, y sea necesario aplicar un defoliante para que el cultivo entre en latencia; sin embargo, este follaje es poco activo. Prueba de ello es que el  $K_C$  sigue disminuyendo después del Dj 330, fecha en que se aplicó una lámina de riego de 14.5 mm que provocó un leve reverdecimiento del follaje, reflejado en el incremento del NDVI, en el trabajo de Er-Raki *et al.*, (2013) también se observa ese fenómeno. Asimismo, de acuerdo con Jiang *et al.*, (2006) en esta temporada el NDVI se puede estar sobreestimando debido al alargamiento de las sombras provocado por la mayor inclinación en el ángulo cenital.

Los valores diarios de  $K_C$  siguen una tendencia similar al NDVI, sin embargo, se ha observado que la lluvia incrementa los valores de  $K_C$  debido a la mayor evaporación del suelo (Choundhury *et al.*, 1994; Allen *et al.*, 1998; López *et al.*, 2012;). Al respecto, Rodríguez *et al.*, (2010) señalan que después de algunos días se vuelven a tener valores similares a los días previos al evento de precipitación. Por esta condición, para generar y validar el modelo, no se utilizaron los valores de  $K_C$ , ni de NDVI interpolado, un día antes y dos días después de la lluvia. De acuerdo con Cuesta *et al.* (2005), este procedimiento se basa en la relación de tipo lineal que existe entre el NDVI y el coeficiente basal del cultivo ( $K_{Cb}$ ). El modelo se generó con los datos de  $K_C$  y NDVI del año 2018 y se validó con datos de 2019.

Cuesta *et al.*, (2005) y Consoli y Barbagallo (2012) encontraron que la relación entre el  $K_C$  y el NDVI es de tipo lineal. Por ello, con los valores de NDVI y de  $K_C$  no influenciados por la lluvia se obtuvo una regresión lineal forzada a través del origen (Figura 1.3). Generando así el modelo para obtener el  $K_C$  en función del NDVI. Al  $K_C$  obtenido mediante el modelo ( $K_{CNDVI} = 0.8853(NDVI)$ ) se le identificará como  $K_{CNDVI}$  y al obtenido a partir de la Ecuación 4, medido con el sistema EC, se denominará  $K_C$ .

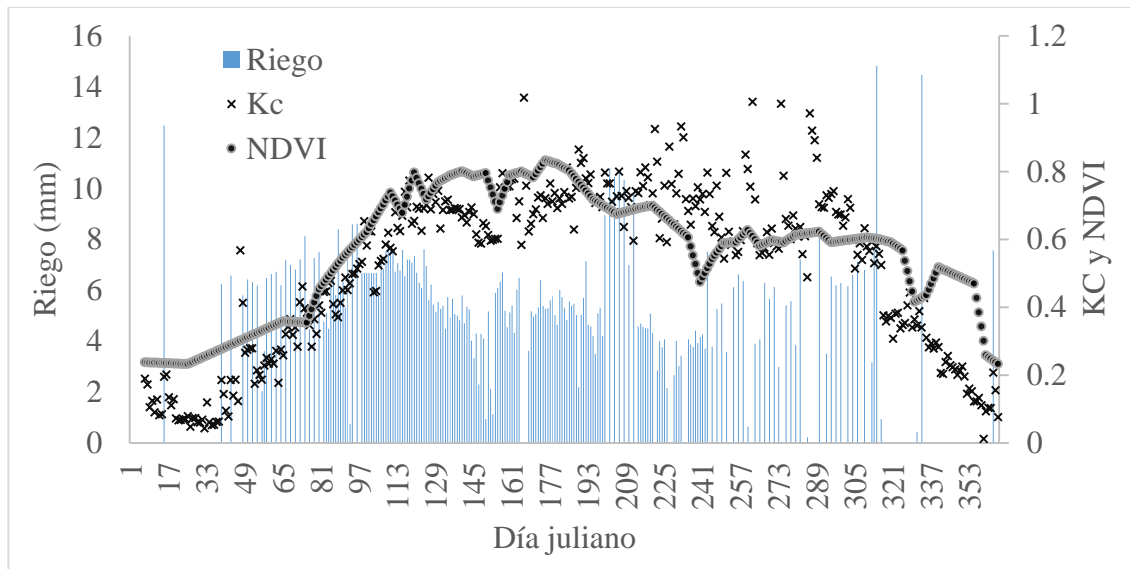


Figura 1.2. Riego y evolución del  $K_c$  y del NDVI, interpolado a nivel diario, de la parcela B3 durante el año 2018.

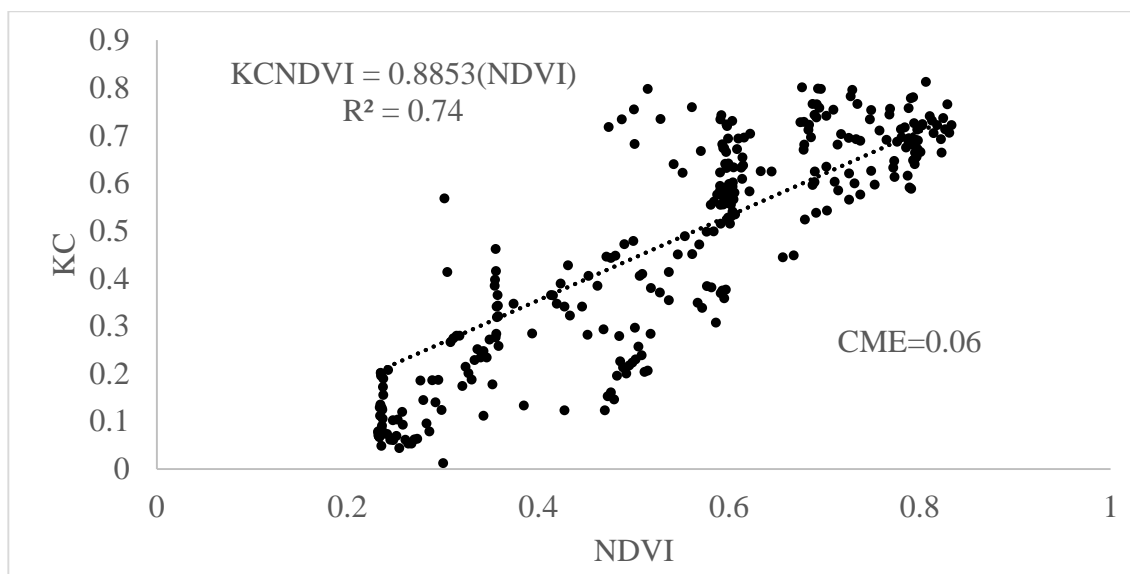


Figura 1.3. Relación entre el  $K_C$  y el NDVI.

El  $R^2 = 0.74$  encontrado en este estudio fue menor al  $R^2 = 0.96$  reportado por Campos *et al.* (2010) y mayor al  $R^2 = 0.63$  obtenido por Er-Raki *et al.* (2013). Tales diferencias se deben probablemente a las condiciones en que se realizaron dichos estudios. En el caso de Campos *et al.* (2010) solo se

relacionaron 9 datos de coeficiente basal del cultivo ( $K_{Cb}$ ) con 9 datos de NDVI calculado de imágenes Landsat 5 obtenidas en el periodo de máximo desarrollo del cultivo, comprendido entre los Dj 126 a 270. El menor ajuste obtenido por Er-Raki *et al.* (2013) puede atribuirse a las mediciones de reflectancia para calcular el NDVI, ya que éstas las realizaron a una altura aproximada de 3 m sobre la superficie de suelo, siendo la vid un cultivo de porte alto (alrededor de 2.25 m), el área de medición del radiómetro manual sobre el dosel del cultivo se limitó, por lo que las diferencias en los valores de  $R^2$  pueden ser resultado de un problema de escala.

### 1.5.2. Validación del modelo

Para la validación, se aplicó el modelo generado (Figura 1.3) a los datos de NDVI del año 2019. En la Figura 1.4 se muestra la relación obtenida entre los valores de  $K_{CNDVI}$  y de  $K_C$ , la cual presenta una  $R^2 = 0.75$ , un CME = 0.11 y una pendiente cercana a la unidad (0.8838). El  $K_{CNDVI}$  obtenido con los datos de NDVI interpolado de 2019 se multiplica por la  $ET_0$  del día correspondiente para estimar la  $ET_C$  mediante el modelo. En lo consiguiente se denominará  $ET_C$  a la variable medida con el sistema EC y  $ET_{CEST}$  al resultado de multiplicar el  $K_{CNDVI}$ , generado con el modelo, por la  $ET_0$ . En la Figura 1.5 se observa que la relación entre  $ET_C$  y  $ET_{CEST}$  presenta una  $R^2$  de 0.92 y un CME de  $0.67 \text{ mm día}^{-1}$ .

Al comparar las  $R^2$  de la Figura 1.4 y la Figura 1.5 se observa un mayor ajuste en la segunda relación, a pesar de que en ambas relaciones se usaron los mismos valores de NDVI. Choudhury *et al.* (1994) encontraron una mejor relación entre el índice de área foliar (IAF) y la  $ET_C$  que, entre el IAF y el  $K_C$ , debido a las variaciones en la evaporación del suelo. Dado que los valores de NDVI se relacionaron de forma directa con el IAF del cultivo, la relación entre el  $K_C$  y el  $K_{CNDVI}$  tuvo

menor grado de ajuste que la relación entre la  $ET_C$  y la  $ET_{CEST}$ , arrojando los mayores valores de  $R^2$  en la última relación.

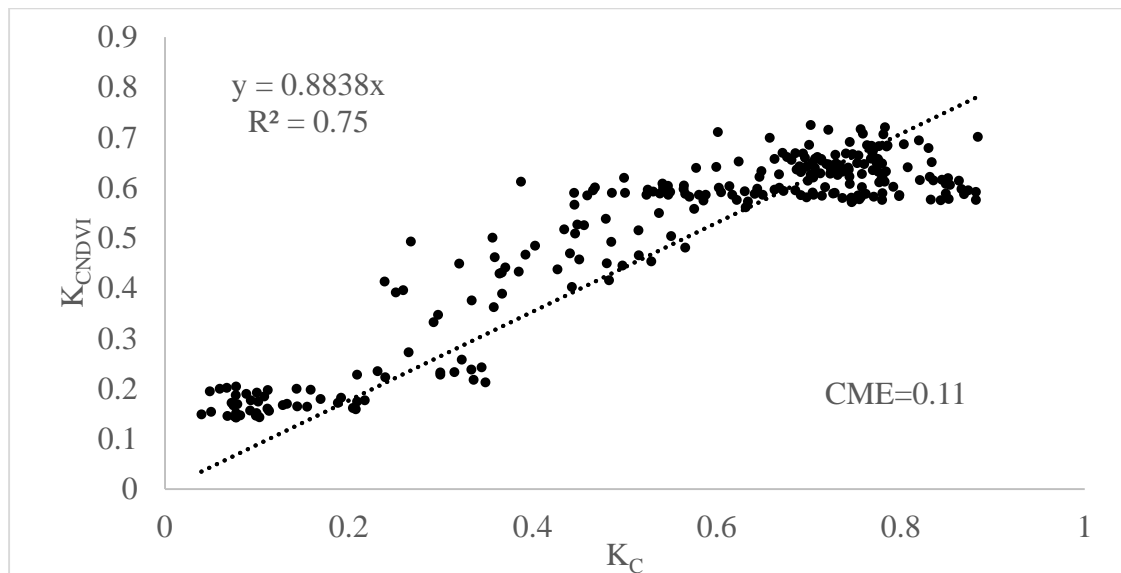


Figura 1.4. Relación entre el  $K_C$  medido con el método de EC vs el  $K_{CNDVI}$ .

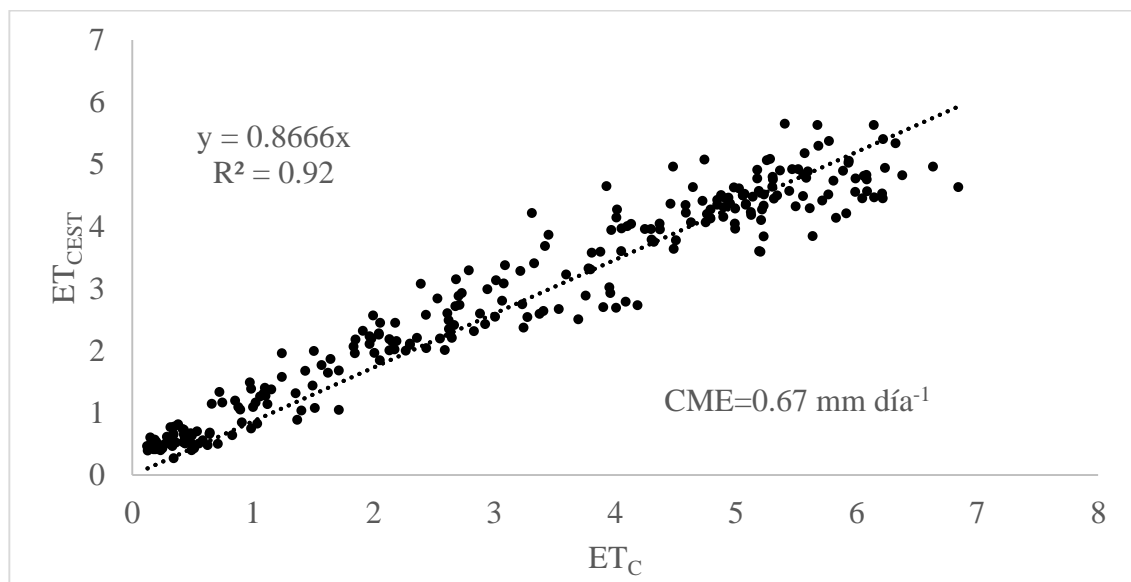


Figura 1.5. Relación entre la  $ET_C$  y la  $ET_{CEST}$ , año 2019.

### 2.5.3. Comparación entre datos medidos y estimados con el modelo

En el Cuadro 1.2 se presentan los valores mensuales de riego,  $ET_0$ ,  $ET_C$ ,  $ET_{CEST}$  y lluvia, y los promedios mensuales de  $K_C$  y  $K_{CNDVI}$  de la parcela B3, incluyendo los datos que recibieron influencia de la lluvia. Los valores de  $ET_0$  se encuentran alrededor de los 1800 mm año<sup>-1</sup>, característico de los climas semiáridos (Er-Raki *et al.*, 2013). En cuanto a los valores extremos de  $ET_0$ , los valores mínimos se obtuvieron en invierno (1.47 mm día<sup>-1</sup> en 2018 y 0.97 mm día<sup>-1</sup> en 2019) y los máximos en verano (9.05 mm día<sup>-1</sup> en 2018 y 9.62 en 2019). Er-Raki *et al.* (2013) observaron valores mínimos de  $ET_0$  en invierno y otoño (2 mm día<sup>-1</sup>) y máximos en verano (8.5 mm día<sup>-1</sup> en 2005 y 9.5 mm día<sup>-1</sup> en 2006).

Con respecto a la  $ET_C$ , en 2018 el promedio de  $ET_C$  fue de 3.02 mm día<sup>-1</sup> y en 2019 de 3.2 mm día<sup>-1</sup>, mientras que el promedio de  $ET_0$  fue de 5.3 y 4.9 mm día<sup>-1</sup>, de manera que la  $ET_C$  representó 57.1 y 64 % de la  $ET_0$ . Zermeño *et al.*, (2017) explicaron esa diferencia por la cobertura parcial del cultivo. En cuanto a los valores de  $ET_C$ , Rodríguez *et al.*, (2010) observaron valores máximos de 5 mm día<sup>-1</sup>, mientras que en este estudio se encontraron valores máximos, durante el verano, de 6.44 mm día<sup>-1</sup> en 2018 y 7.74 mm día<sup>-1</sup> en 2019. En general los valores de  $K_C$  y  $ET_C$  obtenidos por estos autores difieren de los reportados en el Cuadro 1.2, a pesar de que ambos estudios se realizaron en la misma zona y utilizando el mismo método. Una diferencia importante fue la frecuencia de medición, en este caso se midió a una frecuencia de 20 Hz mientras que Rodríguez *et al.*, (2010) midieron a una frecuencia de 10 Hz. Allen *et al.*, (2011) mencionan que las mediciones con el sistema EC se realizan a una frecuencia de entre 5 y 20 Hz, siendo 10 Hz la más común, por lo que la frecuencia de medición no es una explicación satisfactoria ante las diferencias encontradas.

Cuadro 1.2. Valores mensuales de riego,  $ET_0$ ,  $ET_C$ ,  $ET_{CEST}$  y promedios mensuales de  $K_C$  y  $K_{CNDVI}$ .

Mes	Riego (mm)		$ET_0$ (mm)		$ET_C$ (mm)		$ET_{CEST}$ (mm)		$K_C$		$K_{CNDVI}$	
	2018	2019	2018	2019	2018	2019	2018	2019	2018	2019	2018	2019
1	12	29	92	87	9	15	19	15	0.10	0.21	0.17	0.17
2	50	29	99	94	17	17	26	18	0.18	0.18	0.26	0.19
3	130	72	165	144	59	56	61	52	0.36	0.39	0.37	0.35
4	192	125	214	185	124	115	126	109	0.58	0.62	0.59	0.59
5	158	157	239	200	162	151	164	135	0.68	0.75	0.69	0.68
6	139	121	235	227	165	165	163	147	0.71	0.73	0.70	0.65
7	157	131	221	218	163	177	142	132	0.74	0.81	0.64	0.60
8	102	80	186	200	141	160	104	122	0.75	0.80	0.56	0.61
9	67	63	169	149	109	121	88	85	0.65	0.82	0.52	0.57
10	66	74	121	135	85	98	65	79	0.71	0.73	0.54	0.58
11	55	58	93	96	42	53	46	59	0.45	0.55	0.49	0.61
12	8	6	79	82	14	37	40	36	0.19	0.45	0.38	0.47
Total	1135	944	1912	1819	1090	1164	1044	989				

Los  $K_C$  presentados en el Cuadro 1.2 son inferiores, durante la etapa de crecimiento y desarrollo, a los 0.30, 0.85 y 0.45, reportados por Allen *et al.* (1998), evidencia del efecto del riego por goteo, que provoca una reducción en la evaporación del suelo (Consoli y Vanella, 2014). Asimismo, se observa que entre temporadas consecutivas los valores de  $K_C$  son diferentes, tal efecto fue observado por López *et al.* (2012), quienes obtuvieron valores de  $K_C$  de 0.75, 0.60 y 0.72 en la temporada de enero a cosecha (agosto-septiembre), utilizando un lisímetro de pesada en cv.



Tempranillo durante 2007, 2008 y 2009. Tal diferencia con este estudio se explica por la cantidad de cobertura, mientras que la uva de mesa requiere interceptar la mayor cantidad de radiación, en la uva destinada a la producción de vino se debe limitar la cobertura para incrementar la calidad. Por otra parte, Zermeño *et al.* (2017) reportaron valores de  $K_C$  mayores a 1 en el periodo de mayo a agosto, en uva para vino cv Shiraz. Pero, ellos multiplicaron la  $ET_0$  por el factor de cobertura del cultivo antes de aplicar la Ecuación 3, razón por la cual sus valores de  $K_C$  fueron mayores a los de este estudio, en el cual solo se registraron 6 datos de  $K_C$  mayores a 1 en los dos años estudiados. Estos valores se obtuvieron durante la temporada de lluvias, en la cual se presentó una disminución de la  $ET_0$  o un incremento de la  $ET_C$  debido a la mayor evaporación del suelo, tal como observaron Consoli y Barbagallo (2012).

En cuanto a los datos modelados, la variación de la  $ET_{CEST}$  es congruente con las fluctuaciones de la  $ET_C$  medida. Sin embargo, contemplando las condiciones climáticas y la fenología del cultivo se pueden definir 4 tendencias claras de los datos estimados con el modelo (Cuadro 1.3) a lo largo del año. (i) Sobrestimación (enero-febrero). En esta temporada el NDVI depende directamente de las características del suelo y los restos de la poda invernal, por lo que el  $K_{CNDVI}$  es mayor que el  $K_C$  medido, tal efecto se aprecia solo en 2018 ya que en 2019 se presentaron lluvias que incrementaron la  $ET_C$ , debido a la mayor evaporación del suelo (Allen *et al.*, 1998; Consoli y Barbagallo, 2012), y por lo tanto el  $K_C$ . (ii) Ajuste adecuado (marzo-junio). Por ser la temporada más seca del año, se analizó la mayor cantidad de imágenes libres de nubosidad, de manera que en la mayor parte de este periodo se analizó una imagen cada 5 días, requisito para estimar la  $ET_C$  con una precisión del 80% (Alfieri *et al.*, 2017). Este periodo es muy importante, ya que debido al rápido crecimiento del follaje se suele aportar mayor agua de la requerida. (iii) Subestimación (julio-octubre). Debido a la menor cantidad de imágenes disponibles por la temporada de lluvias

y a la saturación del NDVI (Er-Raki *et al.*, 2013). A pesar de que el cultivo continúa desarrollando follaje, e incrementando la evapotranspiración, el NDVI no lo detecta, de manera que los valores de  $K_{CNDVI}$  y, en consecuencia, de  $ET_{CEST}$  son menores que el  $K_C$  y la  $ET_C$  medidos.

Cuadro 1.3.  $ET_C$ ,  $ET_{CEST}$ , diferencia entre  $ET_C$  y  $ET_{CEST}$ , número de imágenes analizadas y precipitación en los 4 periodos de desempeño del modelo.

Periodo		Ene -feb	Mar-jun	Jul-oct	Nov-dic	Total
$ET_C$ (mm)	2018	26	510	498	57	1090
$ET_{CEST}$ (mm)	2018	45	514	399	86	1044
$ET_C$ (mm)	2019	32	487	556	90	1164
$ET_{CEST}$ (mm)	2019	33	443	418	95	989
$ET_C-ET_{CEST}$	2018	-19	-4	99	-29	
mm)	2019	-1	44	138	-5	
$ET_C-ET_{CEST}$ (%)	2018	73	0.8	20	51	
	2019	3	9	25	5	
Imágenes	2018	3	20	17	9	49
analizadas	2019	6	18	12	7	43
Precipitación	2018	0	6	230	0	236
(mm)	2019	10	6	83	161	260

Adicionalmente, en el Cuadro 1.3 se observa una mayor diferencia entre la  $ET_C$  y la  $ET_{CEST}$  en 2019, ya que, en este año, durante los meses de agosto y septiembre, se presentaron dos periodos consecutivos de 20 y 25 días sin imágenes disponibles que provocaron un efecto directo en los bajos valores de  $ET_{CEST}$ . (iv) Sobreestimación (noviembre-diciembre). Debido a la senescencia las

hojas se reducen su tasa evapotranspirativa, sin embargo, el NDVI no es capaz de percibir tales cambios, Knipper *et al.* (2019) por lo que se obtienen valores de  $K_{CNDVI}$  altos. En 2019 durante este periodo se presentaron lluvias, por lo que el efecto es menos evidente que en 2018.

#### 1.5.4. Evapotranspiración a nivel de predio

En la Figura 1.6 se presenta el mapa de  $ET_{CEST}$  para el periodo marzo-junio del 2019 y en la Figura 1.7 la  $ET_{CEST}$  anual. Para ello se utilizaron los mapas de  $K_{CNDVI}$  (48 de 2018 y 43 de 2019) obtenidos al aplicar el modelo generado (Figura 1.3). Estos mapas se multiplicaron por la  $ET_0$  diaria, utilizando el mapa de  $K_{CNDVI}$  desde un día después de la fecha de toma de la imagen hasta la fecha de toma de la siguiente imagen disponible. Los mapas diarios de  $ET_{CEST}$  se utilizaron para obtener la  $ET_{CEST}$  del periodo de interés utilizando la Ecuación 4.

Durante el periodo marzo-junio, en la parcela B3, el promedio de NDVI fue de 0.63 con variaciones de 0.55 a 0.67. Asimismo, el  $K_{CNDVI}$  varió de 0.49 a 0.59 con un promedio de 0.56. Por otra parte, la  $ET_{CEST}$  presentó un valor medio de 399 mm con un rango de 351 a 422 mm. Comparando el valor promedio de  $ET_{CEST}$  con el dato de  $ET_C$  reportado en el Cuadro 1.3 para el mismo periodo (marzo-junio en que se presentó el mejor ajuste del modelo) se observa que existió una subestimación de 88 mm (18%).

Para los datos anuales de  $ET_{CEST}$  (Figura 1.7), de la parcela B, la lámina evapotranspirada promedio en 2019 fue de 990 mm con variaciones de 887 a 1046 mm, el valor promedio fue menor a la  $ET_C$  medida (Cuadro 1.3) en 174 mm (15%). En la misma figura se observa que las parcelas A1, A2, A6, B1, B2, B5, B6, C7, D6, D7 y D8 presentaron las zonas con valores de  $ET_{CEST}$  más contrastantes en 2018, de las cuales se observa una disminución en 2019, sin embargo, el patrón se mantiene. De acuerdo con Knipper *et al.* (2018) este tipo de mapas permiten identificar áreas

con estrés por riego deficiente, nutrición, mal funcionamiento en el sistema de riego u otro estrés ambiental. Sin embargo, Knipper *et al.* (2019) mencionan que las estimaciones de  $ET_C$  basadas en el NDVI no distinguen de forma apropiada la diversidad espacial debido a su lenta respuesta ante los indicadores de estrés, además de que las condiciones reales del dosel solo están disponibles durante la toma de la imagen.

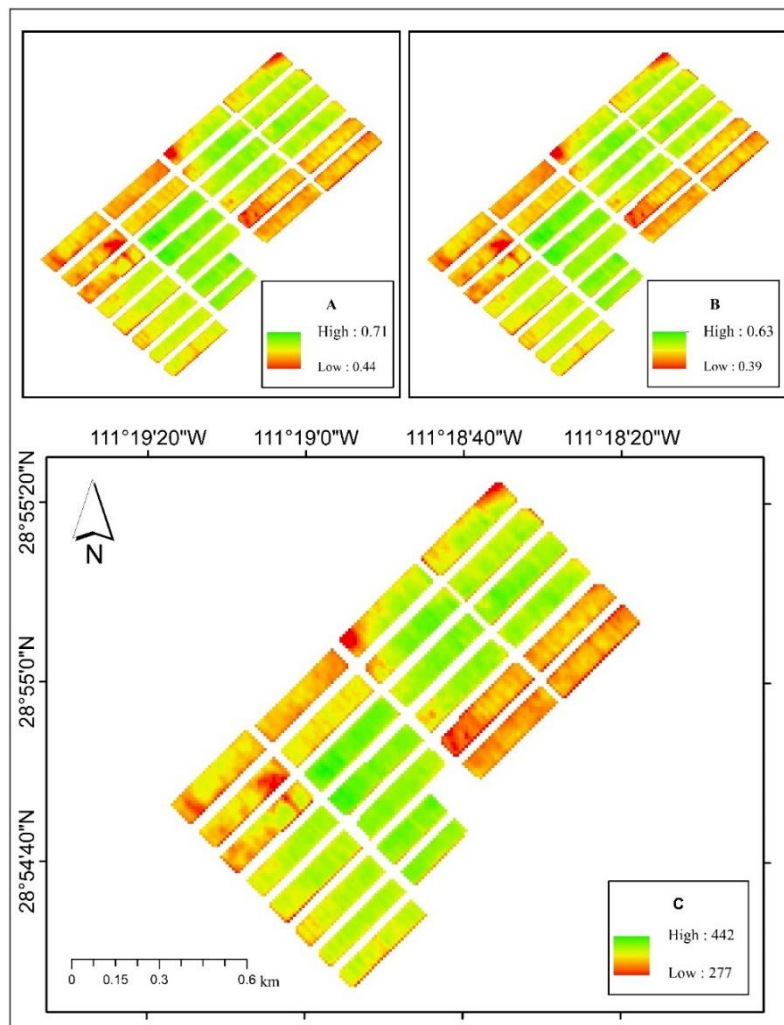


Figura 1.6. A representan el promedio de NDVI y B el promedio de  $K_{CNDVI}$  del periodo marzo – junio. C es la  $ET_{CEST}$  del mismo periodo.

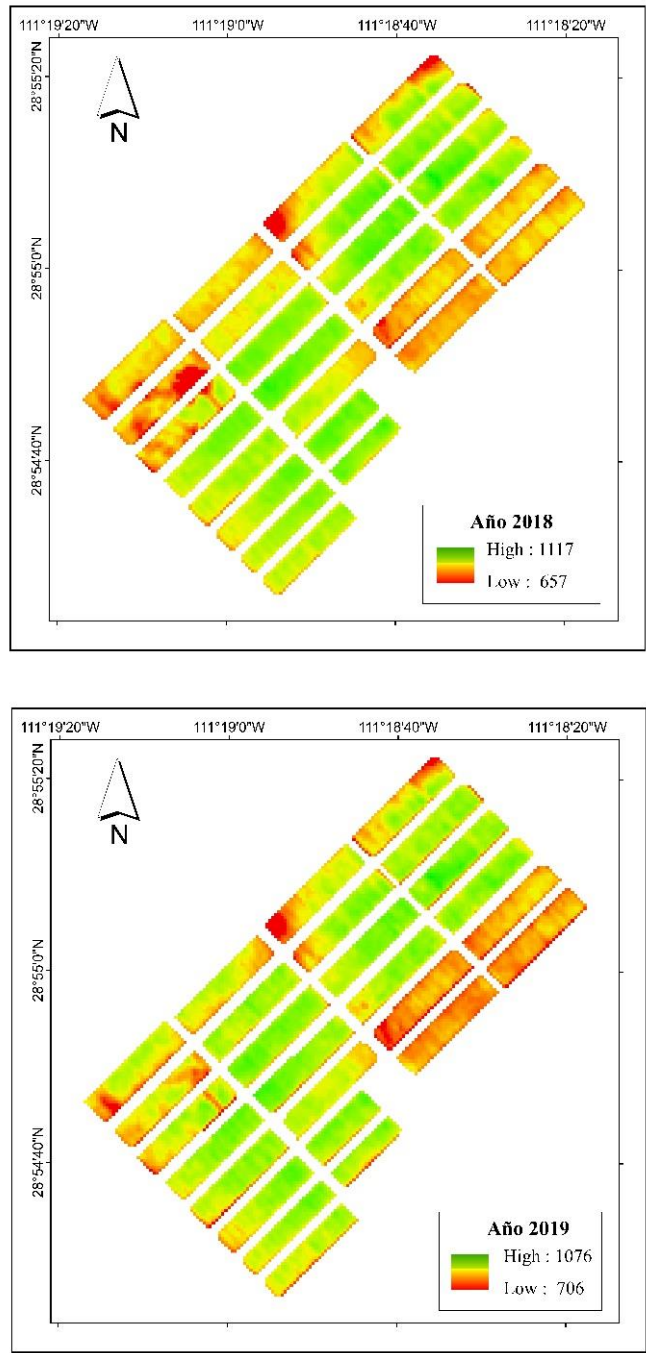


Figura 1.7. Mapas de evapotranspiración estimada a nivel de predio.

### 1.6. CONCLUSIONES

La metodología propuesta para estimar el valor del coeficiente de cultivo, en función del valor del NDVI interpolado a nivel diario, subestimó ligeramente la evapotranspiración del cultivo anual

respecto a la medida utilizando el método de covarianza de vórtices en 11.3% en 2019, con una mínima y máxima subestimación en primavera y verano respectivamente; por lo que se considera que es adecuada para este propósito. Con la estimación de la  $ET_C$  a nivel de predio la subestimación se incrementó a 15%, sin embargo, ofrece la ventaja de que es aplicable a grandes extensiones de áreas cultivadas (un distrito de riego completo, por ejemplo).

El método propuesto estima con precisión adecuada la evapotranspiración del cultivo, con una resolución temporal de 5 a 10 días dependiendo de la disponibilidad de imágenes. De manera que, mediante la interpolación de esos datos a nivel diario, se puede estimar la evapotranspiración del cultivo haciendo posible definir cuándo y cuánto regar en cada parcela, incluso de manera diferenciada a nivel de píxel, lo que contribuye a hacer un uso eficiente del agua. Finalmente, la mejor funcionalidad del modelo ocurre en la estación de estiaje (primavera), durante la etapa de máxima desarrollo del cultivo y la contribución de la humedad de suelo a la evaporación de la superficie es baja por la alta cobertura es las uvas de mesa comparado con las uvas de vino.

## 1.7. LITERATURA CITADA

- Alfieri, J.G., M.G. Anderson, W. P. Kustas, and C. Cammalleri. 2017. Effect of the revisit interval and temporal upscaling methods on the accuracy of remotely sensed evapotranspiration estimates. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 21: 83–98.
- Allen, R. G., L. S. Pereira, D. Raes, and M. Smith. 1998. *Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop water requirements - FAO Irrigation and drainage paper 56*. Rome, Italy. ISBN 92-5-104219-5.
- Allen, R. G., L. S. Pereira, T. A. Howell, and M. E. Jensen. 2011. Evapotranspiration information reporting: I. Factors governing measurement accuracy. *Agric. Water Manage.* 98: 899-920.
- Burba, G. 2013. *Eddy covariance method for scientific, industrial, agricultural, and regulatory applications. A field book on measuring ecosystem gas Exchange and areal emissions rates*. LI-COR Biosciences. Lincoln, NE, USA.
- Campos, I., C.M.U. Neale, A. Calera, C. Balbotin, and J. González-Piqueras. 2010. Assessing satellite-bases basal crop coefficients for irrigated grapes (*Vitis vinífera* L.). *Agric. Water Manage.* 98: 45-54.

- Chavez, P. S. 1996. Image-based atmospheric corrections. Revisited and improved. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 62(9): 1025-1036.
- Choudhury, B.J., N. U. Ahmed, S. B. Idso, R.J. Reginato, and C. S. T. Daughtry. 1994. Relations between evaporation coefficients and vegetation indices studied by model simulations. *Remote Sens. Environ.* 50: 1–17.
- Consoli, S. and S. Barbagallo. 2012. Estimating water requirements of an irrigated mediterranean vineyard using a satellite-based approach. *J. Irrig. Drain Eng.* 138: 896-904.
- Consoli, S. and D. Vanella. 2014. Mapping crop evapotranspiration by integrating vegetation indices into a soil water balance model. *Agric. Water Manage.* 143: 71-81.
- Cuesta A., A. Montoro, A. M. Jochum, P. López, y A. Calera. 2005. Metodología operativa para la obtención del coeficiente de cultivo desde imágenes satelitales. *ITEA.* 101: 212-224.
- Doorenbos, J., and Pruitt, W.O. 1977. Guidelines for Predicting Crop Water Requirements FAO Irrigation and Drainage Paper 24. Food and Agriculture Organization of the United Nations.
- Er-Raki, S., J.C. Rodríguez, J. Garatuza-Payan, C. J. Watts, and A. Chehbouni. 2013. Determination of crop evapotranspiration of table grapes in a semi-arid region of Northwest Mexico using multi-spectral vegetation index. *Agric. Water Manage.* 122: 12-19.
- Hernández P., J. 2019. Desarrollo tecnológico e integración comercial de los productores agrícolas de la Costa de Hermosillo en la globalización. *Reg. Soc.* 31: 1-25.
- Jiang, Z., A.R. Huete, J. Chen, Y. Chen, L. Jing, G. Yan, and X. Zhang. 2006. Analysis of NDVI and scaled difference vegetation index retrievals of vegetation fraction. *Remote Sens. Environ.* 101: 366–378.
- Knipper, K.R., W. P. Kustas, M. C. Anderson, J. G. Alfieri, J. H. Prueger, C. R. Hain, F. Gao, Y. Yang, L.G. McKee, H. Nieto, E. H. Hipps, M. M. Alsina, and L. Sanchez. 2018. Evapotranspiration estimates derived using thermal-based satellite remote sensing and data fusion for irrigation management in California vineyards. *Irrig. Sci.* 37: 431–449.
- Knipper, K. R., W. P. Kustas, M. C. Anderson, M. M. Alsina, C. R. Hain, J. G. Alfieri, J. H. Prueger, F. Gao, L. G. McKee, and L. A. Sanchez. 2019. Using high-spatiotemporal thermal satellite ET retrievals for operational water use and stress monitoring in a California vineyard. *Remote Sens.* 11: 2124.
- López-Urrea, R., A. Montoro, F. Mañas, P. López-Fuster, and E. Fereres. 2012. Evapotranspiration and crop coefficients from lysimeter measurements of mature ‘Tempranillo’ wine grapes. *Agric. Water Manage.* 112: 13-20.
- Paz, F., E. Romero, E. Palacios, M. Bolaños, R. Valdez, y A. Aldrete. 2015. Alcances y limitaciones de los índices espectrales de la vegetación: análisis de índices de banda ancha. *Terra Latinoam.* 33: 27-49.
- Pôças, I., A. Calera, I. Campos, and M. Cunha. 2020. Remote sensing for estimating and mapping single and basal crop coefficients: A review on spectral vegetation indices approaches. *Agric. Water Manage.* 233: 106081.

- Rodríguez, J., J. Grageda, C. Watts, J. Garatuza-Payan, A. Castellanos-Villegas, J. Rodríguez-Casas, and V. Olavarrieta. 2010. Water use by perennial crops in the lower Sonora watershed. *J. J. Arid. Environ.* 74(5): 603-610.
- Rouse, J. W., R. H. Hass, J. A. Schell, D. W. Deering, and J. C. Harlan. 1974. Monitoring the vernal advancement and retrogradation of natural vegetation. NASA/GSFC, Type III, Final report, Greenbelt, MD. pp: 1-371.
- The Max Planck Institute for Biogeochemistry, 2020; <http://www.bgc-jena.mpg.de/REddyProc/brew/REddyProc.rhtml>. Fecha de consulta enero de 2020.
- Salazar, A. A., J. L. Moreno V., y A. N. Lutz L. 2012. Agricultura y manejo sustentable del acuífero de la Costa de Hermosillo. *Reg. Soc.* 3: 155-179.
- Zermeño-González, A., A. Melendres-Alvarez, L. Fuerte-Mosqueda, J. Munguia-López, y L. Ibarra-Jiménez. 2017. Tasa de evapotranspiración del cultivo de la vid y su relación con la de referencia del método FAO Penman-Monteith. *Agrociencia* 51: 1-12.



**CAPÍTULO II: ESTIMACIÓN DE LA FRACCIÓN DE COBERTURA VEGETAL Y  
CONTENIDO DE NITRÓGENO DEL DOSEL EN MAÍZ MEDIANTE SENSORES  
REMOTOS**

## **CAPÍTULO II: ESTIMACIÓN DE LA FRACCIÓN DE COBERTURA VEGETAL Y CONTENIDO DE NITRÓGENO DEL DOSEL EN MAÍZ MEDIANTE SENSORES**

### **REMOTOS**

#### **2.1. RESUMEN**

La eficiencia del uso de nitrógeno en la agricultura es muy baja, provocando problemas ambientales y baja productividad de los cultivos, por lo que conocer la distribución espacial y temporal de variables biofísicas que estimen su crecimiento, como la fracción de cobertura vegetal (FCV), y el contenido de nitrógeno del dosel (CND) aportará información valiosa para mejorar esta condición. El uso de imágenes satelitales de libre acceso, como las imágenes del satélite Sentinel-2 (S-2), puede facilitar esta tarea. Con base en lo anterior, se realizó un estudio en seis parcelas de maíz, cultivadas por productores de la zona de Texcoco de Mora, Estado de México, cuyo primer objetivo fue investigar la relación entre índices espectrales, estimados a partir de la reflectancia, medida con un radiómetro multiespectral a nivel de superficie y de imágenes S-2; con la FCV, estimada mediante fotografías digitales a través de la aplicación para celulares Canopeo. El segundo objetivo fue obtener un modelo lineal para estimar el CND a partir del análisis de diferentes índices espectrales. Se generaron dos modelos para estimar la FCV, a partir de la información radiométrica a nivel de superficie, la validación de estos arrojó un valor alto de  $R^2=0.92$  y un  $CME=7.3\%$  entre datos de FCV medidos y estimados; sin embargo, en el caso de los datos estimados con imágenes S-2 se obtuvieron valores más bajos de  $R^2=0.67$  y  $CME=17.6\%$ , lo cual se atribuyó a un posible efecto de la atmósfera, ya que el periodo de estudio coincidió con la temporada de lluvias. Finalmente, en el caso del CND, los mejores resultados se obtuvieron con el modelo generado a partir del  $CI_{Green}$ , con el cual se obtuvo un  $R^2$  de 0.91 y un  $CME$  de 0.63 g  $m^{-2}$ , al comparar el CND medido con relación al estimado.

**Palabras clave:** *índices espectrales (IE), Canopeo, Sentinel-2(S-2), radiómetro.*

## **2.2. ABSTRACT**

The efficiency of nitrogen use in agriculture is very low, causing environmental problems and low crop productivity, therefore, knowing the spatial and temporal distribution of biophysical variables such as the fractional vegetation cover (FVC) and the canopy nitrogen content (CNC) of the crops will provide valuable information to improve this condition. The use of freely accessible satellite imagery, such as Sentinel-2 (S-2) images, can facilitate this task. Due to the above, a study was carried out in six corn plots grown by producers in Texcoco de Mora, Estado de Mexico, whose first objective was to investigate the relationship between spectral indices, estimated from the reflectance measured with a multispectral radiometer at surface level and S-2 images, with FVC, estimated by digital photographs through the Canopeo mobile application. The second objective was to obtain a linear model that estimated the CNC from the analysis of different spectral indices. Two models were generated to estimate FVC, from the radiometric information at surface level, their validation yielded a high value of  $R^2=0.92$  and a  $RMSE=7.3\%$  between measured and estimated FVC data; however, in the case of the data estimated with S-2 images, lower values of  $R^2=0.67$  and  $RMSE=17.6\%$  were obtained, which was attributed to a possible effect of the atmosphere, since the study period coincided with the rainy season. Finally, to estimate the CNC, the best results were obtained with the model generated from  $Cl_{Green}$ , with which an  $R^2$  of 0.91 and a  $RMSE$  of  $0.63 \text{ g m}^{-2}$  were obtained, when comparing the CNC measured in relation to the estimate.

**Keywords:** *spectral indices, Canopeo, Sentinel-2 (S-2), radiometer.*

### 2.3. INTRODUCCIÓN

Fowler *et al.* (2013) reportaron que la industria de los fertilizantes, fija anualmente 120 millones de toneladas de nitrógeno reactivo. Según Raun y Johnson (1999) más del 50% de los fertilizantes nitrogenados producidos en 1995 se destinó a la producción de cereales, y señalan que estos cultivos tuvieron una eficiencia de uso de nitrógeno (EUN) del 33%. En ese sentido, Omara *et al.* (2019) señalan que en 2015 la EUN, por este grupo de cultivos, subió a 35% a nivel mundial, siendo EUA el país con la mayor EUN (41%) mientras que India fue el país con la menor EUN (21%). La baja EUN junto con la aplicación excesiva de fertilizantes nitrogenados son una constante amenaza para los ecosistemas y la salud de las personas, debido a las diferentes rutas y transformaciones que sigue el nitrógeno en su ciclo. De acuerdo con Berger *et al.* (2020), para disminuir los efectos negativos, estos fertilizantes se deben aplicar contemplando el rendimiento económico y ambiental óptimos. Para ello, es esencial monitorear el cultivo de forma extensiva y continua a través de variables biofísicas como la fracción de cobertura vegetal (FCV), y el contenido de nitrógeno del dosel (CND). Una de las formas de monitorear el nitrógeno en los cultivos es mediante análisis químicos, sin embargo, es una metodología destructiva, tardada y los resultados deben extrapolarse a toda la parcela. Como alternativa al análisis químico se han desarrollado metodologías para estimar el contenido de nitrógeno mediante diferentes índices espectrales (IE). Pero, no existen índices sensibles al nitrógeno, así que, para su estimación se utilizan índices sensibles a la clorofila, que se basan en la relación entre el contenido de clorofila y el contenido de nitrógeno. Una de las herramientas que aprovechan dicha relación para estimar el nitrógeno en los cultivos es el medidor portátil de clorofila o SPAD (Baret y Fourty, 1997). Los IE, según Reyniers *et al.* (2006), son combinaciones aritméticas simples que se enfocan en el contraste entre las firmas espectrales de la vegetación que se presenta en la parte del visible e

infrarrojo del espectro electromagnético. En particular; los IE sensibles a la clorofila utilizan la zona del borde rojo (*red edge*), ubicada entre los 680 y 750 nm, los cuales se han empleado para estimar el CND debido a que dicha zona se relaciona de forma directa con el contenido de clorofila; además, no presenta efectos por las variaciones en la cobertura (Horler *et al.*, 1983). El éxito de las metodologías basadas en el uso de IE para estimar el CND, se debe a que la absorción de energía electromagnética ocasionada por la clorofila, proporciona el vínculo necesario entre las observaciones realizadas por los sensores remotos y las variables relacionadas con el dosel que se utilizan para su estimación (Schlemmer *et al.*, 2013; Knyazikhin *et al.*, 2012).

De acuerdo con Song *et al.* (2017) la FCV es la relación entre el área de vegetación proyectada verticalmente y la extensión de la superficie total, generalmente expresada en relación con una unidad de área. Esta se ha utilizado, en conjunto con el Índice de Vegetación de Diferencias Normalizadas (NDVI, por sus siglas en inglés), para monitorear el crecimiento del algodón y la aplicación de riego (Sharma y Ritchie, 2015), también para estimar el rendimiento de cultivos como la soya (de la Casa *et al.*, 2018) y el maíz (García *et al.*, 2020). Además, es una variable clave en modelos suelo-atmósfera como Aquacrop, en el que, la FCV se utiliza para estimar el uso de agua del cultivo (Raes *et al.*, 2009). La FCV se puede obtener de forma manual a partir de la proyección de la sombra del dosel sobre una cuadrícula graduada, aunque su aplicación se restringe a superficies pequeñas. Como alternativa, se han desarrollado métodos que estiman la FCV a partir de fotografías digitales, como es el caso de la aplicación Canopeo, la cual utiliza las proporciones de color rojo a verde (R/G), azul a verde (B/G) y el índice de exceso de verdor (2G-R-B) para clasificar un pixel como vegetación o suelo (Patrignani y Oschner, 2015).

Por la creciente necesidad de contar con información continua y espacialmente distribuida durante el ciclo de producción de cultivos como el maíz. Es conveniente utilizar la basta información

espacial proporcionada por las imágenes del satélite Sentinel-2 (S-2); las cuales destacan por su resolución espacial (10 m) y temporal, con el potencial de proporcionar una imagen semanalmente debido a su constelación de dos satélites idénticos (Clevers y Gitelson, 2013). Además, miden la reflectancia de la superficie terrestre en bandas localizadas en el borde rojo, con una resolución espacial de 20 m, lo cual les confiere un gran potencial para estimar el CND. Así, este trabajo tuvo dos objetivos; el primero fue generar un modelo para estimar la FCV a partir del NDVI, calculado con información radiométrica tomada a nivel de superficie y utilizando imágenes S-2. El segundo consistió en establecer la relación entre diferentes IE y el CND, para generar un modelo que permita estimar el CND.

#### **2.4. MATERIALES Y MÉTODOS**

La información se obtuvo en el periodo comprendido del 27 de mayo al 14 de octubre del 2019, en seis parcelas cultivadas con maíz, ubicadas en el municipio de Texcoco de Mora, en la zona oriente del Estado de México. La zona de estudio se encuentra a 2250 msnm, con clima BS1 y lluvias en verano. El manejo de dichas parcelas se realizó de acuerdo con el conocimiento y experiencia de los agricultores, siendo éstas de temporal, con excepción de la parcela 2, en la cual se aplicó un riego al momento de la siembra y otro después de la emergencia. En el Cuadro 2.1 se presenta la ubicación, densidad de plantación y cantidad de muestreos realizados.

Durante el periodo de estudio se levantó información radiométrica y fotografías digitales de forma simultánea. Para ello, se utilizó una cámara digital (SONY) de 10 Mpx y un radiómetro multiespectral (MSR, CropScan, Inc.), los cuales se colocaron en una estructura montada sobre un bastón extensible, equipado con un nivel de burbuja para asegurar la toma de datos de forma perpendicular al dosel (a nadir), a una altura de 3 m. El radiómetro tomó información en 5 bandas del espectro electromagnético; en el azul (450-520 nm), verde (520-600 nm), rojo (630-690 nm),

infrarrojo cercano (760-900 nm) e infrarrojo medio (1550-1750 nm), y contó con filtros dobles en cada banda espectral que midieron de manera simultánea la radiación incidente y reflejada. Además, el programa de adquisición y calibración de datos, incluido con el sistema, facilitó la conversión analógica y digital de los voltajes, y registró el porcentaje de reflectancia en cada longitud de onda.

Cuadro 2.1. Ubicación, densidad de plantación y visitas de campo realizadas a las parcelas evaluadas.

Parcela	Ubicación		Densidad	Visitas de campo		
	Norte	Oeste		Plantas m <sup>-2</sup>	Inicio	Final
1 <sup>†</sup>	19°29'37.58''	98°55'14.75''	4.6	31/05/2019	13/10/2019	13
2 <sup>‡</sup>	19°29'07.02''	98°54'57.32''	6.0	31/05/2019	20/09/2019	13
3 <sup>†</sup>	19°28'25.83''	98°54'31.28''	6.5	15/06/2019	13/10/2019	13
4 <sup>‡</sup>	19°28'31.36''	98°54'31.83''	8.0	28/06/2019	11/09/2019	11
5 <sup>‡</sup>	19°28'26.79''	98°55'01.24''	4.9	27/05/2019	20/08/2019	11
6 <sup>‡</sup>	19°28'35.29''	98°54'49.88''	6.1	27/05/2019	20/08/2019	11

<sup>†</sup>Grano, <sup>‡</sup>Forraje

La información de campo se levantó entre las 10:30 y 14:00 horas (hora local), para evitar variaciones amplias en el ángulo cenital solar. Se seleccionaron 17 puntos de muestreo, distribuidos en forma de *zig-zag* a lo largo de las parcelas, los cuales se cambiaron en cada visita de campo. En el punto de muestreo se tomó una fotografía y tres lecturas de reflectancia con el radiómetro, el promedio de las cuales arrojó el dato medido. Además, se realizó un muestreo foliar el día 5 de agosto para determinar la concentración de nitrógeno. En esta fecha, la parcela 2 se encontraba en etapa V12; las parcelas 1, 3 y 4 iniciaban la etapa de floración, y las parcelas 5 y 6

estaban en floración. Para realizar el muestreo, debido a que las parcelas mostraban un crecimiento heterogéneo, se dividió cada parcela en 4 subparcelas. Posteriormente se seleccionaron 40 plantas, de las cuales se tomó la hoja, en mejores condiciones, ubicada entre la posición 8 a 10. Las hojas se colocaron en bolsas de papel perforadas y se secaron en una estufa a 70 °C durante 72 horas. La concentración de N (%) se determinó por el método Micro-Kjeldhal en el Laboratorio de Fertilidad de Suelos y Química Ambiental del Colegio de Postgraduados.

Para el desarrollo del presente trabajo, se obtuvieron 9 imágenes satelitales Sentinel-2 (S-2), de la plataforma <https://earthexplorer.usgs.gov/> propiedad del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, por sus siglas en inglés). Las cuales, a pesar de presentar un intervalo de nubosidad del 0 al 80%, fueron útiles para el estudio debido a que presentaban nula nubosidad sobre la zona de estudio. Posteriormente, se corrigió el efecto de la atmósfera con el *software* Qgis versión 3.8.2, por medio del complemento *Semi-Automatic Classification Plugin* (SCP) que utiliza la técnica de sustracción de objeto oscuro (Chavez, 1996). Por último, se extrajeron los polígonos de las parcelas para su análisis.

A partir de las fotografías digitales se estimó la FCV, empleando la aplicación Canopeo, desarrollada por Patrignani y Ochsner (2015). Por otro lado, la información radiométrica tomada a nivel de superficie se utilizó para estimar el NDVI con la fórmula presentada en el Cuadro 2.2, al cual se le identificará en adelante como  $NDVI_R$ . De estas dos variables se obtuvo el valor promedio de las diferentes parcelas por cada visita de campo. De igual manera, a partir de las imágenes S-2 se estimó el NDVI, el cual se identificará como  $NDVI_S$ . Dicha información permitió generar un modelo para estimar la FCV a través del  $NDVI_R$  y del  $NDVI_S$ . Sin embargo, en el caso del  $NDVI_S$  fue necesario realizar una interpolación lineal simple para disponer de información que se pudiera comparar con la FCV estimada en campo.



Cuadro 2.2. Índices espectrales analizados.

Índice	Fórmula	Bandas	Fuente
CI <sub>Red-edge</sub> <sup>†</sup>	$\left(\frac{R_{750-800}}{R_{695-740}}\right) - 1$	B5 y B7	Gitelson <i>et al.</i> (2003)
CI <sub>Green</sub> <sup>‡</sup>	$\left(\frac{R_{750-800}}{R_{520-585}}\right) - 1$	B3 y B7	Gitelson <i>et al.</i> (2003)
NDVI <sup>§</sup>	$\frac{NIR_{783} - R_{665}}{NIR_{783} + R_{665}}$	B4 y B8	Rouse <i>et al.</i> (1974)
IRECI <sup>¶</sup>	$\frac{NIR_{783} - R_{665}}{\left(\frac{R_{705}}{R_{740}}\right)}$	B4, B5, B6 y B7	Frampton <i>et al.</i> (2013)
ReChi <sup>#</sup>	$\frac{R_{750} - R_{700}}{R_{700}}$	B6 y B5	Gitelson <i>et al.</i> (1996)
TCARI/OSAVI [705,750] <sup>††</sup>	$\frac{3 \left[ (R_{750} - R_{705}) - 0.2(R_{750} - R_{550}) \left( \frac{R_{750}}{R_{705}} \right) \right]}{(1 + 0.16)(R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705} + 0.16)}$	B3, B5 y B6	Wu <i>et al.</i> (2008)
MCARI/OSAVI [705,750] <sup>‡‡</sup>	$\frac{(R_{750} - R_{705}) - 0.2(R_{750} - R_{550}) \left( \frac{R_{750}}{R_{705}} \right)}{(1 + 0.16)(R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705} + 0.16)}$	B3, B5 y B6	Wu <i>et al.</i> (2008)
MTCI <sup>§§</sup>	$\frac{R_{753.75} - R_{708.75}}{R_{708.75} - R_{681.25}}$	B7, B5 y B4	Dash and Curran (2004)

<sup>†</sup>Modelo de borde rojo, <sup>‡</sup> modelo verde, <sup>§</sup>Índice de vegetación de diferencias normalizadas, <sup>¶</sup>Índice de clorofila de borde rojo invertido, <sup>#</sup>Índice de clorofila de borde rojo, <sup>††</sup> índice de relación de absorción de clorofila transformada/índice de vegetación optimizado ajustado al suelo, <sup>‡‡</sup> índice de relación de absorción de clorofila modificado/ índice de vegetación optimizado ajustado al suelo, <sup>§§</sup>Índice de clorofila terrestre MERIS.

Para calcular el CND, se multiplicó la concentración de nitrógeno por el índice de área foliar (IAF), y por el peso específico de la hoja. Para estimar el IAF, se utilizó la relación  $((11.266 \times NDVI_S) - 4.007)$  propuesta por Kross *et al.* (2015). Entre el CND y el valor promedio de los IE, estimados para cada cuadrante de muestreo, presentados en el Cuadro 2.2, se obtuvieron relaciones lineales para estimar el CND. Debido a las condiciones de nubosidad presentes en la imagen del día 5 de

agosto, las cuales no se corrigieron con la metodología utilizada, la estimación del IAF y de los diferentes IE se realizó con los datos de la imagen tomada el 10 de agosto.

#### 2.4.1. Análisis estadístico

Se utilizaron dos parámetros de eficiencia estadística. El coeficiente de determinación ( $R^2$ ), el cual indica la capacidad de un modelo para replicar sus resultados (Ecuación 1 y 2), y el cuadrado medio del error (CME), el cual mide la variación de los valores calculados respecto a los observados (Ecuación 3).

$$R^2 = \left( \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{[\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2]^{\frac{1}{2}}} \right)^2 \dots \dots \dots (1)$$

$$R^2 = \frac{\left( \sum y_i^2 - \left[ \frac{(\sum y_i)^2}{n} \right] \right) - \sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\left( \sum y_i^2 - \left[ \frac{(\sum y_i)^2}{n} \right] \right)} \dots \dots \dots (2)$$

$$CME = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \dots \dots \dots (3)$$

donde;  $x_i$  =i-esima observación de la variable x,  $\bar{x}$ =valor promedio de la variable x,  $y_i$ =i-esima observación de la variable y,  $\bar{y}$ =valor promedio de la variable y,  $\hat{y}$ = valor estimado de la variable y, n=número de observaciones.

## 2.5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

#### 2.5.1. Estimación de la FCV utilizando información radiométrica

Calera *et al.* (2001) y Er-Raki *et al.* (2013) señalan que la FCV y el NDVI presentan una fuerte relación lineal, de manera que es posible generar un modelo que estime la FCV a partir del NDVI. Con información de las parcelas 2, 3 y 4 se obtuvo la relación entre el NDVI<sub>R</sub> y la FCV (Figura 2.1). El primer modelo (FCV=84.544(NDVI<sub>R</sub>-0.14)) de dicha relación, al cual se restó el valor mínimo de NDVI<sub>R</sub>, funcionó de forma adecuada hasta valores de NDVI<sub>R</sub> iguales a 0.6, valor que

se presentó a una FCV de 40%, entre la etapa V8 a V10. Purevdorj *et al.* (1998) encontraron, al analizar el NDVI para estimar la FCV en pasto, que las superposiciones de hojas causan grandes errores al estimar la FCV. Es decir, al incrementar el IAF sobre una misma cantidad de cobertura, la reflectancia espectral cambia modificando el NDVI y por lo tanto la FCV estimada. Estos autores encontraron que a partir del 40% de FCV el error en la estimación de esta variable se incrementa, tal como se observó en este estudio.

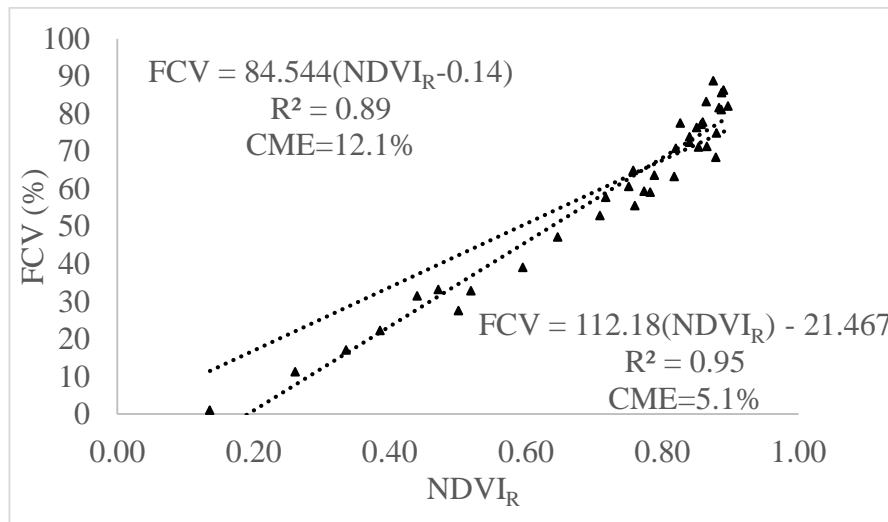


Figura 2.1. Relación entre la FCV y el NDVI<sub>R</sub> con información de las parcelas 2, 3 y 4.

Para estimar la FCV a valores de NDVI<sub>R</sub> mayores de 0.6 se utilizó el segundo modelo ( $FCV = (112.18 \times NDVI_R) - 21.467$ ). Sin embargo, el NDVI experimenta el fenómeno de saturación ya que la banda roja alcanza un punto de saturación más rápido, debido a la presencia de pigmentos fotosintéticos, que la banda del infrarrojo (Paz *et al.*, 2014). En ese sentido, Gitelson *et al.* (2003) y Schlemmer *et al.* (2013) mencionan que, en la banda roja el coeficiente de absorción de la clorofila es alto, por lo que al alcanzarse un contenido de clorofila cercano a  $0.8 \text{ g m}^{-2}$  o un CND de  $4 \text{ g m}^{-2}$ , lo cual ocurre a valores tan bajos de IAF como 2.0, la reflectancia en la banda roja del espectro electromagnético se satura. De manera que, el NDVI crece de forma lineal en las etapas

tempranas de crecimiento y se vuelve asintótico cuando el IAF se incrementa (de la Casa *et al.*, 2014; Jiang *et al.*, 2006).

Respecto a la aplicación Canopeo, se observó que, en etapas avanzadas de crecimiento, subestima la FCV, efecto que se debe al sombreado que ejercen las hojas superiores del dosel. Según Calera *et al.* (2001) esta situación dificulta la estimación de la FCV con fotografías digitales. Además, durante la floración, las espigas no son detectadas como vegetación verde, subestimando aún más la FCV, ya que éstas se encuentran más cercanas de la cámara y ocupan una mayor porción de la fotografía.

Los modelos se validaron con datos de las parcelas 1, 5 y 6. Así, graficando los valores de la FCV estimados contra los medidos en dichas parcelas se obtuvo una relación muy estrecha, con un  $R^2=0.92$ , un CME=7.3% y una pendiente muy cercana a 1 (Figura 2.2). Al realizar la misma comparación, Er-Raki *et al.* (2013) obtuvieron un  $R^2$  de 0.79 y un CME de 9% en vid, mientras que, en trigo, Er-Raki *et al.* (2007) obtuvieron un  $R^2$  de 0.89 y un CME de 10%.

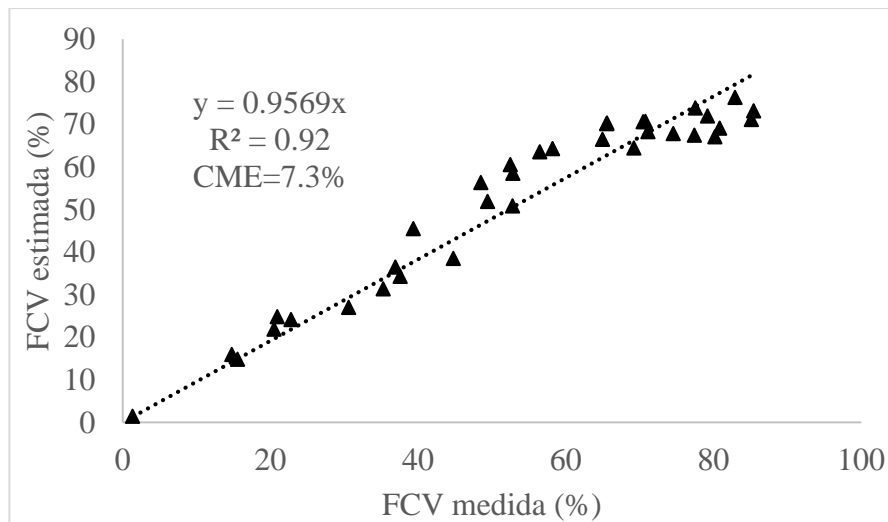


Figura 2.2. Relación entre la FCV estimada empleando los modelos generados y la FCV medida con la aplicación Canopeo.

Las mejores estimaciones de este trabajo con respecto al realizado en vid, se deben a que la vid se distribuye en hileras con poca cobertura vegetal, que al dejar porciones de suelo desnudo influyen en el NDVI estimado (Campos *et al.*, 2014). Respecto al trigo, el menor rendimiento de los datos estimados se puede atribuir a que dichos autores utilizaron solo un modelo para estimar la FCV durante todo el ciclo de cultivo. Por otro lado, en soya, de la Casa *et al.* (2018) obtuvieron un  $R^2$  de 0.998 al comparar la FCV medida contra la FCV estimada mediante el uso de tres modelos para diferentes rangos de  $NDVI_R$ . Por lo cual, el uso de relaciones diferentes en distintas etapas del cultivo proporciona una mejor estimación de la FCV.

### 2.5.2. Estimación de la FCV utilizando imágenes Sentinel-2

Con la finalidad de conocer la distribución espacial de la FCV en la parcela, se obtuvo una relación lineal entre el  $NDVI_S$  y la FCV. La generación del modelo se realizó con información de las parcelas 2, 3 y 4. En este caso, también se generaron dos relaciones (Figura 2.3); la primera  $FCV=101.21(NDVI_S-0.14)$  arrojó estimaciones adecuadas hasta valores de  $NDVI_S$  igual a 0.5, para valores mayores se utilizó la relación  $FCV=(145.26NDVI_S)-28.257$ .

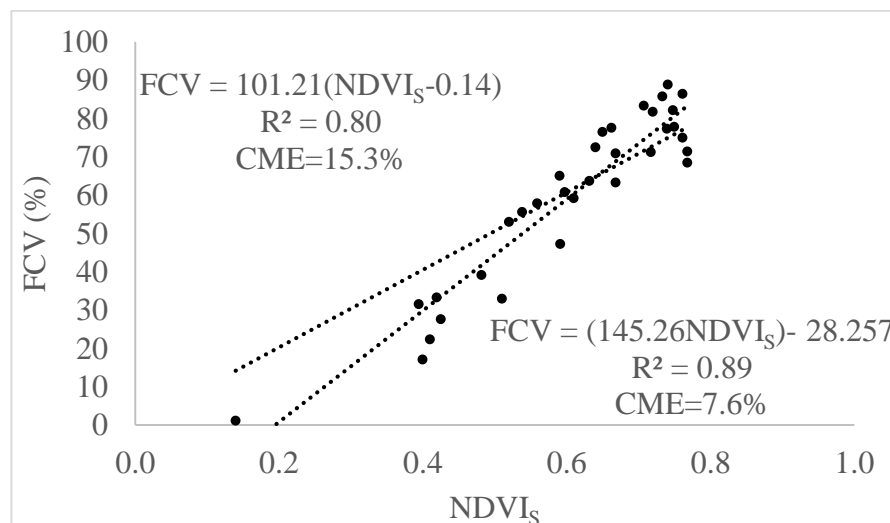


Figura 2.3. Relación entre la FCV y el NDVI estimado con las imágenes Sentinel-2 ( $NDVI_S$ ).

El  $R^2$  obtenido en este trabajo fue superior al obtenido en trigo por Jin *et al.* (2017), quienes al relacionar la FCV con el Índice de Vegetación Triangular Modificado 2 (MTVI2), estimado a partir de las imágenes HJ-1A/B con resolución espacial de 30 m, obtuvieron un  $R^2$  de 0.58 y un CME de 15.75%. En cambio, Johnson y Trout (2012), al relacionar la FCV de diferentes cultivos hortícolas con el NDVI estimado mediante imágenes Landsat 5, obtuvieron un  $R^2=0.96$  y un CME=6.2%. En ese sentido, Cuesta *et al.* (2005) obtuvieron un  $R^2$  de 0.94 al relacionar la FCV, de varios cultivos, con el NDVI estimado a partir de imágenes Landsat 5 y Landsat 7.

Los modelos generados a partir del  $NDVI_S$  se validaron con información de las parcelas 1, 5 y 6. El  $R^2=0.67$  obtenido al comparar la FCV medida con la FCV estimada (Figura 2.4) es bajo en comparación al reportado en soya por de la Casa *et al.* (2018), quienes obtuvieron un  $R^2$  de 0.96 y 0.94 usando imágenes Landsat 7 y 8 e imágenes PROVA-V, respectivamente, a pesar de que estas últimas tienen una resolución espacial de 100 m.

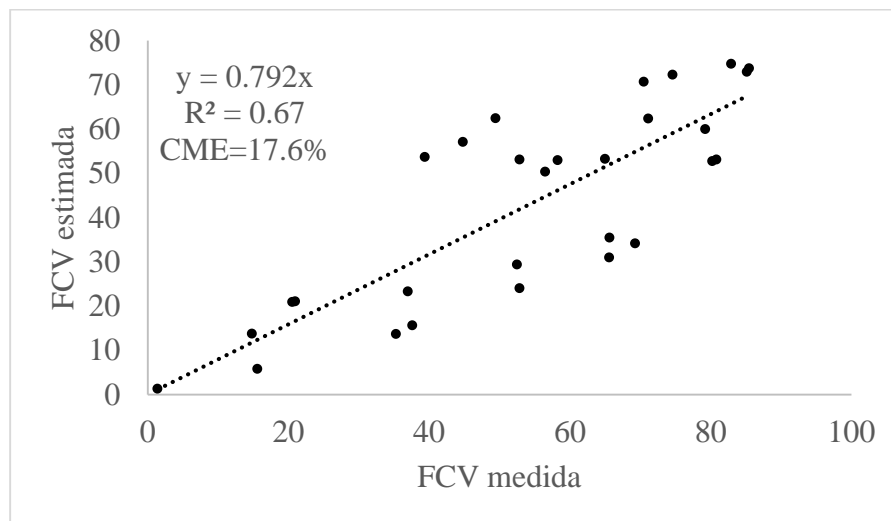


Figura 2.4. Relación entre la FCV medida con la aplicación Conopeo y la FCV estimada con los modelos de la Figura 2.3.

La diferencia tan marcada con respecto a este trabajo, se puede atribuir al tamaño de las parcelas evaluadas; en este caso se trabajó con parcelas de aproximadamente una hectárea, mientras que de

la Casa *et al.* (2018) desarrollaron su trabajo en una parcela de soya con una extensión de 47 ha. Además, en este estudio se presentó una gran heterogeneidad en el crecimiento del cultivo, por ejemplo; en la parcela 5 debido al estrés hídrico y a la presencia de salinidad, ya que este fue un suelo de reciente incorporación a la agricultura (3 años), y en las parcelas 1, 3 y 6 se presentó un estrés hídrico constante. Por otro lado, el valor de  $R^2$  obtenido en este trabajo es superior al obtenido por Jin *et al.* (2017), dichos autores reportaron un  $R^2$  de 0.58 y un CME de 15.89%.

### 2.5.3. Estimación del contenido de nitrógeno del dosel

Para determinar la relación entre el CND y los IE presentados en el Cuadro 2.2, se utilizó la información de las subparcelas de muestreo correspondientes a las parcelas 2, 3 y 5, generadas durante el muestreo foliar del cultivo. El resultado de dicha relación se presenta en el Cuadro 2.3. De los IE analizados, el MTCI fue el que arrojó el menor coeficiente de correlación con el CND ( $R^2=0.30$ ), lo cual contrasta con los resultados obtenidos por Clevers y Kooistra (2012) quienes obtuvieron un  $R^2$  de 0.80 y 0.68 en pasto y papa, respectivamente. Para el mismo índice, en trigo, González *et al.* (2017) reportaron un  $R^2$  de 0.93. Por otro lado, Schlemmer *et al.* (2013) señalan que el MTCI, en maíz, no presentó efectos de saturación para valores de CND menores de 10 g  $m^{-2}$  y reportaron un  $R^2$  de 0.80. Una probable explicación del bajo rendimiento del MTCI en este trabajo, es que el ancho de las bandas 4 y 6 de las imágenes S-2 se encuentran fuera del rango óptimo para su estimación.

El NDVI presentó un  $R^2$  de 0.60, menor al encontrado por Martínez (2017), quien reportó un  $R^2$  de 0.65 al relacionar dicho índice con el CND. Su bajo rendimiento se debe al efecto de saturación que se presenta a partir de un CND de 4 g  $m^{-2}$  (Schlemmer *et al.*, 2013). La relación TCARI/OSAVI (705,750) arrojó un  $R^2$  de 0.79, semejante al  $R^2=0.75$  obtenido por Clevers y Kooistra (2012) en

pasto. Por otro lado, la relación entre el CND con el MCARI/OSAVI (705,750) arrojo un  $R^2$  de 0.90, mayor al  $R^2=0.83$  reportado por Clevers y Gitelson (2013) en papa.

Cuadro 2.3. Relación entre los diferentes índices espectrales IE y el CND.

Índice	Modelo	$R^2$	CME
			$g\ m^{-2}$
$Cl_{Red-edge}$	$y = 2.0675x$	0.93	0.47
$Cl_{Green}$	$y = 1.9314x$	0.84	0.70
NDVI	$y = 8.3203x$	0.60	1.11
IRECI	$y = 6.1795x$	0.91	0.51
ReChi	$y = 3.2461x$	0.89	0.57
TCARI/OSAVI(705,750)	$y = -10.96x + 12.888$	0.79	0.81
MCARI/OSAVI(705,750)	$y = -48.756x + 15.823$	0.90	0.55
MTCI	$y = 0.6211x$	0.30	1.47

Con respecto al IRECI, dicho índice arrojo valores de  $R^2$  de 0.91, mayor al  $R^2=0.73$  encontrado por Martínez (2017) en diferentes cultivos. Asimismo, con el  $Cl_{Red-edge}$  se obtuvo un  $R^2$  de 0.93, en tanto que, en maíz, Schlemmer *et al.* (2013) encontraron un  $R^2$  de 0.87 y González *et al.* (2017) un  $R^2$  de 0.91 en trigo. Mientras que con el  $Cl_{Green}$  se obtuvo un  $R^2$  de 0.84 y con el ReChi un  $R^2$  de 0.89. Por otro lado, Martínez (2017) encontró, en diferentes cultivos incluido maíz, una mejor relación entre el CND y el  $Cl_{Green}$ , seguido del ReChi y del  $Cl_{Red-edge}$ , para los cuales, reportó valores de  $R^2$  de 0.88, 0.86 y 0.85, respectivamente. Asimismo, Clevers y Gitelson (2013) encontraron un mejor rendimiento del  $Cl_{Green}$  ( $R^2=0.77$ ) que del  $Cl_{Red-edge}$  ( $R^2=0.75$ ) en pasto, mientras que, en papa, ambos índices presentaron un  $R^2$  de 0.89. La validación de los modelos



presentados en el Cuadro 2.3, se realizó con la información de las subparcelas 1, 4 y 6. En el Cuadro 2.4 se presenta la relación entre el CND medido y el CND estimado.

Cuadro 2.4. Relación entre CND medido y CND estimado usando los modelos del Cuadro 2.3.

Índice	Modelo	R <sup>2</sup>	CME g m <sup>-2</sup>
Cl <sub>Red-edge</sub>	y = 1.0636x	0.87	0.84
Cl <sub>Green</sub>	y = 0.9988x	0.91	0.63
NDVI	y = 0.3901x + 3.3818	0.80	1.19
IRECI	y = 1.0114x	0.78	1.37
ReChi	y = 1.0108x	0.81	0.74
TCARI/OSAVI(705,750)	y = 0.4089x + 4.1685	0.72	1.68
MCARI/OSAVI(705,750)	y = 1.122x	0.13	1.35
MTCI	y = 1.0366x	0.60	0.84

El Cl<sub>Green</sub> presentó el mayor R<sup>2</sup> y el menor CME, 0.91 y 0.63 g m<sup>-2</sup>, respectivamente, de un promedio de CND de 5.47 g m<sup>-2</sup>, seguido del Cl<sub>Red-edge</sub> y ReChi. La comparación entre los datos medidos y los estimados a partir del modelo generado con el Cl<sub>Green</sub> se presentan en la Figura 2.5. En cambio, Clevers y Kooistra (2012) encontraron que el Cl<sub>Red-edge</sub> era el mejor IE para estimar el CND, al comparar datos de CND medidos contra estimados, dichos autores reportan un R<sup>2</sup> de 0.77

y un CME de  $0.82 \text{ g m}^{-2}$  con respecto a un promedio de CND medido de  $3.44 \text{ g m}^{-2}$  en pasto. Al respecto, Rama *et al.* (2008) señalan que la acumulación de N expresa mayores diferencias en las reflectancias en 560 y 550 nm. Lo cual podría explicar, de forma parcial, el mejor desempeño del  $Cl_{\text{Green}}$  en la estimación del CND. Además, mencionan que el funcionamiento de los IE en la estimación del CND, se debe a que esta variable se relaciona directamente con el IAF y el peso específico de la hoja. Así, aunque la información obtenida a través de las imágenes de satélite incluye la reflectancia de las hojas, los tallos, las espigas, el suelo y demás componentes, la estimación del CND a nivel del dosel es viable.

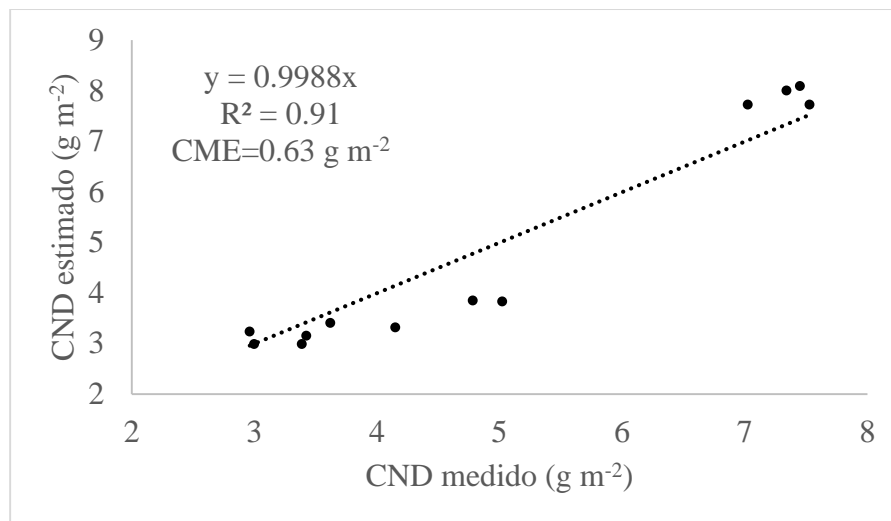


Figura 2.5. Relación entre el contenido de nitrógeno del dosel (CND) medido y estimado.

## 2.6. CONCLUSIONES

La fracción de cobertura vegetal (FCV) calculada con los modelos generados a partir del índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI), usando información radiométrica a nivel de campo, mostró mejores estimaciones de la FCV que los modelos obtenidos mediante las imágenes Sentinel-2. Estos resultados se atribuyen a la escala de adquisición de los datos, parcelas pequeñas y heterogéneas, y al efecto atmosférico provocado por la frecuente nubosidad y humedad ambiental en la zona durante el desarrollo de este trabajo. Debido a que las fotografías captan una superficie

pequeña, en futuras investigaciones se propone estimar la FCV mediante videos, utilizando la aplicación Canopeo. De esta manera, se incrementaría la superficie de muestreo y se podría obtener un modelo más adecuado para estimar la FCV de forma extensiva.

Por otro lado, el  $CI_{Red-edge}$  fue el índice que mejor se relacionó con el contenido de nitrógeno del dosel. Sin embargo, al momento de comparar el contenido de nitrógeno medido contra el estimado, el modelo obtenido con el  $CI_{Green}$  ( $y = 1.9314x$ ) fue el que mostró las mejores estimaciones. Así, dicho modelo se podría utilizar para estimar el contenido de nitrógeno del dosel, durante la etapa previa al inicio de la floración, en la zona de Texcoco.

## 2.7. LITERATURA CITADA

- Baret F, Fourty T. 1997. Radiometric estimates of nitrogen status of leaves and canopies. In: Lemaire G, ed. *Diagnosis of nitrogen status in crops*. Heidelberg, Germany: Springer-Verlag, 201–227.
- Baret, F., V. Houles, and M. Guérif. 2007. Quantification of plant stress using remote sensing observations and crop models: the case of nitrogen management. *J. Exp. Bot.* 58(4):869-880. doi: 10.1093/jxb/erl231.
- Berger, K., J. Verrelst, J. B. Féret, Z. Wang, M. Woche, M. Strathmann, M. Danner, W. Mausera, y T. Hank. 2020. Crop nitrogen monitoring: Recent progress and principal developments in the context of imaging spectroscopy missions. *Remote Sens. Environ.* 242:111758. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111758>.
- Calera, A., C. Martínez, and J. Melia. 2001. A procedure for obtaining green plant cover: relation to NDVI in a case study for barley. *Int. J. Remote Sens.* 22(17):3357-3362. doi: <https://doi.org/10.1080/01431160010020100>.
- Campos, I., C. M. U. Neale, M. Llanos L., C. Balbontín, and A. Calera. 2014. Analyzing the effect of shadow on the relationship between ground cover and vegetation indices by using spectral mixture and radiative transfer models. *J. Appl. Remote Sens.* 8:083562-1-21. doi: 10.1117/1.JRS.8.083562.
- Chavez, P. S. 1996. Image-based atmospheric corrections. Revisited and improved. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* 62(9): 1025-1036.
- Clevers, J. G. P. W., and L. Kooistra. 2012. Using Hyperspectral Remote Sensing Data for Retrieving Canopy Chlorophyll and Nitrogen Content. *IEEE J-STARS.* 5(2):574-583. doi: 10.1109/JSTARS.2011.2176468.

- Clevers, J. G. P. W., and A. A. Gitelson. 2013. Remote estimation of crop and grass chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and -3. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 23:344-351. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.10.008>.
- Cuesta A., A. Montoro, A. M. Jochum, P. López, y A. Calera. 2005. Metodología operativa para la obtención del coeficiente de cultivo desde imágenes satelitales. *ITEA.* 101: 212-224.
- Dash, J., and P. J. Curran. 2004. The MERIS terrestrial chlorophyll index. *Int. J. Remote Sens.* 25(23):5403.-5413. doi: <https://doi.org/10.1080/0143116042000274015>.
- De la Casa, A. C., G. G. Ovando, A. C. Ravelo, E. G. Abril, and H. Bergamaschi. 2014. Estimating maize ground cover using spectral data from Aqua-MODIS in Córdoba, Argentina. *Int. J. Remote Sens.* 35(4):1295-1308. doi: <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.876119>.
- De la Casa, A., G. Ovando, L. Bressanini, J. Martínez, G. Díaz, and C. Miranda. 2018. Soybean crop coverage estimation from NDVI images whit different spatial resolution to evaluate yield variability in a plot. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 146:531-547. doi: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.10.018>.
- Er-Raki, S., A. Chehbouni, N. Guemouria, B. Duchemin, J. Ezzahar, and R. Hadria. 2007. Combining FAO-56 model and ground-based remote sensing to estimate water consumptions of wheat crops in a semi-arid región. *Agric. Water Manage.* 87:41-54. doi: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2006.02.004>.
- Er-Raki, S., J.C. Rodríguez, J. Garatuza-Payan, C. J. Watts, and A. Chehbouni. 2013. Determination of crop evapotranspiration of table grapes in a semi-arid region of Northwest Mexico using multi-spectral vegetation index. *Agric. Water Manage.* 122: 12-19. doi: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2013.02.007>.
- Fowler, D., M. Coyle, U. Skiba, M. A. Sutton, J. N. Cape, S. Reis, L. J. Sheppard, A. Jenkins B. Grizzetti, J. N. Galloway, P. Vitousek4, A. Leach, A. F. Bouwman, K. Butterbach B., F. Dentener, D. Stevenson, M. Amann, y M. Voss. 2013. The global nitrogen cycle in the twenty-first century. *Phil. Trans. R. Soc. B* 368: 1621. doi: 10.1098/rstb.2013.0164.
- Frampton, W. J., J. Dash, G. watmough, and E. J. Milton. 2013. Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 82:83-92. doi: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.04.007>.
- García-Martínez, H., H. Flores-Magdaleno, R. Ascencio-Hernández, A. Khalil-Gardezi, L. Tijerina-Chávez, O. R. Mancilla-Villa, and M. A. Vázquez-Peña. 2020. Corn grain yield estimation from vegetation indices, canopy cover, plant density, and a neural network using multispectral and RGB images acquired with unmanned aerial vehicles. *Agriculture.* 10(7):277. doi: <https://doi.org/10.3390/agriculture10070277>.
- Gitelson, A. A., and M. N. Merzlyak. 1996. Signature Analysis of Leaf Reflectance Spectra: Algorithm Development for Remote Sensing of Chlorophyll. *J. Plant Physiol.* 148(3-4), 494–500. doi: [https://doi.org/10.1016/S0176-1617\(96\)80284-7](https://doi.org/10.1016/S0176-1617(96)80284-7)
- Gitelson, A. A., Y. Gritz, and M. N. Merzlyak. 2003. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment

- in higher plant leaves. *J. Plant Physiol.* 160(3):271-282. doi: <https://doi.org/10.1078/0176-1617-00887>.
- González-Piqueras, J., H. Lopez-Corcoles, S. Sánchez, J. Villodre, V. Bodas, I. Campos, A. Osann, and A. Calera. 2017. Monitoring crop N status by using red edge-based indices. *ECPA.* 8(2):338-342. doi: <https://doi.org/10.1017/S2040470017000243>.
- Horler, D. N. H., M. Dockray, and J. Barber. 1983. The red edge of plant reflectance. *Int. J. Remote Sens.* 4(2):273-288. doi: <https://doi.org/10.1080/01431168308948546>.
- Jiang, Z., A. R. Huete, J. Chen, Y. Chen, J. Li, G. Yan, and X. Zhang. 2006. Analysis of NDVI and scaled difference vegetation index retrievals of vegetation fraction. *Remote Sens. Environ.* 101(3):366-378. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.01.003>.
- Jin, X., Z. Li, G. Yang, H. Yang, H. Feng, X. Xu, J. Wang, X. Li, and J. Luo. 2017. Winter wheat yield estimation base on multi-source medium resolution optican and radar imaging data and AquaCrop model using the particle swarm optimization algorithm. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 126:24-37. doi: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.02.001>.
- Johnson, L. F., and T. J. Trout. 2012. Satellite NDVI assisted monitoring of vegetable crop evapotranspiration in California's San Joaquin Valley. *Remote Sens.* 4(2):439-455. doi: <https://doi.org/10.3390/rs4020439>.
- Knyazikhin, Y., M. A. Schull, P. Stenberg, M. Mõttus, M. Rautiainen, Y. Yang, A. Marshak, P. L. Carmona, R. K. Kaufmann, P. Lewis, M. I. Disney, V. Vanderbilt, A. B. Davis, F. Baret, S. Jacquemoud, A. Lyapustin, and R. B. Myneni. 2013. Hyperspectral remote sensing of foliar nitrogen content. *PNAS.* 110(3): E185-E192. doi: <https://doi.org/10.1073/pnas.1210196109>.
- Kross, A., H. McNairn, D. Lapen, M. Sunohara, and C. Champagne. 2015. Assessment of rapideye vegetation indices for estimation of leaf area index and biomass in corn and soybean crops. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 34:235-248. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.08.002>.
- Martínez M., L. J., 2017. Relationship between crop nutritional status, spectral measurements and Sentinel 2 images. *Agron. colomb.* 35(2): 205-215. doi: [10.15446/agron.colomb.v35n2.62875](https://doi.org/10.15446/agron.colomb.v35n2.62875).
- Omara, P., L. Aula, F. Oyebiyi, and W. R. Raun. 2019. World Cereal Nitrogen Use Efficiency Trends: Review and Current Knowledge. *AGE.* 2:1-8 180045. doi: <https://doi.org/10.2134/age2018.10.0045>.
- Patrignani, A., and T. E. Ochsner. 2015. Canopeo: a powerful new tool for measuring fractional green canopy cover. *Agron. J.* 107(6):2312-2320. doi: <https://doi.org/10.2134/agronj15.0150>.
- Paz P., F., M. E. Romero S., E. Palacios V., M. Bolaños G., J. R. Valdez L., y A. Aldrete. 2014. Alcances y limitaciones de los índices espectrales de la vegetación: marco teórico. *Terra Latinoam.* 32(3):177-194.
- Purevdorj, Ts., R. Tateish<sup>3</sup>, T. Ishiyama, and Y. Honda. 1998. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices. *Int. J. Remote Sens.* 19(18):3519-3535. doi: <https://doi.org/10.1080/014311698213795>.

- Rama R., N., P. K. Garg, S. K. Ghosh, and V. K. Dadhwal. 2008. Estimation of leaf total chlorophyll and nitrogen concentrations using hyperspectral satellite imagery. *J. Agric. Sci.* 146:65-75. doi: <https://doi.org/10.1017/S0021859607007514>.
- Raes, D., P. Steduto, T. C. Hsiao, and E. Fereres. 2009. AquaCrop-the FAO crop model to simulate yield response to water: II. Main algorithms and software description. *Agron. J.* 101(3):438-447. doi: <https://doi.org/10.2134/agronj2008.0140s>.
- Raun, W. R. y G. V. Johnson. 1999. Improving nitrogen use efficiency for cereal production. *Agron. J.* 91(3): 357-363. doi: <https://doi.org/10.2134/agronj1999.00021962009100030001x>
- Reyniers, M., D. J. J. Walvoort, and J. de Baardemaaker. 2006. A linear model to predict with a multi-spectral radiometer the amount of nitrogen in winter wheat. *Int. J. Remote Sens.* 27(19):4159-4179. doi: <https://doi.org/10.1080/01431160600791650>.
- Rouse, J. W., R. H. Hass, J. A. Schell, D. W. Deering, and J. C. Harlan. 1974. Monitoring the vernal advancement and retrogradation of natural vegetation. NASA/GSFC, Type III, Final report, Greenbelt, MD. pp: 1-371.
- Schlemmer, M., A. Gitelson, J. Schepers, R. Ferguson, Y. Peng, J. Shanahan, and D. Rundquist. 2013. Remote estimation of nitrogen and chlorophyll contents in maize at leaf and canopy levels. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 25:47-54. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.04.003>.
- Song, W., X. Mu, G. Ruan, Z. Gao, L. Li, and G. Yan. 2017. Estimating fractional vegetation cover and the vegetation index of bare soil and highly dense vegetation with a physically based method. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 58:168–176. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.01.015>.
- Sharma, B., and G.L. Ritchie. 2015. High-throughput phenotyping of cotton in multiple irrigation environments. *Crop Sci.* 55(2):958–969. doi: [10.2135/cropsci2014.04.0310](https://doi.org/10.2135/cropsci2014.04.0310).
- Wu, C., Z. Niu, Q. Tang, and W. Huang. 2008. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: modeling and validation. *Agric. Forest Meteorol.* 148(8-9):1230-1241. doi: <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.03.005>.

## CONCLUSIONES GENERALES

De la relación entre el coeficiente de cultivo ( $K_C$ ) y el índice de vegetación de diferencias normalizadas (NDVI) se obtuvo el modelo  $K_{CNDVI}=0.9467 \times NDVI$ . Este tuvo precisión adecuada en la estimación de la evapotranspiración del cultivo ( $ET_C$ ) de uva de mesa durante todo el ciclo de cultivo, como lo indican el alto coeficiente de correlación ( $R^2=0.92$ ) y el CME de  $0.67 \text{ mm día}^{-1}$  obtenidos de la relación entre la  $ET_C$  medida con el sistema *eddy covariance* y la estimada con el modelo. Por medio del modelo se generaron mapas de  $K_C$  y de  $ET_C$  de todo el predio, con los cuales fue posible identificar zonas con posible estrés hídrico. La implementación de este modelo para comprobar la eficiencia en el manejo del riego de la uva de mesa en la Costa de Hermosillo es un tema que se puede abordar en futuras investigaciones.

Por otro lado, las estimaciones de la fracción de cobertura vegetal con modelos generados mediante la información captada por el radiómetro tuvieron mejor rendimiento que los modelos generados con información de las imágenes Sentinel-2. El menor rendimiento de estos últimos se atribuye a un posible efecto atmosférico presente en las imágenes S-2, debido a que durante el estudio los periodos con nubosidad fueron muy frecuentes.

Finalmente, de los índices espectrales (IE) analizados para estimar el contenido de nitrógeno del dosel las correlaciones más significativas se obtuvieron con el modelo verde ( $CI_{Green}$ ) seguido del modelo de borde rojo ( $CI_{Red-edge}$ ) y el Índice de clorofila de borde rojo (ReChi). De esta manera, se comprobó que la resolución espacial, temporal y espectral de las imágenes Sentinel 2 es útil para estimar variables de interés agronómico como la evapotranspiración del cultivo, la fracción de cobertura vegetal y el contenido de nitrógeno del dosel.