

INSTITUTO MEXICANO DE TECNOLOGÍA DEL AGUA
COORDINACIÓN DE RIEGO Y DRENAJE
SUBCOORDINACIÓN DE INGENIERÍA DE RIEGO

PROYECTO
“USO DE SENSORES REMOTOS PARA LA GESTIÓN
SUSTENTABLE DE RECURSOS HÍDRICOS Y SEGURIDAD
HÍDRICA EN ZONAS AGRÍCOLAS”

RD1715.1
Informe final



Waldo Ojeda Bustamante (Jefe de Proyecto)
Ronald Ernesto Ontiveros Capurata

México, 2017

DIRECTORIO

Instituto Mexicano de Tecnología del Agua

Director General

Dr. Felipe I. Arreguín Cortés

Coordinador de Riego y Drenaje

Dr. Nahún Hamed García Villanueva

Subcoordinador de Ingeniería de Riego

Dr. Waldo Ojeda Bustamante

Responsables del proyecto

Waldo Ojeda Bustamante (Jefe de proyecto)
Ronald Ernesto Ontiveros Capurata (Cátedra –CONACYT)

Participantes del IMTA

Jorge Flores Velázquez
Edgar Yuri Mendoza Cazares
Mauro Iñiguez Covarrubias
Ernesto Sifuentes Ibarra (Posgrado IMTA)
Braulio Antonio Vázquez Rodríguez (Posgrado IMTA)
Mariana de Jesús Marcial Pablo (Posgrado IMTA)
Sergio Iván Jiménez Jiménez (Posgrado IMTA)
Braulio David Robles Rubio
Alberto González Sánchez
Jorge Andrés Castillo González

Apoyo Externo

L.I. María Fernanda Vargas Rodríguez

ÍNDICE

1	ANTECEDENTES	1
2	OBJETIVO.....	2
3	UBICACIÓN Y CARACTERÍSTICAS DE LA ZONA DE ESTUDIO	3
4	CONCEPTOS BÁSICOS	5
4.1	PERCEPCIÓN REMOTA.....	5
4.2	SISTEMAS DE ADQUISICIÓN DE INFORMACIÓN SATELITALES.....	5
4.3	SATÉLITES DE RESOLUCIÓN MEDIA (SERIE LANDSAT).....	6
4.4	SATÉLITES DE ALTA RESOLUCIÓN (SERIE WORLDVIEW)	7
4.5	APLICACIONES DE LAS IMÁGENES LANDSAT Y WORLDVIEW A LA AGRICULTURA.....	9
4.5.1	<i>Imágenes LANDSAT</i>	9
4.5.2	<i>Imágenes WORLDVIEW</i>	11
5	ACTIVIDADES REALIZADAS.....	12
5.1	ADQUISICIÓN DE IMÁGENES SATELITALES.....	12
5.1.1	<i>Imágenes satelitales LANDSAT</i>	12
5.1.2	<i>Imágenes satelitales WorldView</i>	15
5.2	COMPILACIÓN DE INFORMACIÓN BASE DE LA ZONA DE ESTUDIO	16
5.3	CARTOGRAFÍA TEMÁTICA BASE A ESCALA 1:5000 DE LA ZONA DE ESTUDIO.....	16
5.3.1	<i>SIG con información hidro-agrícola histórica</i>	18
5.3.2	<i>Información climática</i>	24
6	VALIDACIÓN DE METODOLOGÍAS PARA EL SEGUIMIENTO REMOTO DE VARIABLES HIDROAGRÍCOLAS, COMO SUPERFICIE ESTABLECIDA, TIPO DE CULTIVO Y EVAPOTRANSPIRACIÓN DE UNA ZONA DE RIEGO USANDO IMÁGENES SATELITALES.	26
6.1	PREPROCESAMIENTO DE IMÁGENES LANDSAT	26
6.2	ESTIMACIÓN DE ET MEDIANTE IMÁGENES LANDSAT	27
6.2.1	<i>Principio del modelo SEBAL</i>	28
6.3	CARACTERÍSTICAS ESPECTRALES DE LA VEGETACIÓN	29
6.3.1	<i>Índice de vegetación diferenciado (NDVI)</i>	29
6.3.2	<i>Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI)</i>	30
6.3.3	<i>Índice de área foliar (LAI)</i>	30
6.3.4	<i>Índice de vegetación mejorado (EVI)</i>	31
6.4	CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES.....	31
6.5	BIBLIOGRAFÍA	34
7	SERIE DE MAPAS CON LAS VARIABLES ESPACIALES ESTUDIADAS EN LA ZONA DE RIEGO DE ESTUDIO	38
7.1	ÍNDICES ESPECTRALES	38
7.2	ESTIMACIÓN DE SUPERFICIE AGRÍCOLA	43
7.3	ESTIMACIÓN DEL USO DEL AGUA POR LOS CULTIVOS.....	47
8	ARTÍCULOS CIENTÍFICOS RELACIONADOS CON LA ESTIMACIÓN DEL USO DE AGUA EN ZONAS DE RIEGO USANDO SENSORES REMOTOS	53
8.1	ESTIMACIÓN DE ET_c Y K_c MEDIANTE UN MODELO DE BALANCE DE ENERGÍA	54
8.2	MULTISPECTRAL IMAGERY ACQUIRED FROM UAV PLATFORMS FOR ROBUST ESTIMATION OF CORN CROP COEFFICIENT	69

ANEXOS	80
ANEXO A. TÉCNICA DE CENTELLEO: SU APLICACIÓN PARA LA ESTIMACIÓN DE EVAPOTRANSPIRACIÓN REAL EN CULTIVOS Y VEGETACIÓN NATURAL	80
ANEXO B. MANUAL DE INSTALACIÓN Y OPERACIÓN DE UNA ESTACIÓN METEOROLÓGICA CON FINES DE ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN.....	102

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3.1 Ubicación de la zona de estudio	3
Figura 3.2 Distribución anual de temperaturas y precipitaciones en la estación Santa Rosa, Sinaloa	4
Figura 4.1 Representación conceptual de un sistema de percepción remota (Curran, 1985)	5
Figura 4.2 Comparación de las bandas espectrales (1-11) de los sistemas LANDSAT (NASA, 2016)	7
Figura 4.3 Comparación de las bandas espectrales (1-11) de los sistemas Quickbird, WorldView1, WorldView2 (arriba) y WorldView3 (abajo) (Pacifici & Navulur, 2017; ESA, 2017)	8
Figura 5.1 Número de imágenes LANDSAT (5, 7 y 8) disponibles en los repositorios consultados para el periodo de enero 1995 a diciembre 2017	13
Figura 5.2 Numero de imágenes LANDSAT disponibles según el mes de adquisición	14
Figura 5.3 Imágenes LANDSAT 5 de a) 05 julio 2006, b) 07 noviembre 2005, c) 30 agosto 2003, d) 15 noviembre 2002 y LANDSAT 8 del e) 18 octubre 2015 y f) 27 abril 2016.....	15
Figura 5.6 Ubicación de las siembras seleccionadas para el seguimiento de variables hidroagrícolas ...	20
Figura 5.7 Medición de a) índice SPAD, b) diámetro de tallos, c) índice de área foliar y d) humedad del suelo con medidor TDR en las parcelas de seguimiento	23
Figura 5.8 Ubicación de estaciones meteorológicas cercadas al área de estudio	24
Figura 6.1 Proceso de clasificación de una imagen multispectral (Olaya, 2007)	32
Figura 7.1 Valores de NDVI según las imágenes LANDSAT 5 de noviembre 2002 (arriba) y agosto 2003 (abajo).....	38
Figura 7.2 Valores de NDVI según las imágenes LANDSAT 5 de noviembre 2005 (arriba) y julio 2006 (abajo).....	39
Figura 7.3 Valores de NDVI según las imágenes LANDSAT 8 de octubre 2015 (arriba) y abril 2016 (abajo).....	40
Figura 7.4 Valores de NDVI según las imágenes LANDSAT 8 de octubre 2016 (arriba) y febrero 2017 (abajo).....	41
Figura 7.5 Valores de NDVI según las imágenes WorldView 2 y 3 de octubre 2015 (arriba) y marzo-abril 2016 (abajo).....	42
Figura 7.6 Distribución de superficie agrícola y uso de suelo de la zona de estudio para el 18 de octubre de 2015	43
Figura 7.7 Distribución de superficie agrícola y uso de suelo de la zona de estudio para marzo-abril 2016	44
Figura 7.8 Distribución de superficie agrícola y uso de suelo de la zona de estudio para el 27 de octubre de 2015	45
Figura 7.9 Distribución de superficie agrícola y uso de suelo de la zona de estudio para el 27 de abril de 2016	46
Figura 7.10 Distribución de valores de evapotranspiración de cultivo (ET _c) para noviembre 2002 y agosto 2003	47
Figura 7.11 Distribución de valores de evapotranspiración de cultivo (ET _c) para noviembre 2005 y julio 2006	48
Figura 7.12 Distribución de valores de evapotranspiración de referencia calculados con el método de Hargreaves (ET _r) para noviembre 2002 y julio 2003	49
Figura 7.13 Distribución de valores de evapotranspiración de referencia calculados con el método de Hargreaves (ET _r) para noviembre 2005 y julio 2006	50

Figura 7.14 Distribución de valores de evapotranspiración de referencia calculados con el método de Hargreaves (ET_o) para noviembre 2002 y julio 2003 51

Figura 7.15 Distribución de valores de evapotranspiración de referencia calculados con el método de Hargreaves (ET_o) para noviembre 2005 y julio 2006 52

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4.1 Misiones de la serie LANDSAT (NASA, 2016) 6

Tabla 4.2. Misiones de la serie WorldView (DigitalGlobe, 2016) 8

Tabla 5.1 Repositorios de imágenes satelitales consultadas 13

Tabla 5.2 Imágenes disponibles para el periodo de enero 1995 a diciembre 2017 distribuidas por tipo de sensor 13

Tabla 5.3 Imágenes satelitales LANDSAT utilizadas en el estudio 14

Tabla 5.4 Características de las imágenes WorldView adquiridas 16

Tabla 5.5 Parcelas monitoreadas ubicadas en la zona de estudio dentro del módulo de riego Batequis, DR075. 21

Tabla 5.6 Parcelas monitoreadas ubicadas en la zona de estudio dentro del módulo de riego Batequis, DR075. 21

Tabla 5.7 Estaciones meteorológicas ubicadas dentro de la zona de estudio 25

1 ANTECEDENTES

La producción agrícola es una actividad económica vital para el desarrollo de México que cada vez demanda mayores cantidades de alimento para una población en constante crecimiento, por tanto, lograr una producción agrícola en cantidad y calidad es clave para alcanzar la seguridad alimentaria, con el uso eficiente de recursos y generar políticas de fijación de precios (Memon et al. 2012). Alcanzar estos objetivos requiere conocer a profundidad las variables agrícolas como clima, suelo, entre otros, que son claves para la producción; actualmente los métodos que utilizan sensores remotos para estimación de variables se destacan por su precisión, eficiencia y menor costo en grandes extensiones (Pinter et al. 2003).

La agricultura mexicana está expuesta a factores que pueden incidir negativamente en la producción, entre ellos la disponibilidad de recursos hídricos capaz de afectar el desarrollo de los cultivos y causar pérdidas importantes, por tanto, es necesario contar con información precisa y oportuna para evaluar el comportamiento de la producción agrícola, estimar el uso del agua para riego y mejorar la productividad del agua utilizada.

Actualmente en México existe una brecha institucional agrícola que dificulta que los tomadores de decisiones y público en general puedan acceder a información geoespacial detallada y robusta sobre el comportamiento de la producción agrícola e hidrométrico de las diferentes regiones agrícolas del país. A pesar de los avances en las Tecnologías de Información y la Comunicación (TICs) y la innovación constante en las tecnologías y las modalidades de uso, el acceso a información espacial y temporal del comportamiento de la agricultura mexicana es limitado y disperso, en particular sobre los volúmenes usados y superficies regadas. La SAGARPA y CONAGUA proporcionan información estadística, principalmente tabular, de la producción agrícola nacional basada en encuestas realizadas en campo a partir de su personal técnico. A su vez el IMTA trabaja de manera conjunta con la CONAGUA en la elaboración y seguimiento de planes de riego y estadísticas agrícolas de los distritos de riego; sin embargo, todavía es necesario avanzar en la validación de la información generada en estas zonas con métodos que mejoren las técnicas convencionales basadas en muestreo y mediciones en campo.

Una herramienta innovadora que ha tenido gran aceptación para monitorear zonas agrícolas se basa en el uso de imágenes espectrales de alta resolución obtenidas a

través de satélites de última generación y de vehículos aéreos no tripulados (VANTs); dichas imágenes pueden ser utilizadas para estimar variables agrícolas e hidrométricas de las zonas de riego. La aplicación de esta tecnología requiere el desarrollo de metodología, validación y aplicación a una zona de riego del país para conocer sus limitaciones y alcances. En consecuencia, a mediano plazo, se podría contar con un sistema de medición confiable de las variables agrícolas e hidrométricas compiladas en las zonas de riego del país usando las últimas tecnologías de sensores remotos disponibles.

La seguridad hídrica implica satisfacer las necesidades hídricas para uso humano y los ecosistemas. Lo anterior demanda del desarrollo de capacidades institucionales locales y nacionales para cuantificar la dinámica, no solo las oferta sino también la demanda hídrica de los diversos usos. En particular para uso agrícola que es el uso de agua preponderante en el país. En esta vertiente la aplicación de sensores remotos para estimar variables de interés agrícola ha mostrado ser una herramienta versátil y oportuna para compilar información agrícola una vez que ha sido validada en campo.

2 OBJETIVO

Desarrollar y validar metodología usando sensores remotos para mejorar la estimación remota de variables hidroagrícolas, con alta variabilidad espacial y temporal, de importancia para la gestión sustentable de zonas de riego del país usando imágenes de alta resolución espacial y temporal.

3 UBICACIÓN Y CARACTERÍSTICAS DE LA ZONA DE ESTUDIO

El trabajo de campo del presente proyecto fue desarrollado en la zona agrícola del DR075 “Río Fuerte” en el Estado de Sinaloa y cubre parcialmente los Módulos Batequis y Santa Rosa con un total de 22,000 ha de superficie tal como se muestra en la figura 3.1.



Figura 3.1 Ubicación de la zona de estudio

Esta zona presenta un clima seco y semiseco, según los datos de la estación meteorológica Santa Rosa los valores normales de temperaturas mínimas son 10.4 °C en enero, las máximas alcanzan 36.6°C en julio y una media anual de 24.4°C, las precipitaciones llegan a un total anual de 353.3 mm y se concentran principalmente en los meses de julio a octubre (Figura 3.2).

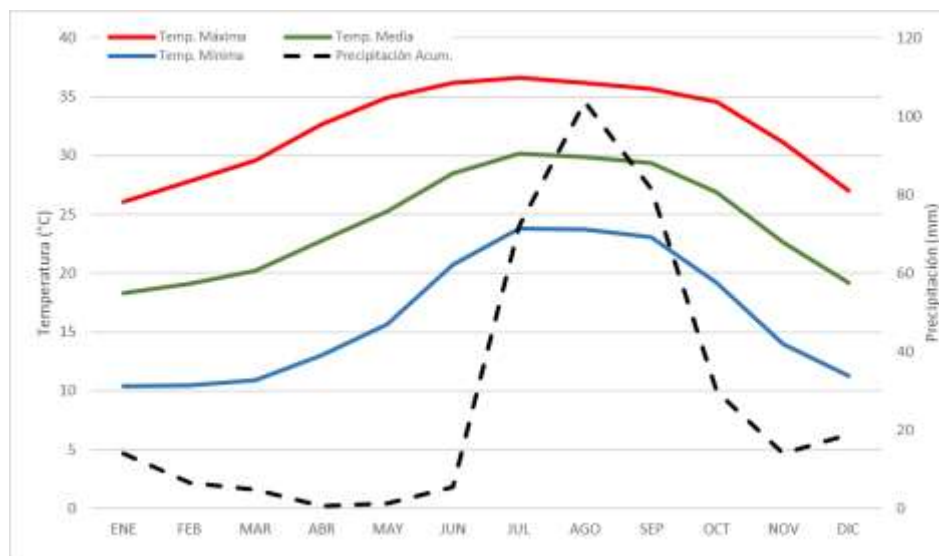


Figura 3.2 Distribución anual de temperaturas y precipitaciones en la estación Santa Rosa, Sinaloa

La zona de estudio presenta valores de evaporación altos durante todo el año que van de 101.4 mm en enero hasta 253.1 mm en julio con un total anual de 2,127.4 mm. Por esta razón, el principal ciclo agrícola inicia en septiembre-diciembre y termina en abril-mayo, durante los meses de junio a agosto los únicos cultivos presentes son los perennes.

De acuerdo con las estadísticas de la CONAGUA (2014) para el año 2013-2014 la superficie sembrada en el DR075 alcanzó las 274,770 ha de las cuales 77% corresponden al ciclo otoño-invierno (OI) bajo riego; el cultivo con mayor superficie sembrada fue el maíz grano con 137,710 ha seguido por el frijol (43,299 ha) y la papa (10,011 ha).

4 CONCEPTOS BÁSICOS

4.1 Percepción remota

La percepción remota (remote sensing en inglés) o teledetección puede definirse como la ciencia y arte de obtener información de un objeto analizando los datos adquiridos mediante algún dispositivo que no está en contacto físico con dicho objeto. Es una técnica ampliamente aceptada para obtener información sobre las propiedades físicas o químicas de ciertas superficies u objetos a distancia mediante imágenes obtenidas por sensores que capturan la energía reflejada o emitida en algunas regiones del espectro electromagnético, dicho sensores pueden ser montados sobre dispositivos móviles como satélites, drones o sobrevuelos de aviones.

Curran (1985) se refiere a la percepción remota como el uso de sensores para registrar imágenes del medio ambiente que posteriormente puedan ser interpretadas para producir información útil. Un sistema de percepción remota, de manera general, presenta cuatro componentes: 1. una fuente de energía, 2. la interacción de dicha energía con la superficie terrestre, 3. la interacción de la energía reflejada con la atmósfera y 4. la captura de la energía que llega al espacio por el sensor (figura 4.1).

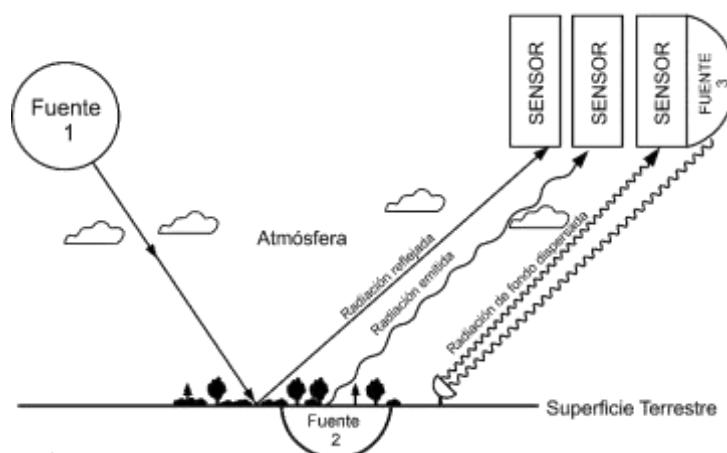


Figura 4.1 Representación conceptual de un sistema de percepción remota (Curran, 1985)

4.2 Sistemas de adquisición de información satelitales

La carrera espacial inició en 1957 con la puesta en órbita de satélites artificiales destinados a la exploración del espacio exterior, los primeros satélites estaban destinados a la comunicación y no fue sino hasta la puesta en órbita del satélite ETRS (Earth Resources Technology Satellite 1) lanzado en 1972 que se montaron diferentes tipos de sensores para el monitoreo de la superficie terrestre, a partir de entonces estos sensores han obtenido imágenes del planeta. Curran (1985) sugiere que estos sistemas se clasifiquen por su importancia ambiental en tres categorías: la primera son

los controlados como las series *Mercury*, *Gemini*, *Apollo*, *Shuttle*, entre otros; la segunda, los no controlados como *LANDSAT*, *SPOT*, *ASTER*, *ERS* y en años recientes *Quick Bird*, *IKONOS*, *Orb View*, *WorldView*, *Rapid Eye*, entre otros, y la tercera los meteorológicos como *NIMBUS*, *TIROS* y otros.

4.3 Satélites de resolución media (Serie LANDSAT)

El programa *LANDSAT* creado por Estados Unidos en 1966 fue el primer programa espacial destinado a la observación y monitoreo de la tierra con satélites artificiales, esta constelación está formada por 8 satélites que provenían, tanto conceptual como estructuralmente, de los satélites para fines meteorológicos *Nimbus*. Los satélites de la serie *LANDSAT* fueron los primeros diseñados para adquirir vistas regionales de la superficie terrestre a un nivel moderado de resolución espacial, su operación se da a órbitas polares cercanas y sincrónicas al sol, en intervalos de tiempo regulares. Llevan a bordo diferentes instrumentos, siempre con la filosofía de captar mayor información de la superficie terrestre, con mayor precisión y a mayor detalle, de ahí sus mejoras radiométricas, geométricas y espaciales. A la fecha se han lanzado ocho generaciones de satélites *LANDSAT*, a continuación, se presenta una síntesis estas misiones satelitales desde 1972 a 2013 (tabla 4.1)

Tabla 4.1 Misiones de la serie LANDSAT (NASA, 2016)

Satélite	Sensores	Lanzamiento	Fuera de Servicio
LANDSAT 1	RBV MSS	1972	1978
LANDSAT 2	RBV MSS	1975	1983
LANDSAT 3	RBV MSS	1978	1983
LANDSAT 4	MSS TM	1982	-
LANDSAT 5	MSS TM	1984	-
LANDSAT 6	ETM	1993	-
LANDSAT 7	ETM+	1999	-
LANDSAT 8	OLI TIRS	2013	-

Los satélites *LANDSAT* llevan consigo sensores que permiten obtener imágenes de la superficie terrestre, estos son: el Sistemas de Escaneo Multiespectral (*MSS*, *Multispectral Scanner System*), el Mapeador Temático (*TM*, *Thematic Mapper*), cámaras *RBV* (*Return Beam Vidicon*), Mapeador Temático Mejorado (*ETM* y *ETM +*, *Enhanced Thematic Mapper*), Cámara Terrestre Operacional (*OLI*, *Operational Land Imager*) y el Sensor Térmico Infrarrojo (*TIRS*, *Thermal Infrared Sensor*) (NASA, 2016).

Cada tipo de sensor tiene diferente resolución espacial y es sensible a varios rangos del espectro electromagnético que han ido mejorando conforme se han lanzado nuevas

generaciones, una comparación entre las características espectrales en cada generación se muestra en la figura 4.2

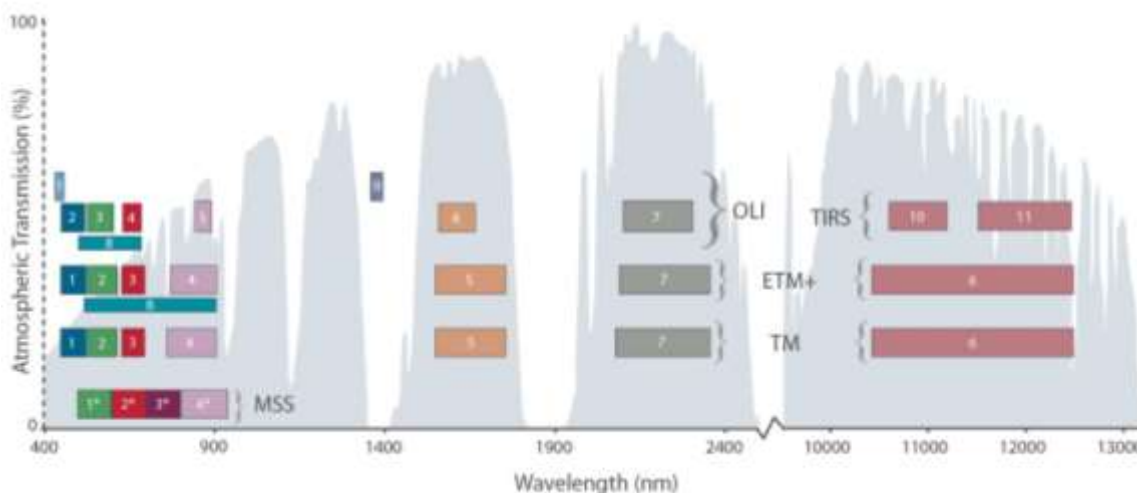


Figura 4.2 Comparación de las bandas espectrales (1-11) de los sistemas LANDSAT (NASA, 2016)

Actualmente solo están activos el LANDSAT 5, 7 y 8, que son administrados por la NASA (National Space and Space Administration), en tanto que la producción y comercialización de las imágenes depende del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS) y de algunos repositorios como la Universidad de Maryland.

4.4 Satélites de alta resolución (serie WorldView)

Los satélites de alta resolución iniciaron en la década de los 90 gracias a la creciente demanda de información detallada de la superficie terrestre, fue así que varias empresas entre ellas DigitalGlobe pusieron en órbita satélites que producirían imágenes de alta resolución espacial.

DigitalGlobe fue fundada en 1993 con el nombre de WorldView Imaging Corporation convirtiéndose en EarthWatch Incorporated en 1995 y, por último, en DigitalGlobe en el año 2002. En 1993 DigitalGlobe consigue la primera licencia para construir y operar un sistema satelital que reúna imágenes digitales de alta resolución de la tierra con fines comerciales. En octubre de 2001, DigitalGlobe lanzó el satélite comercial de mayor resolución del mundo: QuickBird que todavía está en funcionamiento. Posteriormente, la empresa construyó la siguiente generación de satélites de imágenes con resolución submétrica: WorldView-1, Geo-Eye 1 y WorldView-2 que fueron lanzados en septiembre de 2007, septiembre 2008 y octubre de 2009 respectivamente y vigentes en la actualidad. Entre el 2014 al 2016 DigitalGlobe lanza dos satélites más el WorldView 3 y el WorldView 4, este último es el satélite más

moderno y de mayor resolución utilizado para la exploración terrestre. En la tabla 4.2 se muestran las características más importantes de la serie de satélites WorldView.

Tabla 4.2. Misiones de la serie WorldView (DigitalGlobe, 2016)

Satélite	Lanzamiento	No de Sensores	Resolución Espacial (m)	Resolución Temporal (Días)
Quickbird	2001	4	0.61-2.44	1-3.5
Geoeye-1	2008	4	0.46-1.84	3
WorldView1	2007	4	0.46	1.7
WorldView2	2009	8	0.46-1.84	1.1
WorldView3	2014	16	0.31-3.7	1
WorldView4	2016	4	0.31-1.24	1

Los satélites de alta resolución generalmente están enfocados al uso de sensores en la región del visible por lo que presentan una banda pancromática, tres bandas en el visible y una banda en el infrarrojo, únicamente el satélite WorldView 3 presenta 8 bandas multiespectrales y 8 bandas en la región SWIR. La figura 4.3 muestra una comparación entre las bandas de los satélites Quickbird, WorldView 1, 2 y 3.

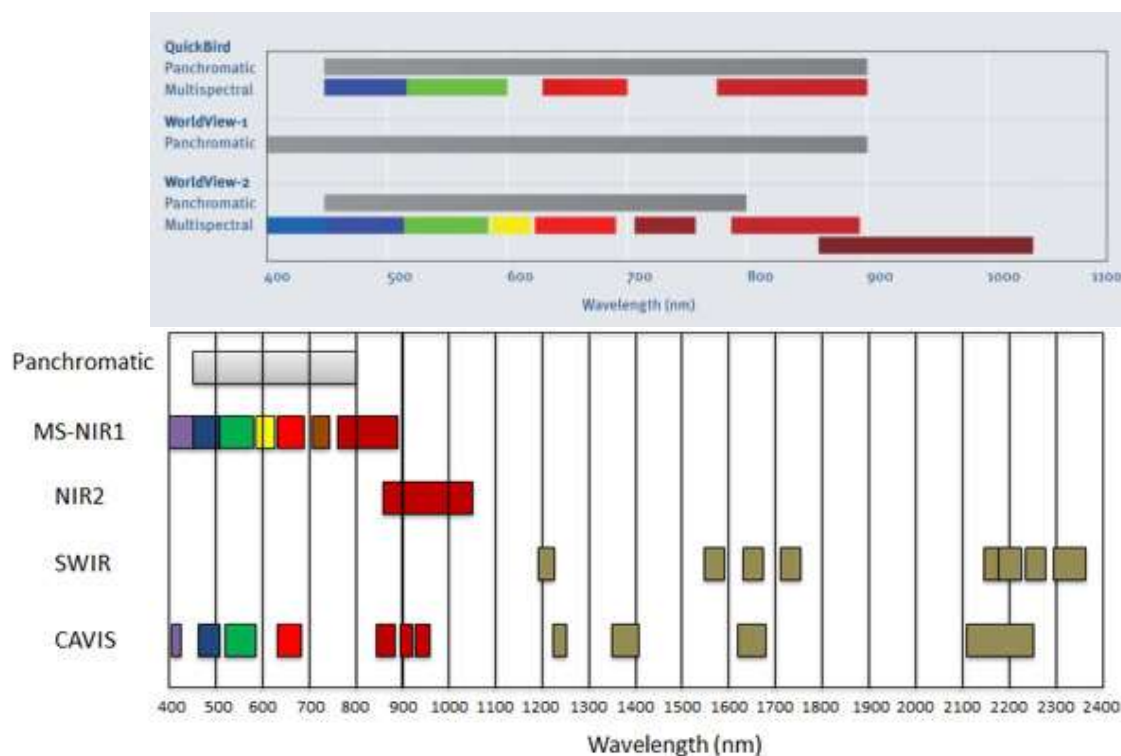


Figura 4.3 Comparación de las bandas espectrales (1-11) de los sistemas Quickbird, WorldView1, WorldView2 (arriba) y WorldView3 (abajo) (Pacifci & Navulur, 2017; ESA, 2017)

4.5 Aplicaciones de las imágenes LANDSAT y WorldView a la agricultura

4.5.1 Imágenes LANDSAT

Las aplicaciones de imágenes satelitales en la agricultura inició en la década del 80, aunque su uso pronto se vio limitado por la baja resolución espacio-temporal y la poca visibilidad en presencia de nubes; sin embargo, el desarrollo de nuevos sistemas de adquisición de datos, tecnologías y sensores permitió incrementar la resolución espacial, hoy se cuenta con imágenes de muy alta y mediana resolución (0.8 – 10 m) y la adquisición de información a partir de sensores activos como radares, permite obtener información en cualquier situación atmosférica incluso en ausencia de luz solar. Con estos avances, el uso de información derivada de sensores remotos montados en satélites aún está vigente, entre las aplicaciones más frecuentes está la estimación de la producción, monitoreo del uso consuntivo del agua y la generación de estadísticas agrícolas (Leslie et al. 2017), en detalle a continuación:

- Estimación de la producción agrícola. Quizás una de las aplicaciones más importantes de las imágenes satelitales, pues brindan datos complementarios a las encuestas agrícolas anuales en tierra. Al mismo tiempo, la capacidad de las imágenes satelitales de proporcionar estimaciones de la producción en tiempo casi real está aumentando, con avances significativos en la última década permitiendo mejorar la precisión y confiabilidad de las estimaciones de la producción (Vogel y Bange, 1999).

La información derivada de sensores remotos ha sido utilizada desde hace varias décadas para estimar los rendimientos de los cultivos, varios investigadores han comparado los datos obtenidos por satélites con los datos registrados en campo (Idso et. al. 1977; Maas, 1988; Serrano, 2000; Shanahan et. al. 2001). El principal parámetro utilizado para correlacionar estos datos son los valores de índice de vegetación o NDVI (por sus siglas en inglés) ya que cada valor de índice corresponde a un valor de productos de cosecha (Dalezios et al. 2001).

Por otro lado, modelos de balance de energía que incorporan datos derivados de satélites han sido utilizados por varios investigadores para estimar la producción o rendimiento de los cultivos como es el caso de SEBAL (Bastiaanssen et al. 1998) los cuales estiman la evapotranspiración del cultivo en función de la temperatura superficial captada por sensores del LANDSAT en la región térmica del infrarrojo; otros modelos como ALEXI (Atmosphere Land Exchange Inverse) incorporan datos de humedad del suelo en la zona radicular a un modelo de

predicción de cosechas con resultados favorables comparado con datos de campo (Mishra et al. 2013).

- Monitoreo del uso consuntivo del agua. El hecho que *LANDSAT* sea gratuito desde 2008 permitió mejorar su difusión y su uso para diversas aplicaciones. En California varias empresas usan el modelo ajustado de METRIC tomando imágenes *LANDSAT* para estimar el uso potencial de agua para sus viñedos (por región y variedad), uso actual del agua para irrigación e índice de estrés hídrico, estimación de presupuesto de agua y adquisición de tierras basada en la disponibilidad y calidad de agua (Leslie et al. 2017).

En Chile las imágenes de *LANDSAT* y el modelo METRIC permiten estimar la demanda estacional de agua y emparejarlo con el suministro estacional para lograr prácticas de riego óptimas para maximizar la producción. Los datos son usados para estimar la evapotranspiración y el coeficiente de cultivo en viñedos y huertos de oliva y manzanos. La información obtenida permite ajustar la irrigación para obtener un resultado específico de producción, e inclusive ahorrar agua al retrasar el inicio de riego. En algunos huertos se logró reducir el agua aplicada entre un 30 a 60% lo que mejoró el rendimiento financiero del agricultor derivado de la disminución del costo de irrigación. Además, fue posible obtener mejor calidad de uva (entre 30 a 50% más) y por ende, mejor vino y precios por botella.

El mapeo usando imágenes de *LANDSAT* en la cuenca Murray-Darling en Australia, que representa el 60% de producción del área irrigada total del país, aporta información de cultivos, vegetación y topografía. El procesamiento de cuatro a siete escenas de *LANDSAT* en una versión modificada de METRIC permite estimar el uso consuntivo del agua y crear presupuestos de agua para diferentes áreas basado en coeficientes de los cultivos y características como calidad del suelo y agua. La precisión de riego mejora la productividad del cultivo por unidad de agua utilizada y por ende el rendimiento financiero de la misma.

Asimismo, Folhes et al. (2009) utilizaron imágenes del satélite *LANDSAT* combinado con un modelo de evapotranspiración para medir la cantidad de agua de riego utilizada en cultivos de banano, los resultados demostraron que la combinación de modelos con datos de reflectancia espectral brinda mejores resultados que si solo se utilizara el modelo de predicción.

4.5.2 Imágenes WORLDVIEW

El gran detalle que proveen las imágenes de alta resolución es aprovechado en aplicaciones agrícolas, Chemura *et al.* (2015) desarrollaron y validaron una metodología para determinar la edad de plantaciones de palma aceitera combinando datos multiespectrales de alta resolución WorldView 2 y técnicas avanzadas de regresión en Ghana, dicha metodología consistió en determinar la relación entre edad y proyección de la copa mediante muestreo en campo, realizar una clasificación jerárquica basada en objetos de las imágenes WorldView-2 y generar un modelo de regresión entre los datos recolectados en el campo y las imágenes clasificadas. Los resultados mostraron una fuerte relación lineal entre la edad y el área de la copa de la palma aceitera hasta los 13 años.

Las imágenes de alta resolución representan una alternativa para la medición del status hídrico mediante el potencial hídrico. Van Beek *et al.* (2013) realizaron un estudio en huertos de perales con irrigación y de temporal y se buscó relacionar los datos de campo con mediciones espectrales de hojas, doseles e imágenes de WorldView-2, a fin de obtener índices robustos e independientes de la geometría de visualización del sensor, arquitectura y gestión del huerto. Los resultados indicaron que, a nivel de hoja y dosel, se observaron altas correlaciones entre la reflectancia infrarroja de onda corta y el sistema medido in situ. Para las mediciones de dosel, las longitudes de onda visibles e infrarrojas cercanas (R530 / R600, R530 / R700 y R720 / R800) mostraron correlaciones significativas. El índice de vegetación de diferencia normalizada de borde rojo (ReNDVI) se aplicó en imágenes satelitales totalmente iluminadas y se relacionó fuertemente con el sistema ($R^2 = 0,47$; RMSE = 0,36 MPa), lo que muestra el potencial de WorldView-2 para controlar el estrés hídrico en huertos de perales.

5 ACTIVIDADES REALIZADAS

En este apartado se presenta la metodología y resultados obtenidos para la adquisición de imágenes satelitales y la compilación de información base de la zona de estudio, la metodología empleada para la recopilación de información y los resultados obtenidos se encuentran compilados en un SIG con su respectiva base de datos en formato digital que se adjunta en una memoria USB al presente informe.

5.1 Adquisición de imágenes satelitales

Para el presente estudio se utilizaron dos tipos de imágenes satelitales, las imágenes LANDSAT de mediana resolución espacial y las imágenes WorldView 2 y 3 de alta resolución espacial, a continuación, se describe la metodología y resultados obtenidos en cada uno de los casos.

5.1.1 Imágenes satelitales LANDSAT

Las imágenes satelitales LANDSAT están disponibles en repositorios disponibles en servidores externos vía internet, para este estudio se identificaron varios repositorios y banco de imágenes donde fueron seleccionadas y descargadas imágenes LANDSAT que cumplan con las siguientes características y criterios de calidad:

- Cobertura de nubes menor al 10%
- Periodo de adquisición entre 1995 al 2017
- Nivel de corrección 1 (L1) con corrección geométrica
- Imágenes de los satélites LANDSAT 5, 7 y 8

Los repositorios consultados se detallan en la tabla 5.1.

Tabla 5.1 Repositorios de imágenes satelitales consultadas

Institución	Página Web	Imágenes Disponibles
Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS)	http://earthexplorer.usgs.gov/ , https://glovis.usgs.gov/	Landsat 5, 7 y 8
Universidad de Maryland (UMD)	http://glcf.umd.edu/	Landsat 5 y 7
Instituto Mexicano de Tecnología del Agua (IMTA)	http://172.16.2.211/geoportal/	Landsat 5, 7 y 8

Los resultados de la búsqueda arrojaron que existen 190 imágenes LANDSAT que cumplen con los criterios de búsqueda distribuidos en el periodo 1995-2017, según se muestra en la figura 5.1 y que corresponden a los sensores TM, ETM+ y OLI de los satélites LANDSAT 5, 7 y 8 como indica la tabla 5.2.

Tabla 5.2 Imágenes disponibles para el periodo de enero 1995 a diciembre 2017 distribuidas por tipo de sensor

Satélite	Sensor	Núm. Imágenes
LANDSAT 8	LC8-OLI/TIRS	33
LANDSAT 7	LE7-ETM	19
LANDSAT 5	LT5/4-5TM	138

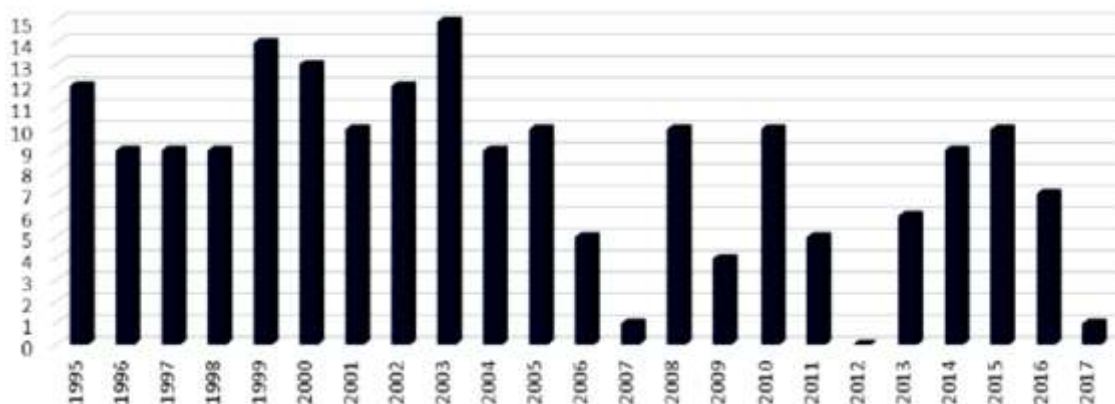


Figura 5.1 Número de imágenes LANDSAT (5, 7 y 8) disponibles en los repositorios consultados para el periodo de enero 1995 a diciembre 2017

Así mismo se pudo constatar que existe mayor cantidad de imágenes en los meses de noviembre a febrero (Figura 5.2) debido a que en la época de invierno existe menor cobertura de nubes, esto dificulta el análisis de los periodos de lluvias sobre todo entre julio y agosto.

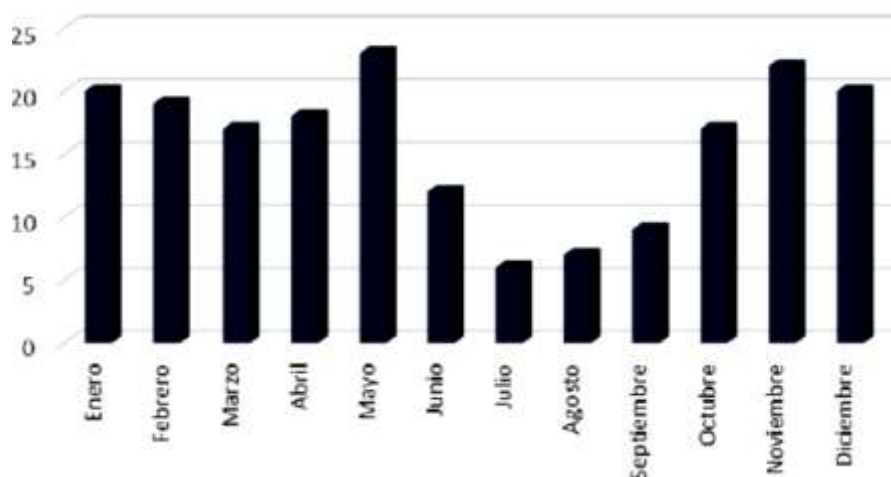


Figura 5.2 Numero de imágenes LANDSAT disponibles según el mes de adquisición

Se seleccionaron seis imágenes tres corresponden al periodo sin cultivo y tres al periodo con cultivo, según se describe en la tabla 5.3.

Tabla 5.3 Imágenes satelitales LANDSAT utilizadas en el estudio

Satélite	Sensor	Fecha
LANDSAT 5	TM	15/11/2002
LANDSAT 5	TM	30/08/2003
LANDSAT 5	TM	07/11/2005
LANDSAT 5	TM	05/07/2006
LANDSAT 8	OLI	15/10/2015
LANDSAT 8	OLI	27/04/2016

La figura 5.3 muestra la combinación de bandas espectrales de LANDSAT 5 y 8 en falso color (RGB=741) utilizadas y aplicadas a la zona de estudio.

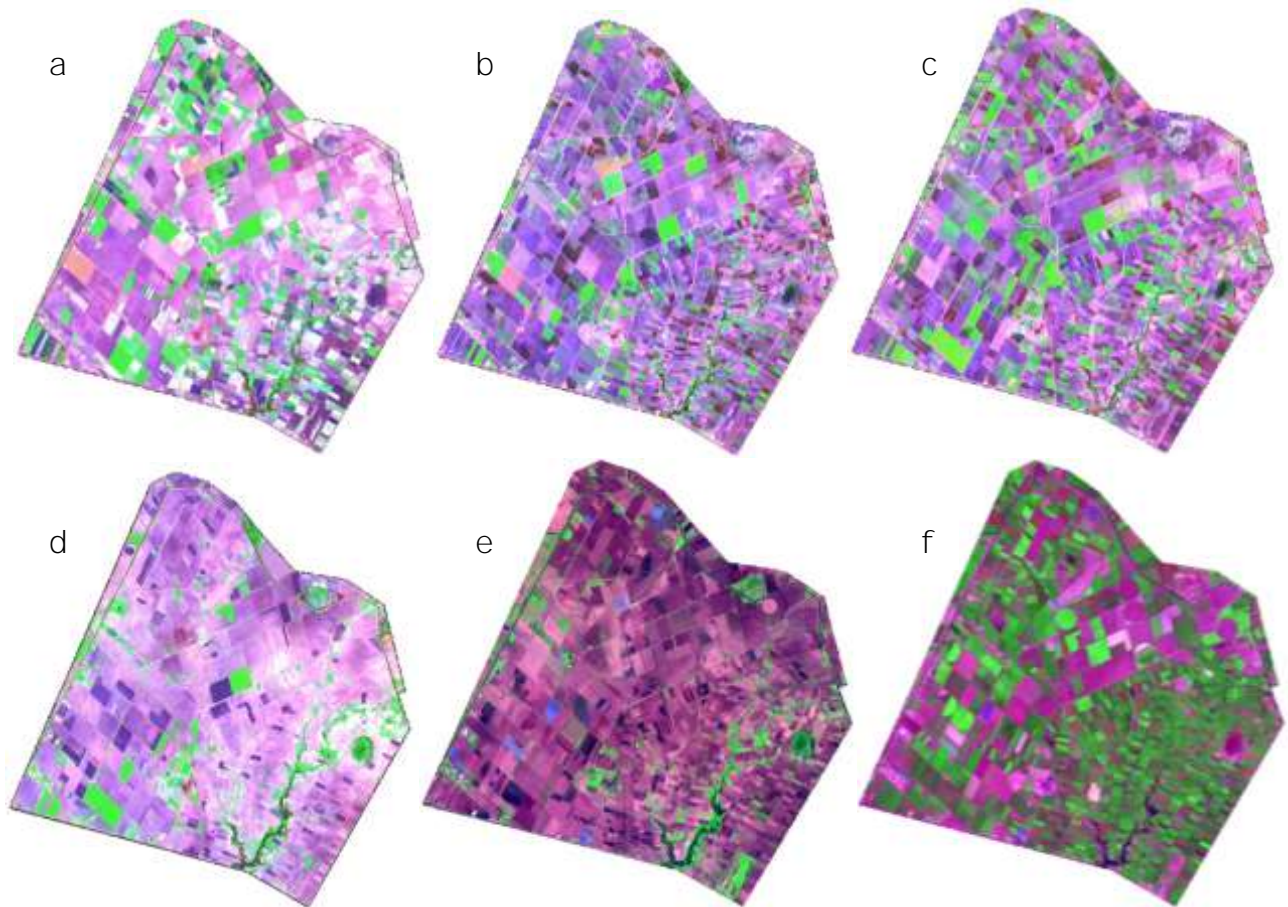


Figura 5.3 Imágenes LANDSAT 5 de a) 05 julio 2006, b) 07 noviembre 2005, c) 30 agosto 2003, d) 15 noviembre 2002 y LANDSAT 8 del e) 18 octubre 2015 y f) 27 abril 2016

5.1.2 Imágenes satelitales WorldView

Aunque varias imágenes de mediana resolución espacial como LANDSAT han sido utilizadas en la agricultura y están disponibles de manera gratuita, el área que cubre cada pixel resulta demasiado grande para distinguir algunas características de importancia agrícola. Por tanto, dadas las necesidades del proyecto de contar con cartografía más detallada fue necesario adquirir imágenes comerciales con una mayor resolución espacial para distinguir características como canales, caminos y límites de parcelas, para lo cual se compraron imágenes satelitales WorldView 2 y 3 de la empresa DigitalGlobe a través del proveedor autorizado para México, GTT Imaging SA de CV. Del repositorio de imágenes WorldView solo tres imágenes cumplen con los criterios de calidad de 0% de cobertura de nubes y que estén en los periodos de agosto –

noviembre 2015 y marzo - abril 2016. Las características de las imágenes adquiridas se resumen en la tabla 5.4.

Tabla 5.4 Características de las imágenes WorldView adquiridas

Satélite	Fecha	Res. Espacial (m)	Núm. Bandas	Res. Rad. (bits)	Área (km ²)
WorldView 2	27/10/2015	1.84	8	11	221
WorldView 2	27/03/2016	1.84	8	11	41
WorldView 3	28/04/2016	1.24	16	11	180

Las imágenes adquiridas no incluyen procesamiento por lo que fue necesario hacer las correcciones geométricas y radiométricas para utilizarlas en la estimación de variables hidroagrícolas.

5.2 Compilación de Información base de la zona de estudio

Con el objetivo de compilar información básica de los cultivos establecidos en la zona de estudio se contrató a un prestador de servicios para que realizara actividades de campo y gabinete (recopilar, integrar y analizar datos de campo e información estadística de producción agrícola y consumo de agua de riego en siembras de cultivo seleccionadas en la zona de estudio). Así mismo, el prestador de servicios elaboró una cartografía base de la zona de estudio para lo cual hizo recorridos de campo y digitalización de imágenes satelitales de alta resolución, en esta superficie se recopiló información hidroagrícola de los últimos dos años agrícolas (2015-2016 y 2016-2017), se seleccionaron 30 siembras con cultivo, bajo la modalidad de riego durante el ciclo OI 2017-2018 y se les dio seguimiento para coleccionar información referida a variables agrícolas y de consumo de agua de riego. Además, se compiló información agroclimática de las estaciones meteorológicas instaladas en la zona de estudio para el periodo octubre a diciembre 2017. Toda la información adquirida fue utilizada para la validación y calibración de modelos biofísicos que permitieron estimar variables hidroagrícolas de alta variabilidad espacial y temporal con mayor precisión y oportunidad. A continuación, se presentan los productos entregados:

5.3 Cartografía temática base a escala 1:5000 de la zona de estudio.

La metodología utilizada para elaborar la cartografía temática se describe a continuación:

- a) Recopilación de información geográfica de fuentes oficiales y regionales, principalmente INEGI, CONABIO, CONAGUA y la gerencia del Distrito de Riego 075 "Río Fuerte"

- b) Toma de datos de campo para las características geográficas que no están disponibles a la escala requerida como caminos, canales e infraestructura hidroagrícola.
- c) Compilación y recorte de la información recopilada para la zona de estudio con el software QGIS
- d) Corrección geométrica y ortométrica de imágenes de alta resolución
- e) Transformación de la información geográfica al sistema de proyección UTM Datum WGS84
- f) Elaboración de mapas y SIG

Los resultados están disponibles en formato digital en un archivo comprimido bajo el nombre de “cart_temática.rar” que contiene la cartografía temática base a escala 1:5000 de la zona de estudio integrada en un SIG, y las imágenes satelitales de alta resolución, en coordenadas UTM bajo el datum WGS84 con las siguientes capas de información (figura 5.5):

- a. Parcelas de cultivo
- b. Canales de riego y drenaje
- c. Infraestructura civil
- d. Uso de suelo y vegetación
- e. Carreteras y Caminos
- f. Imágenes satelitales de alta resolución orto rectificadas y georreferenciadas (Figura 4.2)

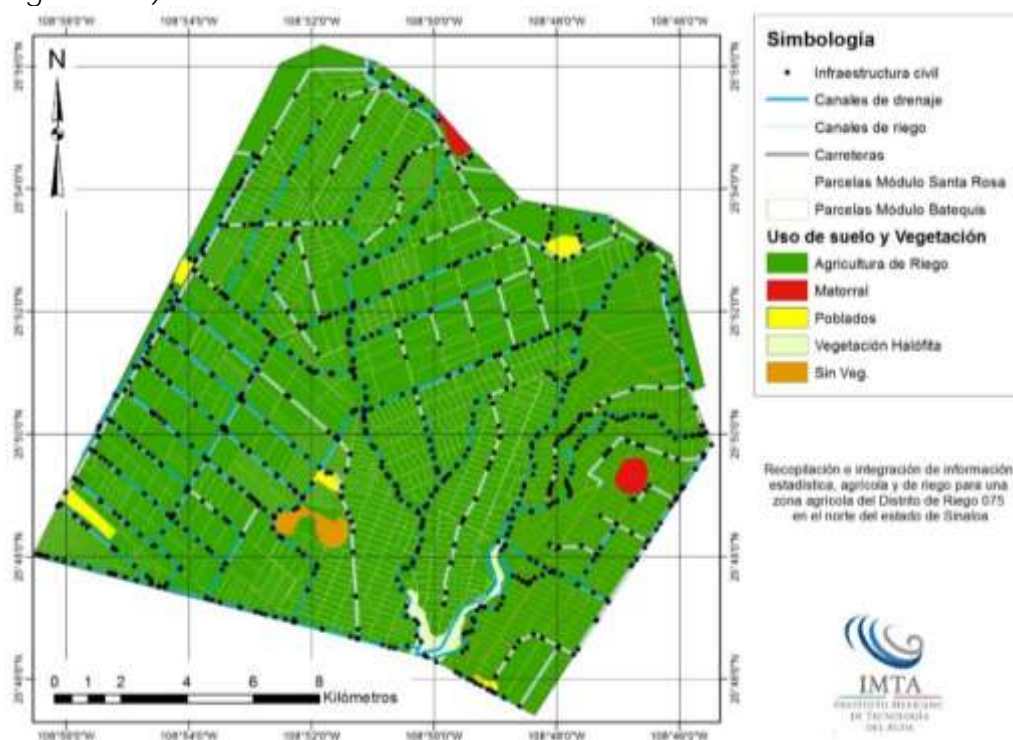


Figura 5.4 Cartografía temática de la zona de estudio

Respecto a la información sobre ríos cabe resaltar que en la zona de estudio se encontraron dos cauces naturales que actualmente son utilizados como canales de drenaje y que fueron clasificados en esta capa temática.

5.3.1 SIG con información hidro-agrícola histórica

Se generó un SIG asociado a los datos compilados que contiene las siguientes bases de datos, que se muestran en la figura 5.5.

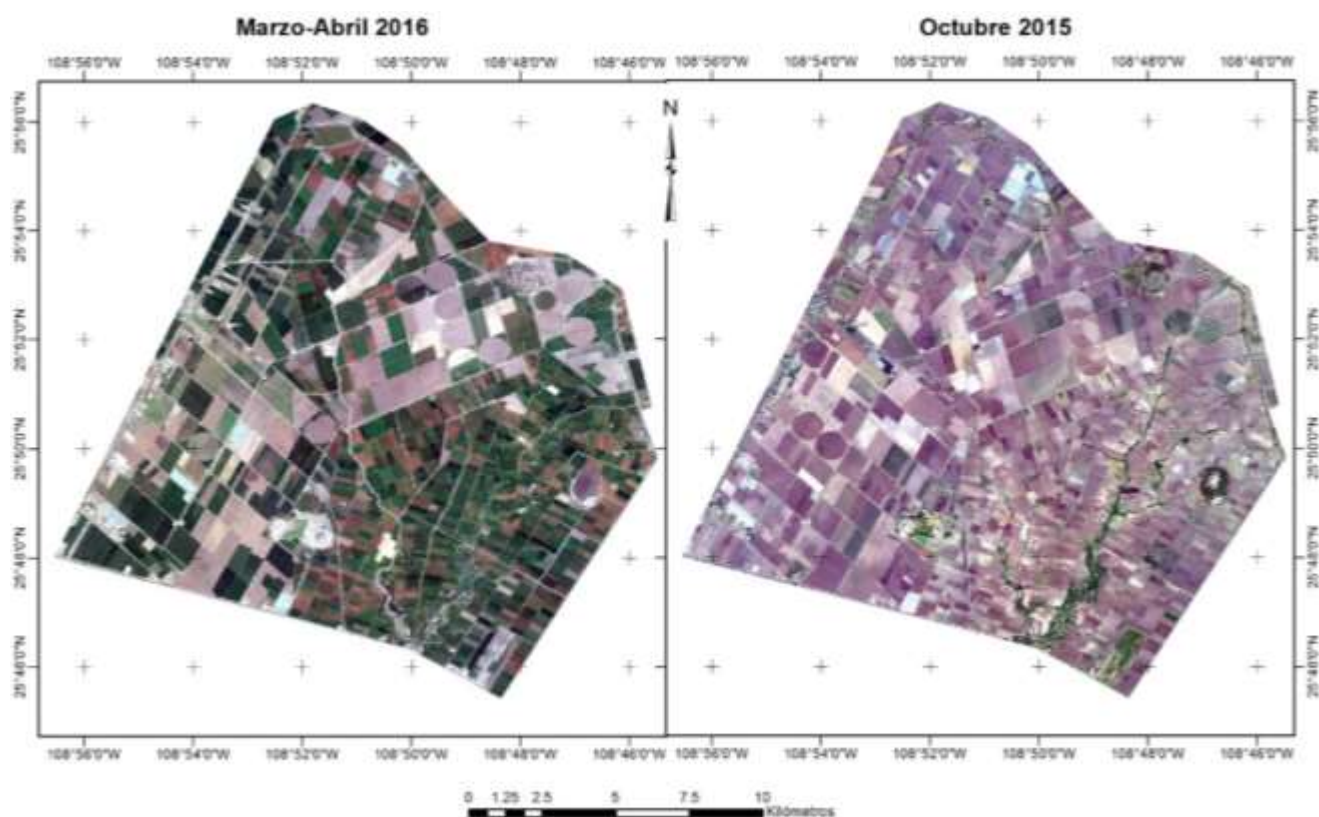


Figura 5.5 Imágenes de alta resolución de la zona de estudio ortorectificadas y georreferenciadas

5.3.1.1 Información hidroagrícola histórica de los últimos dos años agrícolas (2015-2016) y (2016-2017) para la zona de estudio

Con base a la información suministrada por los Módulos de Riego Batequis y Santa Rosa se generó una base de datos en Excel con información hidroagrícola histórica de los años agrícolas 2015-2016 y 2016-2017 para la zona de estudio. La información recabada contiene la siguiente información:

- Siembra
- Cuenta
- Subcuenta
- Ciclo
- Eficiencia de aplicación (%)
- Volumen asignado (m³)
- Superficie sembrada (ha)
- Fecha de siembra
- Fecha de cosecha
- Producción esperada (t)
- Distancia al punto de control (m)
- Eficiencia de conducción (%)
- Gasto de riego (L s⁻¹)
- Sección
- Zona
- Variedad

Dicha información fue integrada a un SIG.

5.3.1.2 Seguimiento de parcelas

La figura 5.6 muestra la ubicación de las 30 parcelas seleccionadas para el seguimiento de variables hidroagrícolas y en las tablas 5.5 y 5.6 se muestran sus características. De las parcelas monitoreadas 20 se ubicaron en el módulo de riego Santa Rosa y 10 en el Módulo Batequis con una superficie total de 120 y 260.5 ha respectivamente, predominantemente con el cultivo de maíz, seguido de frijol y papa.

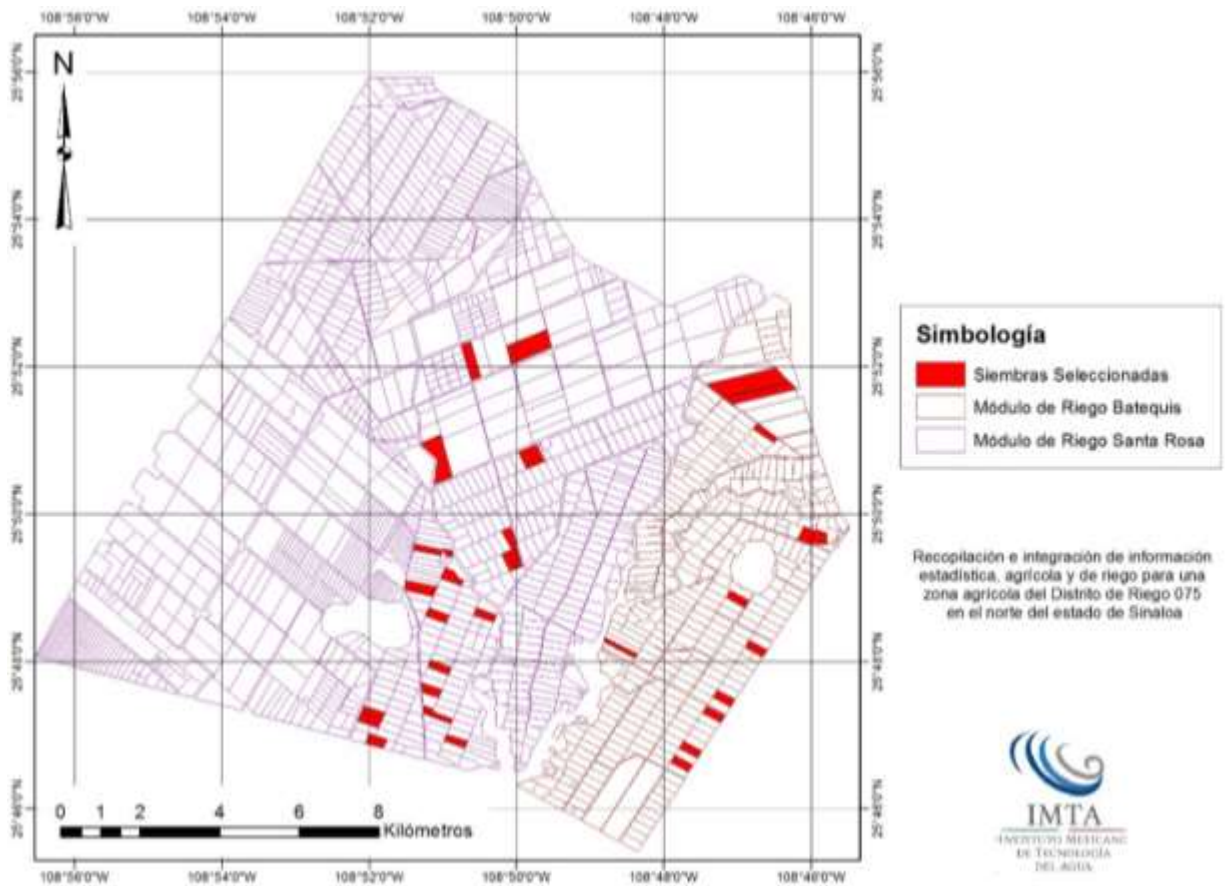


Figura 5.6 Ubicación de las siembras seleccionadas para el seguimiento de variables hidroagrícolas

Tabla 5.5 Parcelas monitoreadas ubicadas en la zona de estudio dentro del módulo de riego Batequis, DR075.

NC	SC	PRODUCTOR	SECC	LATITUD	LONGITUD	ALT.	PEND.	SUP.
9139	0	Félix Orduño Manuel Ángel	29	25° 46.745	108° 47.623	10	0 - 0.2	10
9246	0	Escalante Robles Adolfo	29	25° 47.447	108° 47.172	10	0 - 0.2	10
9302	0	Ochoa Soto Jesús Manuel	29	25° 48.800	108° 46.998	10	0 - 0.2	10
9470	0	Ramos Huerta Jesús Manuel	30			10	0 - 0.2	30
9375	0	Palafox Cota Aquilino	29	25° 49.665	108° 46.017	10	0 - 0.2	10
9328	0	Cruz Aguilar Justino	29			10	0 - 0.2	10
9261	0	Urbina Orduño Ronaldo	29			10	0 - 0.2	10
9135	0	Cota Orduño Francisca	30			10	0 - 0.2	10
9177	0	Ramírez Briseño Marín	29			10	0 - 0.2	10
9462	0	Salomón Cervantes Florencio	29			10	0 - 0.2	10

Tabla 5.6 Parcelas monitoreadas ubicadas en la zona de estudio dentro del módulo de riego Batequis, DR075.

NC	SC	PRODUCTOR	SECC.	LATITUD	LONGITUD	ALT.	PEND.	SUP.
14689	0	Maestro	44	25° 47.265	108°51.135	10	0 - 0.2	10
14698	0	Dentista Leyva	44	25° 47.666	108° 51.021	10	0 - 0.2	10
14754	0	Trini	44	25° 49.549	108° 51.363	10	0 - 0.2	10
1506	0	Antonio Lares	44	25° 49.561	108° 50.052	10	0 - 0.2	
15121	0	Jose Fernando Ungson	44	25° 50.824	108° 49.915	10	0 - 0.2	10
15187	0	Jose Antonio Lares	44	25° 51.797	108° 50.910	10	0 - 0.2	48
15125	0	Carlos Vega	44			10	0 - 0.2	40
14706	0	Vazques	44	25° 48.005	108° 50.927	10	0 - 0.2	10
15057	0	Ceres 1	44	25° 49.322	108° 49.975	10	0 - 0.2	10
15056	0	Ceres 2	44	25° 49.267	108° 50.141	10	0 - 0.2	8.5
14748	0	Monsanto	44	25° 49.024	108° 51.205	10	0 - 0.2	10
15120	0	Ugson				10	0 - 0.2	10

14715	0	Mendivil	44			10	0	-	10
							0.2		
14742	0	Javier Almada		25°	108°	10	0	-	10
				46.993	51.312		0.2		
15184	0	Evaristo Mancillas	44			10	0	-	24
							0.2		
14808	0	Indio Cota	44	25°	108°	10	0	-	10
				46.993	51.312		0.2		
14807	0	Indio Cota	44	25°	108°	10	0	-	10
				46.993	51.312		0.2		
14682	0	Indio Cota	44	25°	108°	10	0	-	10
				46.993	51.312		0.2		
14730	0	Norberto Ungson				10	0	-	10
							0.2		
14821	0	Francisco Islas		25°	108°	10	0	-	10.28
				46.993	51.312		0.2		

En las 30 siembras seleccionadas se generó la siguiente información hidroagrícola durante la duración de los servicios:

- I) Agrícola
 - Usuario por siembra (nombre de usuario y clave de parcela)
 - Superficie sembrada por siembra
 - Pendiente del suelo por siembra
 - Especie y variedad de cultivo por siembra
 - Fecha y densidad de siembra por cultivo
- II) Consumo de agua de riego
 - Fecha de riegos
 - Volumen de riego neto y bruto aplicados por siembra
 - Eficiencias por siembra
 - Láminas de riego netas y brutas aplicadas por siembra
 - Número de riegos por siembra

Así mismo dentro de cada una de las siembras seleccionadas se marcaron tres sitios de muestreo ubicados de manera aleatoria con el apoyo de un GPS y alineados sobre un surco situado a 20 m de la orilla de la parcela, el primer sitio se estableció al centro a partir del cual se fijaron los otros dos (50 m hacia adelante y 50 m hacia atrás); En estos tres sitios se realizó al menos cuatro mediciones con una frecuencia de 15 días, considerando las siguientes variables agrícolas:

- Diámetro de tallo: para la medición de esta variable se utilizó vernier de mano, ubicándolo en la base del tallo.
- Altura de planta: se midió con estadal desde la superficie del suelo anexa a la base del tallo y hasta la base de la última hoja completamente desarrollada

- Número de hojas: se considera desde la primera hasta la última hoja desarrollada; una hoja desarrollada es aquella que se separa del tallo formando un ángulo de 45° aproximadamente y forma una lígula en la base de la hoja.
- Área foliar: esta variable fue medida con ceptómetro en cada sitio de muestreo, obteniendo el promedio de cuatro lecturas, la primera sobre el surco, la segunda en forma perpendicular, la tercera y cuarta en forma radial.
- Días a la aparición de cada etapa fenológica: esta variable se midió de acuerdo a la metodología utilizada por el INIFAP.
 - Diámetro de tallo por cultivo
 - Altura de planta por cultivo
 - Número de hojas por cultivo
 - Área foliar medido con ceptómetro por cultivo
 - Días a la aparición de cada etapa fenológica

En la figura 5.7 se pueden observar de manera gráfica los instrumentos y la manera de utilizarlos en el monitoreo de las variables mencionadas.

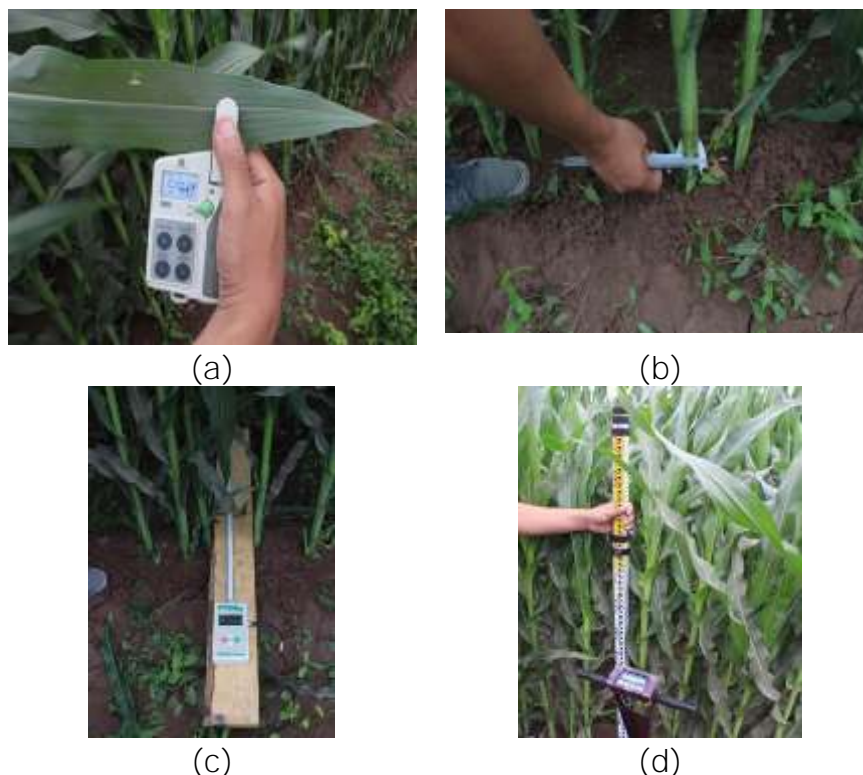


Figura 5.7 Medición de a) índice SPAD, b) diámetro de tallos, c) índice de área foliar y d) humedad del suelo con medidor TDR en las parcelas de seguimiento

Con la información recabada de las 30 parcelas de seguimiento se elaboró un sistema de información geográfica (SIG) asociando los datos de ubicación e información recopilada

para su consulta geoespacial. Las bases de datos están disponibles en formato digital como hoja de Excel y en formato Shapefile en un archivo comprimido bajo el nombre de “siembras.rar”.

5.3.2 Información climática

Se recopiló la información climática de las estaciones meteorológicas automatizadas del distrito de riego 075 (1997-2004) y de la red de estaciones del INIFAP (2004-2017) ubicadas cerca de la zona de estudio. La información diaria de las principales variables climáticas de los últimos 20 años fue complicada en archivos Excel y posteriormente incorporada a un SIG, a continuación, se describe las características de las estaciones.

5.3.2.1 Estaciones meteorológicas en la zona de estudio

La figura 5.8 muestra la ubicación geográfica de las estaciones meteorológicas cercadas a la zona de estudio y que son administradas por el distrito de Riego 075 y por el INIFAP. En la tabla 5.7 se muestran las coordenadas y la altitud de las estaciones Taxtes, Camajoa y Campo Experimental Valle del Fuerte, las cuales se encuentran dentro de la zona de estudio.

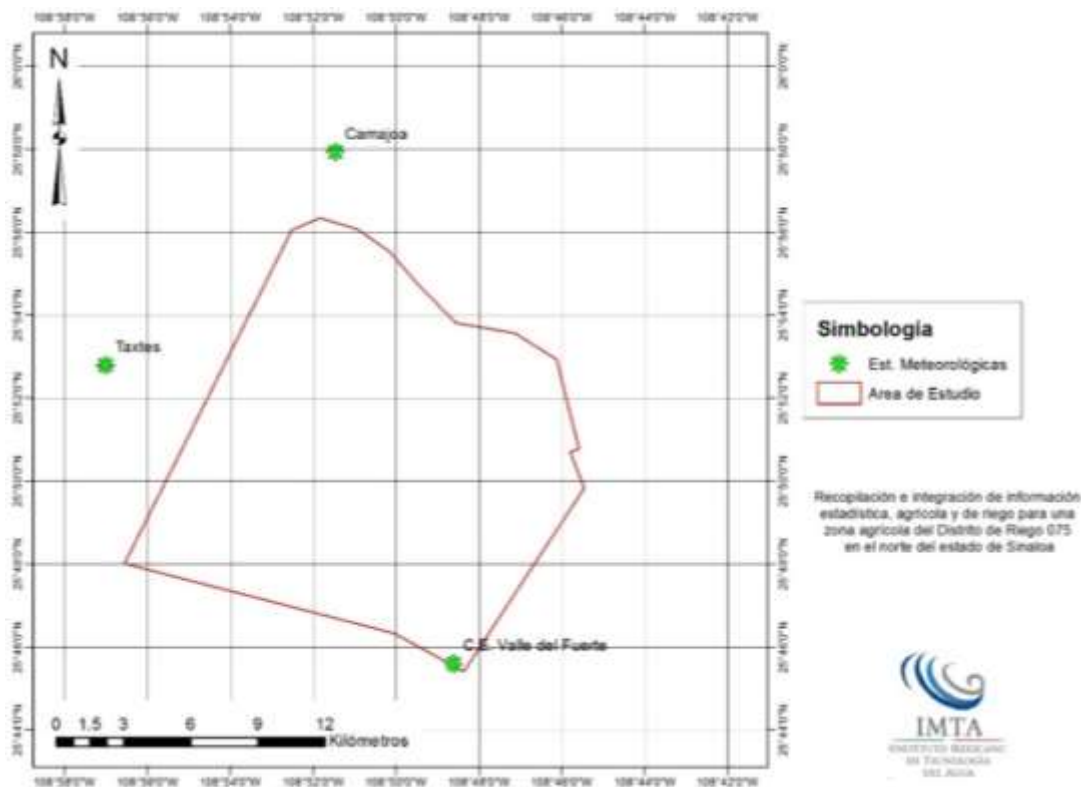


Figura 5.8 Ubicación de estaciones meteorológicas cercadas al área de estudio

Tabla 5.7 Estaciones meteorológicas ubicadas dentro de la zona de estudio

No.	NOMBRE	MUNICIPIO	LATITUD	LONGITUD	ALT.	UBICACIÓN
1	Taxtes	Ahome	25.88	-108.95	19	Módulo Taxtes
2	Camajoa	El Fuerte	25.84	-109.21	21	Módulo Nohme
3	C.E. Valle del Fuerte	Guasave	25.76	-108.81	7	C.E. Valle del Fuerte

La información recabada de cada estación es:

- Radiación solar (diaria)
- Temperaturas mínimas y máximas (diaria)
- Velocidad del viento (diaria)
- Humedad relativa (diaria)
- Precipitación (diaria)
- Evaporación (diaria)

A continuación, se presentan los siguientes productos comprometidos en el marco del proyecto, como capítulos individuales del presente informe:

- i. Documento con la validación de metodologías para el seguimiento remoto de variables hidroagrícolas, como superficie establecida, tipo de cultivo y evapotranspiración de una zona de riego usando imágenes satelitales.
- ii. Serie de mapas con las variables espaciales estudiadas en la zona de riego de estudio.
- iii. Artículos científicos relacionados con la estimación del uso de agua en zonas de riego usando sensores remotos.

A continuación, se describen cada uno de los productos comprometidos en el marco del proyecto.

6 VALIDACIÓN DE METODOLOGÍAS PARA EL SEGUIMIENTO REMOTO DE VARIABLES HIDROAGRÍCOLAS, COMO SUPERFICIE ESTABLECIDA, TIPO DE CULTIVO Y EVAPOTRANSPIRACIÓN DE UNA ZONA DE RIEGO USANDO IMÁGENES SATELITALES.

En las últimas décadas se han desarrollado diferentes métodos para hacer estimaciones de la ET empleando imágenes adquiridos por sensores remotos instalados en satélites, con el objetivo principal de resolver la limitante espacial que los métodos directos presentan, entre los más utilizados se encuentran a) métodos empíricos (relación temperatura del aire con ET), b) estimación indirecta mediante índices de vegetación (IV) y c) modelos de flujos de energía (SEBAL, METRIC, TSEB, etc.), de estos métodos los más precisos son los de flujos de energía aunque enfrentan la dificultad de que requieren validación de campo. A continuación, se describe la metodología utilizada en el presente estudio para la estimación y validación de variables hidroagrícolas basado en el uso de sensores remotos montados en satélites.

6.1 Preprocesamiento de imágenes LANDSAT

Con el propósito de obtener valores que puedan ser tratados dentro de modelos de flujos de energía y para obtener mayor precisión, es necesario convertir los números digitales calibrados (DN) de las imágenes satelitales a unidades físicas eliminando los errores atmosféricos, del sensor y del sistema satelital, de esta manera el valor del pixel es el valor de energía reflejada de la superficie terrestre cuando llega al sensor, una de las metodologías para realizar lo anterior en imágenes LANDSAT es expuesta por Chander, Markham, & Helder (2009).

El primer paso es convertir los números digitales (DN) de la imagen satelital en valores de radiancia espectral capturado en la apertura en el sensor (Ec.1).

$$L_{\lambda} = \left(\frac{LMAX_{\lambda} - LMIN_{\lambda}}{Q_{calmax} - Q_{calmin}} \right) \cdot (Q_{cal} - Q_{calmin}) + LMIN_{\lambda} \quad \text{Ec.1}$$

Donde:

L_{λ} : Es la radiancia espectral de apertura en el sensor [$W/m^2 sr \mu m$]

Q_{cal} : Valor cuantificado y calibrado del pixel [Número digital o DN]

Q_{calmin} : Valor mínimo cuantificado y calibrado del pixel correspondiente a $LMIN_{\lambda}$ [Número digital o DN]

Q_{calmax} : Valor máximo cuantificado y calibrado del pixel correspondiente a $LMAX_{\lambda}$ [Número digital o DN]

$LMIN_{\lambda}$: Radiancia espectral en el sensor escalada a Q_{calmin} , [$W/(m^2 sr \mu m)$]

$LMAX_{\lambda}$: Radiancia espectral en el sensor escalada a Q_{calmax} , [$W/(m^2 sr \mu m)$]

Posteriormente se obtienen los valores de reflectancia mediante la relación:

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2}{ESUN_{\lambda} \cdot \cos \theta_s} \quad \text{Ec.2}$$

Donde:

ρ_{λ} : Valores de reflectancia [*adimensional*]

L_{λ} : Radiancia espectral de apertura en el sensor [$W/m^2 sr \mu m$]

d : Distancia Sol-Tierra [*Unidades astronómicas*]

$ESUN_{\lambda}$: Irradiancia media exoatmosférica [$W/m^2 sr \mu m$]

θ_s : Ángulo zenital solar [*grad*]

Los modelos de flujo de energía deben ser alimentados únicamente con los valores de reflectancia (ρ_{λ}) ya que representan los valores de energía que llegan al sensor después de eliminar los errores atmosféricos y debidos al sistema del satélite.

6.2 Estimación de ET mediante imágenes LANDSAT

El uso eficiente del agua en la agricultura debe estar basado en estimaciones precisas de la Evapotranspiración (ET), la cual puede ser definida como el proceso por el cual el agua se pierde a través de la superficie del suelo y del cultivo mediante la combinación de los procesos de evaporación y transpiración que ocurren de manera simultánea (Allen et al. 2006). Sin embargo, se reconoce que su cuantificación es difícil sobre todo cuando el área de cultivos abarca áreas extensas, ya que la ET es altamente variable en espacio y tiempo debido a la alta complejidad en la interacción entre el suelo, la vegetación y el clima (Mu et al. 2011 e Irmak et al., 2011).

Tradicionalmente la ET ha sido estimada por el producto de la evapotranspiración de referencia y un coeficiente de cultivo (K_c), el cual se determina de acuerdo al tipo de cultivo y a la etapa de desarrollo en la que se encuentre. Sin embargo, este método presenta algunas limitaciones debidas a que los coeficientes de cultivo fueron determinados para condiciones de clima, suelo y cultivo estándar que no son replicables para otras zonas (Neale et al. 1989), además se considera difícil estimar la etapa correcta de crecimiento en grandes áreas con diferentes tipos de cultivos y con alta variabilidad en las fechas de siembra (Allen et al. 2005).

Otros métodos más sofisticados y de mayor precisión para estimar la ET son el sistema del balance de energía de la relación de Bowen y las técnicas de Eddy Covariance (Ding et al. 2010) los cuales consisten en medir los flujos de energía de la superficie del suelo a la

atmósfera. Estos son utilizados principalmente para hacer comparaciones con otras técnicas (Savage et al. 2008; Uddin et al. 2013), validar estimaciones de otros modelos (Anderson et al. 2014; Liu et al. 2012) o para la determinación de los Kc (Sun et al. 2010; Mateos et al. 2010). Sin embargo, a pesar de que estos métodos ofrecen alternativas para hacer mediciones de alta precisión de ET, estas solo se realizan a nivel de parcela, por lo cual no son prácticas cuando se pretende cuantificar el consumo del agua por la ET a nivel regional, debido al alto costo que representaría hacer suficientes mediciones para realizar estimaciones precisas de ET a gran escala (Irmak et al., 2011).

Ante esta limitante la información obtenida mediante sensores remotos representan una alternativa viable porque provee información con alta resolución espacial y temporal mediante la cual es posible realizar estimaciones indirectas de ET.

Uno de los primeros modelos de energía que incorporan datos derivados de sensores remotos satelitales fue el algoritmo, SEBAL (Surface Energy Balance Algorithms for Land) desarrollado por Bastiaanssen (1995) el cual fue realizado para cuantificar ET sobre extensas áreas estimando los flujos del balance de energía mediante el uso las imágenes tomadas por el satélite LANDSAT. Otros modelos utilizados para el cálculo de ET son METRIC, TSEB, entre otros que son variantes del original modelo SEBAL. En este estudio se utilizó el modelo SEBAL para estimar la evapotranspiración de los cultivos de la zona de estudio según la metodología que se describe a continuación.

Para validar la metodología se requiere de información de campo con la evapotranspiración estimada de la vegetación agrícola o nativa de la zona de interés. En los anexos A y B se presentan los aspectos teóricos para la aplicación de la técnica de centelleo para la estimación de evapotranspiración real en cultivos y vegetación natural, así como un manual de instalación y operación de una estación meteorológica con fines de estimación de la evapotranspiración. Dicha técnica será de gran utilidad en la segunda parte del proyecto.

6.2.1 Principio del modelo SEBAL

Una de las razones del análisis de la información de los sensores remotos satelitales es tratar de representar geográficamente la información de ciertas propiedades físicas de la superficie terrestre, ya sean propiedades físicas extensivas o intensivas, éstas se derivan a partir de modelos físicos basados en la interacción de la energía proveniente del sol con la superficie terrestre generando un intercambio de energía entre los sistemas involucrados.

Debido a esta interacción de energía, ocurre una redistribución de la humedad y el calor en el suelo y la atmósfera, dado que estos sistemas están conectados físicamente mediante la superficie del suelo, se originará un balance energético en el sistema debido a un equilibrio

termodinámico: entre un proceso de transporte en flujo turbulento dominante en la atmósfera y un proceso de transporte en flujo laminar en el subsuelo (Bastiaanssen, 1995).

El balance de energía en la superficie terrestre puede denotarse como:

$$R_n = G + H + \lambda ET \quad [W \cdot m^{-2}] \quad \text{Ec.3}$$

Donde:

R_n : Es el flujo de radiación neta

G : Densidad de flujo de calor del suelo en la superficie

H : Densidad de flujo de calor sensible

λET : Densidad de flujo de calor latente

El modelo anterior puede aplicarse a una malla de valores espaciados, por ejemplo, a valores digitales de reflectancia de energía píxel por píxel de una imagen satelital corregida.

Ya que la evaporación consume energía, se puede obtener el valor del consumo energético de esta propiedad píxel a píxel y estimar regionalmente el parámetro de densidad de flujo de calor latente del cual se obtendrá la energía de evaporación.

6.3 Características espectrales de la vegetación

El agua es reconocida por absorber la banda de energía del infrarrojo medio (entre 1.,5 a 1,8 y 2,1 a 2,3 μm en su longitud de onda); dado que una planta requiere agua durante su crecimiento, cuando ésta es absorbida por las raíces del organismo desde el suelo llegando hasta sus hojas, la reflectancia es afectada por el contenido de agua en la hoja, el grado en el que la energía solar es absorbida en la vegetación es función de la cantidad total presente en la hoja y el espesor de la misma (Jensen, 2005).

Desde la década de los 60 se han modelado distintas variables biofísicas de la vegetación usando los datos obtenidos mediante percepción remota, involucrando el uso de los llamados índices de vegetación, que son números adimensionales que indican la abundancia y actividad de la vegetación.

6.3.1 Índice de vegetación diferenciado (NDVI)

El índice de vegetación diferenciado o *Normalized differenced vegetation index* por sus siglas en inglés, se trata de una combinación algebraica de bandas espectrales que aportan información valiosa como la estructura de la vegetación, el estado de cobertura vegetal, capacidad fotosintética, densidad y distribución de hojas, contenido de agua en hojas y

deficiencia mineral, esta combinación de bandas es sensible a estos factores (Jensen, 2007).

Se puede calcular como la relación de la diferencia entre la porción del infrarrojo cercano (*NIR*) y la porción roja del espectro (*R*) con la suma de estas dos bandas (Rouse, Hass, Schell, & Deering, 1973).

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad \text{Ec.4}$$

Donde:

NDVI: Índice de vegetación diferenciada, adimensional, (-1,1).

NIR: Banda del Infrarrojo cercano (%).

R: Reflectancia de la banda roja del espectro visible (%).

6.3.2 Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI)

El índice de vegetación ajustado al suelo o *Soil adjusted vegetation index*, por sus siglas en inglés fue desarrollado por Huete (1988) como una técnica para minimizar la influencia del brillo del suelo sobre las bandas del infrarrojo cercano. En otros términos, se trata de un ajuste que se hace al *NDVI*, mediante factor *L* que varía de 0 a 1, y depende de la cantidad de vegetación presente, cuando *L=0* el índice es un *NDVI* puro.

$$SAVI = \frac{NIR - R}{NIR + R + L} \cdot (1 + L) \quad \text{Ec.5}$$

Donde:

SAVI: Índice de vegetación ajustado al suelo, adimensional (0,1)

NDVI: Índice de vegetación diferenciada, adimensional, (-1,1).

NIR: Banda del Infrarrojo cercano (%).

R: Reflectancia de la banda roja del espectro visible (%).

L: Factor de ajuste, o peso, adimensional (0,1)

6.3.3 Índice de área foliar (LAI)

El índice de área foliar o *Leaf area index*, por sus siglas en inglés, es empleado en el estudio de ecosistemas y sistemas forestales, su valor representa el área de hoja por unidad de suelo (Jordan, 1969).

Una de las formas para obtener el valor de este índice la ofrece Schultz & Engman (2000), la cual resulta ser una fórmula empírica que aproxima el valor de la relación descrita a partir del índice de vegetación ajustado al suelo (Ec.10).

$$SAVI = c_1 - c_2 e^{-c_3 \cdot LAI} \quad \text{Ec. 6}$$

Donde:

SAVI: Es el índice de vegetación ajustado al suelo

LAI: Es el índice de área foliar

$$c_1 = 0.69, c_2 = 0.59, c_3 = 0.91$$

Por lo que el índice de área foliar después de despejar de la ecuación 6 el valor del índice se obtiene a partir de la siguiente ecuación:

$$LAI = -\frac{\ln\left(\frac{0.69 - SAVI}{0.59}\right)}{0.91} \quad \text{Ec.7}$$

Donde:

SAVI: Es el índice de vegetación ajustado al suelo

LAI: Es el índice de área foliar

6.3.4 Índice de vegetación mejorado (EVI)

El índice de vegetación mejorado o *Enhanced vegetation index*, por sus siglas en inglés, es un índice espectral que deriva del *NDVI*, fue desarrollado inicialmente para trabajar con tres bandas, sin embargo debido a controversias respecto a los resultados es empleado con dos bandas (Yengoh, Dent, Olsson, Tengberg, & Tucker III, 2015), es denominado *EVI2* y es propuesto por Jiang, Huete, Didan, & Miura (2008) según se muestra en la Ec. 8

$$EVI2 = 2.5 \cdot (NIR - R) / (NIR + 2.4 \cdot R + 1) \quad \text{Ec.8}$$

Donde:

EVI2: Índice de vegetación mejorado de 2 bandas.

NIR: Banda del Infrarrojo cercano (%).

R: Reflectancia de la banda roja del espectro visible (%).

6.4 Clasificación de imágenes

La clasificación digital de imágenes comprende el proceso de conversión de una imagen continua a otra categorizada temáticamente, a partir de agrupación de los niveles digitales espectralmente similares. Existen dos métodos de clasificación: supervisado y no supervisado. La figura 6.1 muestra de manera gráfica el proceso que sigue la clasificación de una imagen multiespectral.

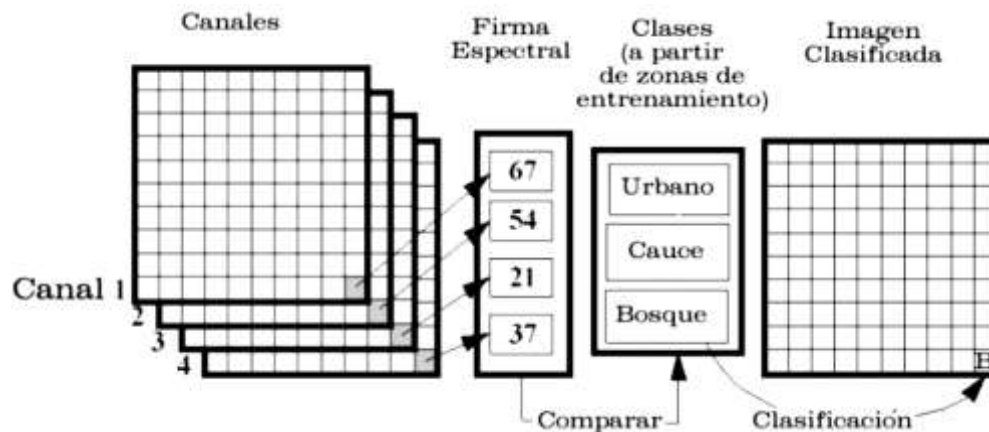


Figura 6.1 Proceso de clasificación de una imagen multispectral (Olaya, 2007)

Para el presente trabajo se utilizó el método de clasificación supervisada con el clasificador de “Máxima verosimilitud” el cual parte de un cierto conocimiento de la zona de estudio adquirido por experiencia previa, por trabajos de campo o a través de informaciones auxiliares para coleccionar sobre la imagen píxeles de entrenamiento, la media y varianza de las clases y estimar la probabilidad de pertenencia de los píxeles a cada clase. Cada píxel se asigna a la clase con mayor probabilidad de pertenencia. La secuencia que se sigue para la clasificación supervisada es la siguiente:

- a) Definición de los píxeles de entrenamiento: se definen sobre la imagen grupos de píxeles estadísticamente homogéneos para cada tipo de uso y tipo de vegetación o cultivo. Según Campbell (2011) varios factores deben ser tomados en cuenta en el proceso de colección de áreas de entrenamiento:

Pureza, el área donde se toman los píxeles de entrenamiento debe ser lo más representativa posible de la característica a la cual está representando.

Tamaño, un número de 100 píxeles por muestra es aconsejable como mínimo, aunque este valor varía según el tipo de sensor, Jensen (2005) aconseja que para un sensor con “n” bandas el número de píxeles por cada clase de entrenamiento debe ser $>10n$.

Localización, las clases de entrenamiento deben situarse de tal manera que reflejen la diversidad de toda la imagen y en lo posible en lugares que sean fácilmente reconocibles en un mapa o fotografía aérea.

El número de áreas de entrenamiento depende del número de clases, se aconseja definir más áreas de entrenamiento que clases para que toda la diversidad dentro de cada clase esté representada. La secuencia para la elección de áreas de entrenamiento es como sigue:

- Recopilación de toda la información posible sobre el área de estudio

- Reconocimiento preliminar de la imagen para determinar posibles zonas de entrenamiento
- Definir posibles áreas de entrenamiento mediante digitalización en la imagen formando grupos de píxeles estadísticamente homogéneos
- Se verifica que las áreas de entrenamiento sean independientes, caso contrario se eliminan las sobrepuestas y se vuelven a definir

b) Clasificación de la imagen: el método de máxima verosimilitud estima la probabilidad de pertenencia de un píxel desconocido a las clases de entrenamiento a través de la varianza y la correlación.

Explícitamente se usa un modelo de probabilidad del tipo normal para determinar los límites de decisión, se asume que las áreas de entrenamiento para cada clase en cada banda están distribuidas normalmente. Las áreas de entrenamiento con histogramas sesgados bi o trimodales no son ideales para una clase, porque estos sesgos representan clases individuales que deben ser entrenadas y etiquetadas como clases separadas (Erdas, 1997).

A partir del vector medio (M_c) para cada clase y la matriz de covarianza de clase c (V_c) para todas las bandas, se clasifica vector x de un píxel en una clase, la regla de decisión que se asume es, asignar el píxel x a la clase que tiene máxima probabilidad p_c :

$$p_c(a_c) \geq p_i(a_i), \quad i = 1,2,3 \dots m \text{ clases posibles}$$

$$p_c(a_c) = \ln(a_c) - 0.5 \ln[\det(V_c)] - [0.5(X - M_c)^T V_c^{-1} (X - M_c)] \quad \text{Ec. 9}$$

Donde, $p_c(a_c)$ es la probabilidad de pertenencia del vector X a la clase c , X es el vector píxel de clase desconocida. M_c es el vector medio de la clase c , $\det(V_c)$ es el determinante de la matriz de covarianza V_c y a_c es una probabilidad a priori para un píxel que está en una clase c .

A partir de los índices de vegetación, la clasificación de imágenes y uso de modelos de flujos de energía fue posible obtener algunas características agrícolas de importancia como superficie cultivada y consumo de agua por los cultivos. Los resultados obtenidos en el presente proyecto se describen a continuación en la serie de mapas obtenidos a partir de las imágenes satelitales.

6.5 Bibliografía

- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., & Smith, M. (2006). *Evapotranspiración del cultivo Guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos. Estudio FAO Riego y Drenaje*.
- Allen, R. G., Tasumi, M., Morse, a, & Trezza, R. (2005). A Landsat-based energy balance and evapotranspiration model in Western US water rights regulation and planning. *Irrigation and Drainage Systems*, 19, 251–268.
- Anderson, R. G., & Wang, D. (2014). Energy budget closure observed in paired Eddy Covariance towers with increased and continuous daily turbulence. *Agricultural and Forest Meteorology*, 184, 204–209.
<https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2013.09.012>
- Bastiaanssen, W. G. M. (1995). *Regionalization of surface flux densities and moisture indicators in composite terrain: a remote sensing approach under clear skies in Mediterranean climates. Doctoral thesis, Wageningen Agricultural University, Wageningen The Netherlands*.
- Bastiaanssen, W. G. M., Pelgrum, H., Wang, J., Ma, Y., Moreno, J. F., Roerink, G. J., & van der Wal, T. (1998). A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). *Journal of Hydrology*, 212–213, 213–229.
- Campbell. (2011). *Introduction to Remote Sensing*. The Guildford Press.
<https://doi.org/10.1002/mds.23834>
- Chander, G., Markham, B. L., & Helder, D. L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893–903
- Chemura, A., van Duren, I., & van Leeuwen, L. M. (2015). Determination of the age of oil palm from crown projection area detected from WorldView-2 multispectral remote sensing data: The case of Ejisu-Juaben district, Ghana. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 100, 118–127.
- Curran, P. J. (1985). *Principles of Remote Sensing* (1st ed.). Hong Kong: Longman Group Limited.
- Dalezios, N. R., Domenikiotis, C., Loukas, A., Tzortzios, S. T., & Kalaitzidis, C. (2001). Cotton yield estimation based on NOAA/AVHRR produced NDVI. *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*, 26(3), 247–251.
[https://doi.org/10.1016/S1464-1909\(00\)00247-1](https://doi.org/10.1016/S1464-1909(00)00247-1)
- Ding, R., Kang, S., Li, F., Zhang, Y., Tong, L., & Sun, Q. (2010). Evaluating eddy covariance method by large-scale weighing lysimeter in a maize field of northwest China. *Agricultural Water Management*, 98(1), 87–95.
<https://doi.org/10.1016/j.agwat.2010.08.001>

- ESA. European Space Agency. (2017). eesa Earth Online. Disponible en <https://earth.esa.int/web/guest/missions/3rd-party-missions/current-missions/worldview-3>
- ERDAS (1997). ERDAS Field guide. Atlanta, Georgia: ERDAS Inc.
- Folhes MT, Renno CD, Soares JV. (2009). Remote sensing for irrigation water management in the semi-arid Northeast of Brazil. *Agricultural Water Management*, 96 (10):1398-1408.
- Huete, A. R. (1988). A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). *REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT*, 25, 295–309. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)
- Idso, S. B., Jackson, R. D., & Reginato, R. J. (1977). Remote sensing for agricultural water management and crop yield prediction. *Agricultural Water Management*, 1(4), 299–310. [https://doi.org/10.1016/0378-3774\(77\)90021-X](https://doi.org/10.1016/0378-3774(77)90021-X)
- Irmak, A., I. Ratcliffe, P. Ranade, K. Hubbard, R.K. Singh, B. Kamble, y Kjaersgaard, J. (2011). Estimation of Land Surface Evapotranspiration with a Satellite Remote Sensing Procedure. *Great Plains Research* 21(Spring 2011):73-88
- Jensen, J. R. (2005). *Introductory Digital Image Processing A Remote Sensing Perspective* (3rd ed.). Upper Saddle River, NJ.
- Jiang, Z., Huete, A. R., Didan, K., & Miura, T. (2008). Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*, 112(10), 3833–3845.
- Jordan, C. F. (1969). Derivation of Leaf-Area Index from Quality of Light on the Forest Floor. *Ecology*, 50(4), 663–666.
- Leslie, C.R., Serbina, L.O., and Miller, H.M., 2017, Landsat and agriculture—Case studies on the uses and benefits of Landsat imagery in agricultural monitoring and production: U.S. Geological Survey Open-File Report 2017–1034, 27 p., <https://doi.org/10.3133/ofr20171034>.
- Liu, H. Z., Feng, J. W., Järvi, L., & Vesala, T. (2012). Four-year (2006–2009) eddy covariance measurements of CO₂ flux over an urban area in Beijing. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 12(17), 7881–7892. <https://doi.org/10.5194/acp-12-7881-2012>
- Maas, S. J. (1988). Using Satellite Data to Improve Model Estimates of Crop Yield. *Agronomy Journal*, 80(4), 655. <https://doi.org/10.2134/agronj1988.00021962008000040021x>
- Mateos, L., González-Dugo, M. P., Testi, L., & Villalobos, F. J. (2013). Monitoring evapotranspiration of irrigated crops using crop coefficients derived from time series of satellite images. I. Method validation. *Agricultural Water Management*, 125, 81–91. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2012.11.005>
- Memon, A.A, Memon, A.G., Soomro, S., Abbasi, H., Ghoto, S. 2012. Assessment of Seasonal Crop Produce of District Dadu Using Landsat Images. *Sindh University Research*, 44(2) 259-262
- Mishra, V., Cruise, J. F., Mecikalski, J. R., Hain, C. R., & Anderson, M. C. (2013). A remote-

- sensing driven tool for estimating crop stress and yields. *Remote Sensing*, 5(7), 3331–3356. <https://doi.org/10.3390/rs5073331>
- Mu, Q., Zhao, M., & Running, S. W. (2011). Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 115(8), 1781–1800. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.02.019>
- NASA. (2016). A *Landsat Timeline*. Disponible en <http://landsat.gsfc.nasa.gov/a-landsat-timeline/>
- Neale, C. M. U., Bausch, W. C. & Heerman, D. (1989) Development of reflectance-based crop coefficients for corn. *Trans. ASAE* 32, 1891-1899.
- Olaya, V. (2014). Sistemas de Información Geográfica. <http://volaya.github.io/libro-sig/>
- Pacifici, F., & Navulur, K. (2011). Very High Spatial Resolution Imagery for Urban Applications. Disponible en <https://earthzine.org/2011/06/27/very-high-spatial-resolution-imagery-for-urban-applications/>
- Rouse, J. W., Hass, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1973). Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. *Third Earth Resources Technology Satellite (ERTS) Symposium*, 1, 309–317.
- Savage, K., Davidson, E. A., & Richardson, A. D. (2008). A conceptual and practical approach to data quality and analysis procedures for high-frequency soil respiration measurements. *Functional Ecology*, 22(6), 1000–1007. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2435.2008.01414.x>
- Schultz, G. A., & Engman, E. T. (2000). *Remote Sensing in Hydrology and Water Management* (1st Ed.). Springer.
- Serrano, L. (2000). Deriving Water Content of Chaparral Vegetation from AVIRIS Data. *Remote Sensing of Environment*, 74(3), 570–581. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00147-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00147-4)
- Shanahan, J.F., Schepers, J.S., Francis, D.D., Varvel, G.E., Wilhelm, W., Tringe, J.M., Schlemmer, M.R., & Major, D.J. Use of Remote-Sensing Imagery to Estimate Corn Grain Yield" (2001). *Agronomy & Horticulture – Faculty Publications* 9. <http://digitalcommons.unl.edu/agronomyfacpub/9>
- Sun, G., Noormets, A., Gavazzi, M. J., McNulty, S. G., Chen, J., Domec, J.-C. K. J. S., ... Skaggs, R. W. (2010). *Energy and water balance of two contrasting loblolly pine plantations on the lower coastal plain of North Carolina, USA. Forest Ecology and Management, Vol. 259: 1299-1310*. Retrieved from https://www.srs.fs.usda.gov/pubs/ja/ja_sun031.pdf
- Uddin, J., Hancock, N. H., Smith, R. J., & Foley, J. P. (2013). Measurement of evapotranspiration during sprinkler irrigation using a precision energy budget (Bowen ratio, eddy covariance) methodology. *Agricultural Water Management*, 116, 89–100. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2012.10.008>
- Van Beek, J., Tits, L., Somers, B., & Coppin, P. (2013). *Stem Water Potential Monitoring in Pear Orchards through WorldView-2 Multispectral Imagery. Remote Sensing*, 5(12), 6647–6666.

- Vogel, F.A., and Bange, G.A. (1999). *Understanding USDA crop forecasts*: Washington, D.C., U.S. Department of Agriculture, National Agricultural Statistics Service and Office of the Chief Economist, World Agricultural Outlook Board, Miscellaneous Publication No. 1554, 17 p. Disponible en http://www.nass.usda.gov/Education_and_Outreach/Understanding_Statistics/pub1554.pdf.
- Yengoh, G. T., Dent, D., Olsson, L., Tengberg, A. E., & Tucker III, C. J. (2015). *Use of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) to Assess Land Degradation at Multiple Scales: current status, future trends, and practical considerations*.

7 SERIE DE MAPAS CON LAS VARIABLES ESPACIALES ESTUDIADAS EN LA ZONA DE RIEGO DE ESTUDIO

7.1 Índices espectrales

A continuación, se muestran los mapas con los valores de NDVI para cada una de las imágenes analizadas (figuras 7.1, 7.2, 7.3, 7.4, 7.5).

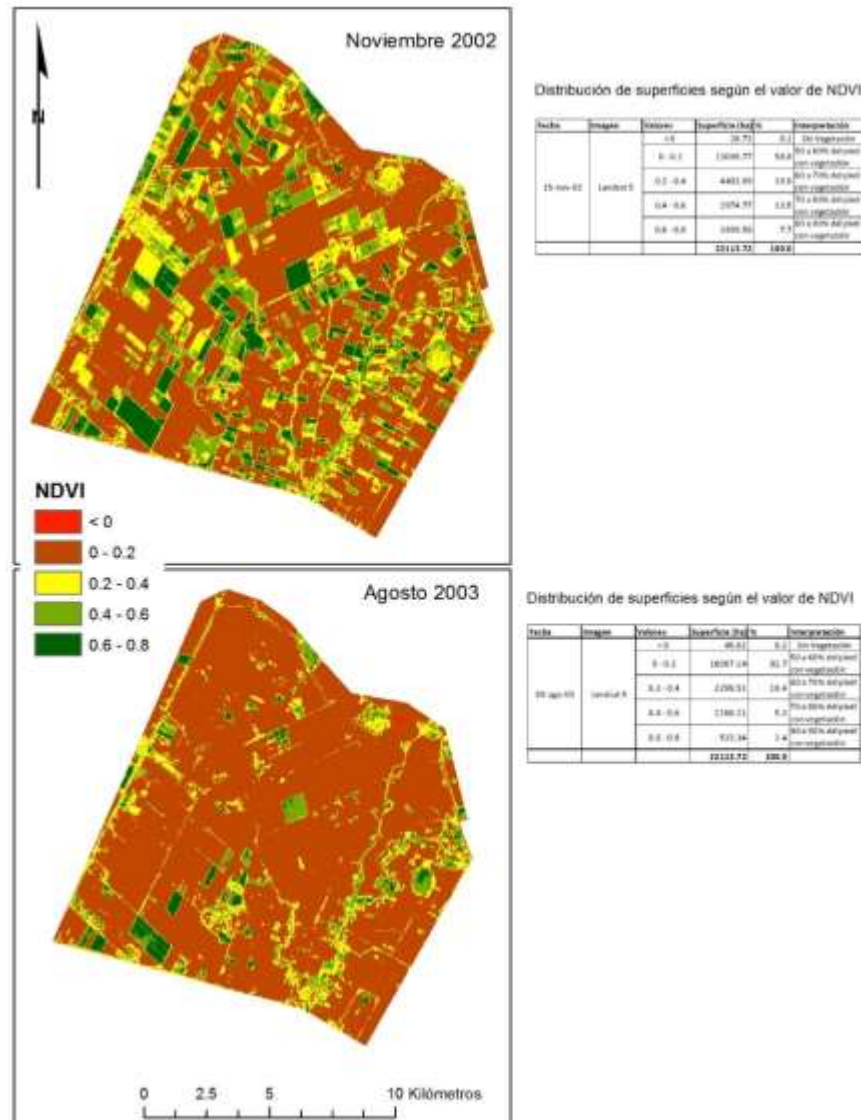


Figura 7.1 Valores de NDVI según las imágenes LANDSAT 5 de noviembre 2002 (arriba) y agosto 2003 (abajo)

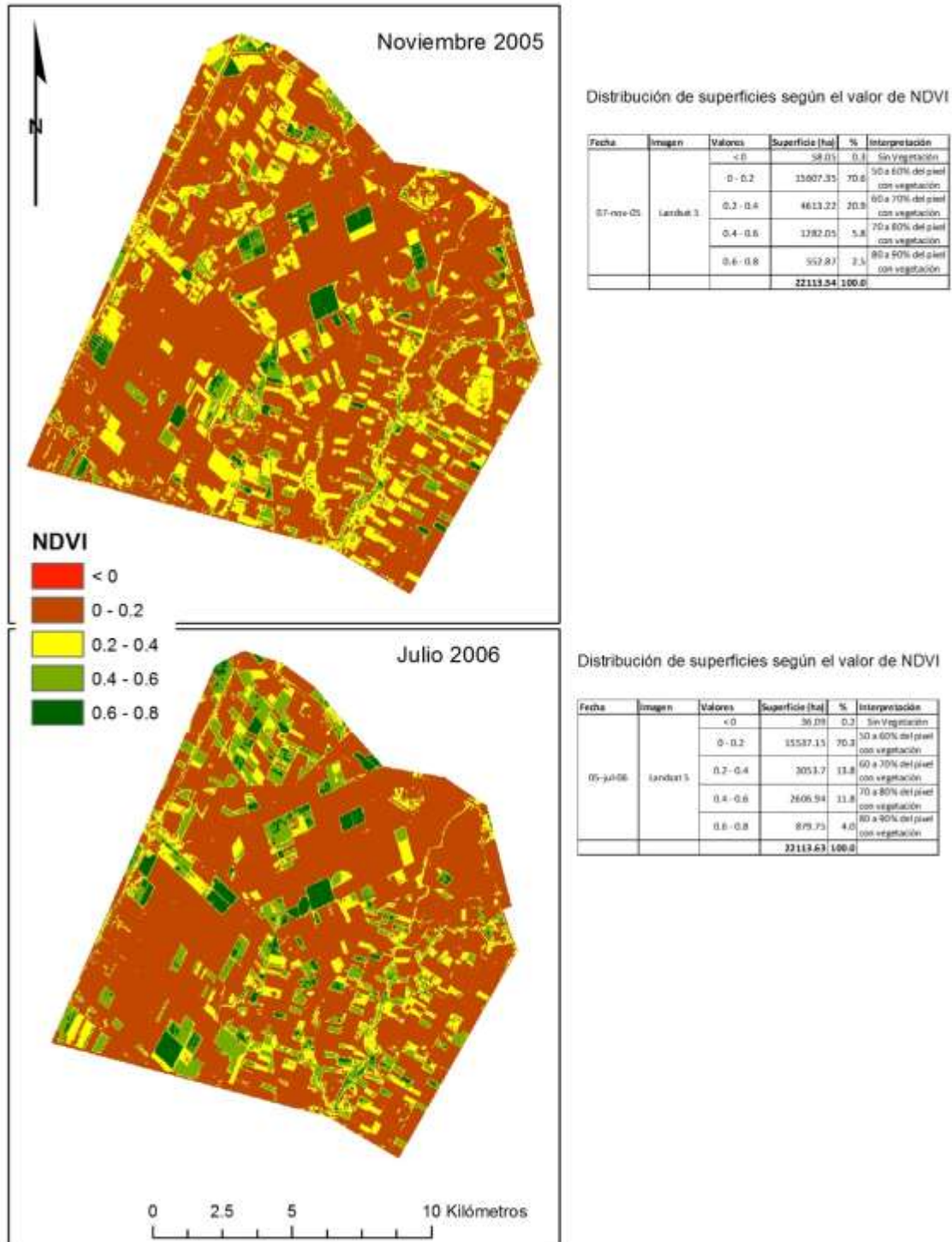


Figura 7.2 Valores de NDVI según las imágenes LANDSAT 5 de noviembre 2005 (arriba) y julio 2006 (abajo)

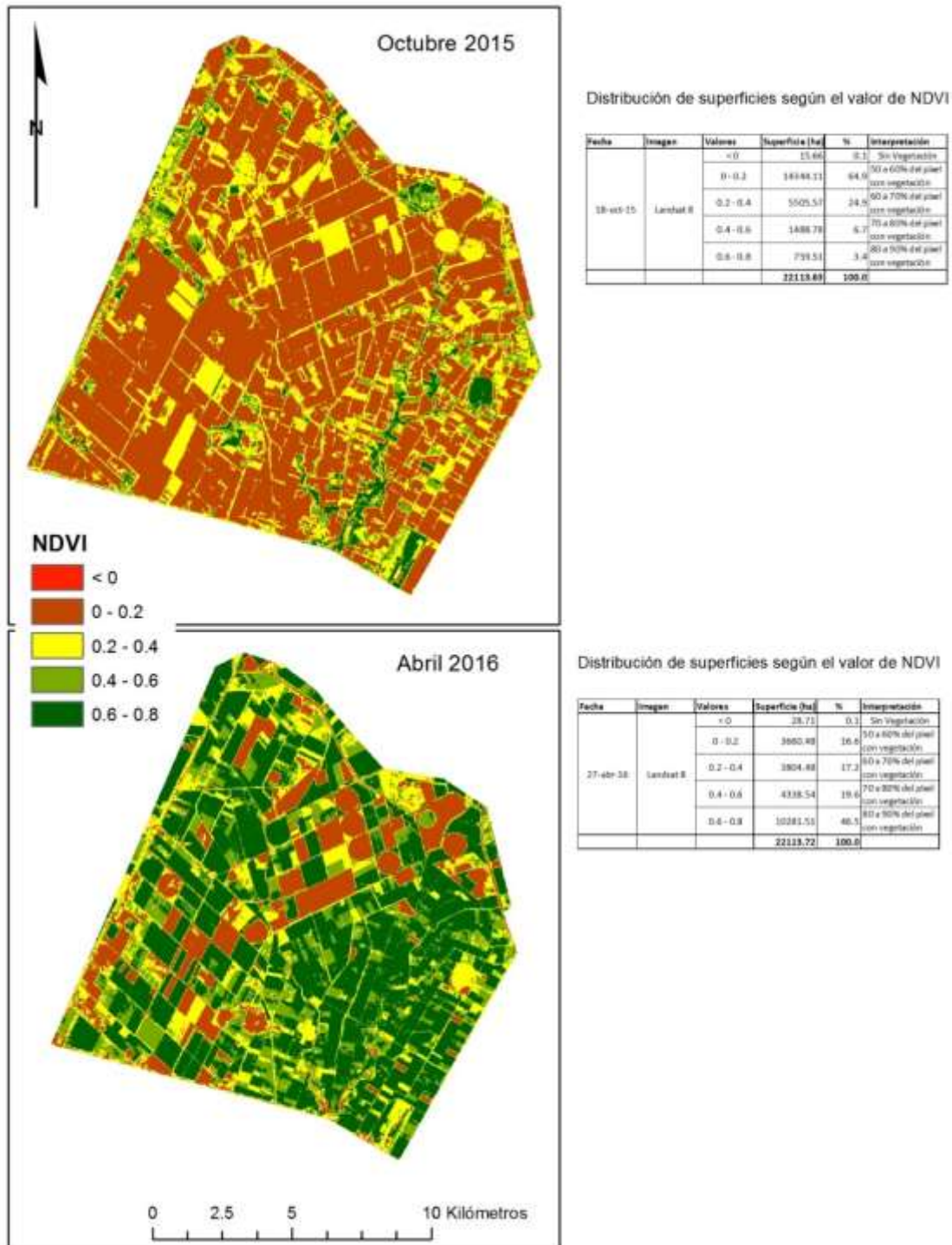


Figura 7.3 Valores de NDVI según las imágenes LANDSAT 8 de octubre 2015 (arriba) y abril 2016 (abajo)

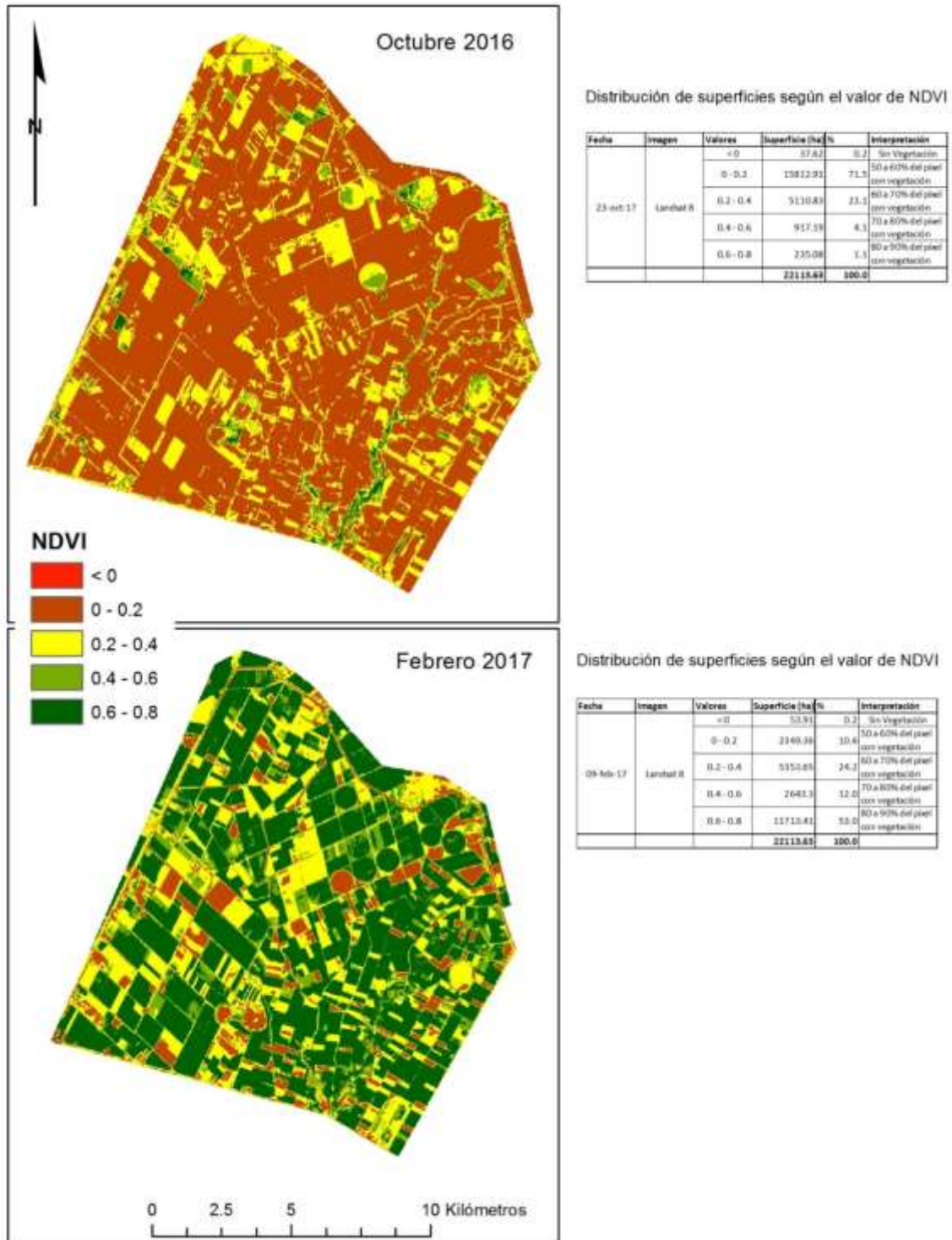


Figura 7.4 Valores de NDVI según las imágenes LANDSAT 8 de octubre 2016 (arriba) y febrero 2017 (abajo)

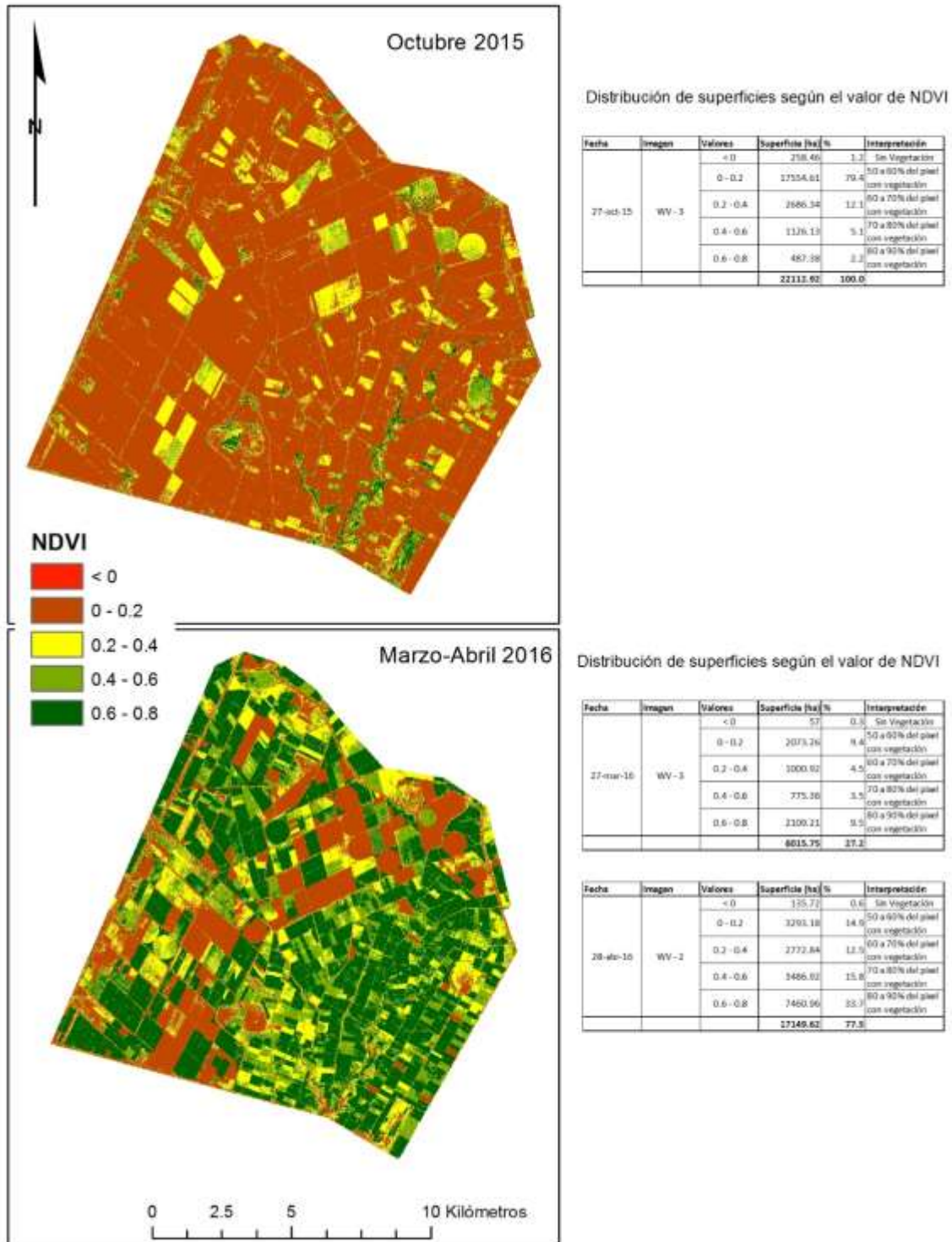


Figura 7.5 Valores de NDVI según las imágenes WorldView 2 y 3 de octubre 2015 (arriba) y marzo-abril 2016 (abajo)

7.2 Estimación de superficie agrícola

La estimación de la superficie agrícola total y desglosada por cultivos se muestra en los siguientes mapas como resultado del proceso de clasificación de imágenes LANDSAT y WorldView.

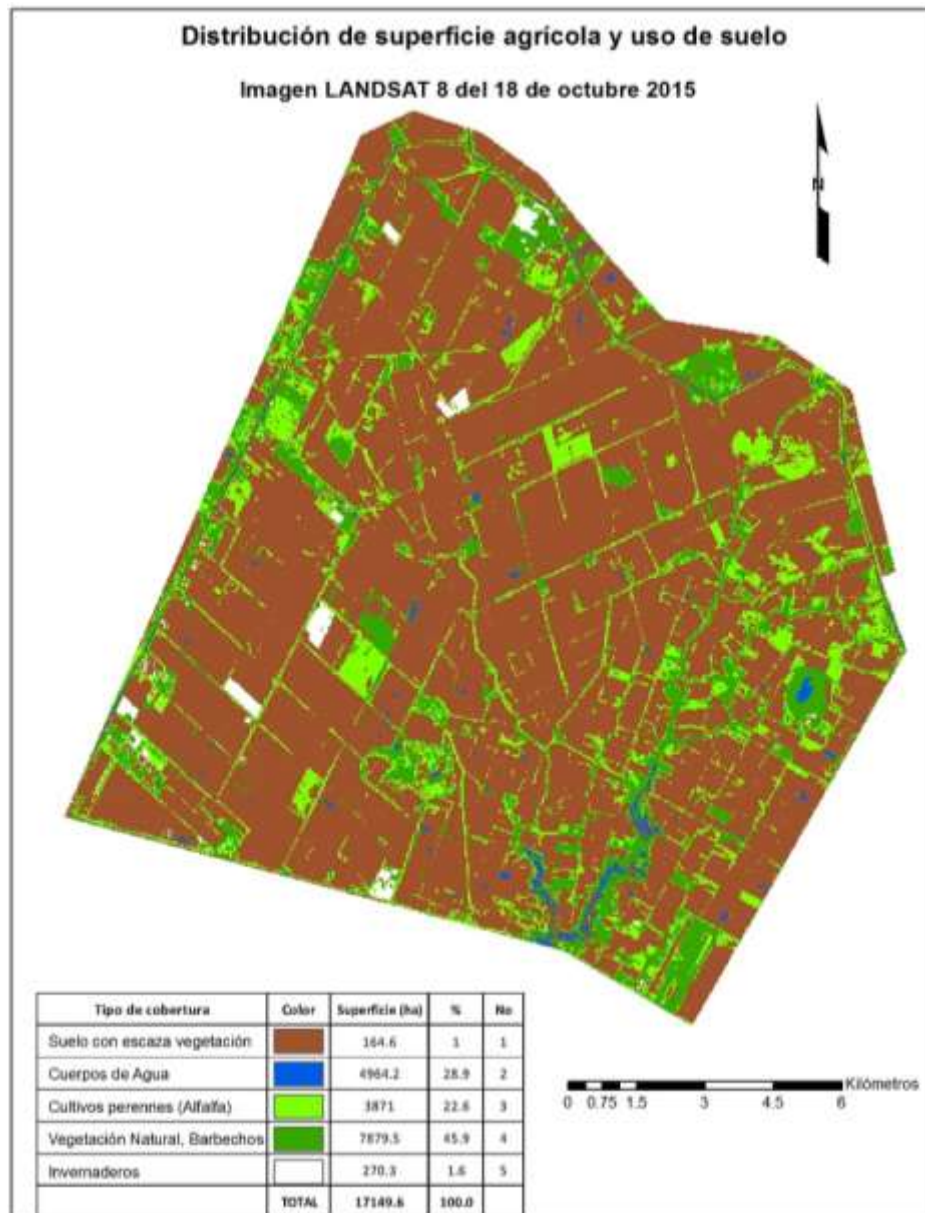


Figura 7.6 Distribución de superficie agrícola y uso de suelo de la zona de estudio para el 18 de octubre de 2015

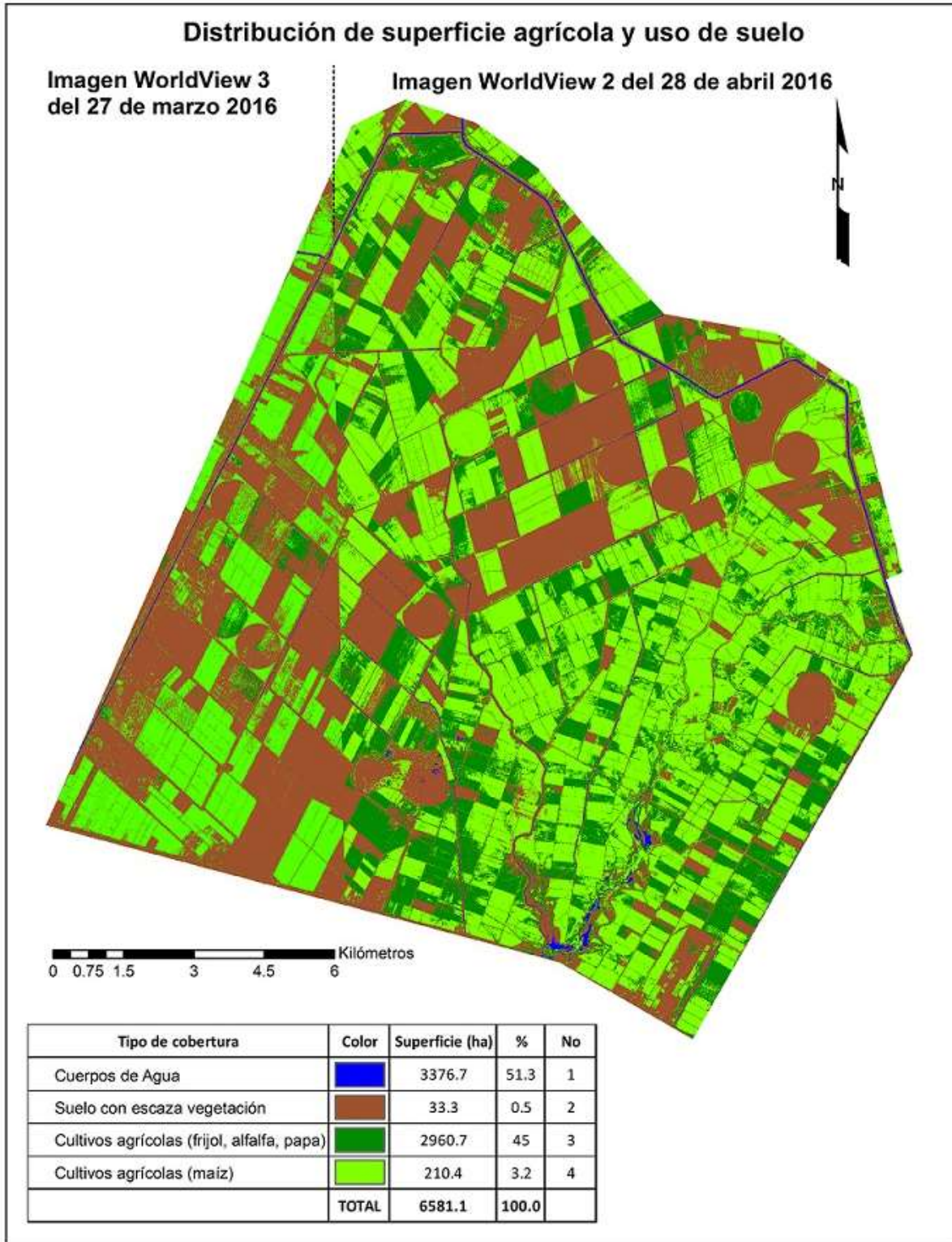


Figura 7.7 Distribución de superficie agrícola y uso de suelo de la zona de estudio para marzo-abril 2016

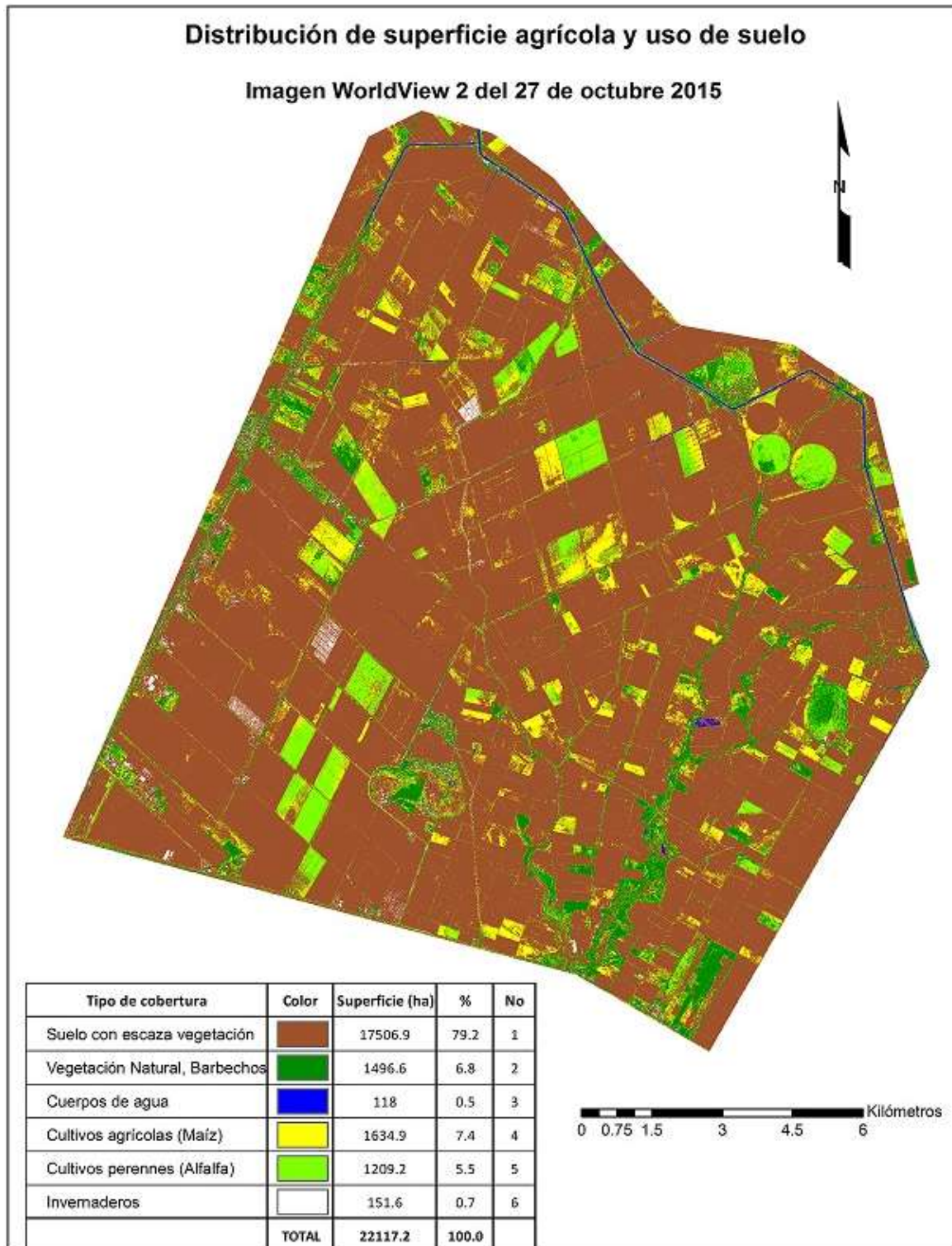


Figura 7.8 Distribución de superficie agrícola y uso de suelo de la zona de estudio para el 27 de octubre de 2015

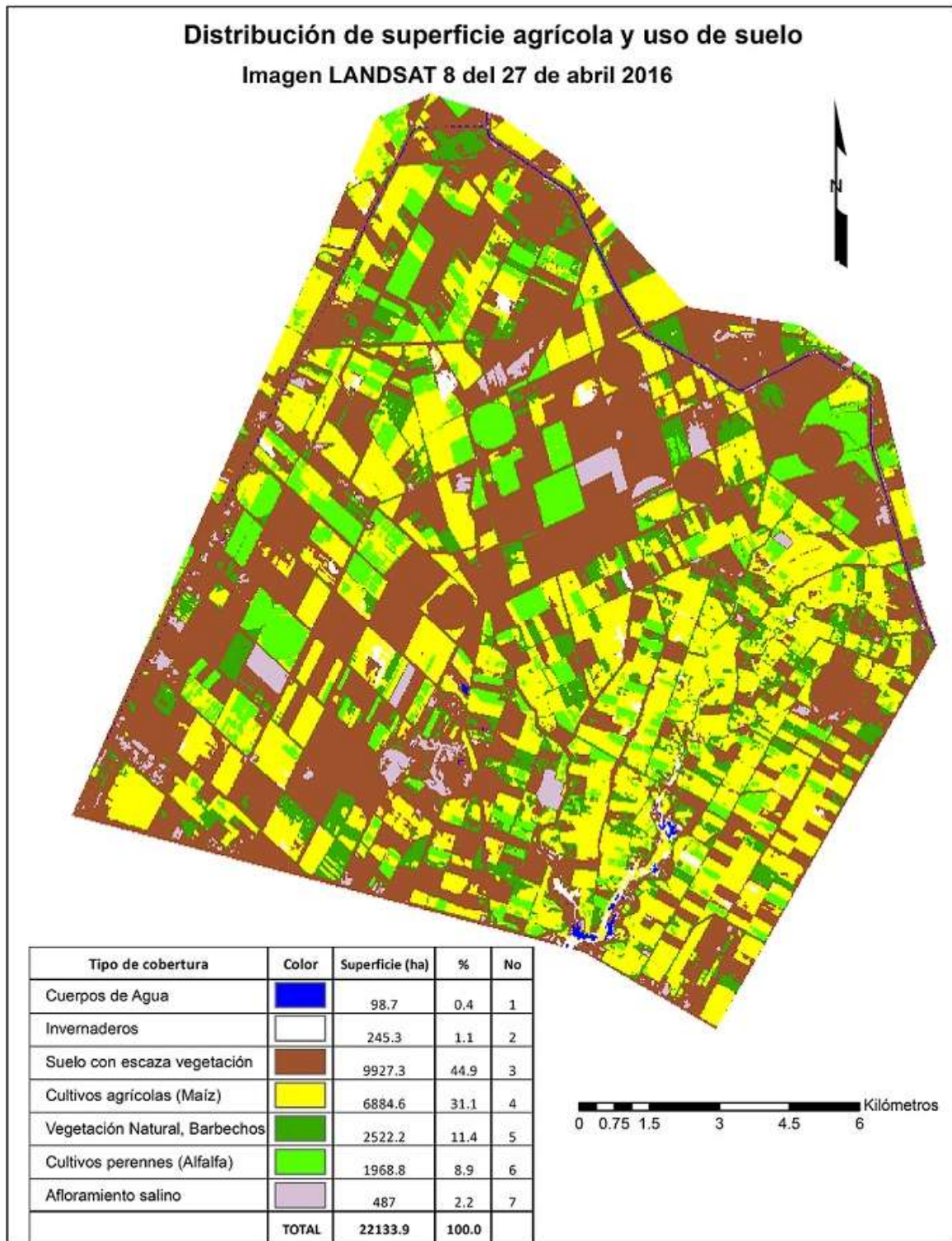


Figura 7.9 Distribución de superficie agrícola y uso de suelo de la zona de estudio para el 27 de abril de 2016

7.3 Estimación del uso del agua por los cultivos.

A continuación, se muestran los mapas de evapotranspiración de cultivo (figura 7.11) determinado con el modelo de flujo de energía SEBAL cuya metodología se describió en capítulos anteriores, adicionalmente se estima los valores de evapotranspiración de referencia (ET₀) estimado mediante el método de Hargreaves y coeficiente de cultivo (K_c) para los agrícolas 2002-2003 y 2005-2006.

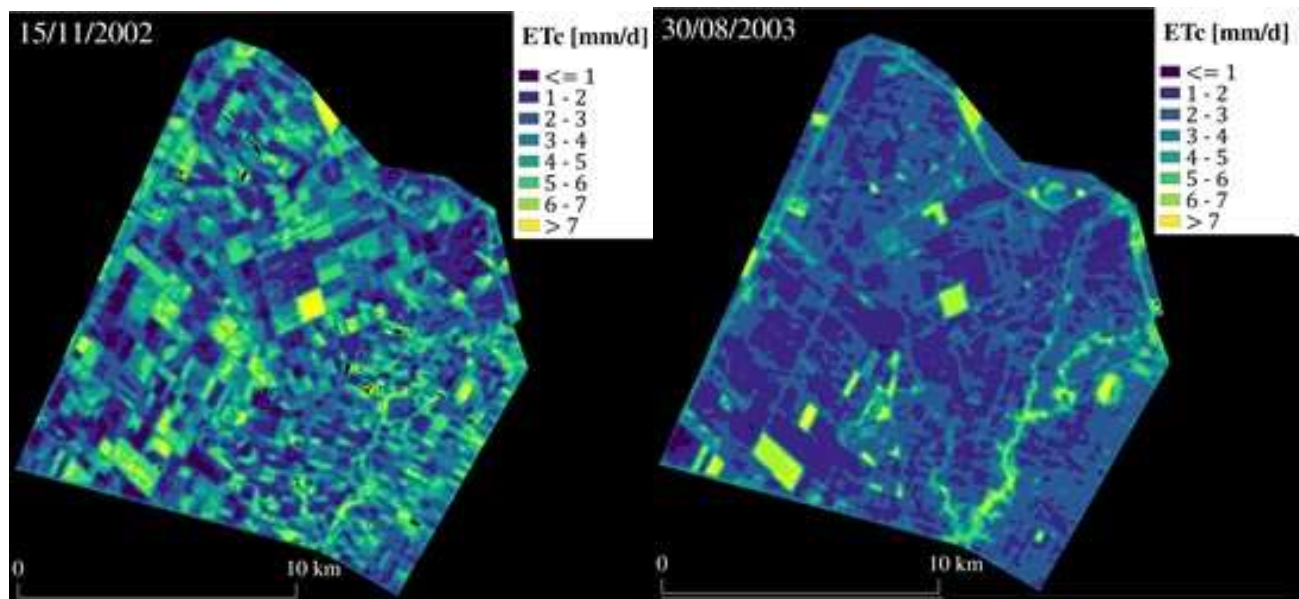


Figura 7.10 Distribución de valores de evapotranspiración de cultivo (ET_c) para noviembre 2002 y agosto 2003

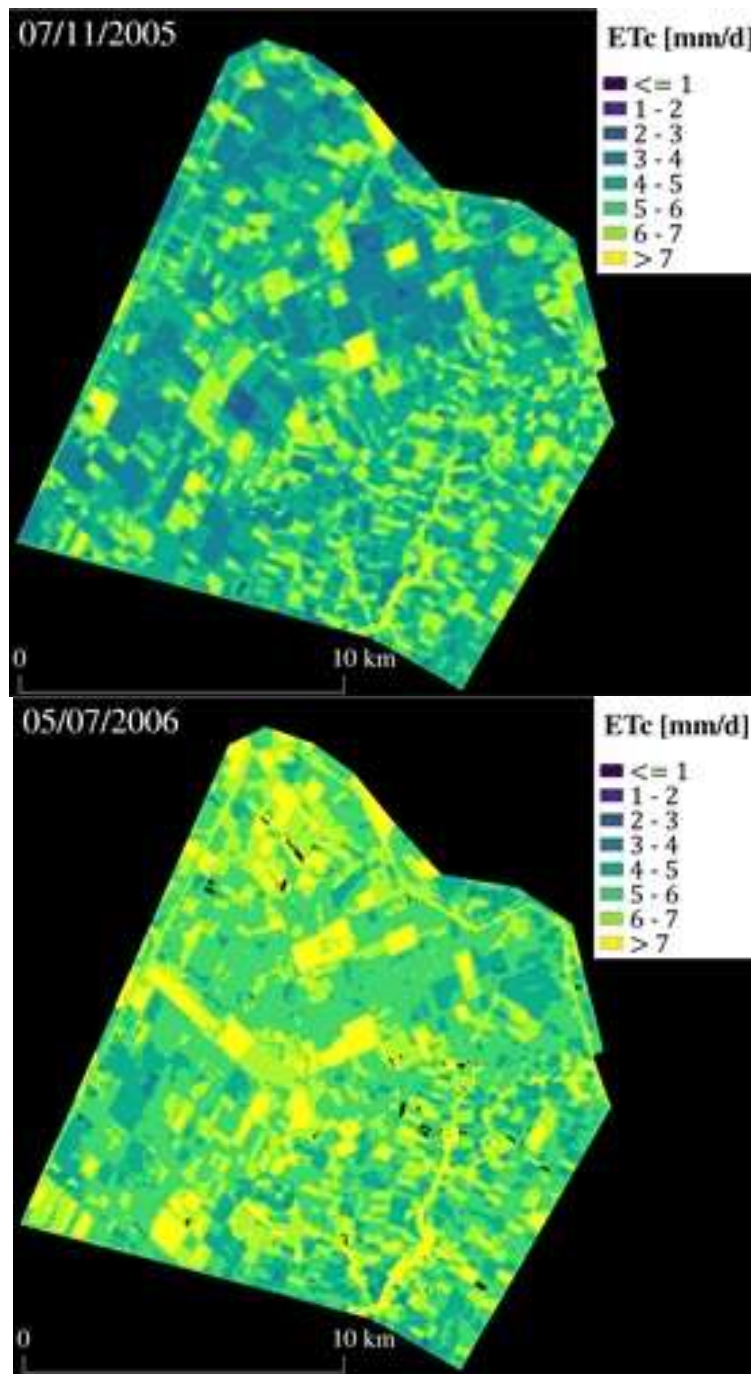


Figura 7.11 Distribución de valores de evapotranspiración de cultivo (ETc) para noviembre 2005 y julio 2006

Coefficiente de cultivo (K_c)

Los coeficientes de cultivo K_c se obtienen al dividir los valores de ET (obtenidos con el método SEBAL) entre ET_0 (obtenidos por el método Hargreaves). Los valores máximos y mínimos, así como el promedio y la desviación estándar tienen representación gráfica en la figura 7.13.

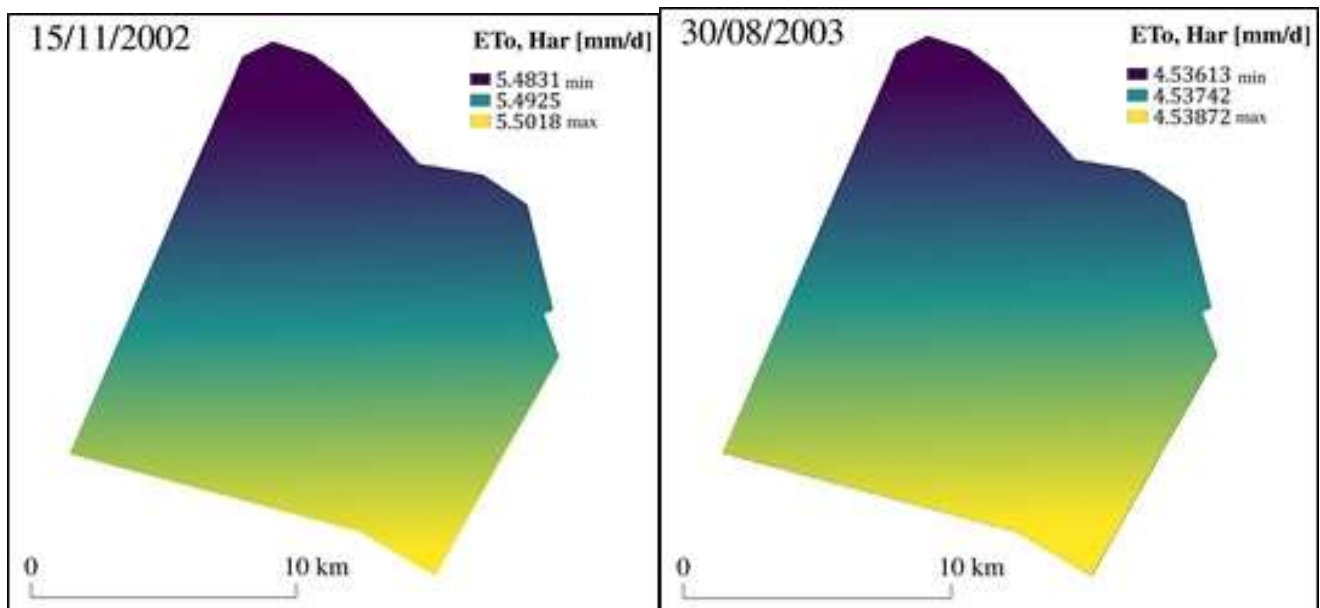


Figura 7.12 Distribución de valores de evapotranspiración de referencia calculados con el método de Hargreaves (ET_0) para noviembre 2002 y julio 2003

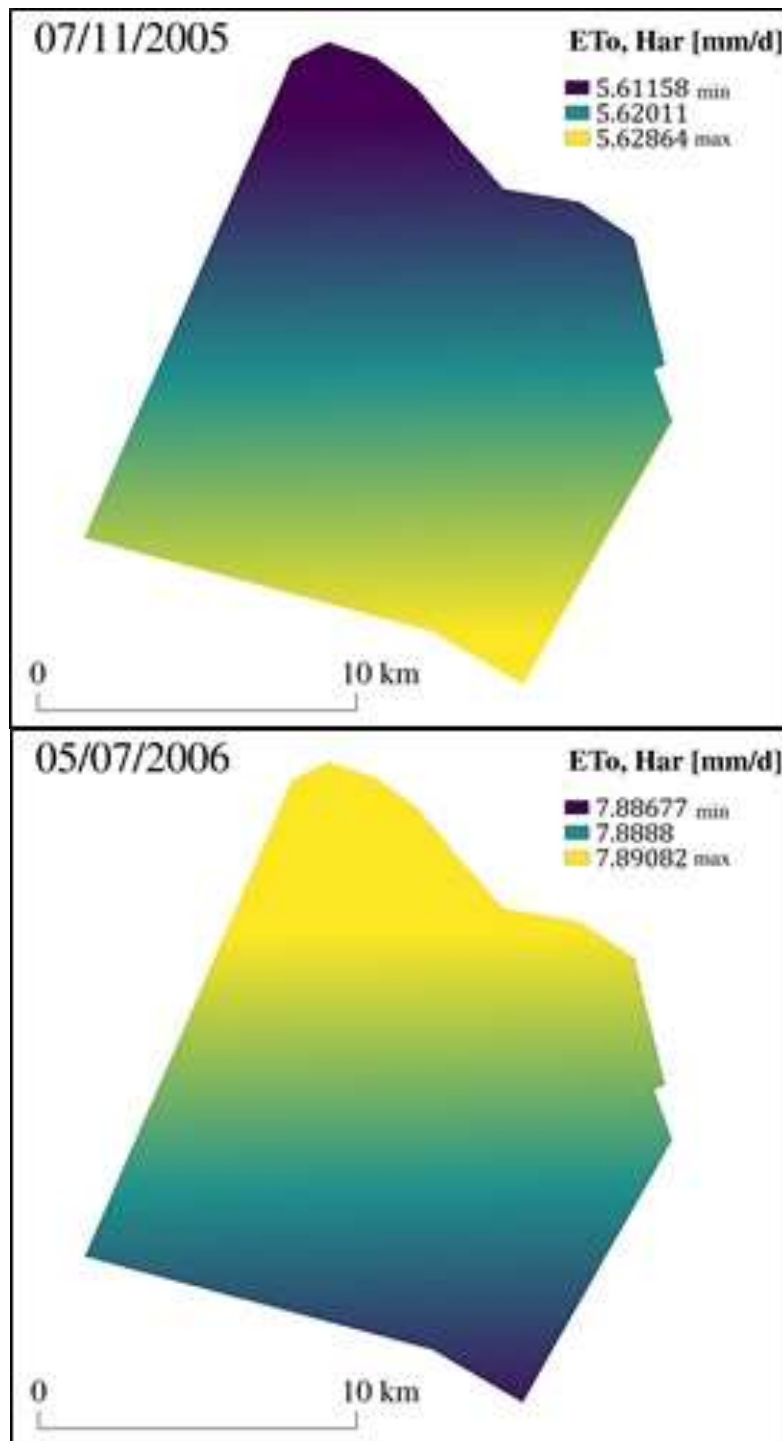


Figura 7.13 Distribución de valores de evapotranspiración de referencia calculados con el método de Hargreaves (ET_o) para noviembre 2005 y julio 2006

Los valores de evapotranspiración de referencia incrementan de norte a sur en función de la latitud y de la época del año, los valores son menores en invierno y mayores en verano, para la zona de estudio los valores oscilan entre 4.5 a 7.9 mm/d.

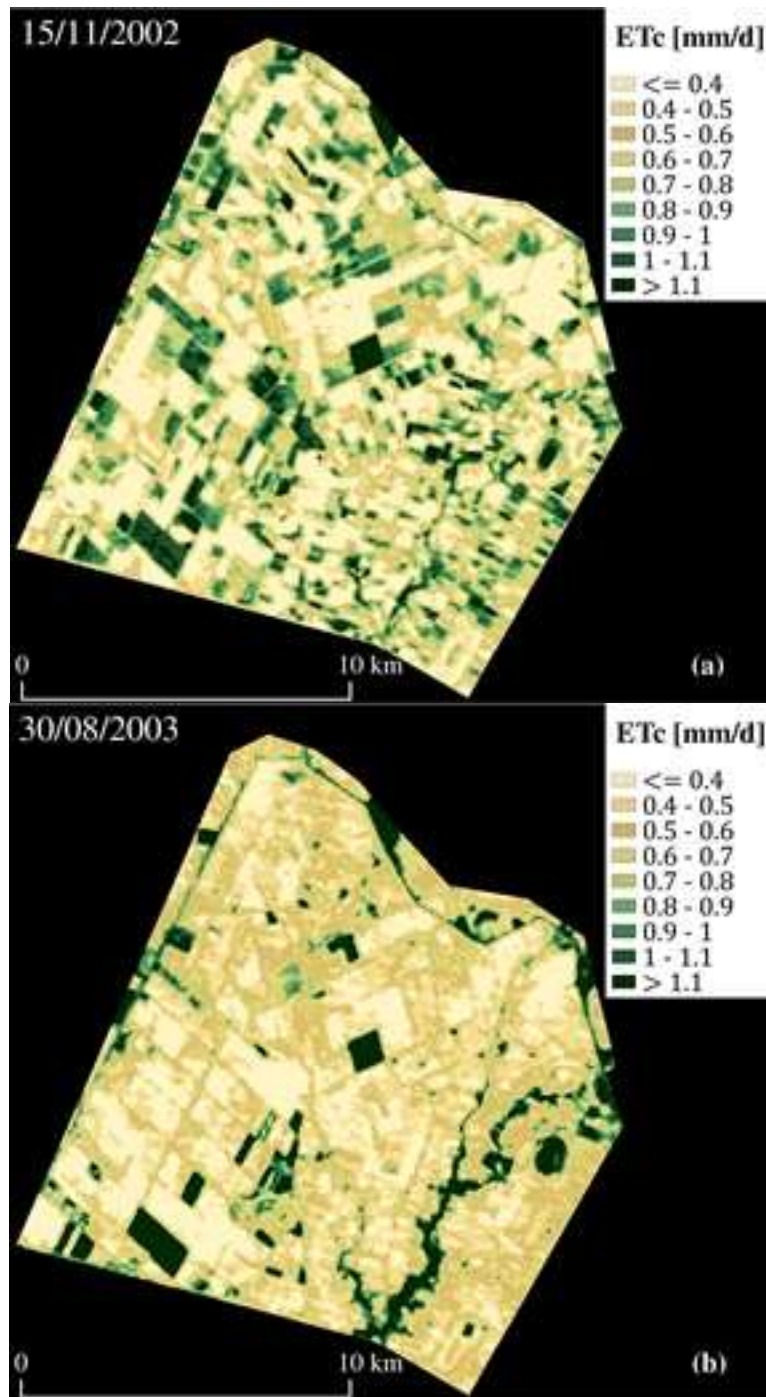


Figura 7.14 Distribución de valores de evapotranspiración de referencia calculados con el método de Hargreaves (ET_o) para noviembre 2002 y julio 2003

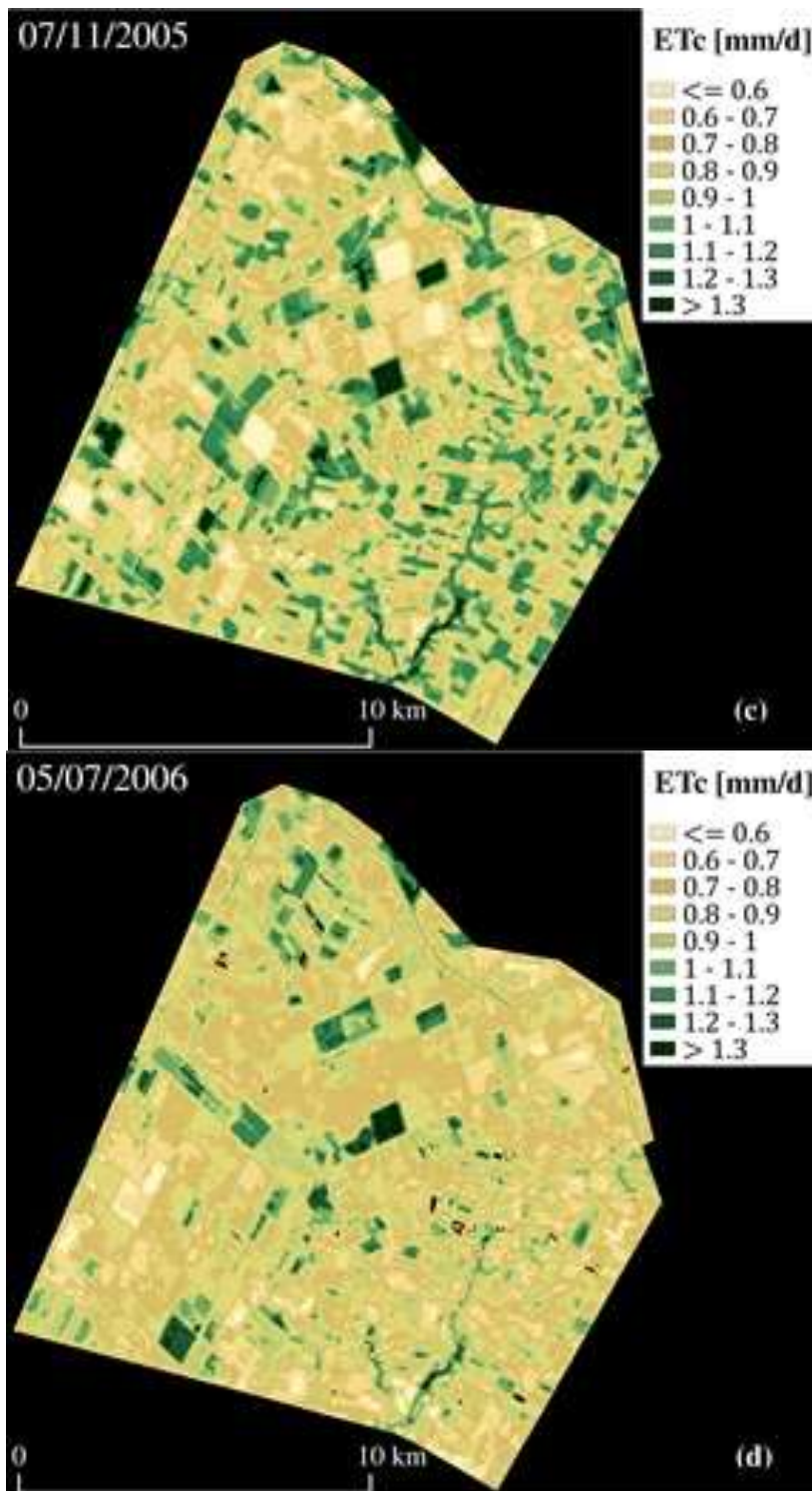


Figura 7.15 Distribución de valores de evapotranspiración de referencia calculados con el método de Hargreaves (ET_0) para noviembre 2005 y julio 2006

8 ARTÍCULOS CIENTÍFICOS RELACIONADOS CON LA ESTIMACIÓN DEL USO DE AGUA EN ZONAS DE RIEGO USANDO SENSORES REMOTOS

Como resultado de la ejecución del proyecto se generaron los siguientes artículos científicos:

- i. Estimación de ET_c y K_c mediante un modelo de balance de energía. Artículo presentado en el III Congreso Nacional de Riego y Drenaje que se llevó a cabo en Puebla del 28 al 30 de noviembre de 2017, el artículo es parte de la tesis de maestría del estudiante Braulio A. Vázquez Rodríguez del postgrado del IMTA.
- ii. Multispectral imagery acquired from UAV platforms for robust estimation of corn crop coefficient. Artículo presentado en 23° Congreso Internacional de Riego y Drenaje celebrado del 8 al 14 de octubre de 2017 en la Ciudad de México. El artículo es parte de la tesis de maestría de la estudiante Mariana Marcial Pablo del postgrado del IMTA.

8.1 Estimación de ET_c Y K_c mediante un modelo de balance de energía

ESTIMACIÓN DE ET_c Y K_c MEDIANTE UN MODELO DE BALANCE DE ENERGÍA

Braulio Antonio Vázquez Rodríguez¹; Ronald Ernesto Ontiveros Capurata²;
Waldo Ojeda Bustamante³; Alberto González Sánchez⁴

¹Posgrado en Ciencias y Tecnología del Agua. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. Paseo Cuauhnáhuac 8532, Progreso, Jiutepec, Morelos, C.P. 62550. México.
b_v_r@outlook.com

²CATEDRA CONACYT- Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. Subcoordinación de Ingeniería de Riego. Paseo Cuauhnáhuac 8532, Progreso, Jiutepec, Morelos, C.P. 62550. México.

³Subcoordinación de Ingeniería de Riego. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. Paseo Cuauhnáhuac 8532, Progreso, Jiutepec, Morelos, C.P. 62550. México.

⁴Subcoordinación de Operación y Mantenimiento de Infraestructura Hidroagrícola. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. Paseo Cuauhnáhuac 8532, Progreso, Jiutepec, Morelos, C.P. 62550. México.

Resumen

Conocer los valores de evapotranspiración de un cultivo propicia una gestión eficiente del agua en el riego, y una mejora en la eficiencia de aplicación espacial del mismo. Su análisis puede ayudar a anticipar la sobreexplotación o mitigar algún efecto en la disponibilidad del recurso hídrico. En este trabajo se presenta el uso del modelo de balance de energía de superficie en tierra, SEBAL (Bastiaanssen, 1995), por sus siglas en inglés, el cual utiliza imágenes satelitales para estimar la evapotranspiración, en este caso, para la zona agrícola del Norte de Sinaloa en el Distrito de Riego 075 Río Fuerte, Módulos Santa Rosa y Batequis, ubicada al noreste de Los Mochis; siendo los cultivos más representativos por superficie sembrada el de maíz-grano, frijol, caña de azúcar, jitomate y papa. Cuatro imágenes LANDSAT 5 correspondientes al inicio y final de dos periodos agrícolas 2002-2003 y 2005-2006, seleccionadas bajo condiciones climáticas óptimas para aplicar el método fueron corregidas radiométricamente. Los resultados obtenidos muestran una distribución espacial de evapotranspiración y coeficiente de cultivo (K_c) para cada imagen, el valor de K_c es obtenido indirectamente de la relación $ET_c = K_c \cdot ET_o$, donde ET_o es la evapotranspiración de referencia obtenido por el método de Hargreaves y Samani (1985). El rango de valores de evapotranspiración de cultivo (ET_c) obtenido con el método SEBAL varía de 0 a 10.22 [mm/día] para las cuatro imágenes, los coeficientes de cultivo estimados oscilan entre 0.01 a 1.62 y un promedio de 0.81 ± 0.47 para el 15/11/2002, de 0.05 a 1.73 con promedio de 0.89 ± 0.49 para el 30/08/2003, de 0.22 a 1.63 con promedio de 0.93 ± 0.41 para el 07/11/2005 y 0.3 a 1.6 con promedio de 0.95 ± 0.38 para el 05/11/2006. En conclusión, este método resulta una herramienta útil pues permite contar con una distribución espacial más precisa de la ET_c y K_c .

Palabras clave adicionales: Evapotranspiración, SEBAL, cultivos de extensión, Percepción Remota, Agrohidrología.

Introducción

En el país se han planteado diversas estrategias y programas de modernización y tecnificación del riego para incrementar los índices de productividad del campo, generando a su vez nuevos retos técnicos que deberán partir de un análisis preciso de los volúmenes de agua a utilizar en el sector agrícola. De acuerdo con lo publicado por la Comisión Nacional del Agua en 2016 (CONAGUA, 2016), del volumen total de agua concesionado (266,559 hm³), 65,359 [hm³] fueron destinados para uso agrícola (usos agrupados consuntivos), representando el 76.3% de volumen total concesionado, siendo este el mayor volumen de agua utilizado para una actividad respecto a los demás usos como el de abastecimiento público e industrial entre otros.

Estimar los valores de la evapotranspiración de un cultivo (ET_c) puede favorecer una gestión eficiente en el riego (Johnson y Trout, 2012), lo cual ayuda a anticipar la sobreexplotación o mitigación de algún efecto en la disponibilidad del recurso hídrico, en las zonas agrícolas.

La evapotranspiración de un cultivo es la combinación de dos procesos separados por los cuales se pierde agua en el suelo y en las plantas o cultivos debido a la transpiración (Allen, Pereira, Raes, y Smith, 2006). Estos procesos son la evapotranspiración del cultivo de referencia o ET_o y la evapotranspiración del cultivo bajo condiciones estándar o ET_c.

Los valores de evapotranspiración en un cultivo son obtenidos tradicionalmente mediante métodos directos o empíricos, para ambos casos se requiere de información que debe ser obtenida directamente en campo, incrementando los costos de proyecto, llegando a ser demandante cuando se pretende analizar áreas extensas. El análisis conjunto de la información obtenida con sensores remotos, ha demostrado ser una herramienta eficiente para estimar cuantitativamente los fenómenos físicos que afectan los distintos cultivos.

El objetivo del presente trabajo fue obtener los valores de evapotranspiración (ET_c) y coeficiente de cultivo (K_c) para cultivos de la zona agrícola del Norte del estado de Sinaloa a través del análisis de un modelo de flujo de energía (SEBAL) mediante el análisis y procesamiento de imágenes satelitales.

Metodología

Zona de estudio

La zona de estudio se ubica dentro del distrito de riego 075 - Río Fuerte, en el estado de Sinaloa, México, cuyo esquema regional de ubicación se aprecia en la figura 1. Se trata de los módulos de Santa Rosa y Batequis, los cuales fueron considerados en un polígono de 22'142 hectáreas.

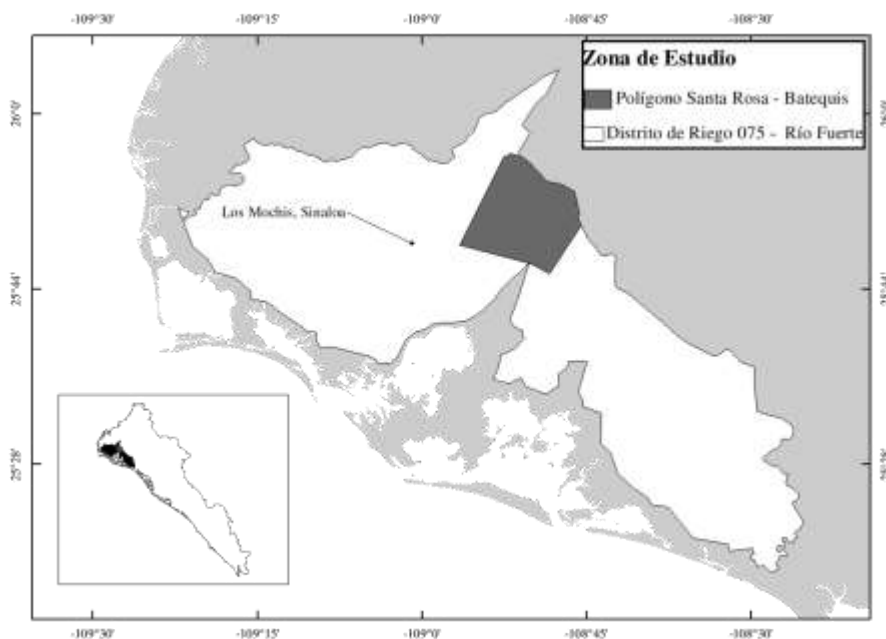


Figura 1. Localización de la zona de estudio.

De acuerdo con CONAGUA (2014), el cultivo bajo riego en el DR-075 que presenta mayor superficie sembrada para el año agrícola 2013 – 2014 fue el de Maíz grano (con 137'710 ha), considerando que este trabajo contempla los periodos 2002-2003 y 2005-2006 se consultó lo reportado en dichos periodos, con 97'710 [ha] y 91'740 [ha] de superficie sembrada respectivamente, además, se reportan cultivos como el de frijol, caña de azúcar, jitomate y chile verde entre otros.

Modelos de balance de energía

Los modelos de balance de energía de superficie, son modelos físicos basados en la interacción de la energía proveniente del sol con la superficie terrestre, su uso se fundamenta en el cálculo de valores de energía reflejada al sensor derivados de un intercambio de energía entre los sistemas involucrados.

El modelo general del balance de energía en la superficie terrestre se muestra en la ecuación 1.

$$R_n = G + H + \lambda ET \quad [W \cdot m^{-2}] \quad \text{Ec.1}$$

Donde:

R_n : Es el flujo de radiación neta

G : Densidad de flujo de calor del suelo en la superficie

H : Densidad de flujo de calor sensible

λET : Densidad de flujo de calor latente o energía latente consumida por la ET.

Existen diferentes métodos basados en estos modelos para estimar la ET de cultivo, por ejemplo: SEBAL (Surface Energy Balance at Land, Bastiaanssen, 1995), METRIC (Mapping Evapotranspiration with Internilized Calibration, Allen, 2007), ReSET (Remote Sensing Evapotranspiration, Elhaddad y Garcia, 2008), entre otros. En este trabajo se aborda la metodología SEBAL para obtener los valores de ET.

Estimación de ET_c por el método SEBAL

El modelo de balance de energía de superficie a tierra, por sus siglas en inglés: Surface Energy Balance at Land, es un modelo para estimar la ET para cultivos que fue desarrollado por Bastiaanssen (1995), y modificado por Allen, Pereira, Raes, & Smith (1998), se ha probado ampliamente y se le considera un método con adecuada precisión para estimar la ET. (i.e. Kiptala, Mohamed, Mul, & Van Der Zaag (2013); Li et al. (2013); Machado, Da Silva, De Albuquerque, & Galvancio (2014)).

Para obtener los valores de ET con SEBAL a partir de imágenes satelitales, estas deben ser corregidas radiométricamente, para posteriormente ser incorporadas al modelo SEBAL, el cual puede resumirse en los siguientes pasos:

1) Obtener el valor de Albedo (α)

Es la proporción de radiación incidente que es reflejada por la superficie terrestre, un método para obtener el valor del albedo se describe en el trabajo de Morse, Allen, y Kramber (2000):

$$\alpha = \frac{\alpha_{toa} - \alpha_{pr}}{\tau_{sw}^2} \quad \text{Ec.2}$$

$$\tau_{sw} = 0.75 * 2 * 10^{-5} * z \quad \text{Ec.3}$$

Dónde:

α : Es el albedo

α_{toa} : El albedo en el límite superior de la atmósfera

α_{pr} : Es el albedo de trayectoria

τ_{sw} : Es la transmitancia en un sentido con condiciones de claridad [W/m²K]
z: Es la elevación sobre el nivel del mar [m]

2) Obtener el valor de radiación de onda corta entrante $R_{S\downarrow}$

Morse et al. (2000), muestran que la radiación de onda corta de entrada asumiendo una condición atmosférica libre de nubes es:

$$R_{S\downarrow} = G_{sc} * \cos(\theta) * d_r * \tau_{sw} \quad \text{Ec.4}$$

Dónde:

$R_{S\downarrow}$: Radiación de onda corta entrante [W/m²]

G_{sc} : Constante solar 1367 [W/m²]

θ : Ángulo zenital solar [rad]

d_r : Inversa de la distancia Sol-Tierra

τ_{sw} : Es la transmitancia en un sentido con condiciones de claridad

3) Obtener el valor de radiación de onda larga saliente $R_{L\uparrow}$

De Morse et al. (2000):

$$R_{L\uparrow} = \varepsilon_0 * \sigma * T_s^4 \quad \text{Ec.5}$$

Dónde:

$R_{L\uparrow}$: Radiación de onda larga saliente [W/m²]

ε_0 : Emisividad del ancho de banda en la superficie

σ : Constante de Stefan-Boltzmann (5.67*10⁻⁸ [W/m²])

T_s : Temperatura de la superficie [K]

4) Obtener la radiación de onda larga entrante $R_{L\downarrow}$

Se obtiene a partir de la ecuación expuesta por Bastiaanssen et al. (1998) la cual está definida por la emisividad de la atmósfera en condiciones de claridad.

$$R_{L\downarrow} = 1.08 * (-\ln(\tau_{sw}))^{0.265} * \sigma * T_{0ref}^4 \quad \text{Ec.6}$$

Dónde:

K_{\downarrow} : Radiación de onda corta entrante [W/m²]

τ_{sw} : Es la transmitancia en un sentido con condiciones de claridad

σ : Constante de Stefan-Boltzmann (5.67*10⁻⁸ [W/m²])

T_{0ref} : Temperatura en un punto de referencia con buen riego

5) Resolver la ecuación de balance de radiación de la superficie para R_n

El flujo de radiación neta se puede calcular con la ecuación expuesta en el trabajo de Morse et al. (2000):

$$R_n = (1 - a)R_{S\downarrow} + (R_{L\downarrow} - R_{L\uparrow}) - (1 - \varepsilon_0)R_{L\downarrow} \quad \text{Ec.7}$$

Dónde:

R_n : Flujo de radiación neta [W/m²]

a : Es el albedo de superficie

$R_{S\downarrow}$: Radiación de onda corta entrante [W/m²]

$R_{L\downarrow}$: Radiación de onda larga entrante [W/m²]

$R_{L\uparrow}$: Radiación de onda larga saliente [W/m²]

ε_0 : Emisividad del ancho de banda en la superficie

6) Flujo de calor del suelo G

Se puede obtener directamente por la propuesta de Choudhury, Idso, y Reginato, (1987), la cual es propuesta por Allen, Pereira, Raes, y Smith (1998), El flujo de calor del suelo puede describirse como:

$$G = 0.4 * e^{-0.5*LAI} * R_n \quad \text{Ec.8}$$

Dónde:

G : Flujo de calor del suelo [W/m²]

LAI : Índice del área foliar

R_n : Flujo de radiación neta [W/m²]

No obstante, es calculada como la relación de calor almacenado en el suelo y vegetación debida a la conducción R_n , Bastiaanssen (2000):

$$\frac{G}{R_n} = \frac{T_s}{\alpha} (0.0038\alpha + 0.0074\alpha^2)(1 - 0.98 * NDVI^4) \quad \text{Ec.9}$$

Dónde:

$\frac{G}{R_n}$: Relación del calor almacenado en suelo y vegetación

T_s : Es la temperatura estimada de la banda 6 TM

α : Es el albedo de superficie

$NDVI$: Es el índice de vegetación de diferencia normalizada

7) Obtener el flujo de calor H

De Bastiaanssen et al. (1998), su valor se puede obtenerse de la expresión:

$$H = \frac{\rho_a c_p \delta T_a}{r_{ah}} \quad \text{Ec.10}$$

Dónde:

H : Flujo de calor sensible [W/m²]

ρ_a : Densidad del aire [kg/m³]

c_p : Calor específico del aire [1004 J/kg/K]

δT_a : Diferencia de temperaturas ($T_1 - T_2$) entre dos alturas ($z_1=0.1$ y $z_2=2$ m) [K]

r_{ah} : Resistencia aerodinámica al transporte de calor [s/m]

8) Resolver la ecuación de balance para λET

Finalmente retomando la Ec.15, se obtiene el valor de la energía latente consumida por la evapotranspiración (λET).

$$\lambda ET = R_n - G - H [W/m^2] \text{ Ec.11}$$

Dónde:

λET : Densidad de flujo de calor latente o energía latente consumida por la ET.

R_n : Flujo de radiación neta

G : Flujo de calor del suelo

H : Flujo de calor sensible

9) Obtener los valores de ET instantánea.

$$ET_{inst} = \frac{\lambda ET}{\lambda} [mm/hr] \text{ Ec.12}$$

Dónde:

λ : Calor latente de vaporización [J/kg]

10) Finalmente, la evapotranspiración de cultivo es obtenida como:

$$ET_c = ET_{inst} * N [mm/día] \text{ Ec.13}$$

Dónde:

ET_{inst} : Evapotranspiración de referencia [mm/hr]

N : Número de horas sol [hr/día]

Evapotranspiración de referencia ETo de Hargreaves y Samani

Este método estima la evapotranspiración de referencia (ETo) mediante información climatológica. El modelo fue planteado por los autores Hargreaves y Samani en 1985, y ha sido utilizados con bastante frecuencia sobre todo en regiones con escasa disponibilidad de datos climáticos.

El modelo utiliza la cantidad de radiación solar, y las temperaturas máxima, mínima y media históricas, para el día en el que se desea estimar la evapotranspiración de referencia, el modelo se describe en la ecuación 14.

$$ET_0 = 0.0023 * R_a * (T_m + 17.8) * TD^{0.5} [MJ/m^2/día] \text{ Ec.14}$$

Dónde:

R_a : Radiación extraterrestre [MJ/m²/día]

T_m : Temperatura media del aire [°C]

TD : Diferencia de temperaturas máxima y mínima del aire, $TD = T_{max} - T_{min}$ [°C]

La radiación extraterrestre (R_a) es calculada en función del ángulo solar y la latitud, para una malla de valores correspondiente a la zona de estudio, y el día requerido, su valor se calcula según la ecuación 15 (Allen, Pereira, Raes, y Smith, 1998).

$$R_a = \frac{24 \cdot 60}{\pi} G_{cs} d_r (\omega_s \sin(\varphi) \sin(\delta) + \cos(\varphi) \cos(\delta) \sin(\omega_s)) [MJ/m^2/día] \quad \text{Ec.15}$$

Dónde:

R_a : Radiación extraterrestre [$MJ/m^2/día$]

G_{sc} : Constante solar, 0.082 [$MJ/m^2/día$]

d_r : Inverso de la distancia relativa Tierra - Sol

ω_s : Ángulo de la hora de puesta de sol [$MJ/m^2/día$]

φ : Latitud [rad]

δ : Declinación solar [rad]

Estimación del coeficiente de cultivo K_c

Para calcular el coeficiente de cultivo bajo condiciones estándar en la zona, se utilizó la relación entre la evapotranspiración de cultivo y la evapotranspiración de referencia (ver ecuación 15, Allen, Pereira, Raes, y Smith, 1998).

$$ET_c = K_c * ET_o \quad [mm/día] \quad \text{Ec.15}$$

A partir de la ecuación 15, el coeficiente de cultivo (K_c) se expresa en la ecuación 16, tomando en cuenta a la ET obtenida con el método SEBAL como la evapotranspiración del cultivo y a la evapotranspiración de referencia como la ET_o de Hargreaves.

$$K_c = \frac{ET_{c,SEBAL}}{ET_{o,Har}} \quad [adimensional] \quad \text{Ec.16}$$

Análisis y discusión de resultados

Para cada imagen se implementó la metodología SEBAL, se generaron las imágenes de radiación neta de superficie (R_n), flujo de calor del suelo (G), flujo de calor sensible (H), y de evapotranspiración ($ET_{c,SEBAL}$), además se obtuvo la evapotranspiración de referencia de Hargreaves ($ET_{o,Har}$).

Estimación de ET_c mediante el método SEBAL ($ET_{c,SEBAL}$)

La estimación de los valores de evapotranspiración de cultivo (ET_c) del método SEBAL se muestra en la figura 2, se clasificó en intervalos de 1 [$mm/día$] y en un rango de 1 a 7 [$mm/día$], los estadísticos para cada fecha se presentan en la tabla 1.

Tabla 1. Valores estadísticos de evapotranspiración de cultivo (ET_c) para cada fecha estimados mediante el método SEBAL

Fecha	ET_c min [mm/d]	ET_c max [mm/d]	ET_c promedio [mm/d]	Desviación Estándar
15/11/2002	0.01	8.86	4.43	2.57
30/08/2003	0.25	7.87	4.06	2.21
07/11/2005	0.98	9.27	5.12	2.41
05/07/2006	0.04	10.22	5.13	2.96

Para el inicio del primer periodo agrícola (Nov/2002, Fig. 2a), la distribución de los valores de evapotranspiración oscila entre 0.01 a 8.86 (mm/d), se observa que los valores máximos de ET corresponden a las zonas de cultivo y con presencia de vegetación; Para el fin del periodo agrícola (Ago/2003, Fig. 2b) la ET se muestra entre valores de 0.25 a 7.87 (mm/d), en esta se nota la disminución de sectores con alta evapotranspiración lo cual corresponde a la ausencia de cultivos.

Respecto al inicio del segundo periodo (Nov/2005, Fig. 2c), la distribución de valores de ET_c oscilan entre 0.98 a 9.27 (mm/d), y al término (Jul/2006, Fig. 2d) entre 0.04 y 10.22 (mm/d), observándose una distribución homogénea de los valores en los cultivos de la zona de estudio.

Cálculo de la evapotranspiración de referencia (ET_o)

La evapotranspiración de referencia se obtuvo mediante la ecuación 15, correspondiente al modelo de Hargreaves y Samani (1985), se calcularon las mallas de valores para cada día, los resultados gráficos se muestran en la figura 3.

En la figura 3 se puede observar claramente que la ET_o estimada varía espacialmente conforme la latitud lo cual es evidente en la ecuación 15, para las figuras 2a, 2b y 2c, la ET_o aumenta a latitudes bajas, no obstante, en la figura 3d, se observa que disminuye, este efecto es debido a la distancia entre el planeta y el sol que se presenta en las diferentes fechas y a la inclinación del eje terrestre conforme orbita el sol, valores que al aplicar la ecuación 15, reflejan el sentido o cambio de máximo a mínimo espacialmente.

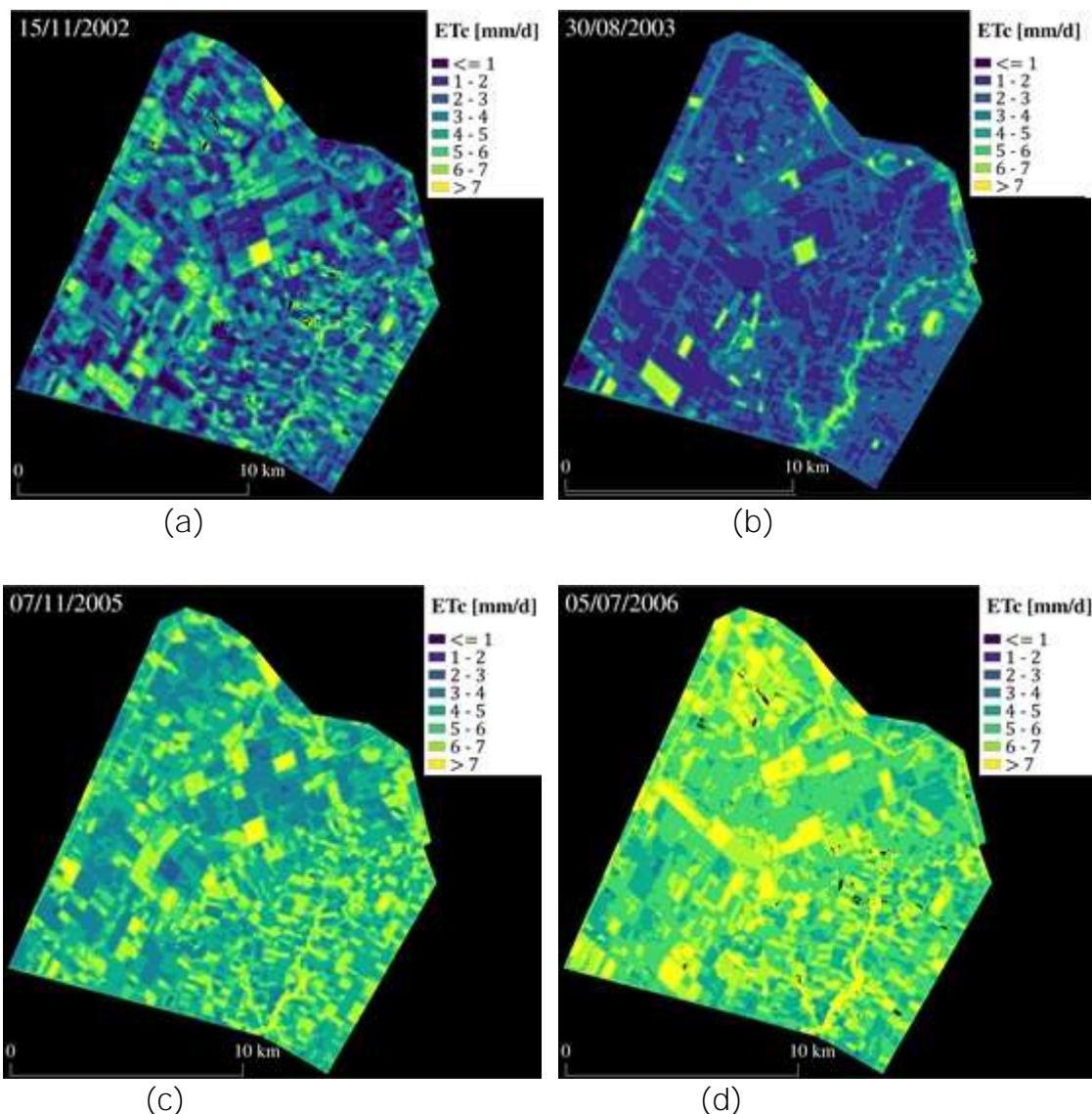


Figura 2. (a) Valores de ET_c diarios calculados mediante el modelo SEBAL utilizando imágenes LANDSAT 5: (a) 15/Nov/2002. (b) 30/Ago/2003. (c) 7/Nov/2005. (d) 5/Jul/2006.

Se observó una variación de los valores de ET_o en la zona de 0.0187 [mm/d] para el 15/Nov/2002, de 2.59×10^{-3} [mm/d] para el 30/Ago/2003, de 0.01706 [mm/d] para el 7/Nov/2005, y de 3.512×10^{-3} [mm/d] para el día 5/Jul/2006, cabe señalar que el cálculo de ET_o de Hargreaves depende de las temperaturas máxima y mínima locales (ec.14), estos valores se obtuvieron a partir de la información disponible.

Coefficiente de cultivo (K_c)

Finalmente, para obtener la estimación de los coeficientes de cultivo K_c , se aplicó la ecuación 16 a las mallas de valores de ET obtenidas con el método SEBAL y de ET_o del

modelo de Hargreaves. Los valores máximos y mínimos, así como el promedio y la desviación estándar tienen representación gráfica en la figura 4.

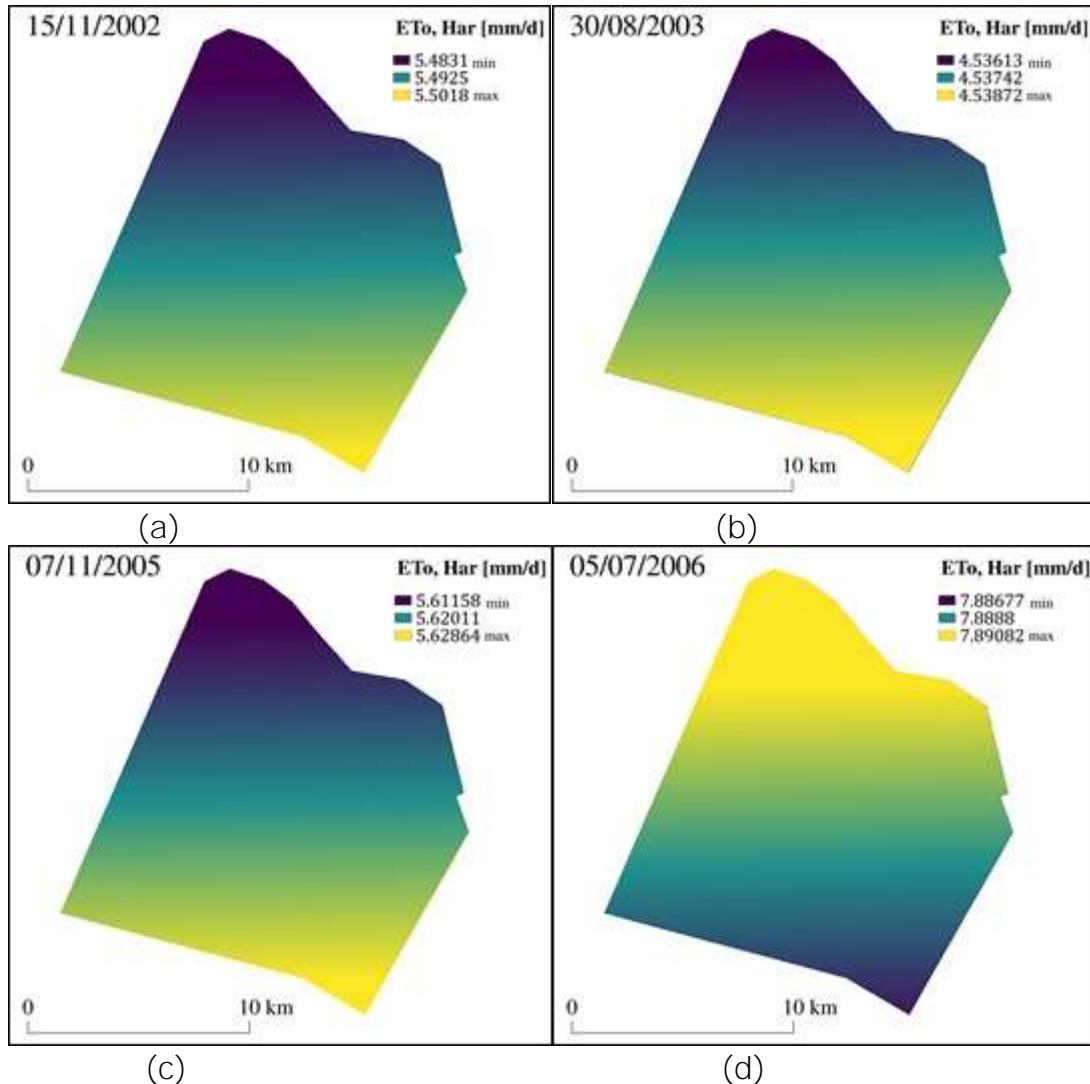


Figura 3. ET_0 calculados mediante el método de Hargreaves para: (a) 15/Nov/2002, (b) 30/Ago/2003 (c) 7/Nov/2005. (d) para 5/Jul/2006.

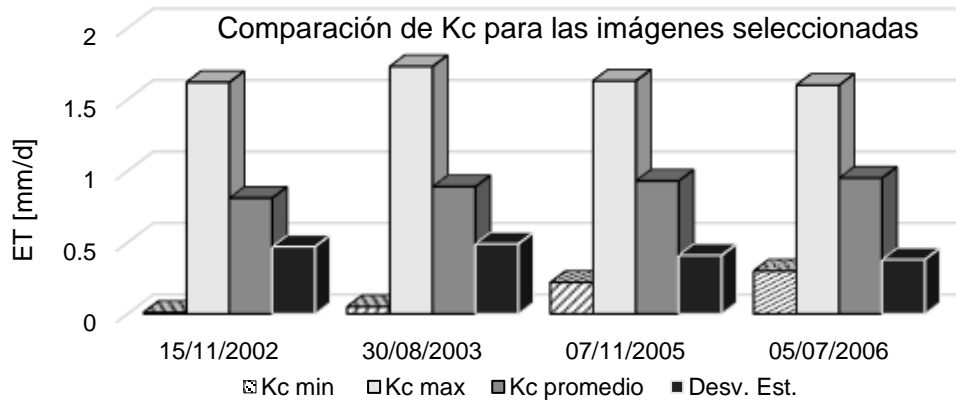
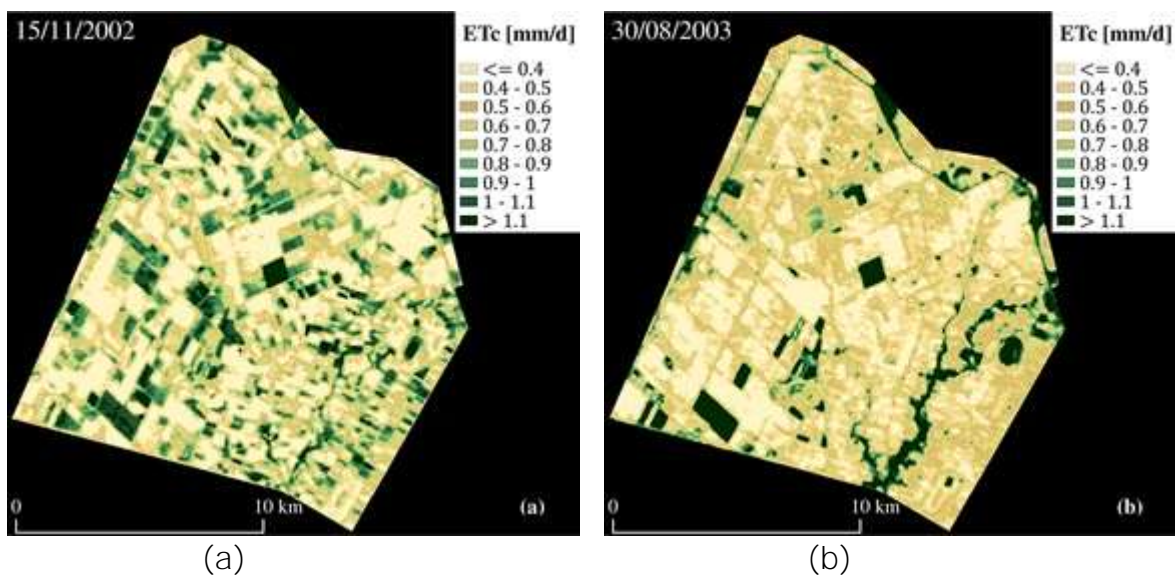


Figura 4. Representación gráfica de los valores máximos y mínimos para las imágenes seleccionadas.

Se clasificaron los valores de K_c en intervalos de 0.1 para las imágenes del 07/11/2005 y 05/07/2006 figuras 5d, y 5c., mientras que para el 15/11/2002 y el 30/08/2003 (Fig. 5a y 5b) fue de 0.2 para resaltar el valor.

Independientemente del tipo de cultivo se observa que la distribución de los valores K_c arriba de 0.5 corresponden a las áreas cultivadas o con vegetación.

Dado que no se contó con la información correspondiente a la localización y tipo de cultivos que existieron en el momento en que las imágenes fueron adquiridas, no fue posible ofrecer una identificación de la etapa fenológica en que los cultivos se encontraban.



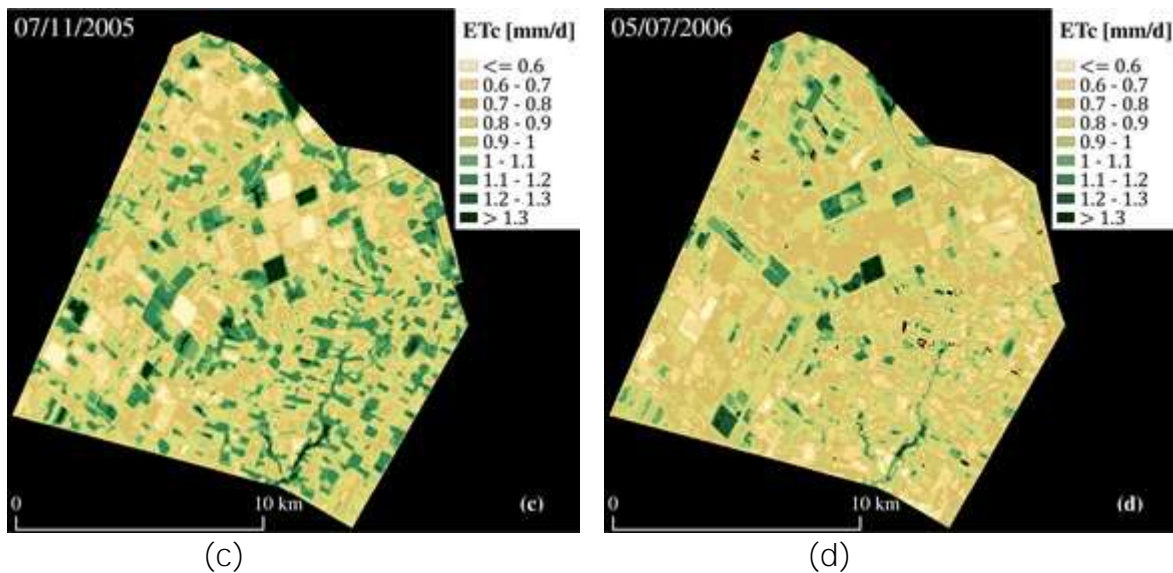


Figura 5. Distribución espacial de los valores de K_c calculada para: (a) 15/Nov/2002, (b) 30/Ago/2003, (c) 07/Nov/2005. (d) 05/Jul/2006.

Conclusiones

El modelo de balance de energía SEBAL permitió estimar los valores de ET_c para la zona de estudio a una resolución espacial de 30 m, lo cual posibilita visualizar la distribución espacial de los requerimientos hídricos de los cultivos con mayor precisión.

A partir de las estimaciones de la evapotranspiración de cultivo (ET_c) es posible contar con la distribución espacial de los valores del coeficiente de cultivo (K_c) en cualquier punto en las zonas de cultivo, de esta manera es posible identificar las zonas con mayor y menor requerimiento hídrico con miras a hacer un uso más eficiente del recurso hídrico.

Conocer la distribución de la ET_c puede advertir sobre el déficit o excedente de riego, así como ayudar a mejorar su distribución y por lo tanto la eficiencia de aplicación espacialmente.

Referencias Bibliográficas

- Allen, R. G. (2007). Satellite-Based Energy Balance for Mapping Evapotranspiration with Internalized Calibration (METRIC). *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133, 380–394.
- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., y Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop requirements. *Irrigation and Drainage Paper No. 56*, FAO, (56), 300.
- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., y Smith, M. (2006). Evapotranspiración del cultivo Guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos. *Estudio FAO Riego y Drenaje*.
- Bastiaanssen, W. G. M. (1995). Regionalization of surface flux densities and moisture indicators in composite terrain: a remote sensing approach under clear skies in Mediterranean climates. *Doctoral thesis*, Wageningen Agricultural University, Wageningen The Netherlands.
- Bastiaanssen, W. G. M. (2000). SEBAL-based sensible and latent heat fluxes in the irrigated Gediz Basin, Turkey. *Journal of Hydrology*, 229, 87–100.
- Bastiaanssen, W. G. M., Pelgrum, H., Wang, J., Ma, Y., Moreno, J. F., Roerink, G. J., y Van Der Wal, T. (1998). A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). *Journal of Hydrology*, 212–213, 213–229.
- Choudhury, B. J., Idso, S. B., y Reginato, R. J. (1987). Analysis of an empirical model for soil heat flux under a growing wheat crop for estimating evaporation by an infrared-temperature based energy balance equation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 39(4), 283–297.
- CONAGUA. (2016). *Estadísticas del Agua en México, Edición 2016*. Publicaciones Estadísticas y Geográficas. SINA, 275.
- Elhaddad, A., y Garcia, L. (2008). Surface Energy Balance-Based Model for Estimating Evapotranspiration Taking into Account Spatial Variability in Weather. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 134, 681–689.
- Hargreaves, G. H., y Samani, Z. A. (1985). Reference Crop Evapotranspiration from Temperature. *Applied Engineering in Agriculture*, 1(2), 96–99.

- Johnson, L. F., y Trout, T. J. (2012). Satellite NDVI assisted monitoring of vegetable crop evapotranspiration in california's san Joaquin Valley. *Remote Sensing*, 4(2), 439–455.
- Kiptala, J. K., Mohamed, Y., Mul, M. L., y Van Der Zaag, P. (2013). Mapping evapotranspiration trends using MODIS and SEBAL model in a data scarce and heterogeneous landscape in Eastern Africa. *Water Resources Research*, 49(12), 8495–8510.
- Li, Z., Liu, X., Ma, T., Kejia, D., Zhou, Q., Yao, B., y Niu, T. (2013). Retrieval of the surface evapotranspiration patterns in the alpine grassland-wetland ecosystem applying SEBAL model in the source region of the Yellow River, China. *Ecological Modelling*, 270, 64–75.
- Machado, C. C., Da Silva, B. B., De Albuquerque, M. B., y Galvancio, J. D. (2014). Estimativa do balanço de energia utilizando imagens TM - Landsat 5 e o algoritmo SEBAL no litoral sul de pernambuco. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 29(1), 55–67.
- Morse, A., Allen, R. G., y Kramber, W. J. (2000). Final Report Application of the SEBAL Methodology for Estimating Consumptive Use of Water and Streamflow Depletion in the Bear River Basin of Idaho through Remote Sensing Idaho Department of Water Resources submitted to The Raytheon Systems Company Earth. The Raytheon Systems Company Earth Observation System Data and Information System Project.

8.2 Multispectral imagery acquired from UAV platforms for robust estimation of corn crop coefficient

MULTISPECTRAL IMAGERY ACQUIRED FROM UAV PLATFORMS FOR ROBUST ESTIMATION OF CORN CROP COEFFICIENT

Mariana de Jesús Marcial-Pablo¹, Waldo Ojeda-Bustamante², Ronald E. Ontiveros-Capurata³, Sergio I. Jiménez-Jiménez¹

ABSTRACT

Precision irrigation (PI) involves the efficient application and estimation of irrigation in space and time. One component of PI demands the best irrigation requirement estimation possible at farm level and the spatial knowledge of crop coefficient (Kc) with high temporal resolution. This type of information can be obtained by remote sensors mounted on satellites or manned airplanes, but it comes at a high cost and low frequency. A low-cost alternative is based on the use of unmanned aerial vehicles (UAVs) equipped with multispectral cameras. In this aspect, the main objective of this work was to estimate the crop coefficient (Kc) of corn from multispectral images acquired from a UAV platform.

A corn field was monitored during an agricultural season. Meteorological, agronomic, and irrigation data were measured on-site. A multicopter UAV, equipped with two high resolution cameras (visible and multispectral), was used. The images were acquired at an mean UAV height of 52 m with a spatial resolution of 2.1 cm per pixel, at 11 different dates distributed in different crop phenological stages. The photogrammetric restitution of the images by each date was done with the PIX4D software to generate two orthomosaics: visible and multispectral. Geometric correction of the orthomosaics was performed aided with ground control points.

Normalized difference vegetation index (NDVI) values were estimated without including the soil, using multispectral orthomosaics classified in three classes (crop, crop shadow, soil shadow and bare soil) and using the classification algorithm OBIA (Object Based Image Analysis). Kc values were estimated from experimental data as a function of cumulative growing degree days (GDD). A linear regression model was fitted with Kc and NDVI values.

1 Master of science and water technology. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua, Posgrado en Ciencia y Tecnología del Agua especialidad en Sistemas Hidráulico- Paseo Cuauhnáhuac 8532, Col. Progreso, C.P. 62550, Jiutepec, Morelos, México. Email: serchjimenez.1990@gmail.com

2 Irrigation engineering submanager. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua, Paseo Cuauhnáhuac 8532, Col. Progreso, C.P. 62550, Jiutepec, Morelos, México. Email: wojeda@tlaloc.imta.mx

3 Catedra CONACyT. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua, Coordinación de Riego y Drenaje. Paseo Cuauhnáhuac 8532, Col. Progreso, C.P. 62550, Jiutepec, Morelos, México. Email: rononti@gmail.com

The maximum crop NDVI was 0.767 at 1033 GDD. The resulting regression model among NDVI and Kc values was $K_{c_{NDVI}} = 1.6586 (NDVI) - 0.0334$ ($r^2 = 0.9741$). Using the Kc-NDVI model, the spatial crop evapotranspiration can be estimated locally.

The results indicate that the NDVI values calculated from high spatial resolution images allow better estimation of the Kc spatial variability than when using satellite images.

Keywords: Multispectral remote sensing, vegetation index, NDVI, UAV, precision irrigation

1. INTRODUCTION

One of the most important variables in precision irrigation is estimating crop water requirements defined as the amount of water required to compensate the evapotranspiration loss of the crop (ETc) (Allen *et al.*, 2006). The FAO-56 method is the most used for estimating ETc (Pereira *et al.*, 2015), which requires values of crop coefficient (Kc) and reference evapotranspiration (ETo).

The Kc coefficient is specific for each crop and varies according to the phenological stages and crop water management (Vanino *et al.*, 2015). Kc is a function of crop phenological changes and canopy cover. This Kc variation is represented by a curve as a function of days after sowing or emergency.

At a regional scale, the spatial estimation of Kc presents technological limitations. In this context, remote sensing is a useful tool to indirectly estimate Kc based on the radiation reflected by the crop in the different wavelengths of the electromagnetic spectrum that is associated to canopy cover that intercepts the solar radiation. In the last decade, several studies have been carried out using multispectral data from remote sensor, indicating an efficient alternative for indirect estimation of ETc and Kc at large scale. Multispectral images in the visible and near infrared regions were used to determine the crop water requirements (Hunsaker, *et al.*, 2007).

One of the best remote-sensing methods to estimate Kc is based on empirical relationships with vegetation indices (VI), validated with field observations. Several researchers have also used multispectral vegetation indexes to estimate field-scale corn Kc values (Navarro *et al.*, 2016; Pôças *et al.*, 2015; Farg *et al.*, 2012; Odi-Lara *et al.*, 2016).

The vegetation indices commonly used to estimate Kc are the normalized difference vegetation index (NDVI) and the soil adjusted vegetation index (SAVI). However, NDVI index has been widely used for vegetation monitoring, crop yield assessment and drought detection (Kamble *et al.*, 2013).

High spatial and spectral resolution satellite images are commonly used to study variations in crop, forest and soil conditions. Despite the apparent advantages of artificial satellites and manned airplanes, the cost of obtaining high-resolution multispectral images for relatively small areas is still considered a major drawback (Bagheri et al., 2013). This can currently be overcome by using unmanned aerial vehicles (UAVs) equipped with high resolution digital cameras. The UAV image acquisition is less expensive and more flexible than other platforms in terms of flight height, spatial and temporal resolutions (Xiang & Tian, 2011). These UAV applications have been possible due to the miniaturization of multispectral and visible cameras. However, radiometric and geometric calibrations are also required in UAV as in traditional satellite images (Berni et al., 2009).

The objective of this study was to determine corn crop coefficient based on the normalized difference vegetation index (NDVI) from multispectral images acquired from a UAV platform and experimental data.

2. METHODS

2.1. Study area

The study was carried out in the Zacatepec experimental field of the Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP), located in the south of the State of Morelos, Mexico, with geographical coordinates: 18°39' 6.45" N and 99° 11' 59.63" W.

The experimental site has a sub-humid warm climate with an annual mean temperature of 24.3 °C and with a dry season from November to May. The rainy season begins in the middle of May and ends at the end of October. The mean annual precipitation is 892 mm with high values in June, July and September.

The experimental field of 905 m² with corn hybrid (H-515) was cultivated with a zero-tillage system (stubble retained) at 80,000 plants / ha. Six replicates of 6 m × 25 m were performed, with a furrow spacing of 0.8 m. Agronomic data were directly measured in the field: plant height, stem thickness, length, width and number of leaves. Leaf area index (LAI) was estimated with a ceptometer (DECAGON AccuPAR LP-80).

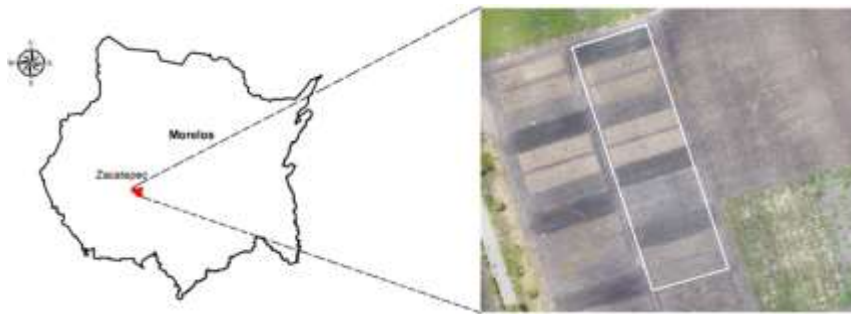


Figure 1. Location of the study area

2.2. Image Acquisition and Processing

A DJI-A2 hexacopter with flight duration of 20 minutes and load capacity of 2.5 kg was used. Two cameras, multispectral (Tetracam ADC Snap of 12.4 mm true focal length with 1.3 megapixel and three bands in near infrared region) and visible (SONY NEX-7 of 16.0 mm focal length with a 24 megapixel).

A longitudinal and lateral overlap of 75% have been fixed while flying at a mean height of 52 m and spatial resolution of 2.1 cm per pixel. Eleven flights were carried out from July 6 to November 9, 2016.

The multispectral images were calibrated radiometrically with a standard spectralon, as recommended by the camera manufacturer and converted of RAW to TIFF format using PixelWrench2 (PW2) software. The orthomosaics (Figure 2) were generated using Pix4D software and geometrically corrected with twelve ground control points (GCP), obtained with a GPS RTK (Real Time Kinematic) with a vertical and horizontal precision of about 1 cm.

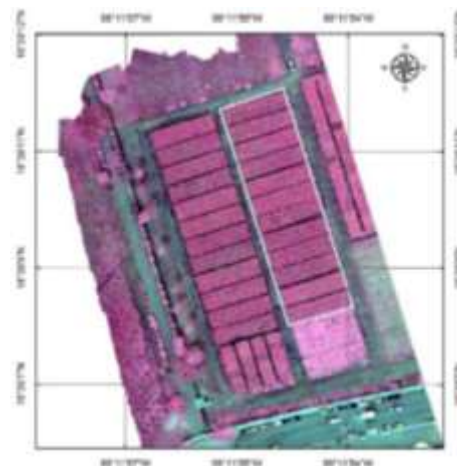


Figure 2. Orthomosaic obtained the 15 of september of 2016

2.3. Estimation of Kc

The value of Kc of day n (K_{c_n}) is expressed as a function of normalized cumulative growing degree days X_n (1), as suggested by Ojeda-Bustamante *et al.* (2004).

$$K_{c_n} = K_{\max} \operatorname{erfc} \left(\left(\frac{X_n - X_{K_{\max}}}{\alpha_1} \right)^2 \right) \quad (1)$$

Where: K_{\max} is the maximum value of the crop coefficient (Kc), erfc is the complementary error function; x_n is the cumulative growing-degree days (GDD) until day n, starting from planting or emergence of the crop, $x_{K_{\max}}$ is the normalized adimensional value x when the maximum value K max is presented and α_1 are obtained from fitting the experimental data to the model. The corn Kc data were reported by Ojeda-Bustamante *et al.* (2004).

The GDD may be expressed as daily thermal accumulation of the difference between the mean air temperature and some particular basal temperatures for each crop. The daily estimate of growing-degree days ($^{\circ}D_i$) is determined by (2) (Ojeda-Bustamante *et al.*, 2004):

$$\begin{aligned} ^{\circ}D_i &= T_a - T_{\min} \text{ if } T_a < T_{\max} \\ ^{\circ}D_i &= T_{\max} - T_{\min} \text{ if } T_a \geq T_{\max} \\ ^{\circ}D_i &= 0 \text{ si } T_a \leq T_{\min} \end{aligned} \quad (2)$$

Where T_a is the mean daily air temperature, T_{\min} and T_{\max} are the minimum and maximum air temperatures where crop grows (for the corn is 10 and 30 °C, respectively). The daily temperature data were obtained from a meteorological station located at 160 m of the experimental field.

2.4. Image processing

The image analysis to discriminate the vegetation from other cover types such as crop, crop shadow, soil shadow and bare soil was performed with OBIA (Object Based Image Analysis) algorithm using eCognition-developer software v9.0 (Trimble, 2014). This algorithm has been used successfully to analyze high spatial resolution images applied to precision farming (Torres-Sánchez *et al.*, 2015; Torres-Sánchez *et al.*, 2014; Peña *et al.*, 2014; Peña *et al.*, 2013).

2.5. NDVI model

Remote sensing can be used to indirectly obtain a crop coefficient based on surface reflectance. Vegetation indices calculated from multispectral images was used to estimate

ETc and Kc on a pixel's scale, where each o grouped pixels represents a single soil-vegetation system (Chen et al., 2005).

One of the most widely used vegetation indices to estimate Kc is the normalized difference vegetation index (NDVI) as indicated by Hunsaker, *et al.* (2007) which is based on the radiometric behaviour of vegetation. It is related to photosynthetic activity and the foliar structure of the plants allowing to determine the plant vigour. This vegetation index (Rouse et al., 1973) was calculated using equation (3) with the eCognition software:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (3)$$

Where: NIR is the reflectance in the near infrared band; R is the reflectance in the red band.

Finally, the statistical parameters of the NDVI values (of the pixels corresponding to crop) were obtained as the mean and the standard deviation for each orthomosaic.

Using the NDVI vegetation index, Cuesta et al. (2005) reported a linear relationship ($Kc = 1.25 \text{ NDVI} + 0.2$) to determine the crop coefficient of some crops from multispectral remote sensing data. Other study to estimate Kc with NDVI were reported by Campos et al. (2010) and Kamble et al. (2013), using satellite images with the following equations, $Kc = 1.44 \text{ NDVI} - 0.10$ and $Kc = 1.4571 \text{ NDVI} - 0.1725$, respectively.

Studies have reported that the Kc and NDVI can be adjusted to a linear model. Using the fitted Kc-NDVI model, Kc values were interpolated to estimate spatial Kc variation at each o grouped pixels of the studied field.

3. RESULTS AND DISCUSSION

3.1. Crop Coefficient

Figure 3 shows the curve of the corn Kc, according to the equation proposed and validated in the field by Ojeda-Bustamante et al. (2004), where the maximum Kc value was 1.25 at mid-September, 71 days after sowing with 1,005 cumulative growing degree days.

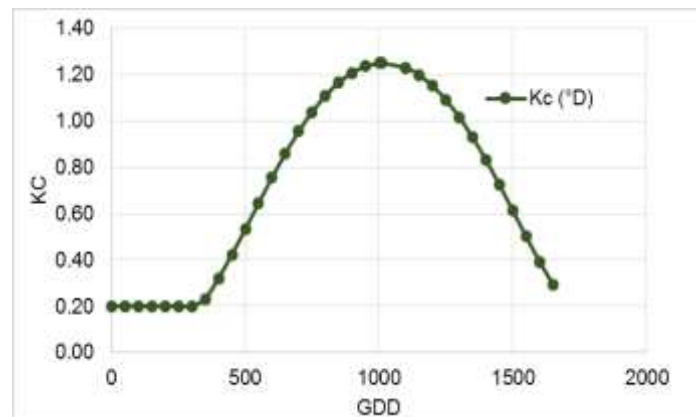


Figure 3. Crop coefficient (Kc) based on the growing degree days

3.2. NDVI of multispectral orthomosaic

The maximum mean NDVI value obtained from orthomosaics was 0.767 on September 15, with 1,033 GDD and 73 days after sowing (Figure 4). This value was present after the vegetative stage (tasseling) occurred at 58 days after sowing, when complete effective coverage is present as was reported by Mañas *et al.* (2005). (No esta claro este ultimo enunciado)

The mean NDVI values fluctuated between 0.081 and 0.767 (Figure 4); during the vegetative stage the NDVI values increased from 0.081 to 0.767 and decreased to 0.182 in the reproductive stage. The standard desviation of NDVI value fluctuated between 0.001 to 0.025.

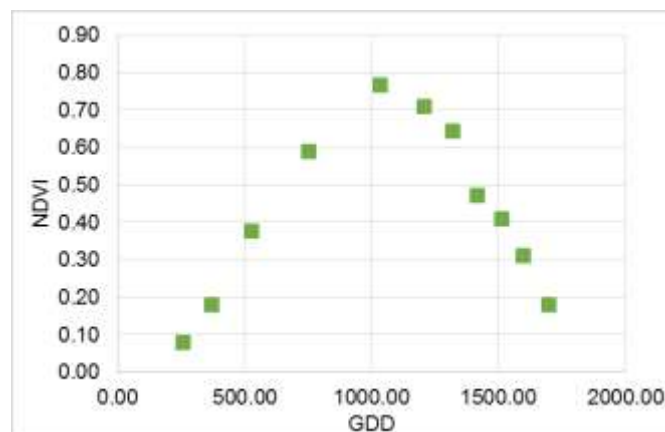


Figure 4. Temporal variation of NDVI

Calera *et al.* (2004), using Landsat satellite 7 images, reported a minimum and maximum NDVI value of 0.10 and 0.85, respectively, and a NDVI value of 0.70 at the corn maturation stage. Gitelson *et al.* (2014) reported also similar NDVI values for corn, using MODIS

satellite images (250 m resolution), from 0.05 to 0.93 obtained in the vegetative and reproductive stage, respectively. These values are comparable to those obtained in this study with a slight difference due a better spatial and temporal resolution of the used multispectral images.

3.3. Kc-NDVI model

Figure 5 shows the relationship between NDVI and Kc for corn. The correlation of both variables is higher in spite of severe weather conditions (torrential rains and strong winds) presented in some zones during the intermediate stages altering the development and growth of the crop directly affecting the coverage.

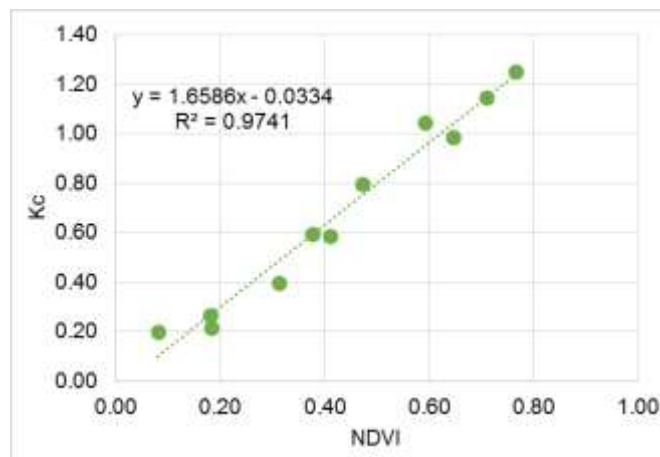


Figure 5. Relationship between Kc and NDVI

The relationship between these two biophysical parameters is expressed by the equation (4).

$$Kc_{NDVI} = 1.6586 (NDVI) - 0.0334 \quad (4)$$

Where: 1.6586 and 0.0334 are fitting parameters ($r^2= 0.974$). These values indicate a high correlation between both variables.

Singh & Irmak (2009) developed a linear correlation model ($r^2=0.83$) between Kc and NDVI for a dryland corn crop. The NDVI values were estimated based on Landsat 5 and 7 satellite images (30 m spatial resolution). The highest linear correlation between NDVI and Kc variables using multispectral UAV images is because of their high spatial resolution, which allows better separation among crop, crop shadow, soil shadow and bare soil.

3.5. Spatial variability of Kc

With the Kc-NDVI model obtained, it was possible to obtain a spatial variation of Kc at field scale. As example, Figure 6 shows Kc variation for one replicate analyzed at September 15, corresponding to the maximum Kc value of 1.25.

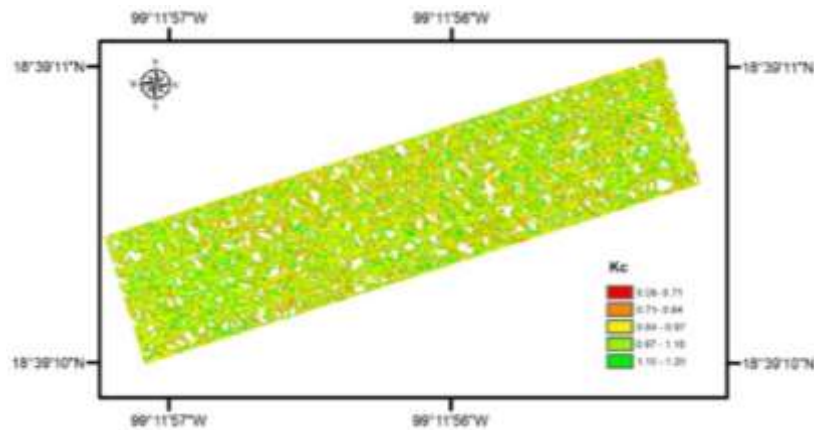


Figure 6. Spatial variability of Kc (15 September)

4. CONCLUSION

It is important to emphasize that vegetation indices estimated from multispectral images play a important role in the crop coefficient estimation and, consequently, the crops irrigation requirement. The OBIA (Object Based Image Analysis) classification algorithm allowed to differentiate crop, crop shadow, soil shadow and bare soil, with high spatial resolution giving more accurate values of vegetation indices and crop monitoring.

In this study, a linear model was generated to estimate Kc as a function of NDVI. The $r^2=0.97$ was higher than those reported when using satellite images due to the fact that UAV images have higher spatial resolution and better separation among crop, crop shadow, soil shadow and bare soil. Using Kc-NDVI models, maps can be generated showing the spatial variation of Kc

The better estimation of the spatial values of Kc result in a more reliable estimation of crop evapotranspiration. The crop Kc estimation using UAVs equipped with multispectral cameras is more accurate compared to other remote sensing technologies such as satellite due to higher temporal and spatial resolution.

REFERENCES

- Allen, G. R., Pereira, L., Raes, D. Smith, M. 2006. Estudio FAO Riego y drenaje 56. Evapotranspiración del cultivo: Guías para la determinación de los requerimientos de agua de los cultivos. Serie Cuadernos Técnicos. Roma, Italia. FAO.
- Bagheri, N., Ahmadi, H., Alavipanah, S.K., & Omid, M. 2013. Multispectral remote sensing for site-specific nitrogen fertilizer management. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 48(10), 1394–1401.
- Berni, J.A.J., Zarco-Tejada, P.J., Suarez, L., Gonzalez-Dugo, V. & Fereres, E. 2009. Remote sensing of vegetation from UAV platforms using lightweight multispectral and thermal imaging sensors. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inform. Sci*, 38(6).
- Calera, A., González-Piqueras, J., & Melia, J. 2004. Monitoring barley and corn growth from remote sensing data at field scale. *International Journal of Remote Sensing*, 25(1), 97-109.
- Campos, I., Neale, C. M., Calera, A., Balbontín, C., & González-Piqueras, J. 2010. Assessing satellite-based basal crop coefficients for irrigated grapes (*Vitis vinifera* L.). *Agricultural Water Management*, 98(1), 45-54.
- Chen, J.M., Chen, X., Ju, W., & Geng, X. 2005. Distributed hydrological model for mapping evapotranspiration using remote sensing inputs. *Journal of Hydrology*, 305(1), 15–39.
- Cuesta, A., Montoro, A., Jochum, A. M., López, P., & Calera, A. 2005. Metodología operativa para la obtención del coeficiente de cultivo desde imágenes de satélite. *Revista de la Asociación Interprofesional para el Desarrollo Agrario (AIDA)*, 101 (3), 212-224.
- eCognition Developer. 2014. 9.0 User Guide. *Trimble Germany GmbH: Munich, Germany*.
- Farg, E., Arafat, S. M., El-Wahed, M. A., & El-Gindy, A. M. 2012. Estimation of Evapotranspiration ET_c and crop coefficient K_c of wheat, in south Nile Delta of Egypt using integrated FAO-56 approach and remote sensing data. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 15(1), 83-89.
- Gitelson, A. A., Peng, Y., & Huemmrich, K. F. 2014. Relationship between fraction of radiation absorbed by photosynthesizing maize and soybean canopies and NDVI from remotely sensed data taken at close range and from MODIS 250 m resolution data. *Remote Sensing of Environment*, 147(1), 108-120.
- Hunsaker, D. J., Fitzgerald, G. J., French, A. N., Clarke, T. R., Ottman, M. J., & Pinter Jr, P. J. 2007. Wheat irrigation management using multispectral crop coefficients. I. Crop evapotranspiration prediction. *Trans. ASABE*, 50(6), 2017-2033.
- Kamble, B., Kilic, A., & Hubbard, K. 2013. Estimating crop coefficients using remote sensing-based vegetation index. *Remote Sensing*, 5(4), 1588–1602.
- Mañas, F. M. D. S. O. (Ed.). 2005. *Agua y agronomía*. Mundi-Prensa Libros.

- Navarro, A., Rolim, J., Miguel, I., Catalão, J., Silva, J., Painho, M., & Vekerdy, Z. 2016. Crop monitoring based on SPOT-5 Take-5 and sentinel-1A data for the estimation of crop water requirements. *Remote Sensing*, 8(6), 525.
- Odi-Lara, M., Campos, I., Neale, C. M., Ortega-Farías, S., Poblete-Echeverría, C., Balbontín, C., & Calera, A. 2016. Estimating evapotranspiration of an apple orchard using a remote sensing-based soil water balance. *Remote Sensing*, 8(3), 253.
- Ojeda-Bustamante, W., E. Sifuentes, D. C. Slack, & M. Carrillo. 2004. Generalization of irrigation scheduling parameters using the growing degree concept: application to a potato crop. *Irrigation and Drainage*. 53: 251-261.
- Ojeda, W. & Ruiz A. 2015. Evapotranspiración. Ojeda, W. & Flores J (Eds). *Calendarización del riego: teoría y práctica*. Jiutepec, Morelos: Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. In spanish.
- Peña, J. M., Torres-Sánchez, J., de Castro, A. I., Kelly, M., & López-Granados, F. 2013. Weed mapping in early-season maize fields using object-based analysis of unmanned aerial vehicle (UAV) images. *PLoS ONE*, 8(10), e77151.
- Pereira, L. S., Allen, R. G., Smith, M., & Raes, D. 2015. Crop evapotranspiration estimation with FAO56: Past and future. *Agricultural Water Management*, 147 (1), 4-20.
- Pôças, I., Paço, T. A., Paredes, P., Cunha, M., & Pereira, L. S. 2015. Estimation of actual crop coefficients using remotely sensed vegetation indices and soil water balance modelled data. *Remote Sensing*, 7(3), 2373-2400.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., & Deering, D.W. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS. In *Proceedings of Third ERTS Symposium*, Washington, DC, USA, 10–14 December 1973; Volume 1, pp. 309–317.
- Singh, R. K., & Irmak, A. 2009. Estimation of crop coefficients using satellite remote sensing. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 135(5), 597-608.
- Torres-Sánchez J, López-Granados F, Serrano N, Arquero O, Peña JM (2015) High Throughput 3-D Monitoring of Agricultural-Tree Plantations with Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Technology. *PLoS ONE* 10(6): e0130479. doi:10.1371/journal.pone.0130479
- Torres-Sánchez, J., Peña, J. M., De Castro, A. I., & López-Granados, F. 2014. Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. *Computers and Electronics in Agriculture*, 103(1), 104-113.
- Vanino, S., Pulighe, G., Nino, P., De Michele, C., Bolognesi, S. F., & D'Urso, G. 2015. Estimation of evapotranspiration and crop coefficients of tendone vineyards using multi-sensor remote sensing data in a mediterranean environment. *Remote Sensing*, 7(11), 14708-14730.
- Xiang, H., & Tian, L. 2011. An automated stand-alone in-field remote sensing system (SIRSS) for in-season crop monitoring. *Computers and electronics in agriculture*, 78(1), 1–8.

ANEXOS

Anexo A. Técnica de centelleo: su aplicación para la estimación de evapotranspiración real en cultivos y vegetación natural

TÉCNICA DE CENTELLEO: SU APLICACIÓN PARA LA ESTIMACIÓN DE EVAPOTRANSPIRACIÓN REAL EN CULTIVOS Y VEGETACIÓN NATURAL

Coordinación de Hidrología
Subcoordinación de Hidrología Subterránea
Dr. Edgar Yuri Mendoza Cázares

2017

Antecedentes

Cuando la radiación electromagnética (EM) se propaga en la atmósfera es perturbada por un número de procesos que pueden influenciar en sus características, por ejemplo, su intensidad (o amplitud), polarización y fase. Los procesos de dispersión y el de absorción remueven parte de la energía ocasionando una atenuación en la señal (debido a los gases que componen la atmósfera, así como las partículas que están en suspensión). El mecanismo que mayormente tiene influencia en la propagación de la radiación EM es el índice de reflexión del aire (n). Este índice de reflexión turbulento en la atmósfera, es conocido como centelleo (en inglés scintillation). Un ejemplo típico del fenómeno de centelleo es la distorsión que sufre un rayo de luz emitido por un cuerpo celeste (estrella). El haz de luz al penetrar en la atmósfera terrestre cambia el ángulo de su dirección (reflexión) ocasionando que el observador que se encuentra en la tierra observa un parpadeo (twinkling).

En la mayoría de los casos el comportamiento turbulento de la atmósfera terrestre (la turbulencia es descrita como el movimiento tridimensional del aire; en rangos entre los milímetros a decenas de metros). La turbulencia en la atmósfera es el mecanismo de transporte más efectivo para cantidades escalares, como el calor y el vapor de agua. El índice de reflexión del aire es función de la temperatura (T) y en menor proporción de la humedad del aire (Q). El transporte de remolinos turbulentos (eddies) de la temperatura y vapor de agua propician índices de reflexión distintos en las masas de aire, resultando que los índices de reflexión fluctúen y se observa como un centelleo.

Desde el año de 1950 los investigadores han desarrollado teorías que explican el fenómeno de centelleo. Actualmente se cuenta con varias propuestas teóricas que describen la propagación de la radiación EM en medios turbulentos. Algunos enfoques de eddies es propuesto como una colección de lentes positivos y negativos, donde el centro de las masas propicia el centello. Para el año de 1960, con la invención del rayo láser, la experimentación se direccionó para validar diversos modelos de propagación. Los resultados de estos experimentos fueron exitosos y describen ciertos fenómenos bajo condiciones específicas.

Con el éxito de los modelos que reproducen la propagación estática de la radiación EM con las propiedades turbulentas de la atmósfera, es ahora posible medir y cuantificar las características turbulentas de la atmósfera utilizando métodos de percepción remota, conocidos como método de centelleo (o scintilometría).

El centellómetro es un instrumento que consiste de una fuente de luz (emisor) y un detector (receptor) que miden la intensidad de las fluctuaciones (Figura 1). Debido a que la varianza de las fluctuaciones es una medida del comportamiento turbulento de la atmósfera es posible, indirectamente, relacionar el transporte de ciertas cantidades. Dependiendo de la configuración del centellómetro, por ejemplo, el tamaño de apertura, la longitud de onda, y el número de flujos de calor, vapor de agua y momento, es posible calcular:

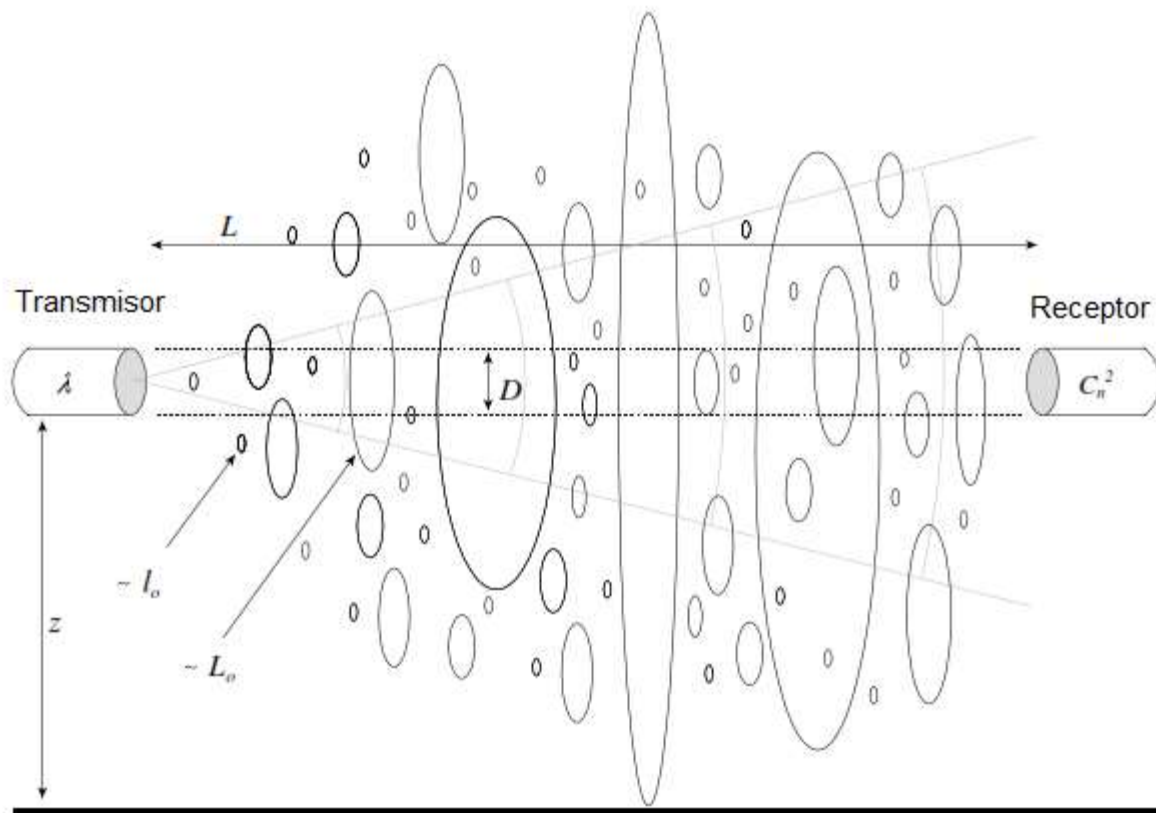


Figura 2. Representación esquemática del centellómetro donde se emite un rayo de luz por el transmisor y captado por el receptor ambos separados una distancia (L), el haz de luz atraviesa distintas capas de aire con características diversas (secciones elípticas)

Del esquema (Figura 1) se observa: El trasmisor emite ondas EM o luz (láser) con una longitud de onda (λ) conocida, a una distancia, L , que separa la fuente y el receptor que registra la intensidad en la que fluctuación (expresado como C_n^2) que es causada por los eddies. Existen distintas escalas que afectan la medición del centellómetro; el diámetro de instrumento, los diferentes tamaños de los eddies limitados por distintos tamaños (l_0 , L_0) y la altura a la que se encuentra el centellador (z).

El método de centelleo considera: 1) El espectro de las fluctuaciones del índice de reflexión. 2) La función de estructura que es utilizada para describir el comportamiento de las ondas EM o láser en un medio aleatorio. 3) La propagación de los modelos de onda que describen la radiación EM o láser en un medio turbulento. 4) Saturación. 5) Centellómetro de apertura amplia. 6) Parámetros de estructura relacionados. 7) No es demás el conocer las ventajas y limitaciones de los modelos de onda, por lo que se comentarán en secciones más adelante, así como las limitaciones del método de centelleo, conocidas como saturación.

1. El espectro de las fluctuaciones del índice de reflexión

En la capa límite atmosférica (CLA) el comportamiento del flujo es errático (caótico), por ejemplo, turbulento. La turbulencia consiste en varios rangos de espirales tridimensionales, usualmente llamados eddies. En general los eddies mayores son generados por la fuerza cortante del viento y convección (depende de la climatología local). Los eddies de escala mayor son inestables y se disipan en fenómenos de menor escala y es conocido este proceso como de cascada. Finalmente, la energía cinética (ϵ) es disipada en el calor de escalas moleculares menores, llamado Kolmogorov micro escala

$$n = \left(\frac{v^3}{\epsilon} \right)^{\frac{1}{4}}$$

Con valores típicos de viscosidad del aire (ν) y una razón de disipación molecular de la energía cinética (ϵ), n es del orden de 1 mm.

La disipación del espectro de energía es representada en la Figura 2. Se observa la distribución de la energía cinética con número de onda (k), que es definida como $k=2\pi/l$, donde l es el tamaño del eddie. La escala mayor del eddie, L_0 ($K_0=2\pi/L_0$), es introducida en el espectro turbulento. En este momento el espectro turbulento no es isotrópico y homogéneo. En general el tamaño de la escala es del orden de la mitad del tamaño de la altura entre la superficie del terreno y la altura del transmisor (z). El número de onda mayor (K_m), que está relacionado en la escala interna, l_0 ($K_m=2\pi/l_0$), la energía cinética se disipa en calor. La típica escala interna es del orden de 1 mm a 10 mm. Hill y Ochs (1978) definen la escala interna como el punto de intersección de una forma asintótica. Ellos proponen que la escala interna es relacionada con la escala micro de Kolmogorov como:

$$l_0 = 7.4 \left(\frac{v^3}{\varepsilon} \right)^{\frac{1}{4}}$$

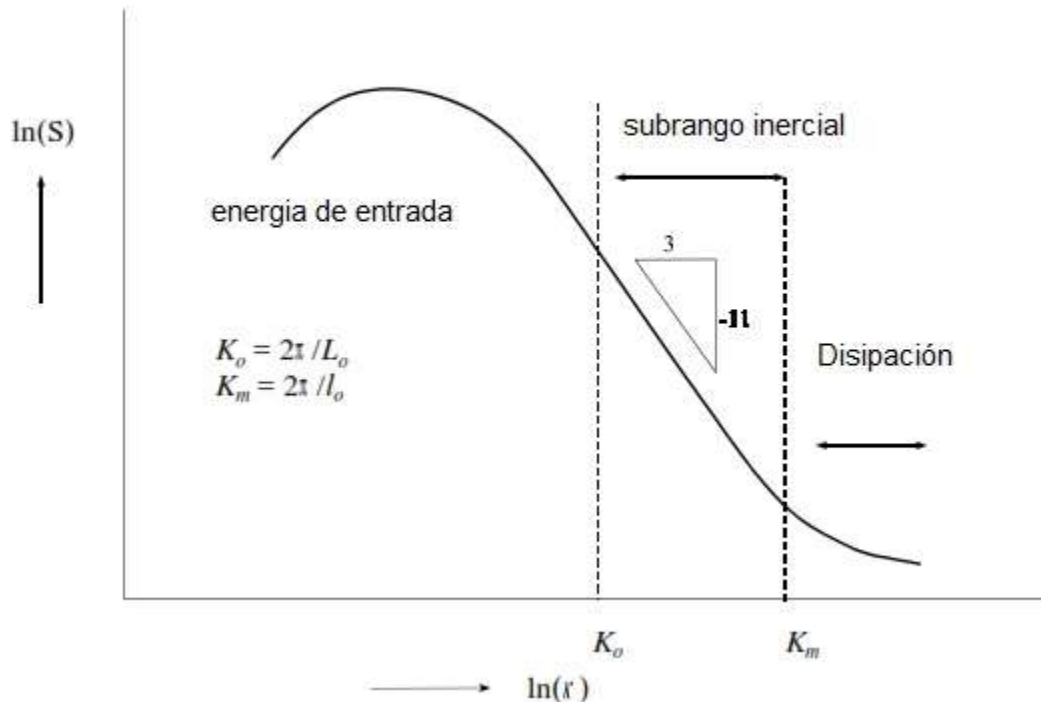


Figura 3. Representación esquemática de espectro de energía de turbulencia

Parte del espectro, que se encuentre entre la escala dentro y fuera, es denominada subrango inercial (Figura 2). Esta parte del espectro es independiente de la energía de salida y la disipación viscosa y solo es energía interna la importante. En el proceso de cascada de mayor al intermedio y posteriormente al pequeño eddie, la hipótesis de Kolmogorov supone que el eddie de menor escala no tiene memoria del proceso de gran escala o mayor escala y la turbulencia se torna isotrópica y del mayor número de onda (Garrat, 1992).

Tomando como base el concepto de Kolmogorov la forma tridimensional que se sucede del espectro en la atmósfera es:

$$\phi_k(K) = 0.033 C_n^2 K^{-\frac{11}{3}}$$

Donde k es el número de onda y C_n^2 es el parámetro de estructura del índice de reflexión. Este modelo es solamente valido en el subrango inercial, sin embargo,

frecuentemente es extendido sobre todo el número de onda asumiendo que la intra escala es cero y la sobre escala es infinita. Pero, se sabe que el modelo sobreestima $\phi_k(K)$ en un rango de la disipación (por ejemplo, decae más rápido que $-11/3$). Por lo tanto, Tatarskii (1961) propone el siguiente modelo:

$$\phi_t(K) = 0.033C_n^2 K^{-\frac{11}{3}} \exp(-K^2/K_m^2)$$

donde $K_m = 5.92/l_0$. Este modelo utiliza un corte Gaussiano para una relación espacial alta de número de onda. Lo anterior se observa en la Figura 3 que muestra la solución de Kolmogorov y Tatarskii de altos números de onda, próximos l_0^{-1} . Los modelos de Kolmogorov o de Tatarskii muestran este “bump” (Champagne et al.1977).

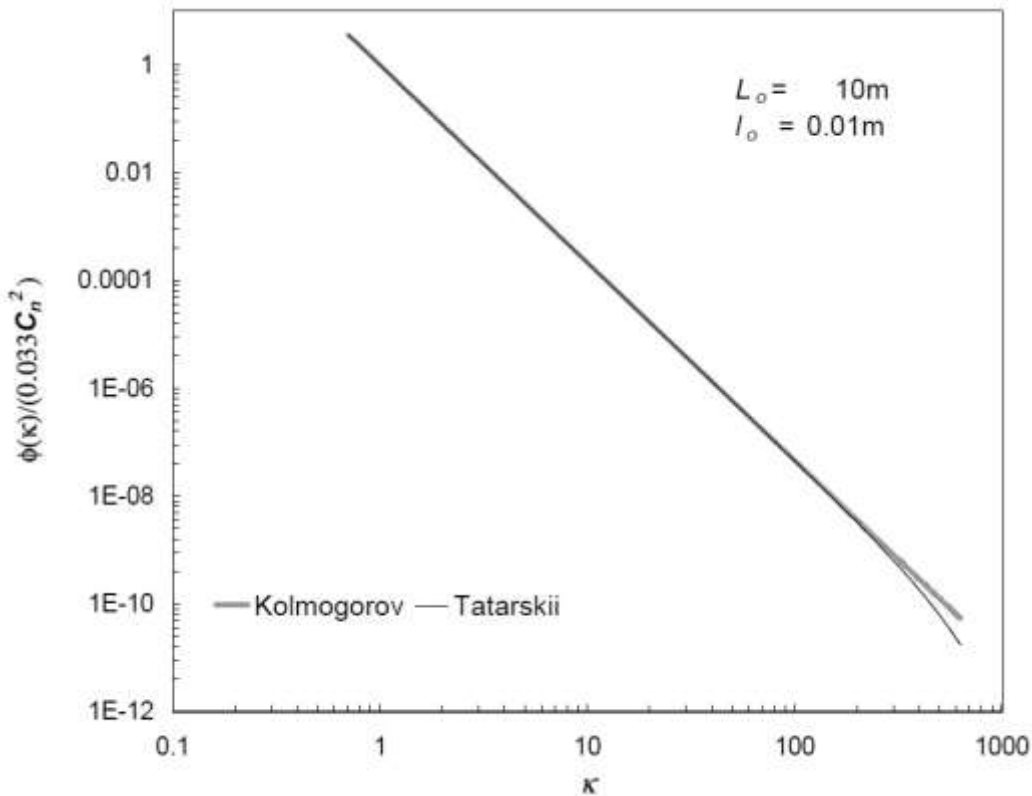


Figura 4. Modelos espectrales de Kolmogorov y Tatarskii del índice reflexión

Basados en los datos de Campagne et al. (1977) y Hill y Ochs (1978) se desarrolló un modelo teórico $[\phi_H(K)]$ que describe este bump y concuerda con las observaciones. Churnside (1990) deriva una aproximación analítica del modelo de Hill

$$\Phi_c(\kappa) = 0.033 C_n^2 \kappa^{-\frac{11}{3}} \left[\exp\left(-70.5 \kappa^2 \left(\frac{l_0}{7.5}\right)^2\right) + 1.45 \exp\left(-0.97 \left(\ln\left(\kappa \frac{l_0}{7.5}\right) + 1.55\right)^2\right) \right]$$

Frehlich (1992) determina $[\phi_F(K)]$ directamente de mediciones con un centellómetro láser. El comportamiento de los modelos de Hill, Churnside (1990), y Frehlich (1992) se observan en la Figura 4.

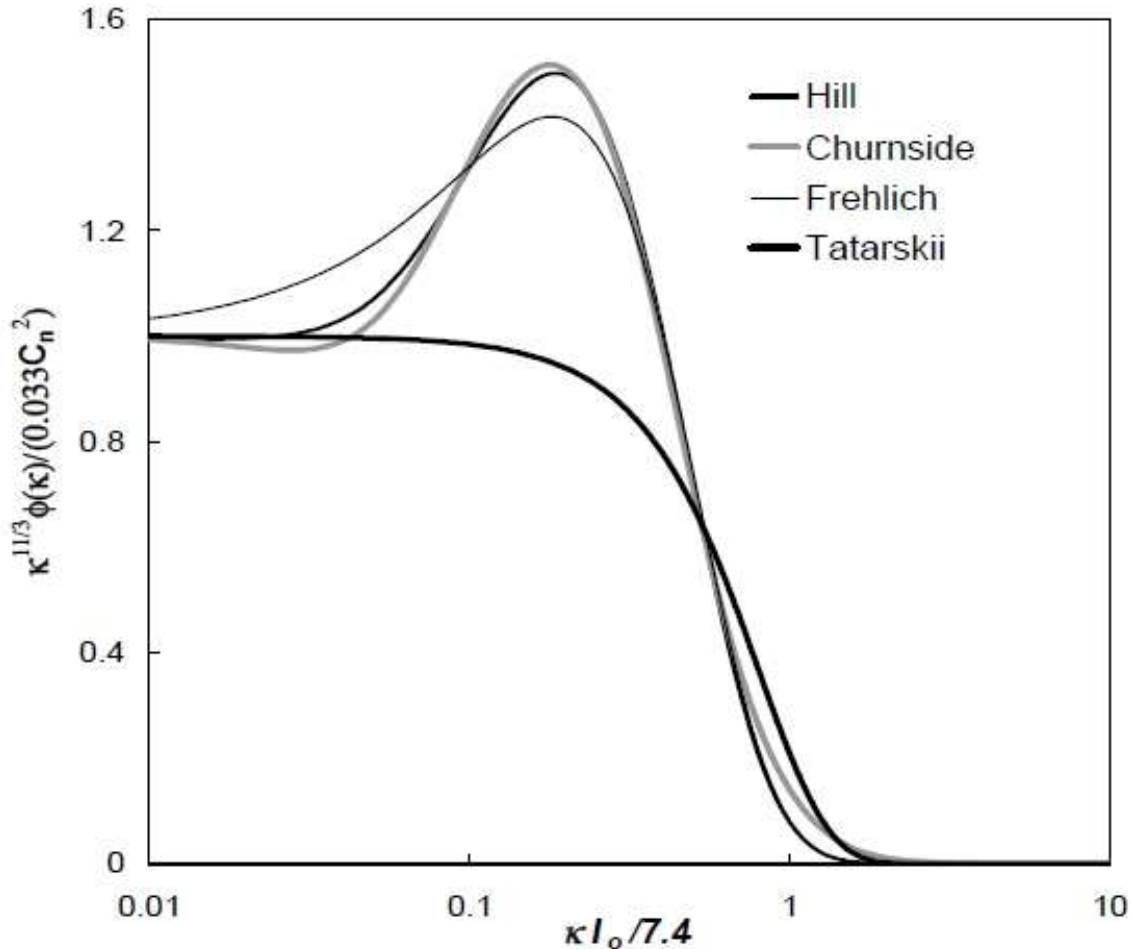


Figura 5. Modelos espectrales escalados de las fluctuaciones del índice reflexivo de Hill y Ochs (1978), Churnside (1990), y Frehlich (1992) mostrando el “bump” junto con el modelo de Tatarskii, para una función de número de onda escalada en $(l_0/7.4)$

2. El parámetro de la estructura del índice reflexivo del aire C_n^2

La velocidad del viento (u), la temperatura del aire (T), el índice reflexión(n), y otras variables se presentan bajo fluctuaciones aleatorias de la atmosfera turbulenta. Procesos aleatorios en espacio y tiempo pueden describirse por funciones aleatorias, por ejemplo, cuando una función aleatoria describe el índice reflexivo en el aire. Sin

embargo, las funciones aleatorias son difíciles de determinar. En la práctica se utilizan las características estadísticas de las funciones aleatorias. Una característica importante de las funciones aleatorias es la función de correación $B(r_1, r_2)$, que describe la estructura espacial de la turbulencia. La función de correlación que describe la fluctuación del índice de reflexión en un campo aleatorio $n(\mathbf{r})$ es:

$$B_n(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) = \langle [n(\mathbf{r}_1) - \langle n(\mathbf{r}_1) \rangle][n(\mathbf{r}_2) - \langle n(\mathbf{r}_2) \rangle] \rangle,$$

donde el campo aleatorio se considera como una función aleatoria de tres variables (por ejemplo, tres componentes de velocidad de un campo de velocidad) y los paréntesis rectangulares denotan el promedio del ensamblaje. B_n describe la relación mutua entre las fluctuaciones en la escala, n , en distintas posiciones en el espacio (r_1 y r_2). El campo aleatorio es estadísticamente homogéneo si existe un valor medio y B_n no es afectada por la traslación de r_1 y r_2 en la misma dirección y valor constante:

$$\langle n(\mathbf{r}) \rangle = \text{const.}, \quad B_n(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) = B_n(\mathbf{r}_1 + \mathbf{r}_0, \mathbf{r}_2 + \mathbf{r}_0)$$

Seleccionado $r_0 = -r_2$, la función de correlación en un campo homogéneo depende solo de las diferencias entre $r_1 - r_2$

$$B_n(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) = B_n(r)$$

Sin embargo, la homogeneidad e isotropía del campo aleatorio es solo una cruda aproximación del campo meteorológico. Por ejemplo, la mayoría de las características estadísticas de la turbulencia atmosférica es función de la altitud. Por lo que un proceso aleatorio no estacionario, es mejor utilizar la función de estructura en lugar de la función de correlación.

La diferencia de los valores en campo $n(\mathbf{r})$ entre r_1 y r_2 es influenciada por estas inhomogeneidades del campo, n , que son mas pequeñas que $|r_1 - r_2|$, si esta distancia no es grande, el efecto de inhomogeneidad no tiene efecto en $n(r_1) - n(r_2)$ y la función de estructura (segundo orden):

$$D_n(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) = \langle [n(\mathbf{r}_1) - \langle n(\mathbf{r}_1) \rangle - (n(\mathbf{r}_2) - \langle n(\mathbf{r}_2) \rangle)]^2 \rangle$$

Depende de r_1 y r_2 solamente. Esta hipótesis, propuesta por Kolmogorov, es conocida como homogeneidad local. El valor de D_n caracteriza la intensidad de la fluctuación de n en la escala pequeña igual a r_1 y r_2 . Por otro lado $B_n(r_1, r_2)$ depende no solo de la distancia $r_1 - r_2$, también de r_1 y r_2 de forma separada y de las inhomogeneidades de todas las escalas.

En el caso de la homogeneidad local del campo aleatorio ($[n(r)=\text{const}]$), la función de estructura solo depende de r_1-r_2 :

$$D_n(r_1, r_2) = D_n(r_1 - r_2)$$

Finalmente, la homogeneidad local del campo aleatorio es localmente isotrópico si D_n solamente depende en $|r_1-r_2|$, por ejemplo, solo en la distancia y no en la dirección, lo que lleva a la siguiente forma simplificada de la función de estructura

$$D_n(r) = D_n(r) = \langle [n(r'+r) - n(r')]^2 \rangle$$

La función de estructura es relacionada con el espectro como sigue:

$$D_n(r) = 8\pi \int_0^\infty \left(1 - \frac{\sin \kappa r}{\kappa r}\right) \Phi(\kappa) \kappa^2 d\kappa$$

Para el interés del sub-rango inercial que es parte del espectro existe la siguiente relación aplicable para un campo isotropía local

$$D_n(r) = C_n^2 r^{2/3}, \quad l_0 \ll r \ll L_0$$

donde C_n^2 es parámetro de estructura del índice reflexión del aire. Cuando la turbulencia es homogénea e isotrópica en el sub-rango inercial C_n^2 es independiente de r y es una medida del promedio de la fluctuación turbulenta del índice de reflexión.

3. Solución estadística de la ecuación de onda

La solución de la ecuación de onda siguiendo el planteamiento de Rytov para ondas esféricas (por ejemplo, fuente/detector) que se propagan en un medio aleatorio, que es estadísticamente homogéneo y localmente isotópico, es:

$$\sigma_{\chi}^2 = 4\pi^2 k^2 \int_0^L dx \int_0^\infty d\kappa \kappa \Phi(\kappa) \sin^2 \left(\frac{\kappa^2 x(L-x)}{2kL} \right).$$

donde σ_{χ}^2 es la varianza del logaritmo de la amplitud de fluctuación (χ) medida por el centímetro de apertura pequeña, k es el número de onda, L la distancia entre receptor y emisor, K el número de onda (espacial) y $\Phi(\kappa)$ el espectro tridimensional de la fluctuación del índice reflexión. Insertando el espectro de Kolmogorov, ignorando el efecto de pequeña escala e integrando se obtiene la siguiente relación entre σ_{χ}^2 y C_n^2 (Tatarskii, 1961).

$$\sigma_{\chi}^2 = 0.124k^{\frac{7}{6}}L^{\frac{11}{6}}C_n^2, \quad l_o \ll F \ll L_o, \sigma_{\chi}^2 < 0.3.$$

Esta ecuación es solo valida cuando existe una dispersión débil y aplicable cuando $\sigma_{\chi}^2 < 0.3$ (Clifford et al., 1974). El efecto de escala pequeña es ignorado cuando $F \gg l_o$. Cuando la longitud de onda está en el rango visible próximo al infra-rojo, F es aproximadamente igual l_o . En ese caso el efecto no puede ser ignorado y se representa con la siguiente expresión:

$$\sigma_{\chi}^2 = 0.124k^{\frac{7}{6}}L^{\frac{11}{6}}C_n^2\Phi\left(\frac{l_o}{F}\right), \quad l_o \approx F \ll L_o, \sigma_{\chi}^2 < 0.3$$

La función $\phi(l_o/F)$ contabiliza el efecto de pequeña escala. Es importante notar que en la zona larga de Fresnel el centellometro que opera con una longitud de onda de 11 mm, el centellometro se torna mas sensible a otros efectos de escala por que F se aproxima L_o .

Rescribiendo de forma conveniente la solución estadística de la ecuación de onda, mostrando el promedio de C_n^2 a lo largo de L :

$$\sigma_{\chi}^2 = \int_0^L C_n^2(x)W(x)dx$$

La función de peso $W(x)$ se puede derivar:

$$W(x) = 4\pi^2 k^2 \int_0^{\infty} d\kappa \kappa \Phi(\kappa) \sin^2\left(\frac{\kappa^2 x(L-x)}{2kL}\right) \approx \left(\frac{x}{L}\left(1-\frac{x}{L}\right)\right)^{5/6}$$

Un ejemplo de la función de peso se observa en la Figura 5, que muestra que la función de peso es máxima en el centro y gradualmente tiende a cero en las esquinas. Esto significa que el centellometro es mayormente sensitivo justo al centro de la longitud L .

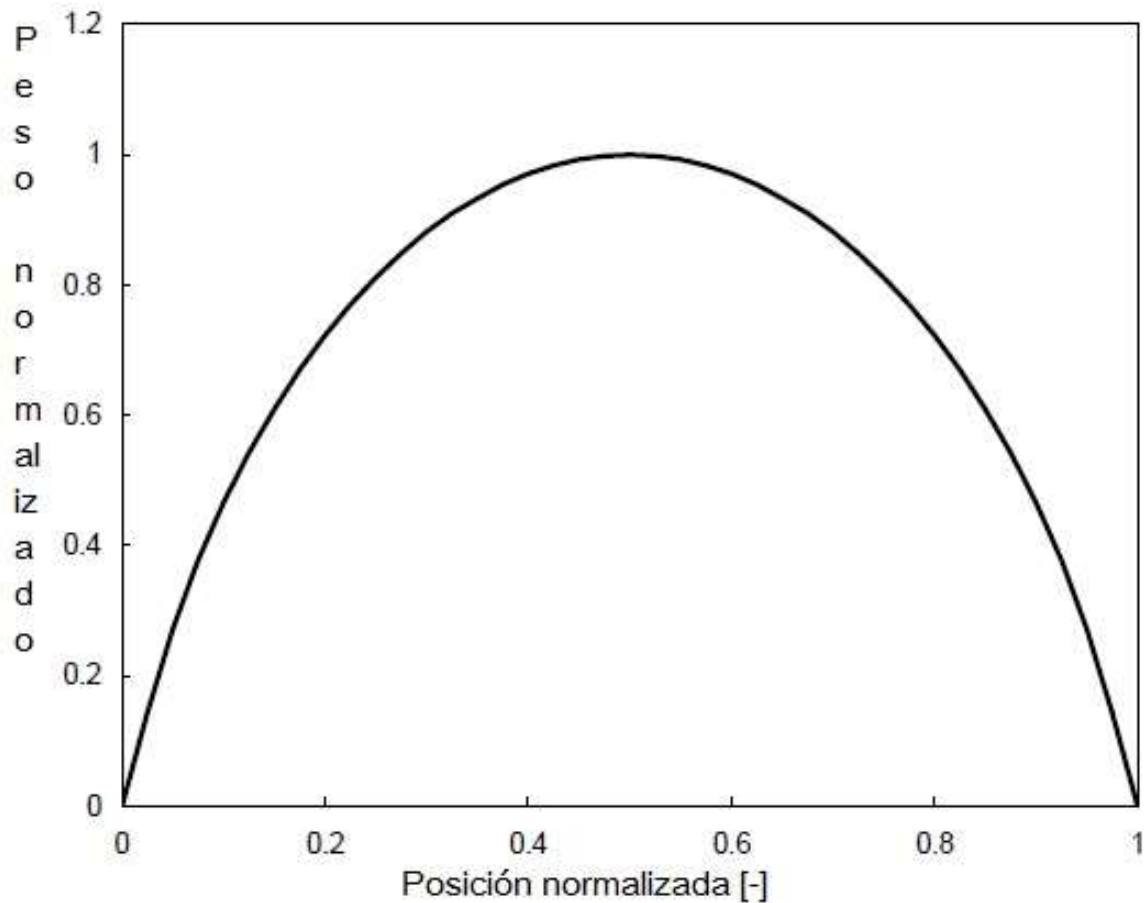


Figura 6. Patrón de la función de peso (W) en función de la posición relativa $u(=x/L)$

Con la finalidad de analizar el tamaño de los eddies que producen las cintilaciones de mayor fuerza la ecuación anterior se reescribe como:

$$\kappa \Phi(\kappa) \sin^2 \left(\frac{\kappa^2 \frac{x}{L} \left(1 - \frac{x}{L}\right) F^2}{4\pi} \right)$$

Para $x/F = 0.5$ y 0.005 esta integral se comporta oscilante y decreciente (Figura 6). En la figura se revela que los eddies mas efectivos son del orden del diámetro de la primera zona de Fresnel F que se encuentran en la zona central de la longitud L ($x/L = 0.5$) y decrece en con forme se reduce la distancia L ($x/L = 0.05$). Como se

mencionó anteriormente, dependiendo de la configuración del centellómetro (por ejemplo λ) y esta configurado (por ejemplo, L) F valores que van de milímetros a metros.

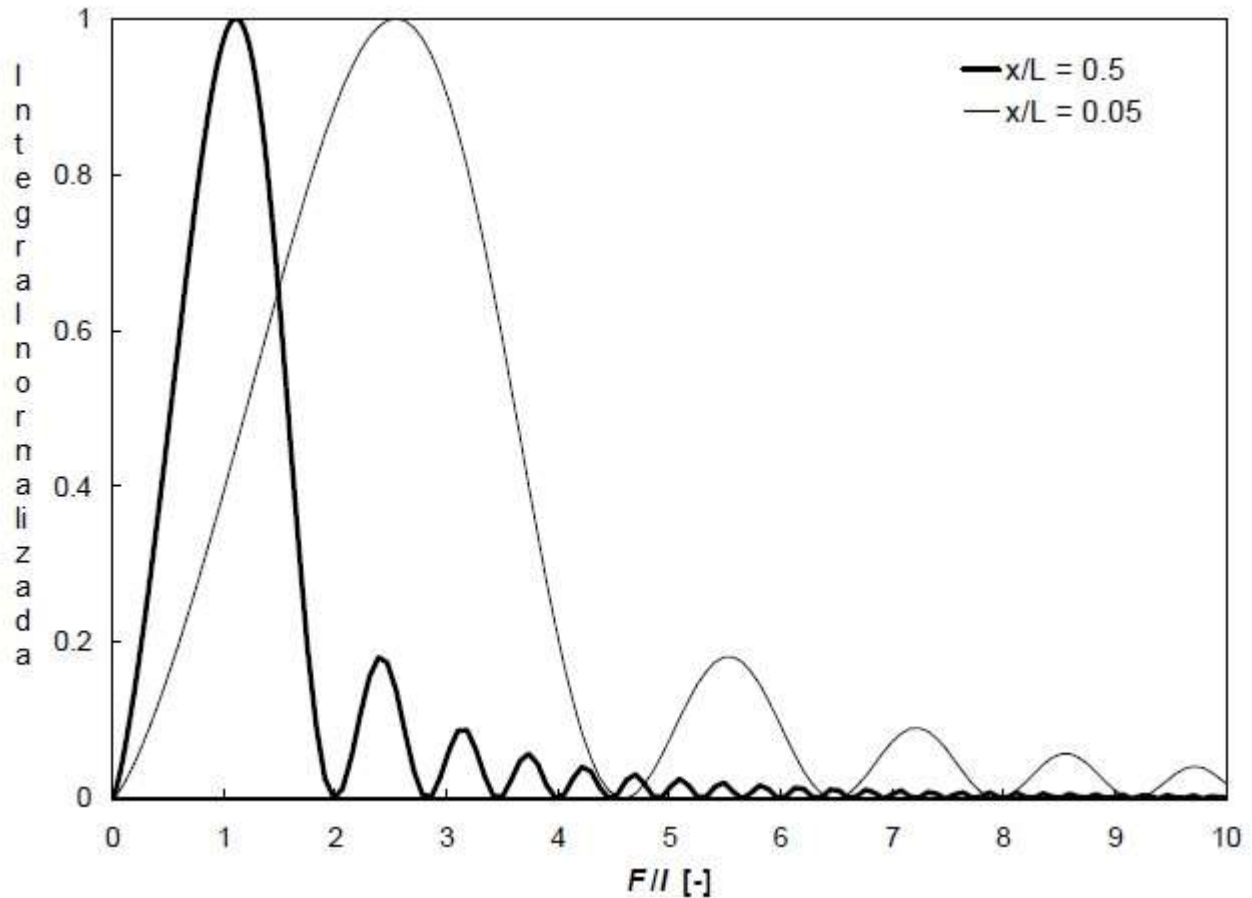


Figura 7. Valores de la integral (normalizada a 1) como una función del tamaño de la inhomogeneidad l , que es normalizada al primer zona Fresnel F (para $x/L = 0.5$ y 0.05)

El modelo más simple se muestra en la Figura 7, en la que se observan irregularidades (por ejemplo, eddies) de diámetro $2l$ en un punto arbitrario X entre el transmisor (S) y el receptor (a una distancia L). El Eddy que es efectivo para producir el centelleo en el punto L cuando la diferencia entre la distancia SAL es igual a $\lambda/2$, por ejemplo, en este sentido los dos rayos son destructivos. Note que se asume que la onda es esférica y se propaga una sola vez

$$l \approx \sqrt{\pi \left(\frac{x}{L}\right) \left(1 - \frac{x}{L}\right)} \sqrt{\lambda L}$$

Nuevamente el Eddy presenta un tamaño de aproximadamente F ubicado al centro ($x/L=0.5$) y decrece en tamaño conforme se aproxima al extremo ($x/L \rightarrow 0$ y 1)

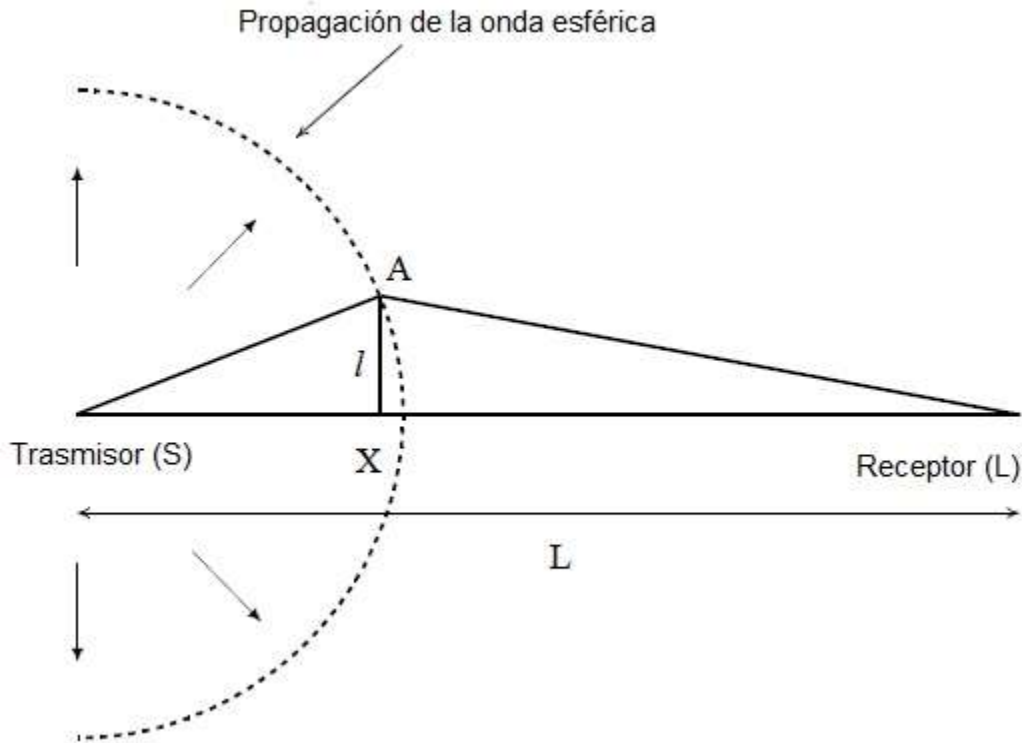


Figura 8. Geometría de un modelo de Eddy simple. El receptor (L) observa centelleo de una onda esférica emitida por el trasmisor (S), que es ocasionado por un Eddy ubicado en el punto X

4. Saturación

La ecuación tiene su base en la teoría de dispersión de primer orden (por ejemplo, la onda es dispersada en una ocasión). La ecuación es válida en un medio medianamente disperso. Si la turbulencia es intensa (por ejemplo, un medio altamente disperso donde la dispersión ha ocurrido más de una ocasión) la proporcionalidad entre σ_x^2 y C_n^2 falla. Este fenómeno es conocido como saturación de la señal. Clifford et al. (1974) proponen que la saturación ocurre cuando $\sigma_x^2 > 0.3$. Cuando esto sucede nuevos incrementos de C_n^2 resultan en incrementos en σ_x^2 .

$$\sigma_x^2 = 4\pi^2 k^2 \int_0^L dx \int_0^\infty d\kappa \kappa \Phi(\kappa) \sin^2 \left(\frac{\kappa^2 x(L-x)}{2kL} \right).$$

En la Figura 8 se observan valores de σ_x^2 graficados versus valores estimados de σ_x^2 utilizando la ecuación anterior, conociendo los valores de k , L y C_n^2 . Se observa que

para todas las longitudes (L), excepto en longitudes cortas existe saturación. La super saturación existe en longitudes largas (L = 1,750 m).

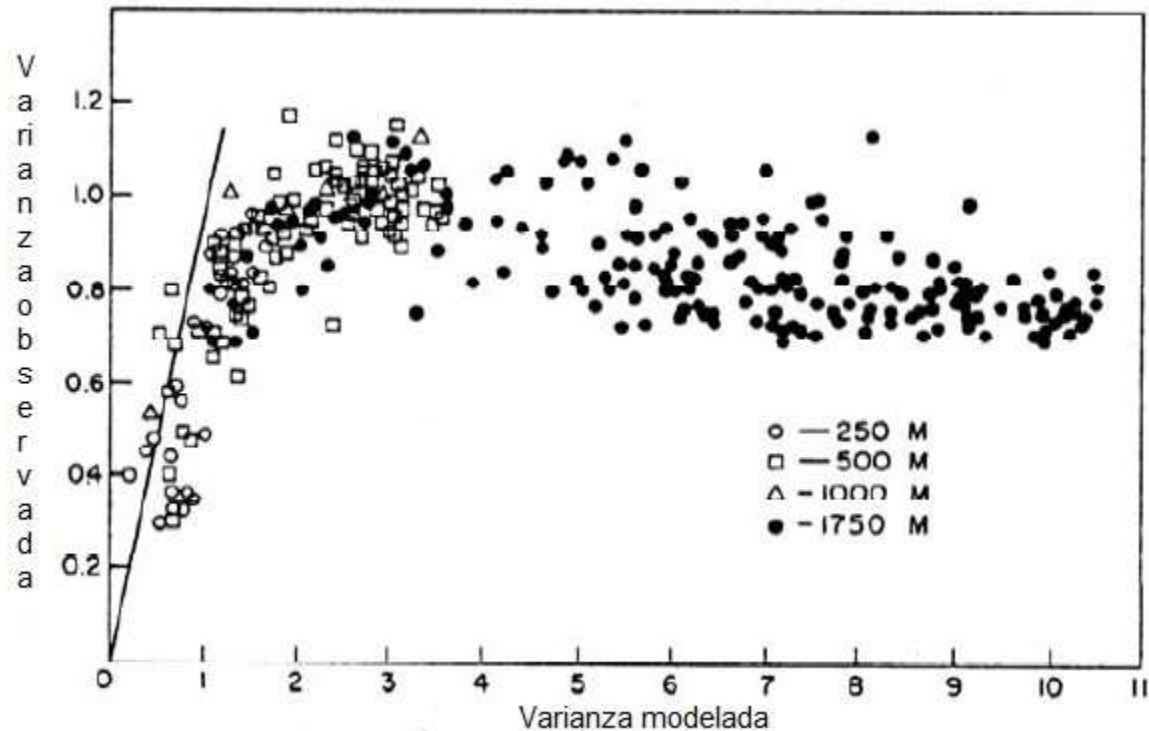


Figura 9. Comparación de valores observados de σ_x^2 (eje vertical) versus valores modelados de σ_x^2 (eje horizontal) donde se observa el efecto de saturación en longitudes largas. La línea continua es una relación de 1:1

Clifford et al. (1974) explica el efecto de saturación (ver Figura 9). Conforme la onda atraviesa un medio compuesto de lentes altamente dispersos ocasiona una distorsión del frente de onda que se refleja en pequeñas irregularidades del frente de onda. En el caso que el tamaño de la irregularidad sea pequeña del orden del tamaño del lente de F, F se disminuye. Finalmente, esto resulta del arreglo entre $x=L$, que es diferente en tamaño comparado con el arreglo de una sola situación de dispersión comparado con un frente no perturbado de frente de onda.

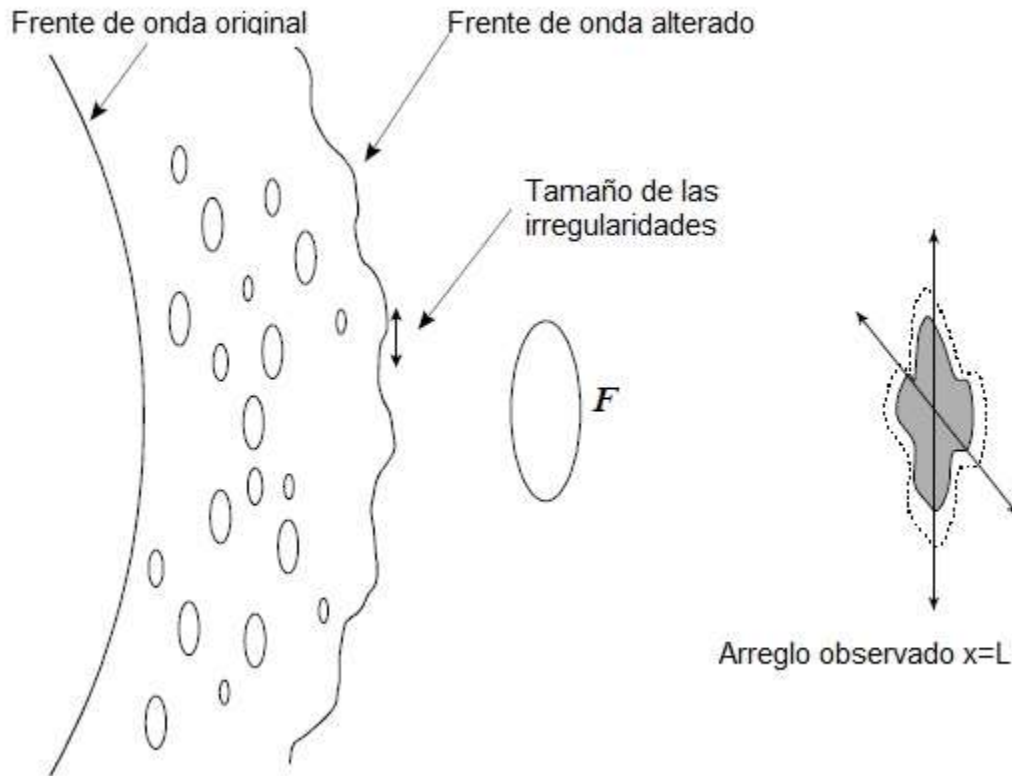


Figura 10. Representación esquemática del efecto de distorsión causado por irregularidades del medio turbulento

5. Centellometro de apertura amplia

Una forma sencilla de evitar la saturación es procediendo a limitar la longitud (L) que separa el transmisor del receptor. Otra forma de superar la saturación es aumentar el tamaño de la apertura (D) del centellometro (Wang et al., 1978). Cuando el tamaño de apertura del receptor es mayor que la escala óptica de Eddie más efectivo (F) el receptor promedia las fluctuaciones de la señal recibida en el área de apertura. Este proceso, denominado promediado de la apertura conduce a la reducción de la intensidad de la fluctuación.

El efecto de promediar se representa en la Figura 10. Debido al proceso de difracción en la atmosfera el patrón de centelleo, que consiste de un amplio rango, es derivado sobre una malla en el receptor. Un receptor muy pequeño será sensible a todas las escalas del patrón de centelleo. Como la apertura del receptor incrementa la escala de la estructura fina el patrón deberá promediar sobre la apertura, por ejemplo, existe una compensación entre componentes pequeños brillantes y oscuros. Como resultado σ_x^2 decrece. La estructura de escala grande en el arreglo de centelleo, que

es mayor que el diámetro de apertura, se logran ver debido a que no producen una intensidad de la fluctuación. En otro orden de ideas la estructura que se encuentra en el orden de apertura del diámetro es el que dominará. Aún que es menos aparente, el mismo promediado ocurre cuando el diámetro del trasmisor se incrementa. En este caso la apertura del trasmisor puede ser considerado como una colección de puntos de la fuente, que filtra la fina escala de la turbulencia.

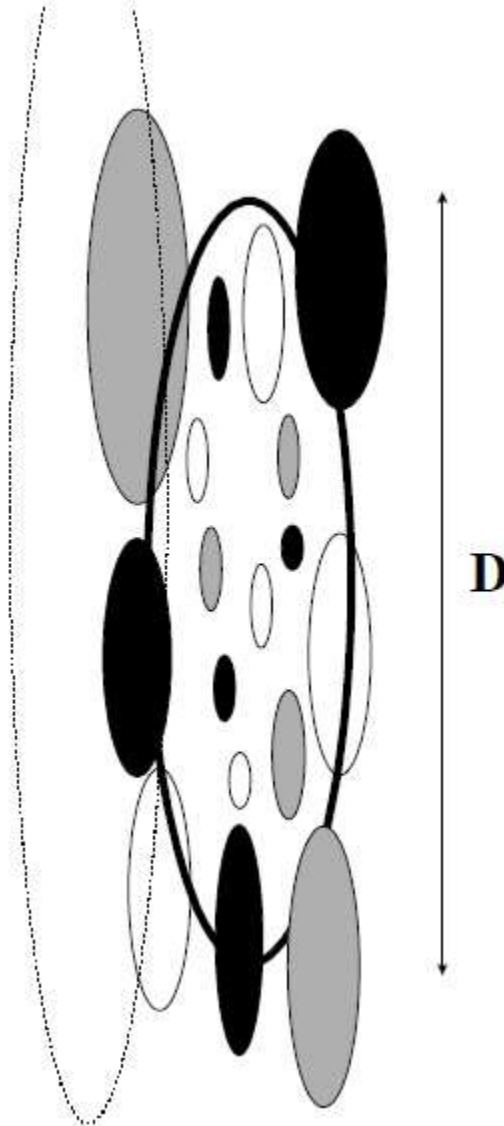


Figura 11. Esquema del promedio de apertura de escala fina

Para una apertura igual en el trasmisor y el receptor con diámetro D , la expresión σ_X^2 es:

$$\sigma_{\chi}^2 = 4\pi^2 k^2 \int_0^L dx \int_0^{\infty} d\kappa \kappa \Phi(\kappa) \sin^2\left(\frac{\kappa^2 x(L-x)}{2kL}\right) \cdot \left[\frac{2J_1\left(0.5\kappa D \frac{x}{L}\right)}{0.5\kappa D \frac{x}{L}} \cdot \frac{2J_1\left(0.5\kappa D \left(1-\frac{x}{L}\right)\right)}{0.5\kappa D \left(1-\frac{x}{L}\right)} \right]^2$$

Donde J_1 es una función de Bessel. Note que la expresión se basa en la teoría de dispersión de primer orden, que significa que una apertura amplia del cenetellometro presenta un punto de saturación. El término entre paréntesis contabiliza la apertura promediada. Para el caso infinito de pequeña apertura (por ejemplo, $D \rightarrow 0$). La Figura 11 este término es graficado como función del número de onda. En caso que el número de onda sea cero, por ejemplo, de escala pequeña la turbulencia es filtrada.

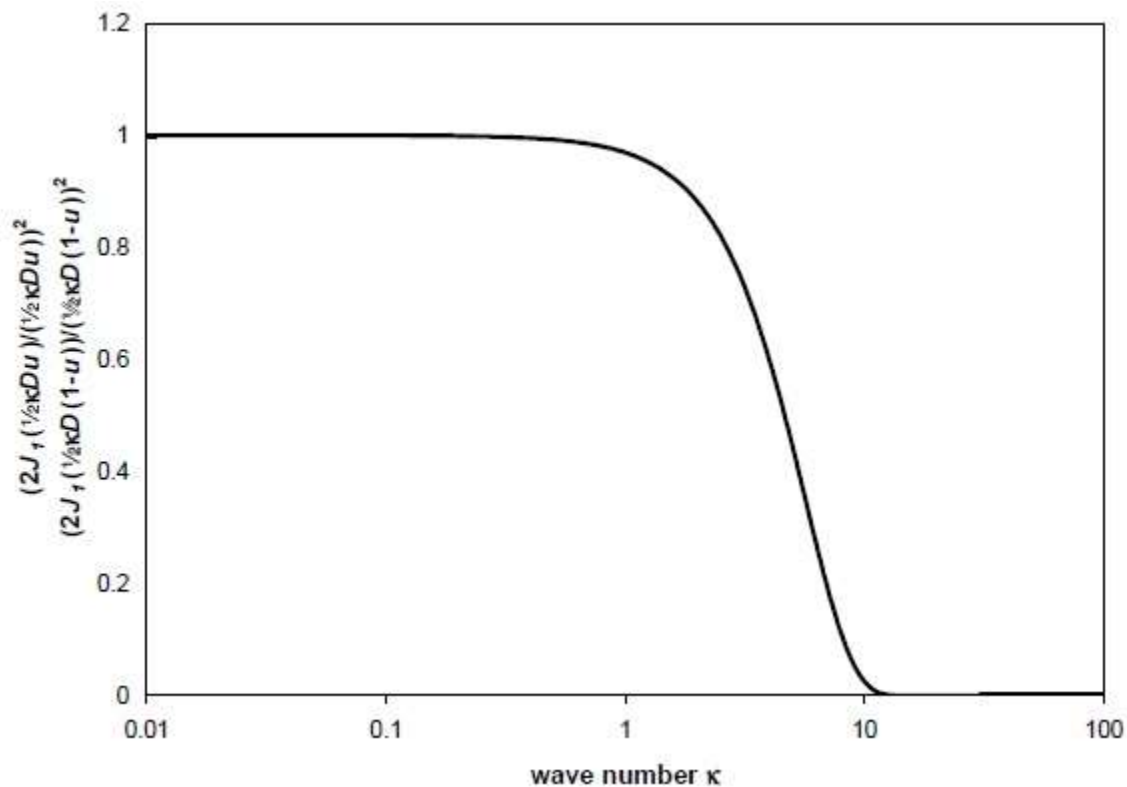


Figura 12. El promediado de apertura es función del número de onda (para $u=0.5$)

Después de insertar el espectro de índice reflexión de la fluctuación e integrando la ecuación anterior, la relación entre σ_{χ}^2 y el patrón promedio C_n^2 para un cenetellometro de apertura larga es:

$$\sigma_{\chi}^2 = 0.223 D^{-7/3} L^3 \overline{C_n^2}, \quad l_o \ll F \ll D \ll L_o$$

El comportamiento de la varianza normalizada σ_{χ}^2 se representa en la Figura 12. Se observa que σ_{χ}^2 es proporcional a $\alpha^{-7/3}$ donde es mayor que 2.

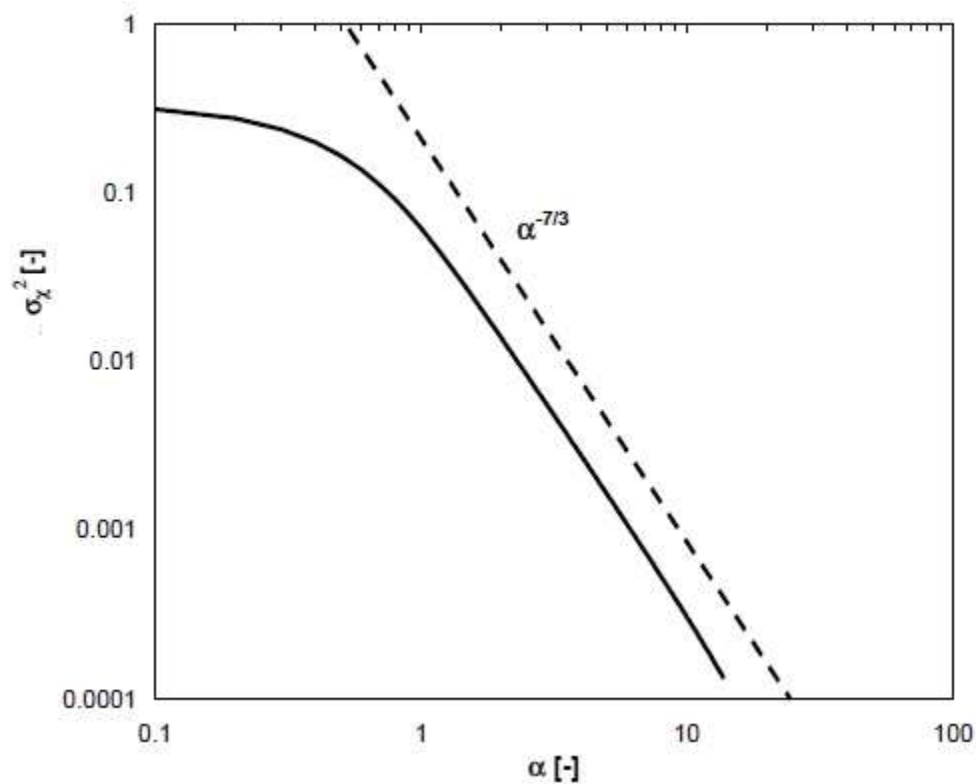


Figura 13. El valor normalizado σ_{χ}^2 de cómo función de $\alpha (=D/F)$. Para pequeños (por ejemplo, D) no es mayor a $\alpha^{-7/3}$

Wang et al. (1978) deriva el siguiente criterio para determinar la apertura requerida.

$$\frac{D}{\sqrt{\lambda L}} > 0.98 (\sigma_{\chi}^2)^{3/5}$$

Por sustitución el máximo valor de C_n^2 puede derivarse, que es función de la apertura del diámetro, entre la distancia L y la longitud de onda óptico.

$$C_n^2 < 0.93 D^{5/3} L^{-8/3} \lambda^{2/6}$$

Ochs y Hill (1982) con base a observaciones experimentales determinan que la restricción propuesta por Wang et al. (1978) fue optimista y ellos proponen:

$$\frac{D}{\sqrt{\lambda L}} > 2.7(\sigma_{\chi}^2)^{3/5}$$

Siendo el valor máximo de C_n^2

$$C_n^2 < 0.18D^{5/3}L^{-8/3}\lambda^{2/6}$$

Su criterio es cinco veces más estricto de la propuesta de Wang et al. (1978). Sin embargo, debe notarse que Ochs y Hill usan una apertura dual (en lugar de uno).

6. Parámetros de estructura relacionados.

La temperatura (T), humedad (Q) y la fluctuación de láser (O) causan fluctuaciones en el índice refractivo del aire (n). Despreciando las fluctuaciones de presión C_n^2 puede relacionarse a los parámetros de estructura de temperatura (C_T^2), humedad (C_Q^2), y el término de covarianza (C_{TQ}^2) como propone Hill et al. (1980).

$$C_n^2 = \frac{A_T^2}{T^2} C_T^2 + \frac{2A_T A_Q}{TQ} C_{TQ} + \frac{A_Q^2}{Q^2} C_Q^2$$

donde A_T y A_Q son funciones de la longitud de onda y de los valores promedio de temperatura, humedad y presión atmosférica (Hill et al., 1980; Andreas, 1989). Para las longitudes de onda del espectro visible y el infra-rojo (λ entre 0.36-3 μm). A_T y A_Q se definen como:

$$A_T = -m_1(\lambda) \left(\frac{P}{T} \right) - R_v m_2(\lambda) Q$$

$$A_Q = R_v m_2(\lambda) Q$$

Los valores típicos de A_T y A_Q se muestran en la tabla 1. Para longitudes de onda de 940 nm se puede observar que $A_T \gg A_Q$. Esto significa que domina la fluctuación de temperatura y en longitud de onda de 11 mm A_Q se aproxima A_T , por ejemplo, las fluctuaciones de humedad y temperatura son importantes.

Tabla 2. Típicos valores de A_T y A_Q para condiciones “normales” en la atmosfera, en $\lambda = 940 \text{ nm}$ y $\lambda = 11 \text{ mm}$ ($P = 1 \times 10^5 \text{ Pa}$, $T = 288 \text{ K}$ y $Q = 0.012 \text{ kgm}^{-3}$)

	$A_T [-]$	$A_Q [-]$
$\lambda = 940 \text{ nm}$	-0.27×10^{-3}	-0.70×10^{-6}
$\lambda = 11 \text{ mm}$	-0.34×10^{-3}	0.72×10^{-4}

En la tabla 2 se muestran algunos valores próximos al infra-rojo y la contribución de T y Q.

Tabla 3. Valores C_n^2 medios próximos al infra-rojo y su contribución de C_T^2 , C_Q^2 , C_{TQ}^2

	C_n^2	$\frac{A_T^2}{T^2} C_T^2$	$2 \frac{A_T A_Q}{TQ} C_{TQ}^2$	$\frac{A_Q^2}{Q^2} C_Q^2$
$\lambda = 940 \text{ nm}$	1.22×10^{-14}	1.09×10^{-14}	1.19×10^{-15}	3.89×10^{-17}
$\lambda = 11 \text{ mm}$	8.7×10^{-13}	1.7×10^{-14}	-2.49×10^{-13}	1.10×10^{-12}

Finalmente, se tiene la siguiente ecuación para determinar el valor C_n^2 (usando $\rho = 1.2 \text{ kg m}^{-3}$, $c_p = 1005 \text{ Jkg}^{-1}\text{K}^{-1}$ y $L_v = 2.45 \times 10^6 \text{ Jkg}^{-1}$).

$$C_n^2 \approx \frac{A_T^2}{T^2} C_T^2 \left(1 + \frac{0.03}{\beta} \right)^2.$$

7. Ventajas y Limitaciones del modelo

En resumen, el método de centelleo basado en el método de Rytov describe la propagación de radiación EM en un medio turbulento. Esto significa que podemos unir la propagación estadística de la radiación EM (por ejemplo, la σ_x^2 varianza de Rytov) con las características de la atmosfera (C_n^2) utilizando una fuente de apertura pequeña (small apertura source [SAS]). Un centellómetro es considerado un SAS cuando su diámetro es pequeño para la primera zona de Fresnel (F). Sin embargo, la proporcionalidad entre la σ_x^2 y C_n^2 es solamente valida cuando σ_x^2 se mantiene menor a 0.3 por arriba de este limite la señal se satura. Esto significa que en el espectro del

infra-rojo y el visible, el arreglo óptico se restringe a distancias cortas de aproximadamente 250 m.

En el caso de centellómetros de apertura amplia (large apertura scintillometer; LAS) y su versión extendida (XLAS), que opera en el infra-rojo, se han diseñado para superar el efecto de la saturación que presenta el sistema SAS. El sistema LAS puede ser operado para distancias amplias (ver tabla 3)

Tabla 4. Distintos tipos de centellómetros: SAS, LAS y XLAS y de apertura pequeña (small apertura radio wave scintillometer; SA-RWS)

	SAS	LAS	XLAS	SA-RWS
λ	670 nm	940 nm	940 nm	11 mm
L	20 – 250 m	500 – 5000 m	1 – 10 km	1 – 10 km
F	≈ 0.01 m	≈ 0.05 m	≈ 0.08 m	≈ 5 m
D	≈ 0.002 m	0.15 m	0.31 m	0.6 m
eddi mas efectivo	$\approx F$	$\approx D$	$\approx D$	$\approx F$
Restricción				
σ_{χ}^2 (saturación)	< 0.3	$\frac{D}{\sqrt{\lambda L}} > 2.7(\sigma_{\chi}^2)^{3/5}$	$\frac{D}{\sqrt{\lambda L}} > 2.7(\sigma_{\chi}^2)^{3/5}$	< 0.3
D (Dependencia en la escala)	-	$D \gg 20l_0$	$D \gg 20l_0$	-
D (Apertura media)	-	$D > 2F$	$D > 2F$	-
F, D	$l_0 \approx F \ll L_0$	$l_0 \ll F \ll D < L_0$	$l_0 \ll F \ll D < L_0$	$l_0 \ll F \ll L_0$

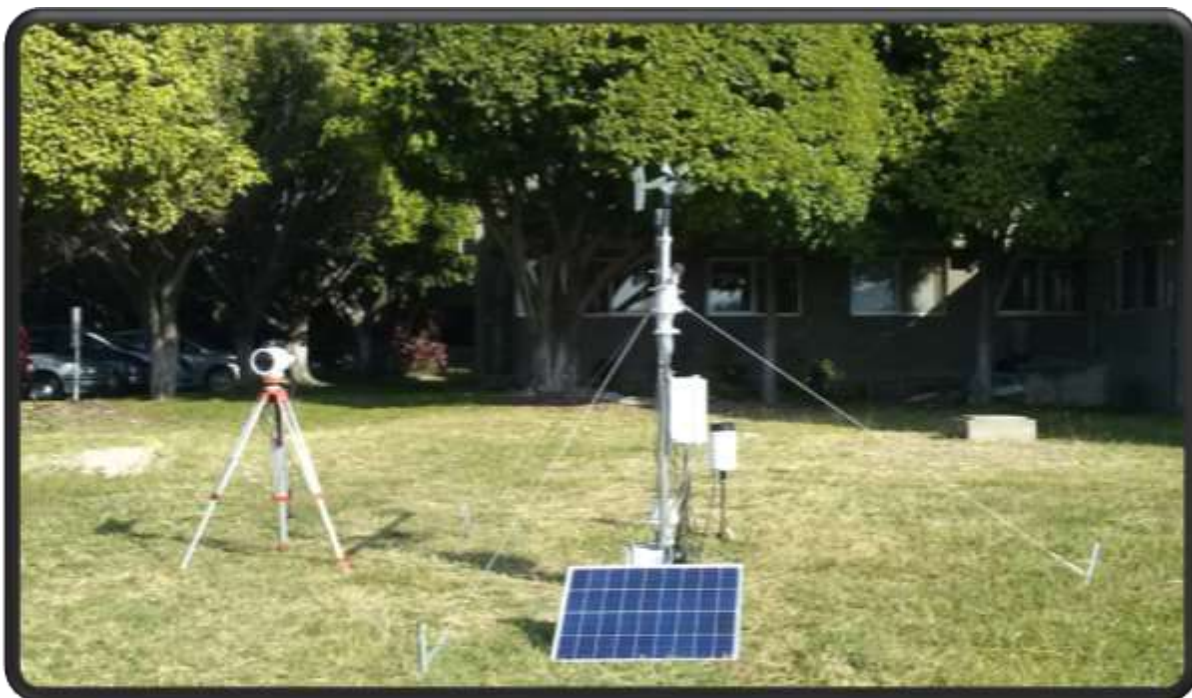
Otra ventaja del sistema LAS es que el instrumento es mas sensible a eddies de tamaño del orden de su diámetro (LAS, $D= 0.15$ m; XLAS, $D=0.31$ m), que esta dentro de la escala interna y externa. Como resultado el LAS es menos sensible a los efectos de escala interna y externa.

8. Referencias

- Andreas, E.L. 1989. Two Wavelength Method of Measuring Path-Averaged Turbulent Surface Heat Fluxes. J. Atm. Exean. Tech. 6, 280-292.
- Churnside, J.H. 1990. A Spectrum of Refractive Turbulence in the Turbulent Atmosphere. J. Mod. Optics 37, 13-16.
- Clifford, S.F., Ochs, G.R. and Lawrence, R.S. 1974. Saturation of Optical Scintillation by Strong Turbulence. J. Opt. Soc. Am 64, 148-154.

- Frehlich, R.G. and Ochs, G.R. 1990. Effects of Saturation on the Optical Scintillometer. *Applied Optics* 29, 548-553.
- Garrat, J.R. 1992. *The Atmospheric Boundary Layer*, University Press, Cambridge, 316 pp.
- Hill, R.J. and Ochs. 1978. Fine Calibration of Large-Aperture Optical Scintillometers and an Optical Estimate of Inner Scale of Turbulence. *Applied Optics* 17, 3608-3612.
- Hill, R.J., Clifford, S.F. and Lawrence, R.S. 1980. Refractive-Index and Absorption Fluctuations in the Infrared Caused by Temperature, Humidity and Pressure Fluctuations. *J. Opt. Soc. Am.* 70, 1192-1205.
- Ochs, G.R. and Hill, R.J. 1982. A Study of Factors Influencing the Calibration of Optical C Meters, NOAA Tech. Memor. ERL WPL-106, NOAA Environmental Research Laboratories, Boulder, CO. USA. 24 pp.
- Tatarskii, V.I. 1961. *Wave Propagation in a Turbulent Medium*, Translated from Russian by R. S. Silverman, McGraw-Hill, New York, USA, 285 pp.
- Wang, T.I., Ochs, G.R. and Clifford, S.F. 1978. A Saturation-Resistant Optical Scintillometer to Measure C, *J. Opt. Soc. Am.* 69, 334-338.

Anexo B. Manual de instalación y operación de una estación meteorológica con fines de estimación de la evapotranspiración



MANUAL DE INSTALACIÓN Y OPERACIÓN DE UNA ESTACIÓN METEOROLÓGICA CON FINES DE ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN

Coordinación de Hidrología
Subcoordinación de Hidrología Subterránea
Dr. Edgar Yuri Mendoza Cázares

2017

1. ASPECTOS GENERALES PARA LA INSTALACIÓN

En el presente apartado se describirán los aspectos básicos para la instalación de la Estación Meteorológica para lo cual es necesario tener en cuenta ciertas consideraciones para la correcta medición de las variables requeridas por el usuario de la misma, los cuales se describen a continuación:

- ✓ Se debe elegir la correcta distancia (PathLength) y altura (PathHeight) al instalar el scintilómetro, en sus dos partes que lo componen (Receptor y Transmisor).
- ✓ Seleccionar la zona correcta o lugar de medición como la más representativa de nuestra área de interés.
- ✓ Buscar una superficie plana, homogénea y lejos de obstáculos los cuáles pudieran afectar las mediciones.

El mástil horizontal en el cuál se instala el pirradiómetro debe apuntar hacia el sol, es decir, para el sur en el hemisferio norte / al norte en el hemisferio sur.

2. LISTA DE PARTES

En la siguiente tabla se muestran todas las partes que forman a la Estación Meteorológica:

Cantidad	Descripción
1	Mástil de doble Tubo
1	Mástil horizontal
1	Caja contenedora con Datalogger y Sensor de Presión
1	Sensor de Temperatura y Humedad con cable
1	Sensor de Temperatura Superior con cable
1	Sensor de Temperatura Inferior con cable
1	Anemómetro
1	Pirradiómetro con dos cables
2	Sensor de flujo de calor del Suelo con cable
1	Pluviómetro con dos cables
1	Protector multidisco de Radiación para el sensor de Temperatura y Humedad
2	Protector y Aspirador de Radiación para los Sensores de Temperatura

1	Cable de 30m para el Protector de Radiación del sensor de
1	Cable de alimentación de 30m para la Datalogger
1	Cable de 30m para la SPU WSP ¹ hacia la Datalogger (RS232)
1	Adaptador montable para el anemómetro con dos tornillos M10
2	Estacas pequeñas para sujetar el mástil doble
3	Cable de sujeción
3	Estacas grandes para el cable de sujeción
1	Transmisor del Scintilómetro
1	Receptor del Scintilómetro con visor
1	SPU-Unidad de Procesamiento del Scintilómetro (Caja Blanca)
2	Tripies
5	Paneles solares
4	Baterías de 12 Volts 105 Ah
1	Batería de 12 Volts 7Ah

3. INSTALACIÓN DEL MÁSTIL

Una vez identificadas todas las partes que conforman la Estación, empezaremos con la base de doble mástil la cual instalaremos de la siguiente manera:

- Fijar la base del mástil de doble tubo, ó mástil, con ayuda de las dos estacas pequeñas y de manera que quede correctamente nivelada.
- Con la ayuda de los 3 cables de sujeción y las tres estacas grandes, fijar el mástil. Teniendo en cuenta que deben instalarse a una distancia de 120° entre cada una y teniendo presente que el mástil horizontal en dónde se instala el pirradiómetro debe quedar libre de interferencias y obstáculos por parte de los cables de sujeción.
- Colocar el mástil horizontal en su base y cuidar que quede exactamente sujeto a la mitad y correctamente nivelado.

¹ Signal Processing Unit Wheathear Station Port: Puerto de la Estación Meteorológica a la Unidad de Procesamiento de Señal

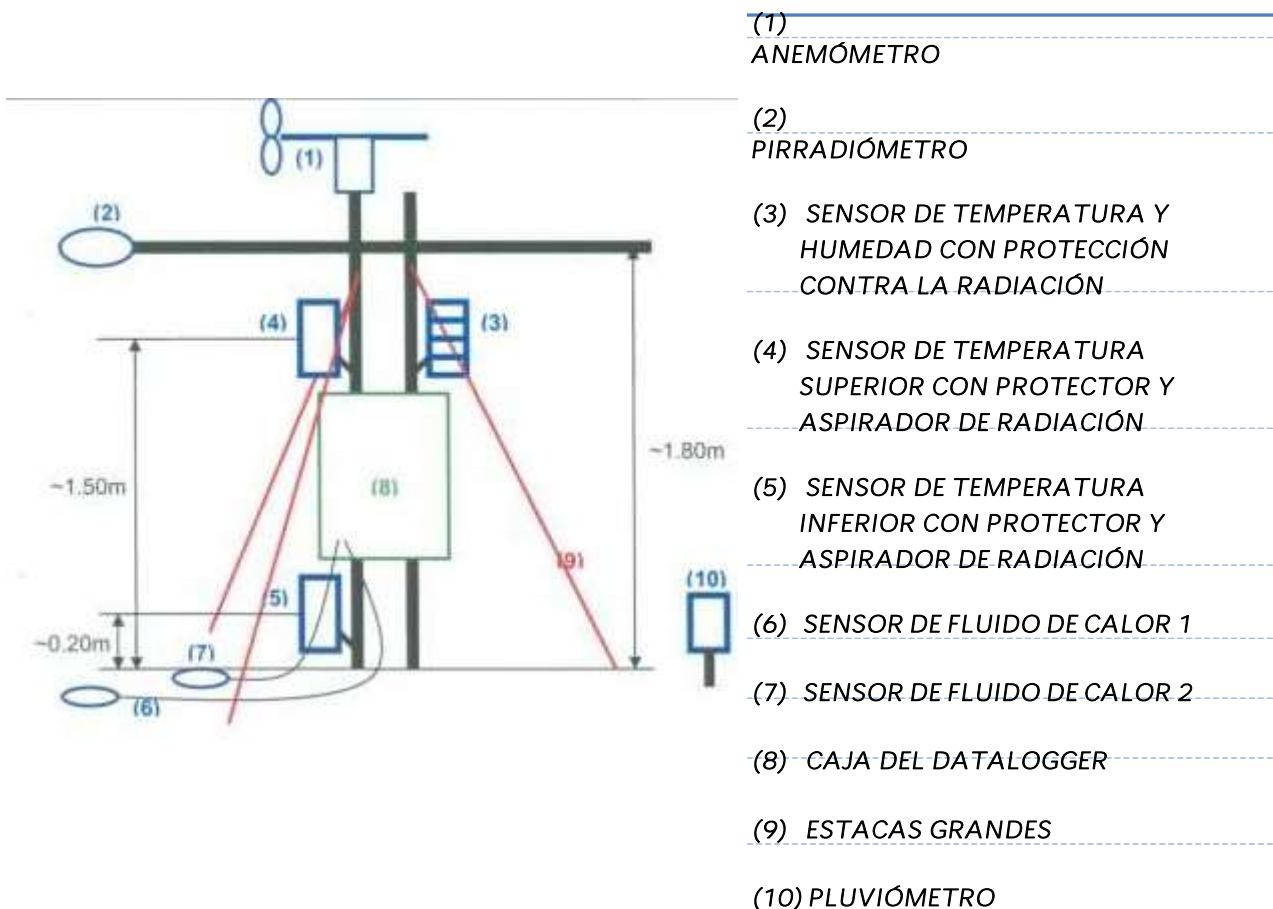
4. INSTALACIÓN DE LOS SENSORES

4.1 Notas especiales para la instalación de los Sensores

Los sensores de flujo de calor del Suelo deben instalarse en diferentes lugares pero en el mismo lado en el que se encuentra el pirradiómetro. Los sitios ideales para instalarse es lo más cerca y homogéneo posible del área de nuestro interés.

El pirradiómetro debe colocarse con el punto verde viendo hacia arriba, boca arriba, y el punto amarillo boca abajo.

4.2 Diagrama general de instalación de los sensores que forman la Estación Meteorológica



En la siguiente imagen se muestra el ejemplo de la instalación armada e instalada correctamente:



5. CABLEADO INTERNO DE LA DATALOGGER

Una vez instalados los sensores, procederemos a la conexión para ello hay que reconocer sus elementos básicos, cada sensor cuenta con las siguientes partes:

- ✓ Sensor de medición de alguna variable (Temperatura, Precipitación, etc)
- ✓ Cable negro de salida del sensor con diferentes códigos de colores y,
- ✓ Dentro del cable negro cuenta con pequeños cables de colores que representan la alimentación, señal, etc.

Empecemos identificando el cable negro de acuerdo a una pequeña banda de color, la cual indica hacia donde se debe conectar dicho cable dentro de la Datalogger.

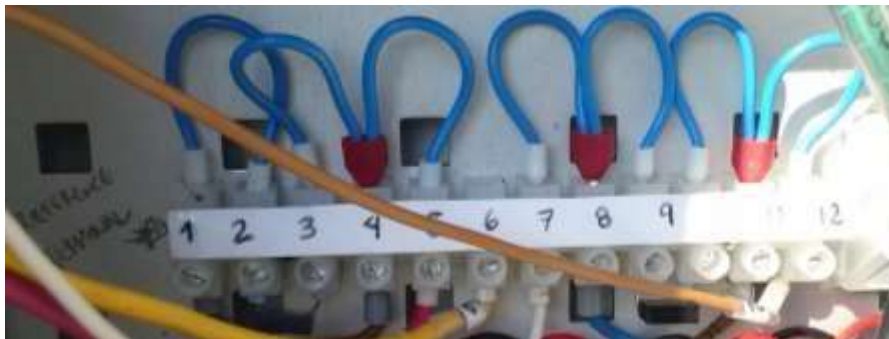
Color de la banda	Se conecta a:
Azul	Este lado del cable va directamente al Sensor
Verde	Datalogger
Rojo	A la Terminal de la Datalogger identificada como Datalogger Power
Amarillo	La tablilla de conexiones de Alimentación de voltaje ó a la Unidad de Procesamiento de Señal del Scintilómetro (Caja Blanca)

En las siguientes imágenes se muestra: 1) Caja del Datalogger vista interior completa, 2) Reference Terminal, 3) Terminal Power dentro de la Datalogger y 3) Tablilla de alimentación de voltaje externa.

- 1) Caja de la Datalogger vista interior



- 2) Reference Terminal



- 3) Datalogger Power



4) Tablilla de Alimentación de Voltaje Externa para ciertos sensores



Dentro de la caja de la Datalogger la primera sección de la parte superior, corresponde a lo que es la Datalogger CR1000 con su panel de conexiones el cuál se describe en la siguiente tabla con los siguientes símbolos en letras:

SE1/ DI1H	SE2/ DI1L	G(a)	SE3/ DI2H	SE4/ DI2L	G(b)	SE5/ DI3H	SE6/ DI3L	G(c)	SE7/ DI4H	SE8/ DI4L	G(d)	EX1	G(e)	P1	G(f)	P2	G(g)
SE9/ DI5H	SE10/ DI5L	G(h)	SE11/ DI6H	SE12/ DI6L	G(i)	SE13/ DI7H	SE14/ DI7L	G(j)	SE15/ DI8H	SE16/ DI8L	G(k)	EX2	G(l)	EX3			
G(m)	5V	G(n)	SW-12	G(o)	12Va	12Vb	G(p)	C1	C2	C3	C4	G(q)	C5	C6	C7	C8	G(r)

A continuación se muestra la imagen de la Datalogger CR1000 Campbell Scientific INC™, la tabla anterior explica las conexiones de las 3 tablillas verdes de la izquierda únicamente.



5.1 Conexiones del Panel de la Datalogger

Panel Datalogger	Cable a conectar	Color del Alambre
SE1	Pyrradiometer Radiation (Signal)	Verde
SE2	Pyrradiometer Radiation (Signal)	Amarillo
G(a)	Pyrradiometer Radiation (Signal)	Café-blanco con protección
SE3	Reference RP	Café
SE4	Pyrradiometer Temperature (Signal)	Rojo
G(b)	Pyrradiometer Temperature (Signal)	Amarillo
SE5	Soil Heat Flux 1 (Signal)	Blanco
SE6	Soil Heat Flux 2 (Signal)	Blanco
G(c)	Soil Heat Flux 1 (Signal)	Verde con protección
SE7	Sin conectar	
SE8	Wind (Signal)	Anaranjado
G(d)	Soil Heat Flux 2 (Signal)	Verde con protección
EX1	Wind (Signal)	Amarillo
G(e)	Wind (Signal)	Verde-Café-Negro con protección
P1	Wind (Signal)	Rojo
G(f)	Sin conectar	
P2	Precipitation (Signal)	Café-Blanco
G(g)	Precipitation (Signal)	Verde-Amarillo
SE9	Temperature Humidity (Power+Signal)	Verde
SE10	Temperature Humidity (Power+Signal)	Amarillo
G(h)	Temperature Humidity (Power+Signal)	Negro
DI6H	Temperature Upper(Signal)	Verde
DI6L	Temperature Upper(Signal)	Amarillo
G(i)	Sin conectar	
DI7H	Reference RT	Azul
DI7L	Reference RT	Café
G(j)	Sin conectar	
DI8H	Temperature Lower(Signal)	Verde
DI8L	Temperature Lower(Signal)	Amarillo

G(k)	Temperature Lower(Signal)	Blanco
EX2	Temperature Upper(Signal)	Café
G(l)	Sin conectar	
EX3	Reference RP	Azul
G(m)- G(p)	Sin conectar	
COM1 TX	Pressure (RS-232)	Verde
COM1 RX	Pressure (RS-232)	Amarillo
COM2 TX- G(r)	Sin conectar	
RS-232	SPU WSP al puerto Serial de la Datalogger	Conector RS-232
CS I/O	Sin conectar	
Power In G	Datalogger (Power)	Negro
Power In 12V	Datalogger (Power)	Rojo

5.2 Conexiones del Panel Reference Terminal

Reference Terminal	Conectar a:	Color
Punteados	Reference RP (1)	Azul
	Reference RP Resistor 1000R (2)	Resistencia
Punteados	Reference RP Resistor 1000R (3)	Resistencia
	Reference RP (4)	Café
	Pyrradiometer Temperature (Signal) (5)	Rojo
Sin conexión	Pyrradiometer Temperature (Signal) (6)	Amarillo
Punteados	Temperature Upper(Signal) (7)	Blanco
	Reference RT (8)	Azul
	Reference RT Resistor 1000R (9)	Resistencia
Punteados	Reference RT Resistor 1000R (10)	Resistencia
	Reference RT (11)	Café
	Temperature Lower(Signal) (12)	Café

5.3 Conexiones del Power Terminal

Power Terminal	Conectar a:	Color
Tierra (Ground)	Datalogger Power	Negro
(+12V	Datalogger Power	Rojo
Tierra	Datalogger Power	Negro
(+12V	Datalogger Power	Rojo
Tierra	Pressure (Power)	Negro
(+12V	Pressure (Power)	Rojo
Tierra	Temperature Humidity (Power+Signal)	Negro
(+12V	Temperature Humidity (Power+Signal)	Rojo