

UNIVERSIDAD DE CÓRDOBA

PROGRAMA
CIENCIAS Y TECNOLOGÍA AGRARIAS, DE LOS RECURSOS NATURALES Y DESARROLLO RURAL
DEPARTAMENTO DE AGRONOMÍA

TESIS DOCTORAL

INTEGRACIÓN DE DATOS REMOTOS EN MODELOS DE CRECIMIENTO Y ESTIMACIÓN DE COSECHA DE CULTIVOS HERBÁCEOS. APLICACIÓN A ESCALA LOCAL SOBRE TRIGO Y MAÍZ.

DOCTORANDO: Francisco L. Muñoz Padilla

LÍNEA INVESTIGACIÓN: Aspectos agronómicos y ambientales de la agricultura

Córdoba, Julio 2011

TITULO: *Integración de datos remotos en modelos de crecimiento y estimación de cosecha de cultivos herbáceos. Aplicación a escala local sobre trigo y maíz*

AUTOR: *Francisco Luis Muñoz Padilla*

© Edita: Servicio de Publicaciones de la Universidad de Córdoba. 2011
Campus de Rabanales
Ctra. Nacional IV, Km. 396 A
14071 Córdoba

www.uco.es/publicaciones
publicaciones@uco.es

ISBN-13: 978-84-694-9091-4



**TÍTULO DE LA TESIS: INTEGRACIÓN DE DATOS REMOTOS EN MODELOS DE
CRECIMIENTO Y ESTIMACIÓN DE COSECHA DE CULTIVOS HERBÁCEOS.
APLICACIÓN A ESCALA LOCAL SOBRE TRIGO Y MAIZ**

DOCTORANDO: FRANCISCO LUIS MUÑOZ PADILLA

INFORME RAZONADO DE LOS DIRECTORES DE LA TESIS

María Patrocinio González Dugo y Pedro Domingo Gavilán Zafra, directores de la Tesis Doctoral arriba mencionada informan que el doctorando ha cubierto los objetivos propuestos en el proyecto de Tesis Doctoral. El trabajo experimental de la Tesis se desarrolló con normalidad de acuerdo con el calendario previsto, abordando el doctorando todas las tareas previstas, lo que le ha conducido a obtener resultados robustos e innovadores. Esto ha permitido su difusión en revistas científicas y congresos nacionales e internacionales.

Por todo ello, se autoriza la presentación de la tesis doctoral.

Córdoba, 7 de julio de 2011

Los directores

Fdo.: María Patrocinio González Dugo

Fdo.: Pedro D. Gavilán Zafra

Agradecimientos

Esta tesis, como todo lo que consiga en mi vida, se lo dedico a mis padres por darme la vida y por demostrarme su confianza y amor en cada maravilloso día que vivo. A mi hermano, a Pilar, a toda mi familia y amigos os agradezco todo lo que me aportáis en el día a día, que me llena como persona y me permite ser la persona más feliz del mundo. Un especial recuerdo para mis abuelos, que aunque no estén conmigo, los siento muy cerca y sé que estarán disfrutando mucho de mi doctorado.

Me gustaría reconocer desde estas líneas el continuo apoyo mostrado por parte de mis directores M. Pat, Pedro y Juan. Su excelente dirección ha permitido la realización de este documento. Sinceramente gracias por transmitirme vuestra ilusión hacia la investigación. Al Dr. Maas y a Nithya Rajan les agradezco su ayuda durante mi estancia en Texas. Ambos consiguieron que mi estancia en los Estados Unidos fuera muy productiva e inolvidable.

Quisiera agradecer a Adolfo su colaboración, porque con su ayuda desinteresada me ha facilitado mucho el trabajo, además de adquirir un valioso conocimiento en teledetección.

Es necesario también recordar a todos los compañeros, en especial Angélica, que hicieron agradables los duros días de trabajo en campo, sin ellos tampoco hubiese sido posible su realización. Tanta importancia como el doctorado tiene para mí, la amistad que he encontrado en mis compañeros de despacho Miguel, Nana, Raquel, Lourdes, Julio... No os olvidaré nunca.

Agradezco a Paco Mansilla, Teodoro González, Paco Márquez y Rafael García, responsables de las RAEA de trigo, ajo, maíz y girasol, poner a mi disposición además de los ensayos para mis medidas, su indudable conocimiento en la materia.

Este trabajo se ha realizado gracias al soporte económico que dota el Proyecto AGR2317 acción EXC 00001 “Uso de sensores remotos en el seguimiento y predicción de cosecha de los cultivos” a desarrollar en el Centro IFAPA Alameda del Obispo”, cuyo tutor es D. Juan Domínguez Jiménez.

Por último agradecer la amabilidad mostrada por la mayoría de los agricultores que nos facilitaron sus cosechas en especial a Alfonso Grande y a Paco Toscano.

INDICE GENERAL

INTRODUCCIÓN	1
Los sensores remotos en la caracterización de la vegetación.....	3
Objetivos generales.....	5
Bibliografía	6
CAPÍTULO I. ESTIMACIÓN DE VARIABLES BIOFÍSICAS DE CUBIERTAS VEGETALES USANDO SENSORES REMOTOS	9
I.1 Estimación de variables biofísicas de cubiertas vegetales usando sensores remotos.....	9
I.1.1 Modelos de transferencia radiativa a través de las cubiertas vegetales	9
I.1.2 Estimación de variables biofísicas usando índices de vegetación	11
I.1.2.1 Índices de vegetación de baja resolución espectral.....	11
I.1.2.2. Índices de vegetación de alta resolución espectral.....	13
I.2 Objetivos específicos	14
I.3 Selección de variables biofísicas e índices de vegetación utilizados	15
I.3.1 Variables biofísicas seleccionadas.....	15
I.3.2 Índices de vegetación	15
I.4 Selección de cultivos y descripción de las parcelas experimentales	17
I.5 Medidas de campo en las parcelas experimentales	20
I.5.1 Descripción de las medidas radiométricas.....	20
I.5.2 Descripción de las medidas de variables biofísicas	21
I.6 Resultados de la estimación de variables biofísicas.....	23
I.6.1 Estimación de fPAR	23
I.6.2 Estimación de LAI.....	25
I.6.3 Estimación de fc	27
I.7 Conclusiones	29
I.8 Bibliografía	32
CAPÍTULO II. ESTIMACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN DE MAÍZ Y TRIGO USANDO EL MODELO FAO-56 Y SENSORES REMOTOS	37
II.1 La estimación y medida de la evapotranspiración de los cultivos	37
II.1.1 Medida de la evapotranspiración.....	38
II.1.5 Estimación de la evapotranspiración.....	42
II.2 Modelo de FAO (56) de estimación de requerimientos de agua de los cultivo	45
II.2.1 Evapotranspiración de referencia	46
El cambio a escala horaria en las variables de entrada provoca cambios en los coeficientes de la ecuación de FAO-Penman Monteith.....	47
II.2.2 Cálculo de la evapotranspiración de los cultivos bajo condiciones estándar	48
II. 2.2.1 Método del coeficiente de cultivo simple	48
II. 2.2.2 Método del coeficiente de cultivo dual.....	50

II.2.3 Cálculo de la evapotranspiración de los cultivos bajo condiciones de estrés hídrico.....	54
II.3. Estimación de la evapotranspiración usando sensores remotos. Integración de índices de vegetación en el modelo FAO-56	57
II.3.1 Cálculo del K_{cb} usando índices de vegetación.....	59
II.4 Objetivos	60
II.5 Descripción del modelo	61
II.6 Zona de estudio y aplicación del modelo	62
II.6.1 Zona de estudio	62
II.6.2 Variables de entrada del modelo	64
II. 6.2.1 Balance de agua. Parámetros de suelo y de planta.....	64
II. 6.2.2 Variables meteorológicas y datos de riego	65
II. 6.2.3 Datos espectrales y su procesamiento.....	66
II.7 Validación de las estimaciones de evapotranspiración (ET).....	71
II.7.1 Sistema de covarianza de torbellinos instalado en parcelas de maíz.....	72
II. 7.1.1. Descripción del método de covarianza de torbellinos empleado	72
II. 7.1.2. Medida de la evapotranspiración en las parcelas de maíz	75
II.7.2 Medida de la evapotranspiración de trigo con lisimetría.....	76
II.7.3 Medidas de humedad en suelo	78
II.8 Análisis de Sensibilidad.....	78
II.9 Resultados	80
II.9.1 Comparación índices de vegetación obtenidos a partir de imágenes satélite y radiometría de campo	80
II.9.2 Medidas de evapotranspiración (ET) en parcelas de maíz y trigo.....	81
II.9.3 Estimación de evapotranspiración usando radiometría de campo.....	83
II.9.5 Estimación de evapotranspiración usando imágenes satélite	86
II.9.6 Evaluación del estrés hídrico usando sensores remotos	88
II.9.7 Análisis de sensibilidad.....	90
II.10 Conclusiones	93
II.11 Bibliografía	95
CAPÍTULO III. ESTIMACIÓN DE COSECHA DE MAÍZ Y TRIGO USANDO SENSORES REMOTOS	103
III.1 Modelos de estimación de cosecha usando sensores remotos.....	103
III.2 Objetivos.....	107
III.3 Selección de parcelas	108
III.3.1 Parcelas RAEA/maíz y RAEA/trigo usando radiometría de campo	108
III.3.2 Parcelas comerciales de trigo y maíz usando imágenes satélite.....	110
III.4 Caracterización de la evolución de las cubiertas vegetales	112
III.4.1 Parcelas experimentales de RAEA/maíz y RAEA/trigo usando radiometría de campo	112
III.4.2 Parcelas comerciales de trigo y maíz usando imágenes satélite.....	114
III.5 Modelos empíricos de predicción de cosecha.....	116
III.5.1 Modelos empíricos en parcelas experimentales de trigo y maíz.....	116
III.5.2 Modelos empíricos en parcelas comerciales de trigo.....	122

III.6 Modelo de estimación de cosecha de Monteith.....	126
III.6.1 Descripción del modelo	126
III.6.2 Evaluación de los parámetros del modelo. Aplicación a parcelas comerciales	127
III.6.2.1 Variables PAR y fPAR.....	127
III.6.2.2 Parámetros ϵ e IC	128
III.6.2.3 Fechas de siembra y cosecha.....	129
III.6.3 Resultados.....	131
III. 6.3.1 Estimación de cosecha en Maíz.....	131
III. 6.3.2.- Estimación de cosecha en Trigo.....	134
III.7 Modelo GRAMI de estimación de cosecha	137
III.7.1 Descripción del modelo	138
III.7.2 Calibración del modelo GRAMI para su uso en el sur de España. Aplicación del modelo en parcelas comerciales de trigo.....	145
III. 7.2.1 Calibración de los parámetros del modelo y obtención de las variables de entrada....	145
III. 7.2.2 Aplicación del modelo en parcelas comerciales de trigo.....	146
III.7.3 Resultados.....	147
III. 7.3.1 Parámetros de calibración	147
III. 7.3.2 Aplicación del modelo en parcelas comerciales de trigo.....	150
III.8 Propuesta de un modelo de estimación de cosecha a escala regional adaptado al uso de imágenes de satélite	151
III.8.1 Descripción del modelo híbrido Monteith-GRAMI.....	152
III.8.2 Calibración del modelo Monteith-GRAMI y aplicación en parcelas comerciales de trigo.....	153
III.8.3 Resultados.....	155
III. 8.3.1 Fecha de estimación de siembra y emergencia.....	155
III. 8.3.2 Resultados en condiciones experimentales	156
III. 8.3.3 Aplicación del modelo en parcelas comerciales de trigo.....	157
III.8.4 Discusión. Ventajas e inconvenientes de los modelos evaluados	158
III.9 Ejemplo de estimación de cosecha a escala regional.....	161
III.9.1 Descripción del modelo aplicado.....	161
III.9.2 Aplicación a gran escala	162
III.9.3 Resultados.....	164
III.10 Conclusiones	165
III.11 Bibliografía.....	169
CONCLUSIONES FINALES Y LÍNEAS FUTURAS.....	175
ANEXO 1 PRE-PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES DE SATÉLITE	179
A.1. Esquema del proceso	179
A.2. Corrección geométrica	180
A.3. Calibración radiométrica.....	180
A.4. Corrección atmosférica	181
A.5 Bibliografía.....	182
ANEXO 2 INDICIOS DE CALIDAD.....	183

INDICE FIGURAS

<i>Figura I.1. Vista general del ensayo RAEA- trigo (Cañete de las Torres) en dos momentos del ciclo de cultivo.....</i>	<i>18</i>
<i>Figura I.2. Vista general del ensayo RAEA- ajo (Córdoba), campaña 2008-2009.....</i>	<i>19</i>
<i>Figura I.3. Parcela seleccionada de maíz ubicada en el T.M. de Hornachuelos (Córdoba), en la campaña 2008.....</i>	<i>19</i>
<i>Figura I.4. Ejemplos de las medidas realizadas sobre trigo de PAR (a) y de reflectividad (b).</i>	<i>22</i>
<i>Figura I.5. Relación entre NDVI y fPAR medido en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.....</i>	<i>23</i>
<i>Figura I.6. Relación entre SAVI y fPAR medido en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.....</i>	<i>23</i>
<i>Figura I.7. Relación entre EVI y fPAR medido en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.....</i>	<i>24</i>
<i>Figura I.8. Relación entre NDVI y LAI medido en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.....</i>	<i>25</i>
<i>Figura I.9. Relación entre SAVI y LAI medido en campo para los cultivo de maíz, trigo y ajo.....</i>	<i>25</i>
<i>Figura I.10. Relación entre EVI y LAI medido en campo para los cultivo de maíz, trigo y ajo.....</i>	<i>26</i>
<i>Figura I.11. Relación entre NDVI y fc estimado en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.....</i>	<i>27</i>
<i>Figura I.12. Relación entre SAVI y fc estimado en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.....</i>	<i>27</i>
<i>Figura I.13. Relación entre EVI y fc estimado en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.....</i>	<i>28</i>
<i>Figura II.1. Evolución típica del Kc y Kcb de un cultivo sin estrés hídrico (Allen et al., 1998).....</i>	<i>50</i>
<i>Figura II.2. Imagen del satélite Landsat TM-5 (bandas 5-4-3) del 3 de Mayo de 2009 (DOY 123) y una ortofotografía de alta resolución (2004) mostrando las parcelas de estudio y el sistema de medida de la ET utilizado; sistema de covarianza de torbellinos (EC) en maíz (2008 y 2009) y lisímetro en trigo (2009).</i>	<i>63</i>
<i>Figura II.3. Red de información Agroclimática de Andalucía y localización de las zonas de estudio (cuadrados rojos).</i>	<i>65</i>
<i>Figura II.4. Estación meteorológica de Córdoba perteneciente a la Red de información Agroclimática de Andalucía.</i>	<i>66</i>
<i>Figura II.5. Preprocesamiento de imágenes satélite.....</i>	<i>70</i>
<i>Figura II.6. Equipo de medida de evapotranspiración instalado en las parcelas de maíz (2008 y 2009).</i>	<i>75</i>
<i>Figura II.7. Plato de flujo y termopares de suelo (izquierda) y anemómetro e higrómetro (derecha) instalados en las parcelas de maíz en el T. M. de Hornachuelos.</i>	<i>76</i>
<i>Figura II.8. Célula de carga conectada al datalogger (izquierda) y la plataforma contrapesada (derecha) del lisímetro utilizado para las medidas de ET en trigo.....</i>	<i>77</i>
<i>Figura II.9. Relación entre los valores de SAVI obtenidos de las imágenes de satélite, y de la radiometría de campo.</i>	<i>80</i>
<i>Figura II.10. Representación del cierre del balance de energía de los componentes medidos por el sistema de covarianza de torbellinos instalado sobre una parcela de maíz en 2009.....</i>	<i>81</i>
<i>Figura II.11. Componentes del balance de energía medidos por el sistema de covarianza de torbellinos los días 12 de Julio (a) y 12 de agosto de 2008 (b) en un cultivo de maíz en el T. M. de Hornachuelos (Córdoba). Se representa el flujo de calor sensible (H), el flujo de calor en el suelo (G), la radiación neta (R_n), el flujo de calor latente medido directamente (LE_{ec}) y el corregido por la ecuación II.27 (LE_{cb}).</i>	<i>82</i>

Figura II.12. Evapotranspiración (ET) (mm/d) medida con un sistema de covarianza de torbellinos instalado en parcelas de maíz en 2008 (a) y 2009 (b) en el T. M. de Hornachuelos (Córdoba).....	83
Figura II.13. Evapotranspiración (ET) (mm) del trigo medida con un lisímetro de pesada durante la campaña 2009 en una parcela del IFAPA Alameda del Obispo en Córdoba.	83
Figura II.14. ET diaria medida y estimada en un cultivo de maíz (2008) (a) y trigo (2009) (b) usando medidas radiométricas para estimar el K_{cb} . (EC = sistema de covarianza de torbellinos).	84
Figura II.15. Déficit de humedad del suelo estimado y medido en las campañas de maíz (2008) (a) y trigo (2009) (b) usando radiometría de campo para estimar el K_{cb} (DAE=día desde emergencia).....	85
Figura II.16. Seis imágenes del satélite Landsat que representan la evolución de la Fc y del K_{cb} en la parcela de maíz durante la campaña 2009.....	87
Figura II.17. ET diaria medida y estimada en un cultivo de maíz (2009) (a) y trigo (2009) (b) usando imágenes Landsat 5 y 7 para estimar el K_{cb} (EC = sistema de covarianza de torbellinos).	87
Figura II.18. Déficit de humedad estimado y medido en las campañas de maíz (2009) (a) y trigo (2009) (b) usando imágenes del los satélites Landsat 5 y 7 para estimar el K_{cb} (DAE=día desde emergencia)..	88
Figura II.19. Evolución del coeficiente de cultivo basal estimado con satélite y del coeficiente de estrés del maíz (2009) (a) y trigo (2009) (b). Se presenta en las figuras las fases Ritchie (a) y Zadoks (b) del maíz y trigo respectivamente.	90
Figura II.20. Variación de ET_i con respecto a la ET_{tref} para variaciones de la profundidad radical máxima (Z_{rmax}), la profundidad radical mínima (Z_{rmin}) y el TEW para las campañas de trigo 2009 (a) maíz 2008 (b) y maíz 2009 (c).....	92
Figura III.1. 7 parcelas de maíz objeto de estudio. T. M. Hornachuelos (2008).	111
Figura III.2. 49 parcelas de trigo objeto de estudio. T. M. Santaella (2008).....	111
Figura III.3. Localización geográfica de la parcela experimental de Córdoba (arriba-izquierda), del ensayo de la RAEA-Cañete de las Torres (arriba-derecha) y de las parcelas 49 parcelas comerciales de trigo objeto de estudio. T. M. Santaella (2009).....	112
Figura III.4. Vista general ensayo RAEA- Maíz (izquierda) y toma de medidas con grúa (derecha).....	113
Figura III.5 a III.14 Relaciones entre IV y cosecha en distintas fechas en el ensayo de la RAEA de Maíz.	
Figura III.15 a III.30 Relaciones entre IV y cosecha en distintas fechas en el ensayo de la RAEA de trigo.	
Figura III.31 a III.34 Relaciones en distintas fechas entre IV y cosecha de las parcelas comerciales de trigo en el T. M. de Santaella (campaña 2008).	
Figura III.35 a III.40 Relaciones en distintas fechas entre IV y cosecha de las parcelas comerciales de trigo en el T. M. de Santaella (campaña 2009)	
Figura III.41. Cosecha real y estimada en el.....	132
ensayo de Córdoba de la RAEA-Maíz 2008.	132
Figura III.42. Ajuste entre cosecha real y estimada en parcelas comerciales de maíz (T. M. Hornachuelos).....	133
Figura III.43. Evolución de la biomasa seca acumulada (AGDM) estimada y medida en el experimento de Córdoba usando el modelo de Monteith.....	134
Figura III.44. Cosecha real y estimada de las 28 variedades de la RAEA-trigo en Cañete de las Torres.	135

<i>Figura III.45. Cosecha real y estimada en parcelas comerciales de trigo durante la campaña 2008 (a) y 2009 (b) (T. M. Santaella).</i>	136
<i>Figura III.46. Evolución del LAI medido de 3 variedades del grupo fenológico A (a) y 3 del grupo fenológico B (b) cultivadas en el ensayo de la RAEA de trigo (Cañete de las Torres). La flecha indica el momento en el que se alcanza el máximo LAI.</i>	147
<i>Figura III.47. Evolución de la biomasa seca acumulada (AGDM) estimada y medida en el experimento de Córdoba usando el modelo GRAMI en la campaña 2008/2009.</i>	149
<i>Figura III.48. Cosecha real y estimada de las 18 variedades del grupo A (a) y de las 10 variedades del grupo B (b) de la parcela experimental de la RAEA en Cañete de las Torres usando el modelo GRAMI en la campaña 2008/2009.</i>	150
<i>Figura III.49. Cosecha real y estimada usando el modelo GRAMI de las 49 parcelas comerciales de trigo seleccionadas en la campaña 2008 (a) y 2009 (b) (T. M. Santaella).</i>	151
<i>Figura III.50. Relación entre NDVI y número acumulado de grados-día en las cuatro primeras medidas (18-Febrero; 13-Marzo; 26-Marzo; 8-Abril de 2009). RAEA-2009 de trigo en Cañete de las Torres. ...</i>	155
<i>Figura III.51. Cosecha real y estimada mediante el modelo Monteith-GRAMI de las 28 variedades de la RAEA-trigo en Cañete de las Torres.</i>	156
<i>Figura III.52. Cosecha real y estimada usando el modelo Monteith-GRAMI de las 49 parcelas comerciales de trigo seleccionadas en la campaña 2008 (c y d) y 2009 (a y b). La fecha de siembra fue estimada utilizando la distribución de lluvia (a y c) y la relación entre grados-días acumulados e IV (b y d).</i>	157
<i>Figura III.53. Esquema de la información de entrada necesaria para la aplicación del modelo de Monteith-IC a escala regional, siendo T = temperatura media diaria, Rs = radiación solar, IC = índice de cosecha y ε = eficiencia en el uso de la luz.</i>	162
<i>Figura III.54. Imagen Landsat en falso color (201/34 del 12-02-2009) de la zona de estudio (arriba izquierda), clasificación de las parcelas de trigo (arriba derecha) e imágenes de NDVI de 4 fechas utilizadas en la simulación.</i>	163
<i>Figura III.55. Mapa de rendimiento de las parcelas de trigo de regadío de la provincia de Córdoba y parte de las parcelas de la provincia de Sevilla en la campaña 2008/2009.</i>	164

INDICE TABLAS

<i>Tabla I.1. Variedades de trigo utilizadas en el estudio.</i>	18
<i>Tabla I.2. Variedades de ajo utilizadas en el estudio.</i>	19
<i>Tabla I.3. Resumen de las medidas realizadas en campo durante las campañas 2008 y 2009.</i>	20
<i>Tabla I.4. RMSD obtenidos en la estimación de fPAR con índices de vegetación.</i>	24
<i>Tabla I.5. RMSD obtenidos en la estimación de LAI con índices de vegetación.</i>	26
<i>Tabla I.6. RMSD obtenidos en la estimación de fc con índices de vegetación.</i>	28
<i>Tabla I.7. Valores de IV aplicados en la estimación de la fc y ecuaciones resultantes.</i>	29
<i>Tabla II.1. Valores de los parámetros de cultivo usados para obtener los coeficientes de cultivo y para el cálculo del balance de agua siguiendo el procedimiento descrito en el documento No 56 de FAO. (Allen et al., 1998).</i>	64
<i>Tabla II.2. Valores de los parámetros de suelo usados para el cálculo del balance de agua, donde θ_{FC} es el contenido en humedad del suelo a capacidad de campo, θ_{WP} es el contenido de humedad en el punto de marchitez permanente, Z_e es la profundidad de la capa superficial cuya profundidad puede ser evaporada, REW es el agua fácilmente evaporable y TEW es el agua total evaporable.</i>	65
<i>Tabla II.3. Sensores, número de píxeles puros (PP) para cada parcela/imagen y fechas (día del año y día después de emergencia) usados para caracterizar la evolución de las parcelas de maíz y trigo en las campañas 2008 y 2009.</i>	67
<i>Tabla II.4. Características de los satélites utilizados.</i>	69
<i>Tabla II.5. Valores de referencia e intervalo de variación seleccionado para cada parámetro analizado.</i>	79
<i>Tabla III.1. Variedades de maíz utilizadas en el estudio y cosecha obtenida en el ensayo de la RAEA de Maíz (2008) localizado en Córdoba.</i>	109
<i>Tabla III.2. Variedades de trigo utilizadas en el estudio y cosechas obtenidas en el ensayo de la RAEA de trigo de Cañete de las Torres (Córdoba) en 2009.</i>	110
<i>Tabla III.3. Resumen de las medidas radiométricas sobre RAEA-maíz usando un radiómetro ASD-FieldSpec.</i>	113
<i>Tabla III.4. Resumen de las medidas radiométricas sobre las parcelas experimentales de trigo seleccionadas.</i>	114
<i>Tabla III.5. Características del sensor IRS-AWIFS</i>	115
<i>Tabla III.6. Sensor y fecha de adquisición de las imágenes satélite empleadas para caracterizar la evolución de las parcelas comerciales de trigo y maíz.</i>	115
<i>Tabla III.7. Valores de ϵ e IC de maíz publicados anteriormente.</i>	131
<i>Tabla III.8. Cosecha real y estimada de las variedades de la RAEA-maíz.</i>	132
<i>Tabla III.9. Estimación de cosecha en parcelas de Hornachuelos usando $\mathcal{E}=3.5$ g/MJ e IC= 0.46. ...</i>	132
<i>Tabla III.10. Cosecha real y estimada de las parcelas comerciales de maíz (T. M. Hornachuelos).</i>	133
<i>Tabla III.11. Valores de ϵ e IC de trigo, publicados anteriormente.</i>	135

<i>Tabla III.12. Cosecha y grupo fenológico de las 28 variedades cultivadas en el ensayo de la RAEA de trigo de Cañete de las Torres (campaña 2009).</i>	148
<i>Tabla III.13. Fecha aproximada de las principales fases fenológicas de las variedades de la RAEA de trigo. El número necesario de grados-día hasta alcanzar cada fase fenológica se representa entre paréntesis.</i>	148
<i>Tabla III.14. Fecha de siembra estimada y resultados de la simulación de cosecha a escala de parcela en las campañas de 2007/2008 y 2008/2009.</i>	150
<i>Tabla III.15 RMSD y error relativo obtenido en las simulaciones de la cosecha de trigo realizadas en la parcela experimental de la RAEA (Cañete de las Torres) y en las parcelas comerciales (T. M. de Santaella).</i>	158

Introducción

La agricultura es una actividad de vital importancia tanto en países en vía de desarrollo como fuente generadora de ingresos y empleo, como para países desarrollados dado su carácter estratégico en las relaciones internacionales y en la seguridad alimentaria de la población. Por ello, el seguimiento de la producción agrícola es una prioridad dado el intenso incremento en la demanda de alimento que se prevé en las próximas décadas, causada fundamentalmente por el incremento de la población y la mejora de la renta en muchos países.

Un análisis de la FAO en 93 países, espera un incremento de la producción agrícola destinado a satisfacer el incremento de la demanda para el periodo 1998-2030 del 49% en los sistemas de secano y del 81% en los de regadío. Dada la limitación de la superficie apta para la agricultura, buena parte de este incremento debe venir de un aumento de la productividad de los sistemas actuales. Por otro lado, la preocupación medioambiental de la sociedad actual obliga a la agricultura a realizar una adecuada gestión de los recursos, limitando la producción de contaminantes y demandando un control más estricto de la calidad de sus productos. En este contexto es fácil comprender que uno de los principales retos de la actual agricultura consiste en alimentar a esta creciente población con menos agua disponible para agricultura ya que se prevé a corto plazo una reducción de los recursos hídricos disponibles, fundamentalmente agua destinada a riego, como consecuencia de la alta competencia entre sectores. Asimismo, se espera que el cambio climático empeore esta situación, provocando, en regiones semiáridas como el sur de España, una disminución del agua disponible.

Por todo ello, la gestión del agua en la agricultura ha adquirido una importancia enorme en la actualidad. Es necesario mejorar la comprensión de los flujos de agua en el sistema suelo-planta-atmósfera lo que permitirá un uso más eficiente de los recursos hídricos destinados a agricultura. La teledetección presenta actualmente innumerables usos en agricultura. Sin embargo, la posibilidad de realizar precisos mapas de cultivos de extensas zonas y el seguimiento del consumo de agua de las cubiertas vegetales, son elementos que hacen de la teledetección una herramienta esencial en la gestión de los recursos hídricos.

Existen además, modelos que simulan el desarrollo de los cultivos, tratando de mejorar el conocimiento de los procesos y variables que afectan a su crecimiento y en último término a la formación de la cosecha. La capacidad de fijar CO₂ que poseen las plantas ha de tenerse en cuenta en los ciclos biogeoquímicos como el del carbón o el nitrógeno. Por otro lado, la presencia y estado de la vegetación es clave a la hora de modelar el ciclo hidrológico.

La importancia pues de la agricultura demanda por un lado una gestión eficiente de los recursos hídricos y por otro, poder predecir y estimar la cosecha de los cultivos ya que esto permitiría a los productores, gestores, cadenas comerciales y compradores tomar decisiones acerca del manejo, precios y disponibilidad en los mercados de productos agrarios (Ma et al., 2001). Estimaciones precosecha podrían ser utilizadas para discriminar buenos genotipos en programas de mejora genética de variedades (Clevers, 1997), mientras que estimaciones postcosecha serán muy útiles para mejorar las estadísticas agrarias comarcales y nacionales de cara a la toma de decisiones de política agraria. Además, las estimaciones postcosecha han adquirido recientemente gran importancia a consecuencia del reglamento (CE) 543/2009 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 18 de junio de 2009, relativo a las estadísticas sobre productos agrícolas y que establece la obligación para todos los Estados miembros de suministrar regularmente a la Comisión Europea datos sobre las superficies, los rendimientos y la producción agrícola.

Tanto para los modelos de cultivo, anteriormente mencionados, ó modelos de estimación de evapotranspiración o cosecha, como para los modelos de flujos biogeoquímicos, hidrológicos, climáticos ó modelos de balance de energía se necesitan variables de entrada que definan el estado de las cubiertas vegetales. Se usan, entre otros,

variables biofísicas como la fracción de radiación PAR absorbida por la cubierta (fPAR), el índice de área foliar (LAI), la fracción de cobertura del suelo (fc) ó el coeficiente de cultivo (K_c).

Una posibilidad no destructiva y de bajo coste de estimar dichas variables es usar información procedente de sensores remotos (Asrar et al., 1989).

Los sensores remotos en la caracterización de la vegetación

Los sensores remotos son sistemas óptico-eléctricos capaces de detectar y registrar, habitualmente en forma de imágenes, el flujo de energía radiante reflejado o emitido por objetos distantes. Dicho flujo de energía, también denominado radiancia, se define como el total de radiación electromagnética de una longitud de onda determinada que llega al sensor por unidad de tiempo y de superficie, y por ángulo sólido de medida. Se expresa en unidades de vatios por metro cuadrado y estereo-radián ($W/m^2 sr$).

La posibilidad de adquirir información a distancia se basa en lo específico de la interacción entre la radiación electromagnética y la materia. Todos los objetos tienen una respuesta espectral propia, y además, esta combinación espectral es similar a la que presentan otros objetos o superficies de las mismas características.

El comportamiento típico de la vegetación vigorosa muestra una reducida reflectividad en las bandas visibles, con un máximo relativo en la porción verde del espectro (en torno a $0.55 \mu m$). Por el contrario, en el infrarrojo cercano presenta una elevada reflectividad, reduciéndose paulatinamente hacia el infrarrojo medio. En la figura 1 se muestra la respuesta espectral típica de la vegetación.

Estas características espectrales se relacionan, primordialmente, con la acción de los pigmentos fotosintéticos y del agua que almacenan las hojas. En concreto, la baja reflectividad en la porción visible del espectro se debe al efecto absorbente de los pigmentos de la hoja, principalmente las clorofilas, xantofilas y carotenos. Todos ellos absorben en la banda del espectro situada en torno a los $0.45 \mu m$, mientras la clorofila presenta una segunda banda de absorción en torno a los $0.65 \mu m$. Entre ambas porciones del espectro aparece una banda intermedia, alrededor de los $0.55 \mu m$, donde el efecto absorbente es menor. Por esta causa aparece un máximo relativo de reflectividad que

coincide con la banda verde del espectro visible, y causa el color con el que el ojo humano percibe la vegetación vigorosa.

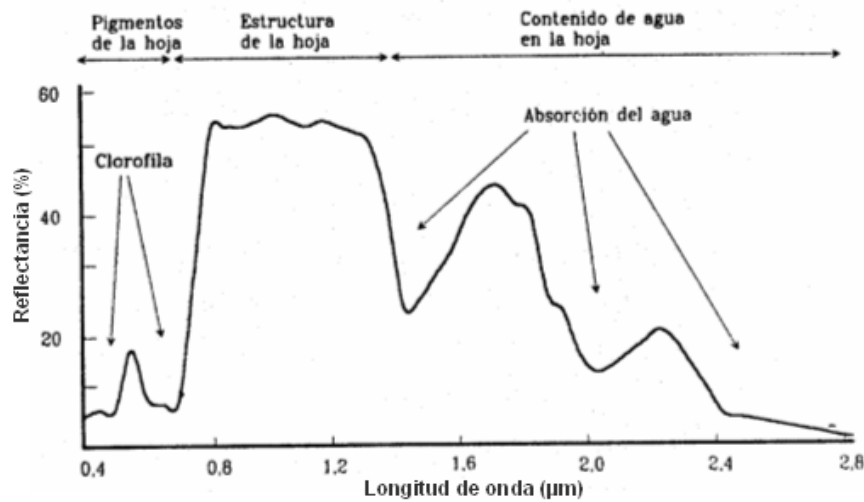


Figura. 1. Respuesta espectral típica de la vegetación (Chuvienco, 1996).

Cuando se aproxima la caída otoñal de las hojas, la clorofila ejerce una menor influencia, lo que explica el incremento de reflectividad en la banda roja del espectro en este tipo de vegetación y, en definitiva, su color amarillento.

La elevada reflectividad de la vegetación en el infrarrojo cercano, parece deberse a la estructura celular interna de la hoja. La hoja sana ofrece una alta reflectividad en el infrarrojo cercano (entre 0.7 y 1.3 μm), en claro contraste con la baja reflectividad que ofrece en el espectro visible, especialmente con la banda roja. Puesto que la estructura de la hoja es muy variada según las especies, esta banda también resulta idónea para discriminar entre plantas, incluso entre aquéllas que no podrían separarse en el espectro visible. A partir de 1.4 μm el efecto absorbente del agua es muy claro, por lo que la reflectividad de la vegetación sana se reduce drásticamente en el infrarrojo medio. Las medidas de laboratorio muestran una notable diferencia en esta región del espectro entre las hojas secas y las infiltradas con agua.

El contraste más nítido en la reflectividad espectral de la vegetación sana se produce entre las bandas visibles, especialmente el rojo (en torno a 0.645 μm) y el infrarrojo cercano (0.7 a 1.3 μm). De ahí que podemos enunciar, como principio general,

que cuanto mayor sea el contraste entre ambas bandas, mayor será el vigor de la vegetación y más clara su discriminación frente a otros tipos de cubierta. Queda implícito que cualquier fuente de estrés en la vegetación se mostrará en un comportamiento espectral más o menos alejado del anteriormente expuesto.

Este comportamiento espectral teórico de las cubiertas vegetales ha sido el punto de partida para obtener una serie de índices de vegetación, que se basan –en la mayoría de los casos- en el contraste entre la banda roja e infrarrojo cercano del espectro. Se construyen generalmente, a partir de la combinación lineal entre estas dos bandas.

Los índices de vegetación fueron desarrollados en los años 70 y hoy día son herramientas indispensables en clasificaciones de uso de suelo, detección en el cambio de uso de suelo, pérdida de vegetación, cuantificación de incendios entre otros múltiples usos (Kerr y Ostrovsky, 2003; Pettorelli et al., 2005).

Numerosos estudios muestran que los índices de vegetación pueden ser usados para estimar los variables biofísicas mencionados como variables de entrada en los modelos que simulan la transferencia de masa y energía en el sistema suelo-planta-atmósfera y en modelo climáticos (Glenn et al., 2008). En este sentido, destacan trabajos en la estimación de variables como la fracción de suelo cubierto por la vegetación (Choudhury et al., 1994; Wittich y Hansing, 1995), el índice de área foliar (Asrar et al., 1985), la fracción de radiación fotosintéticamente activa absorbida (Asrar et al., 1984), el albedo (Brest y Goward, 1987; Bastiaanse et al., 1998), la emisividad y otras.

Objetivos generales

El objetivo general de esta tesis es evaluar la utilidad de los sensores remotos en la estimación de variables biofísicas de las cubiertas vegetales, su dinámica y su uso como variables de entrada en modelos de estimación de la evapotranspiración y de la cosecha de los cultivos, abordando asimismo la evaluación de dichos modelos. Para ello se ha realizado un completo seguimiento de parcelas experimentales y comerciales de dos cultivos muy representativos del secano andaluz (trigo) y del regadío (maíz). Se han abordado los siguientes objetivos específicos:

- Evaluar la capacidad de los sensores remotos para realizar un seguimiento del crecimiento de cultivos herbáceos mediante la estimación de sus principales

variables biofísicas. Se propone examinar el comportamiento de los índices espectrales de vegetación de uso más extendido, analizando efectos importantes como su saturación en condiciones de alta cobertura vegetal.

- Analizar el uso de las variables biofísicas previamente determinadas como variables de entrada en un modelo de estimación de la evapotranspiración y cuantificación del estrés hídrico del cultivo. Evaluación del funcionamiento del modelo en los cultivos estudiados, validación de las estimaciones de evapotranspiración mediante medidas de campo y análisis del efecto del estrés hídrico sobre la cosecha.
- Evaluación de modelos de estimación de cosecha en trigo y maíz usando variables de entrada derivadas de sensores remotos en tierra y a bordo de satélites. Desarrollo de un modelo de estimación de cosecha adaptado al uso de imágenes de satélite para aplicaciones a gran escala. Evaluación de este modelo en parcelas experimentales y comerciales de trigo. Aplicación a gran escala en la provincia de Córdoba.

Este trabajo se ha estructurado en tres capítulos que desarrollan cada uno de los objetivos específicos planteados. A continuación, se establecen las conclusiones finales y futuras líneas de investigación derivadas de los resultados de este estudio. Finalmente, varios anexos recopilan información que puede ser de utilidad para la comprensión completa del trabajo realizado y que han sido extraídos para facilitar la lectura del documento. Se presenta una descripción pormenorizada del procesamiento de las imágenes y los resultados de este trabajo ya publicados o en vías de publicación en revistas científicas.

Bibliografía

- Asrar, G., Mineny, R.B., Kanemasu, E.T.: Estimation of plant-canopy attributes from spectral reflectance measurements. In “theory and applications of optical remote sensing”, edited by G. Asrar (Chichester: John Wiley and Sons) pp 252-292, 1989.
- Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E.T., Hatfield, J.L.: Estimating absorbed photosynthetically active radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agron. J.*, 76, 300-306, 1984.
- Asrar, G., Kanemasu, E., Yoshida, M.: Estimates of leaf area index from spectral reflectance of wheat under different cultural practices and solar angles. *Remote Sens. Environ.*, 17, 1-11, 1985.

- Bastiaanssen, W.G.M., Menenti, M., Feddes, R.A., Holtslag, A.A.M.: A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL):1. Formulation. *J. Hydrol.*, 213, 198-212, 1998.
- Brest, C.L., Goward, S.N.: Deriving surface albedo measurements from narrow band satellite data. *Int. J. Remote Sens.*, 8, 351-367, 1987.
- Choudhury, B.J., Ahmed, N.U., Idso, S.B., Reginato, R.J., Daughtry, C.S.T.: Relations between evaporation coefficients and vegetation indices studied by model simulations. *Remote Sens. Environ.*, 50, 1-17, 1994.
- Chuvieco, E.: *Fundamentos de teledetección espacial*. Ediciones RIALP, Madrid (España), 568 páginas. 1996.
- Clevers, J.G.P.W.: A simplified approach for yield prediction of sugar beet based on optical remote sensing data. *Remote Sens. Environ.*, 61, 21-228, 1997.
- Glenn, E., Huete, A., Nagler, P., Nelson, S.: Relationship Between Remotely-sensed Vegetation Indices, Canopy Attributes and Plant Physiological Processes: What Vegetation Indices Can and Cannot Tell Us About the Landscape. *Sensors*, 8, 2136-2160, 2008.
- Kerr, J., Ostrovsky, M.: From space to species: ecological applications for remote sensing. *Trend in Ecology and Evolution*, 18, 299-305, 2003.
- Pettorelli, N., Vik, J., Mysterud, A., Gaillard, J., Tucker, C., Stenseth, N.: Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trend in Ecology and Evolution*, 20, 503-510, 2005.
- Ma, B.L., Dwyer, L.M., Costa, C., Cober, E.R., Morrison, M.J.: Early Prediction of soybean yield from canopy reflectance measurements. *Agron. J.*, 93, 1227-1234, 2001.
- Wittich, K., Hansing, O.: Area-averaged vegetative cover fraction estimated from satellite data. *International Journal of Biometeorology* 38, 209-215, 1995.

Capítulo I. Estimación de variables biofísicas de cubiertas vegetales usando sensores remotos

I.1 Estimación de variables biofísicas de cubiertas vegetales usando sensores remotos

La estimación de variables biofísicas que permiten describir el estado y la evolución de los cultivos usando sensores remotos ha sido objeto de numerosos estudios en los últimos 40 años. Estos estudios muestran que a partir de medidas radiométricas de las cubiertas vegetales es posible estimar variables o parámetros biofísicos y ecológicos como la fracción de suelo cubierto por la vegetación (f_c), el índice de área foliar (LAI), la fracción de radiación fotosintéticamente activa absorbida (fPAR), el coeficiente de cultivo basal (K_{cb}), el contenido de clorofila en la hoja, el albedo, la emisividad, todos ellos de un alto valor en estudios sobre la evolución de la vegetación (ver revisiones de Chuvieco y Huete, 2010; Moran et al., 1997; Glenn et al., 2008). Entre las metodologías propuestas por diversos autores para determinar estas variables se pueden diferenciar las que emplean modelos de transferencia radiativa y aquellas que usan índices de vegetación.

I.1.1 Modelos de transferencia radiativa a través de las cubiertas vegetales

Este tipo de modelos físicos simulan la reflectancia de una cubierta vegetal a partir de la interacción entre la radiación y los elementos que componen la cubierta. El uso de estos modelos permite realizar estimaciones indirectas de las variables biofísicas, fundamentalmente fPAR y LAI, a partir de medidas de la reflectancia espectral de las cubiertas vegetales. Los primeros modelos propuestos eran unidimensionales, asumían una

distribución horizontal de hojas, y permitían estimar la reflectancia monocromática de una cubierta vegetal (Goudrian, 1977). Modificaciones posteriores permitieron mejorar la modelación de la distribución real de las hojas obteniendo estimaciones más precisas (Myneni et al., 1997). Existen diversos métodos para simular la reflectividad de las cubiertas vegetales. Siguiendo la clasificación descrita en Asrar et al. (1989) podemos clasificar las distintas aproximaciones en 4 categorías (modelos de turbidez, geométricos, híbridos y de simulación por ordenador). Los modelos de turbidez consideran a la cubierta vegetal como un medio infinito, horizontalmente uniforme y plano. La vegetación está distribuida en capas paralelas con pequeñas partículas con distribución aleatoria cuyas propiedades ópticas se definen por la reflectancia y transmitancia. En este tipo de modelos el LAI se usa para definir la estructura de la cubierta y se emplean para simular coberturas densas como en el caso del maíz, soja y cebada. A su vez estos modelos se clasifican en los basados en la ecuación de transferencia radiativa (Suits, 1972; Verhoef, 1984) y en los de tipo discreto (Kuusk, 1994). En el caso de los modelos geométricos, la cubierta vegetal es modelada a base de un ensamblaje de formas con dimensiones y propiedades ópticas simuladas. Este tipo de modelos está especialmente recomendado para coberturas vegetales bajas. Para las cubiertas vegetales que no se adaptaban bien a ninguno de los modelos anteriores, se desarrollaron los modelos híbridos. Estos modelos son una combinación de los modelos de turbidez y geométricos y su principal inconveniente es su elevada complejidad. Por último se desarrollaron los modelos de simulación. Este tipo de modelos parte del conocimiento de la cubierta vegetal simulando las posiciones y orientaciones de los elementos que la conforman. Generalmente utilizan el método de Montecarlo para simular la trayectoria del fotón que alcanza a la cubierta y que interacciona con los distintos elementos de la misma. De forma aleatoria, el fotón puede ser absorbido por la cubierta o reflejado y por consiguiente captado por el sensor de medida. Se obtienen resultados muy precisos si se tiene un conocimiento alto de la distribución de la cubierta vegetal, situación muy difícil en la mayor parte de los casos.

Con independencia del tipo de modelo elegido, el procedimiento más utilizado consiste en modificar las variables de la cubierta vegetal en el modelo para minimizar el error entre la reflectividad medida y estimada por los modelos de transferencia radiativa. Las variables de la cubierta que obtengan las estimaciones más precisas son considerados las variables biofísicas en el momento de toma de las medidas de reflectividad. La elevada complejidad de estos modelos representa un gran inconveniente para su aplicación a gran

escala. La necesidad de conocer en profundidad la cubierta vegetal dificulta su aplicación en condiciones operativas.

I.1.2. Estimación de variables biofísicas usando índices de vegetación

La otra metodología para la estimación de variables biofísicas a partir de medidas radiométricas de las cubiertas vegetales son los índices de vegetación (IVs). Un IV es una combinación algebraica sencilla de los valores de reflectividad medidos en distintas longitudes de onda del espectro electromagnético. Están diseñados para extraer de la información espectral original medida por el sensor, la máxima información relacionada con la vegetación, minimizando la influencia de perturbaciones como las debidas al suelo y a las condiciones atmosféricas (Huete, 1988). Existen un elevado número de IVs y su clasificación puede variar según los autores consultados. Roundeaux et al. (1996) categorizan los índices entre aquéllos denominados intrínsecos y los que usan la línea de suelo. No es objeto de este trabajo debatir la naturaleza y las posibles clasificaciones de los IVs, por lo que se va a atender únicamente a la operatividad en la adquisición de los datos diferenciando entre aquéllos que requieren una resolución espectral alta ó baja.

I.1.2.1 Índices de vegetación de baja resolución espectral

Los IVs de baja resolución espectral se basan en la reflectividad como dato obtenido sobre una banda espectral relativamente ancha. Como se ha comentado anteriormente suelen ser calculados a partir de la reflectividad (ρ) en las regiones del rojo (0.6-0.7 μm) y del infrarrojo cercano (NIR) (0.7-1.1 μm) aunque los IVs más recientes incorporan información de otras regiones del espectro como en el caso del Enhanced Vegetation Index (EVI) (Huete et al., 2008), que utiliza la reflectividad en la región del azul. Estos IVs pueden ser usados para estimar variables como la fracción de suelo cubierto por la vegetación (Choudhury et al., 1994; Wittich y Hansing, 1995), el índice de área foliar (Asrar et al., 1985), la fracción de radiación fotosintéticamente activa absorbida (Asrar et al., 1984), el albedo (Brest y Goward, 1987; Bastiaanssen et al., 1998), la emisividad (Sobrino et al., 2005; Coll et al., 2001) y otras propiedades biofísicas de cubiertas vegetales que a menudo se incorporan como entradas de modelos que simula la transferencia de masa y energía en el sistema suelo-planta-atmósfera y en modelos climáticos (Glenn et al., 2008). Chuvieco y Huete (2010) presentan tres grupos fundamentales de IVs de baja resolución.

1. Índices tradicionales basados en el cociente de bandas espectrales

Los primeros índices se desarrollaron a partir de medidas radiométricas de estas bandas. Pearson y Miller (1972) proponen el primer IV denominado Ratio Vegetation Index (RVI) que se calcula como el cociente entre las reflectividades de las bandas NIR y R. Este índice permite la detección de cubiertas vegetales, discriminándolas fácilmente de superficies con suelo desnudo, nieve, agua y otras superficies sin vegetación.

El segundo índice que pertenece a este grupo fue propuesto por Rouse et al. (1974) y se denominó Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Este índice se define como la diferencia normalizada de las bandas NIR y R, su rango de variación va de -1 a 1 y es para algunos autores el índice más utilizado en aplicaciones de teledetección.

Estos IVs se ven potencialmente influenciados por el suelo desnudo con valores que pueden variar sustancialmente cuando la vegetación se localiza sobre suelos oscuros o húmedos (Major et al., 1990). Por este motivo, se desarrollaron una nueva serie de IVs optimizados para reducir la influencia que el suelo o la atmósfera puede tener sobre estos tradicionales índices.

2. Índices de vegetación optimizados

A pesar de que el NDVI ha sido amplia y satisfactoriamente utilizado para estudios de vegetación usando teledetección, existen ciertas debilidades que merecen ser tenidas en cuenta. El comportamiento no lineal de los índices basados en los cocientes, su sensibilidad al suelo, la influencia que la atmósfera tiene sobre estos índices y la saturación del NDVI cuando se realizan medidas sobre cubiertas vegetales densas ($LAI > 3$) animaron al desarrollo de otros IVs que minimizaran los efectos mencionados anteriormente (Huete et al., 2002).

Huete (1988) desarrolló el Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI) que modificaba al NDVI, introduciendo un parámetro (L) relacionado con las diferencias ópticas entre la radiación R y NIR cuando penetran sobre una cubierta vegetal. Su relativa insensibilidad al efecto del suelo representa su principal ventaja. El SAVI ha generado una familia de índices que han sido desarrollados a partir de él, destacando el Transformed SAVI (TSAVI) (Baret et al., 1989) el Generalized SAVI (GESAVI) (Gilabert et al., 2002) y el Modified SAVI (MSAVI) (Jiang et al., 2007; Qi et al., 1994).

Para minimizar el efecto de la atmósfera en los índices de vegetación, se recomienda utilizar valores de reflectividad en la superficie corregidos del efecto de la atmósfera. Un método alternativo para minimizar el efecto de la influencia de la atmósfera consiste en diseñar índices que contengan una corrección intrínseca del efecto atmosférico. (Chuvienco y Huete, 2010). En este sentido se han desarrollado índices como el Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) que pretende corregir la influencia de los aerosoles en la banda del rojo usando la banda del azul (Kaufman y Tanré, 1992). Otro ejemplo de este tipo de índices es el Global Environment Monitoring Index (GEMI) que fue diseñado para ser resistente a los efectos de la atmósfera sobre las imágenes del sensor NOAA_AVHRR (Pinty y Verstraete, 1992).

Índices como el Enhanced Vegetation Index (EVI) fueron formulados para minimizar simultáneamente ambos efectos, por un lado el del suelo y por otro la influencia de la atmósfera. El EVI utiliza la reflectividad en las bandas del azul, rojo e infrarrojo y se puede considerar un producto derivado del SAVI y del ARVI.

3. Índices de vegetación ortogonales

Los índices ortogonales toman este nombre porque miden la distancia perpendicular de un píxel en el espacio generado al representar la reflectancia en el rojo e infrarrojo en el eje “X” e “Y”, respectivamente. Al realizar esta representación con una imagen se genera un triángulo cuya base representa la línea del suelo. El más simple se denomina Difference Vegetation Index (DVI) que representa la distancia perpendicular del píxel en el espacio rojo-NIR hasta la línea 1:1. El más utilizado es el Perpendicular Vegetation Index (PVI) (Richardson y Wiegand, 1977) que gráficamente representa la distancia del píxel a la línea del suelo. El uso de este índice permite realizar estimaciones muy precisas de la fracción de cobertura (Maas y Rajan, 2008). Otro índice de este tipo es el “Tasseled Cap” Transform Green Vegetation Index (GVI) (Crist y Kauth, 1986; Kauth y Thomas, 1976).

I.1.2.2. Índices de vegetación de alta resolución espectral

Los IVs de alta resolución espectral fueron desarrollados para tratar de eliminar la influencia que algunos factores externos a la vegetación tenían sobre los tradicionales índices de baja resolución. Los índices de vegetación que pertenecen a este grupo se obtienen, por lo general, a partir de derivadas sucesivas de los espectros de reflectividad del sistema de estudio (Demetriades et al., 1990). Tanto la primera como la segunda derivada

tienen utilidad en teledetección aplicada a cubiertas vegetales. La primera derivada presenta máximos en los puntos donde se localizaban cambios de inflexión en el espectro original y la segunda derivada los muestra donde se localizaban rasgos de absorción en el espectro original. Por otra parte la segunda derivada del espectro elimina por completo la influencia del suelo (Demetriades et al., 1990). El gran inconveniente de estos índices es la necesidad de disponer de medidas de alta resolución procedentes de espectrorradiómetros a nivel de suelo o a bordo de aviones. Aunque está previsto que algunos de los sensores que se lancen al espacio en el futuro próximo suministren datos para este tipo de índices, en la actualidad hay que descartar el uso de estos IVs con la información procedente de los satélites actuales.

I.2 Objetivos específicos

En este capítulo se pretende evaluar la capacidad de los sensores remotos para realizar un seguimiento del crecimiento de cultivos herbáceos mediante la estimación de sus principales variables biofísicas. Para ello, se propone examinar el comportamiento de los principales índices espectrales de vegetación en la estimación de estas variables, empleando medidas de campo sobre cultivos de secano y regadío que permitan establecer relaciones empíricas robustas cuya generalización a diferentes cultivos será contrastada. Asimismo se analizará el efecto de la saturación de los IVs para altos valores de LAI sobre dichas estimaciones.

I.3 Selección de variables biofísicas e índices de vegetación utilizados

I.3.1 Variables biofísicas seleccionadas

Las variables biofísicas seleccionadas para caracterizar el crecimiento de la vegetación son la fracción de cobertura vegetal verde, el índice de área foliar, y la fracción de radiación fotosintéticamente activa absorbida. La f_c se define como la proporción de esta superficie que es interceptada por la proyección vertical de la vegetación. El LAI es el cociente entre el total del área de las hojas verdes (una cara solamente) y el área de suelo donde las plantas crecen. Por su parte, la radiación fotosintéticamente activa (PAR) se considera a aquella radiación que se encuentra en el intervalo espectral de 400 a 720 nm, que prácticamente coincide con la zona del visible (390-770 nm). El cociente entre la radiación PAR absorbida por la cubierta vegetal (APAR) y la PAR incidente es la parte de la radiación que es absorbida por la cubierta, y se denomina $fPAR$. Las tres variables aparecen con frecuencia como variables de entrada en modelos que simulan el crecimiento y desarrollo tanto de cultivos como de vegetación natural [CROPSYST (Stöckle et al., 1994), SUCROS (Spitters et al., 1989), STICS (Brisson et al., 1998)].

Trabajo anteriores (Choudhury et al., 1994; Baret y Guyot, 1991) indican que estas variables se pueden estimar en función de la respuesta espectral del cultivo, respuesta que puede ser medida en campo con un espectrorradiómetro portátil o derivada de las imágenes, suministradas por sensores aeroportados ó satélites, con medidas en la región óptica del espectro electromagnético. En este trabajo se abordan ambas escalas, usando las medidas de campo para calibrar y validar los modelos que posteriormente se aplican y se evalúan en las imágenes de satélite.

I.3.2 Índices de vegetación

En este trabajo se han seleccionado tres índices de vegetación que se detallan a continuación. La selección incluye uno de los índices más antiguos y cuyo uso es más extendido en los trabajos de teledetección, el Índice de Vegetación Normalizado de la Diferencia ó NDVI (Normalized Difference Vegetation Index, Rouse et al., 1974), una modificación del anterior que pretende minimizar el efecto del suelo en el valor final del índice, el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo ó SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index, Huete, 1988), y uno recientemente propuesto, Índice de Vegetación Mejorado ó EVI (Enhanced Vegetation Index, Huete et al., 2008) que incorpora la información de la banda azul.

El NDVI se calcula mediante la ecuación:

$$NDVI = \frac{\rho_{\text{inf rarojo}} - \rho_{\text{rojo}}}{\rho_{\text{inf rarojo}} + \rho_{\text{rojo}}} \quad (I.1)$$

Este índice varía entre -1 y 1, normalización que facilita en gran medida la interpretación de los resultados. Se utiliza para analizar el vigor y la abundancia de vegetación y su diferenciación de cubiertas no vegetales (Glenn et al., 2008).

El SAVI emplea para su cálculo, además de las reflectividades en la longitud de onda correspondiente al rojo y al infrarrojo cercano, un parámetro L, que es función de la cantidad de vegetación y que representa la línea de suelo, denominada así porque la relación entre las reflectividades en las bandas del rojo e infrarrojo cercano forman una línea recta para el suelo desnudo en distintas situaciones de humedad y sombreado. Su expresión es:

$$SAVI = \frac{(\rho_{\text{inf rarojo}} - \rho_{\text{rojo}})}{(\rho_{\text{inf rarojo}} + \rho_{\text{rojo}} + L)} (L + 1) \quad (I.2)$$

El uso de este índice presenta la desventaja de la determinación de L, que en principio tiene un intervalo de variación desde 0 hasta infinito. Huete (1988) recomienda tomar un valor L=1 para densidades de vegetación baja, L=0.5 para densidades intermedias y L=0.25 para densidades altas. Esto sugiere que para definir el valor de L se debe tener información previa sobre el LAI. Sin embargo, este autor recomienda usar un parámetro L=0.5 cuando se aplique sobre imágenes satélite donde existen parcelas con distintas densidades de vegetación o cuando se toman medidas en campo siguiendo un muestreo aleatorio en parcelas heterogéneas, donde se puede medir sobre puntos con diferente densidad de vegetación. En este estudio se usa el valor de L=0.5.

El tercer índice analizado es el EVI, que utiliza la reflectividad en la longitud de onda del azul (0.4-0.5 μm), además de las empleadas en los índices anteriores. Se define como:

$$EVI = \frac{2.5(\rho_{\text{inf rarojo}} - \rho_{\text{rojo}})}{1 + \rho_{\text{inf rarojo}} + 6\rho_{\text{rojo}} - 7.5\rho_{\text{azul}}} \quad (I.3)$$

Este índice está diseñado para minimizar el efecto de los aerosoles, cuya dispersión origina la percepción azul que el ser humano tiene del cielo. Según Huete et al. (2008), este índice no se satura tan rápidamente como el NDVI con densidades de vegetación altas y su uso se está incrementando enormemente en los últimos años en estudios fenológicos y de estimación de productividad y evapotranspiración, especialmente en cubiertas naturales (Glenn et al., 2008).

I.4 Selección de cultivos y descripción de las parcelas experimentales

Los cultivos seleccionados en este trabajo han sido trigo, maíz y ajo. Estos tres cultivos presentan arquitecturas y patrones de cobertura del suelo muy diferentes, lo que ha permitido comparar los resultados obtenidos en cada uno de ellos y proponer modelos de estimación de las variables de interés que puedan ser representativos de cultivos de características distintas y por lo tanto generalizables a un amplio conjunto.

En trigo y ajo, las medidas se han tomado sobre ensayos de la Red Andaluza de Experimentación Agraria (RAEA) durante la campaña 2008-2009. Esta red realiza una serie de ensayos de variedades de distintos cultivos para obtener sus cosechas en condiciones agronómicas diferentes. Existe una red para cada cultivo y cada una de ellas consta de varios ensayos, todos ellos con múltiples variedades, en parcelas ubicadas por toda Andalucía. Al final de cada campaña se publican los resultados obtenidos en los ensayos, de modo que los agricultores pueden seleccionar las variedades con más producción en unas condiciones agronómicas semejantes a las suyas. El gran número de variedades medidas trata de garantizar la representatividad de los resultados sobre la estimación de variables biofísicas y posteriormente sobre la cosecha obtenidos en el estudio.

Las medidas en trigo se han realizado en el ensayo de la RAEA-trigo (Figura I.1) ubicado en Cañete de las Torres (Córdoba). En concreto, se han probado las 16 variedades de trigo duro y 15 variedades de trigo blando que se presentan en la Tabla I.1. La parcela elemental de cada variedad estaba compuesta por 6 líneas de 10 m de longitud sembradas con una distancia entre líneas de 0.2 m. Todas las variedades fueron sembradas el 23 de Diciembre de 2008 y cosechadas manualmente el 2 de Julio de 2009.

Tabla I.1. Variedades de trigo utilizadas en el estudio.

Trigo duro	Trigo blando
Ancalei	Abderramán
Beldur	Artur Nick
Calcas	Badiel
Calero	Cartaya
Core	Catedral
Don Juan	Gades
Euroduro	Galeón
Gallareta	Gazul
Kombo	Osado
Próspero	Palesio
Ramírez	Salama (FD1654)
Saragolla	Sensas (A440)
Sculptur	Tejada
Simeto	Victorino
Vitrón	Yecora
Vitrosol	



Figura I.1. Vista general del ensayo RAEA- trigo (Cañete de las Torres) en dos momentos del ciclo de cultivo.

Las medidas sobre ajo se han realizado en el ensayo de la RAEA-ajo ubicado en la centro IFAPA Alameda del Obispo (Córdoba) (Figura I.2). Aquí se ensayan 2 variedades de ajo chino, 8 variedades de ajo blanco y 4 variedades de ajo morado (Tabla I.2). La parcela elemental de cada variedad estaba constituida por 4 líneas de 3 m de largo con una distancia entre plantas de 0.07 m (285000 plantas/ha) y una distancia entre líneas de 0.5 m.

Tabla I.2. Variedades de ajo utilizadas en el estudio.

Ajo chino	Ajo blanco	Ajo morado
Chino Blanco	Garcua	Gardos
Garpek	Gardacho	Santa Mónica
	Vigor Supreme	Moraluz
	Darío	Morasol
	Kreno	
	Messidor	
	Therador	
	Ajolvi 2008	



Figura I.2. Vista general del ensayo RAEA- ajo (Córdoba), campaña 2008-2009.

Las medidas sobre el maíz se han realizado en una parcela comercial ubicada en el T. M. de Hornachuelos (Córdoba) (Figura I.3). En este caso se realizaron sobre una única variedad (PR31D58 Pioneer HI-bree). La parcela fue sembrada el 7 de marzo de 2008 y cosechada mecánicamente el 17 de Septiembre de 2008. Se seleccionó la parcela con superficie suficiente para poder comparar las medidas realizadas en campo con la información derivada de las imágenes satélite. La parcela seleccionada tiene una superficie de 8 ha y se regó con un sistema de riego por goteo en surcos alternos.



Figura I.3. Parcela seleccionada de maíz ubicada en el T.M. de Hornachuelos (Córdoba), en la campaña 2008.

I.5 Medidas de campo en las parcelas experimentales

Se realizaron medidas radiométricas y de variables biofísicas sobre los cultivos mencionados con una periodicidad aproximada de 15 días, sujeta a cambios debidos a las inclemencias meteorológicas. La tabla I.3 presenta un resumen del número de medidas realizadas y sus fechas en cada cultivo.

Tabla I.3. Resumen de las medidas realizadas en campo durante las campañas 2008 y 2009.

	Trigo		Maíz		Ajo	
	Fecha	nº	Fecha	nº	Fecha	nº
	18/02/2009	31	31/03/2008	15	17/02/2009	14
	13/03/2009	31	14/04/2008	9	11/03/2009	14
	26/03/2009	31	24/04/2008	15	25/03/2009	14
	08/04/2009	31	22/05/2008	5	13/04/2009	14
	22/04/2009	31	06/06/2008	15	27/04/2009	14
	04/05/2009	31	17/06/2008	6		
			03/07/2008	4		
			18/07/2008	3		
Total	6	186	8	72	5	70

I.5.1 Descripción de las medidas radiométricas

Las medidas de reflectividad se realizaron con el espectrorradiómetro portátil ASD-FieldSpec (Analytical Spectral Devices, Boulder, CO) que registra datos de radiancia en el intervalo 325-1075 nm tomando un promedio cada 5 nm de longitud de onda (Figura I.4b). La radiancia medida por el sensor ha de ser transformada en porcentaje de energía reflejada, para lo que se emplea la radiación incidente obtenida midiendo con el mismo instrumento sobre un panel blanco de referencia (Spectralon, Labsphere, North Sutton NH), calibrado en laboratorio. Las medidas sobre la superficie de referencia se repiten regularmente (al menos cada 20 minutos) durante todo el periodo de toma de datos, de forma que las condiciones atmosféricas y de elevación solar entre la medida de la referencia y el objetivo puedan considerarse equivalentes.

La toma de datos se realizó en días claros, sin nubes visibles, y entre las 12:00 y las 13:00 hora local, coincidiendo con la hora de paso de satélite Landsat por la zona de estudio, con el fin de poder comparar ambas medidas en los días coincidentes. A continuación se presenta información detallada sobre las medidas en cada cultivo.

Maíz

Para las medidas de maíz se utilizó una extensión de fibra óptica con un campo de visión (FOV) de 25°. Con objeto de obtener una medida representativa de la parcela (que se usará más adelante en este trabajo y con otros objetivos distintos al de este capítulo), se midió cada 15 días en 15 puntos regularmente distribuidos por la parcela. Se realizó una planificación de las medidas basándose en la distancia entre líneas del cultivo (0.75 m) (Daughtry et al., 1982). En cada punto se realizó una medida sobre la línea y otra entre líneas del cultivo. Todas las medidas se realizaron a una altura de 4.5 m sobre el nivel del suelo, resultando un diámetro de FOV en la superficie del suelo 2.7 veces mayor que la distancia entre líneas. A partir de los datos de reflectividad medidos en campo se procedió al cálculo de los tres índices de vegetación seleccionados: NDVI, SAVI y EVI, promediando para ello los datos adquiridos en el intervalo correspondiente a las bandas del sensor TM de Landsat y usando las funciones de respuesta espectral del sensor para cada banda.

Trigo

Las medidas sobre trigo se realizaron usando un objetivo con un FOV de 10° y a una altura de medida de aproximadamente 2 m resultando un FOV (0.36 m) en la superficie del suelo 1.8 veces mayor que la distancia entre líneas. Se realizaron tres medidas uniformemente distribuidas de cada variedad (Figura I.4b) obteniéndose finalmente un valor promediado de NDVI, SAVI y EVI de cada variedad y día de medida.

Ajo

Las medidas sobre ajo se realizaron usando la extensión de fibra óptica de 25° utilizada en el caso del maíz. Las medidas se realizaron a una altura de 1.6 m, resultando un FOV (0.71 m) en la superficie del suelo 1.42 veces superior a la distancia entre líneas del cultivo. Se realizaron dos medidas uniformemente distribuidas de cada variedad obteniéndose para cada variedad y día de medida un valor promediado de NDVI, SAVI y EVI.

I.5.2 Descripción de las medidas de variables biofísicas

La f_c fue estimada visualmente, realizando esta estimación sobre la línea de plantas, línea cuya anchura fue medida en cada punto para calcular la cobertura total de vegetación en el punto. Además, fotografías digitales fueron obtenidas de cada punto, con el fin de calcular la f_c mediante análisis de imagen si fuera necesario. En el caso del maíz se realizaron

estimaciones de f_c para cada punto de medida. Sin embargo, en trigo y ajo la f_c fue estimada para cada variedad y día de medida.

La $fPAR$ y el LAI se midieron mediante el ceptómetro AccuPAR modelo LP-80 (Decagon Devices, Inc, Pullman, WA). Las medidas se realizaron colocando el instrumento sobre la superficie del cultivo (PAR arriba) y en el interior del cultivo muy próximo al suelo (PAR abajo) (Figura I.4a). La $fPAR$ se calcula mediante el cociente entre estas medidas:

$$fPAR = 1 - \frac{PAR\ abajo}{PAR\ arriba} \quad (I.4)$$

El LAI se obtiene como dato derivado de las medidas anteriores mediante una simplificación del modelo de dispersión y transmisión de radiación a través de cubiertas vegetales, propuesto por Norman y Jarvis (1974).

En cada punto de medida del maíz se realizaron dos medidas de PAR abajo y PAR arriba para obtener un valor promediado de cada punto de medida. En el caso del trigo y del ajo se realizaron 3 medidas de cada variedad obteniéndose en ambos casos un valor promediado para cada variedad y día de medida de $fPAR$ y LAI.



Figura I.4. Ejemplos de las medidas realizadas sobre trigo de PAR (a) y de reflectividad (b).

I.6 Resultados de la estimación de variables biofísicas

Se han estimado los valores de fPAR, LAI y fc para cada cultivo y fecha medida a partir de los índices seleccionados. Se presentan a continuación las relaciones encontradas entre dichas variables con los tres IVs.

I.6.1 Estimación de fPAR

En las figuras I.5 a I.7 se presentan las relaciones entre los IVs calculados y las medidas de fPAR realizadas en campo. Para poder comparar los resultados entre índices se presenta el error medio cuadrático (RMSD) de estas estimaciones en la Tabla I.4.

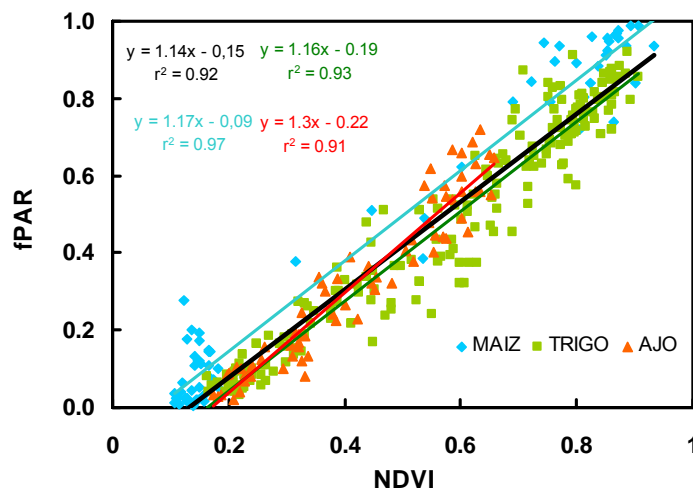


Figura I.5. Relación entre NDVI y fPAR medido en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.

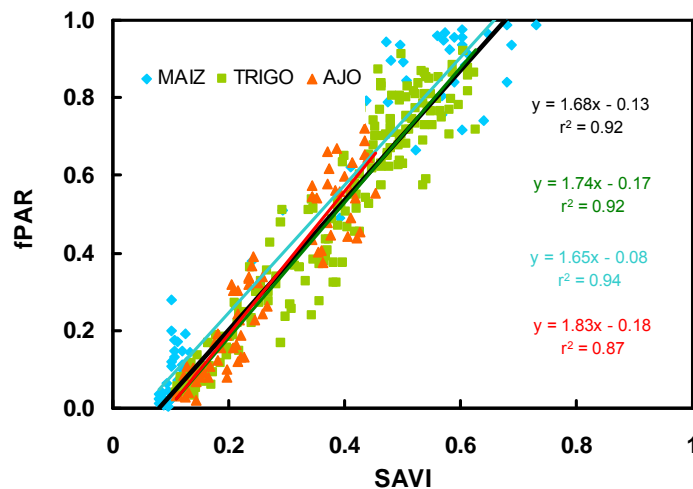


Figura I.6. Relación entre SAVI y fPAR medido en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.

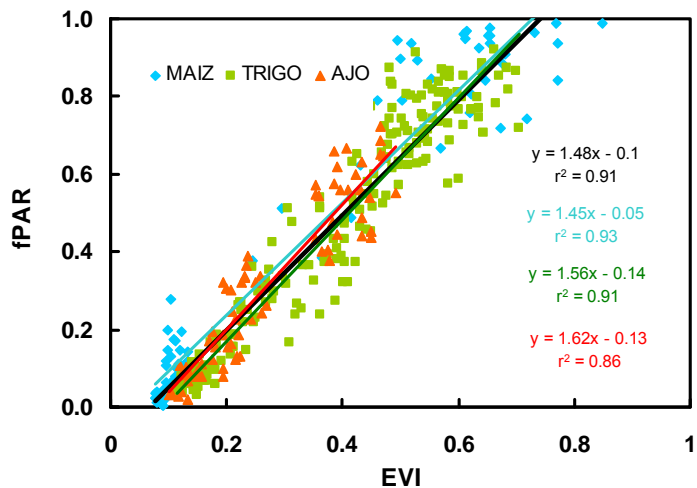


Figura I.7. Relación entre EVI y fPAR medido en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.

Tabla I.4. RMSD obtenidos en la estimación de fPAR con índices de vegetación.

	Ajo		Trigo		Maíz		Total	
	nº medidas	RMSD	nº medidas	RMSD	nº medidas	RMSD	nº medidas	RMSD
NDVI	70	0.06	186	0.072	72	0.073	328	0.082
SAVI	70	0.074	186	0.078	72	0.091	328	0.085
EVI	70	0.076	186	0.084	72	0.1	328	0.091

Con independencia del cultivo y el índice seleccionado se observa una relación lineal entre índice de vegetación y fPAR y un ajuste muy alto en todos los casos. Esta tendencia lineal ha sido observada por otros autores en distintos cultivos como girasol (Joel, 1997), trigo (Asrar et al., 1989) y maíz y soja (Daughtry, 1992). Los datos presentados sugieren que el clásico NDVI presenta un comportamiento ligeramente superior en la estimación de la fPAR, ofreciendo menores errores en todos los cultivos que índices más recientemente desarrollados como el SAVI ó el EVI para estas condiciones de medida.

Los resultados obtenidos en trigo tienen gran similitud a los presentados por Asrar et al. (1989). Este autor ajustó la ecuación $y=1.25x-0.11$ a sus datos experimentales, cuyos parámetros son similares a los obtenidos aquí, pero con una pendiente ligeramente superior. Su ajuste, con $r^2=0.96$ y $RMSD=0.053$, también resulta equivalente al aquí encontrado, con $r^2=0.93$ y $RMSD=0.072$. En el caso del ajo, no se han encontrado estudios previos, no obstante el comportamiento de los IVs en este caso es similar al presentado en los demás cultivos.

Finalmente y utilizando los tres cultivos se ha procedido a un ajuste global, que se presenta en las figuras I.5 a I.7 en color negro, que sea útil para estimar fPAR con independencia del cultivo. Los ajustes obtenidos presentan r^2 por encima de 0.90 en todos los casos, por lo que cualquiera de los IVs analizados podría emplearse en la determinación de esta variable.

I.6.2 Estimación de LAI

En las figuras I.8 a I.10 se presentan las relaciones entre las medidas de los IVs y las de LAI realizadas en campo y los ajustes entre ambos conjuntos de datos, tanto por cultivo como para el total de medidas. Para poder comparar los resultados entre índices se presenta el error medio cuadrático (RMSD) de estas estimaciones en la Tabla I.5.

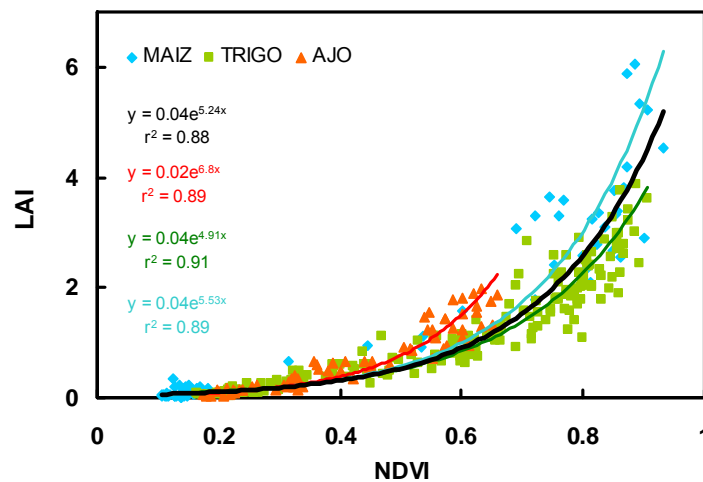


Figura I.8. Relación entre NDVI y LAI medido en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.

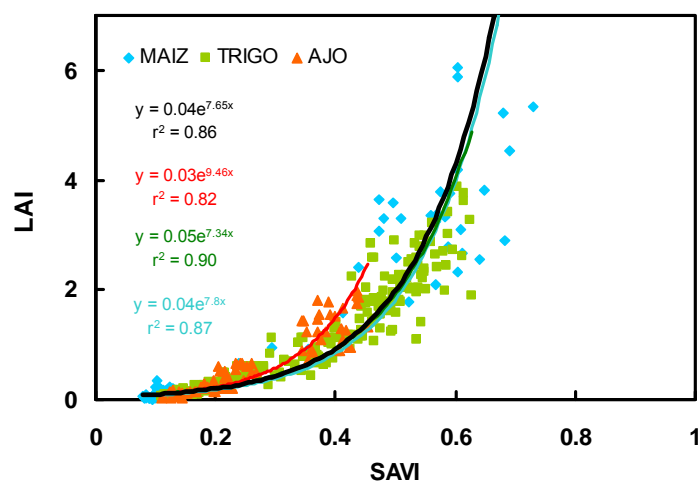


Figura I.9. Relación entre SAVI y LAI medido en campo para los cultivo de maíz, trigo y ajo.

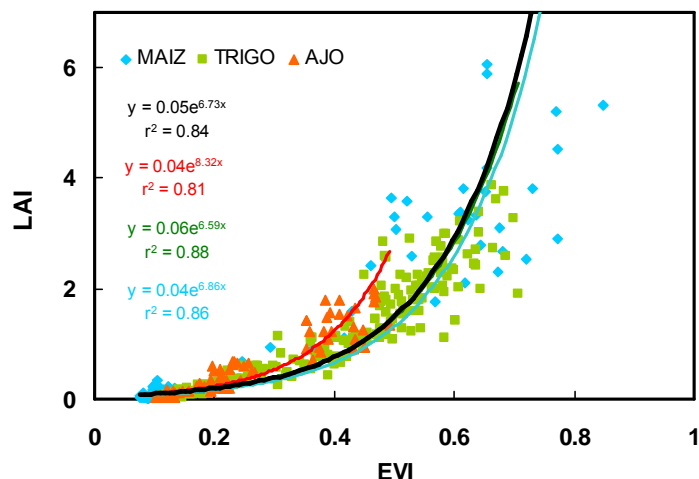


Figura I.10. Relación entre EVI y LAI medido en campo para los cultivo de maíz, trigo y ajo.

Tabla I.5. RMSD obtenidos en la estimación de LAI con índices de vegetación.

	Ajo		Trigo		Maíz		Total	
	nº medidas	RMSD	nº medidas	RMSD	nº medidas	RMSD	nº medidas	RMSD
NDVI	70	0.24	186	0.33	72	0.65	328	0.54
SAVI	70	0.32	186	0.47	72	1.29	328	0.93
EVI	70	0.34	186	0.58	72	1.66	328	1.24

La relación entre NDVI y LAI ha sido reiteradamente analizada por distintos autores y muestra un comportamiento asintótico (Asrar et al., 1989). Hasta valores de LAI aproximadamente igual a 3 la relación índice de vegetación-LAI se acerca a la linealidad y en ese intervalo las estimaciones de esta variable con índices de vegetación son más precisas (González-Dugo y Mateos, 2008). A partir de LAI=3 el cultivo sigue acumulando biomasa y aumentando el valor de LAI pero el índice de vegetación se satura, es por ello que existe una asíntota para los valores más altos de los índices. Este motivo podría explicar que la estimación de LAI realizada en ajo con NDVI (RMSD=0.24) sea la más precisa, al ser un cultivo que no alcanza valores de cobertura total, es decir no desarrolla un LAI superior a 3. Sin embargo, su estimación en maíz es considerablemente inferior a la alcanzada en ajo, al ser un cultivo con gran desarrollo de biomasa y que alcanza valores muy altos de LAI (~6).

En los tres cultivos se comprueba que el índice que alcanza una mejor estimación para las condiciones del estudio es el NDVI, seguido del SAVI y con el EVI presentando resultados inferiores.

I.6.3 Estimación de fc

En las figura I.11 a I.13 se presentan las relaciones entre los IVs calculados a partir de las medidas y las fracciones de cobertura medidas en campo. Igual que en las variables anteriores los errores medios cuadráticos (RMSD) de las estimaciones por cultivo e índice se presentan en la Tabla I.6.

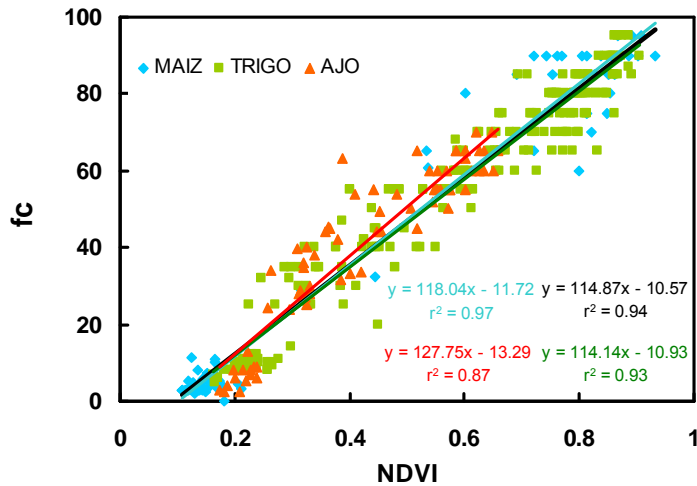


Figura I.11. Relación entre NDVI y fc estimado en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.

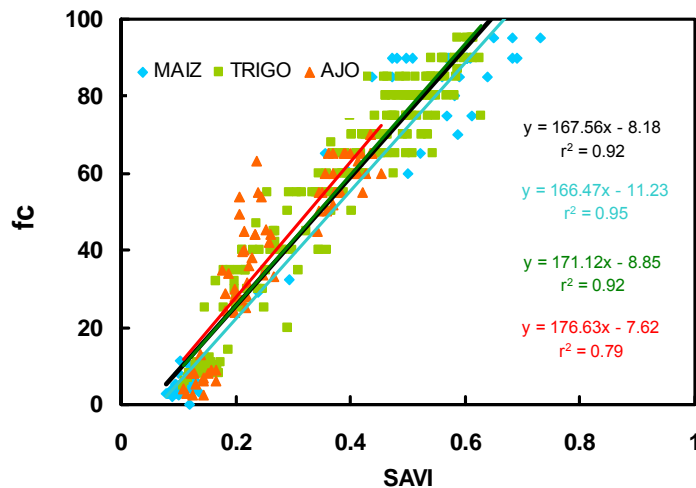


Figura I.12. Relación entre SAVI y fc estimado en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.

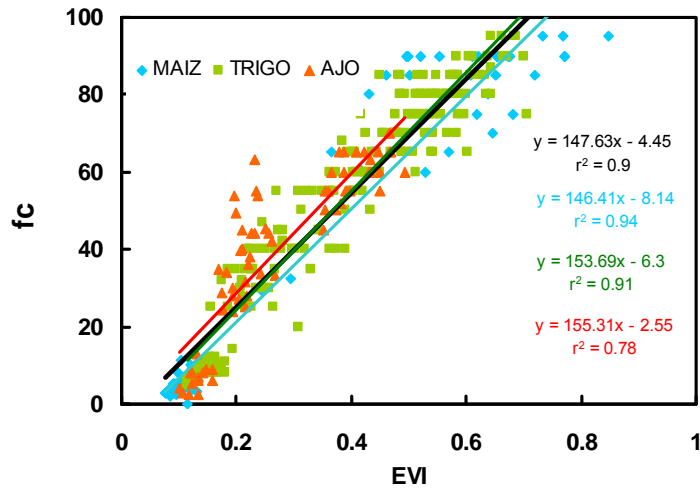


Figura I.13. Relación entre EVI y f_c estimado en campo para los cultivos de maíz, trigo y ajo.

Tabla I.6. RMSD obtenidos en la estimación de f_c con índices de vegetación.

	Ajo		Trigo		Maíz		Total	
	nº medidas	RMSD	nº medidas	RMSD	nº medidas	RMSD	nº medidas	RMSD
NDVI	70	7.63	186	6.94	72	7.21	328	8.03
SAVI	70	9.46	186	7.59	72	8.7	328	8.67
EVI	70	9.86	186	8.14	72	9.7	328	9.45

Se observa que, como en casos anteriores con otras variables, el NDVI es el índice que mejor estima la f_c de los tres índices propuestos.

Choudhury et al. (1994) proponen una relación genérica entre índices de vegetación y cobertura vegetal que ha sido utilizada con resultados aceptables por otros autores como Wittich y Hansing (1995), Qi et al. (2000) y Ramsey et al. (2004) con distintos IVs. El exponente ξ se considera cercano a 1 para la mayoría de los índices, lo que convierte a la ecuación (I.5) en una relación lineal.

$$(1 - f_c)^\xi = \frac{VI_{\max} - VI}{VI_{\max} - VI_{\min}} \quad (I.5)$$

Siendo IV_{\min} el valor del índice correspondiente a un suelo desnudo en la zona de estudio e IV_{\max} el de una superficie completamente cubierta por vegetación. A partir de los valores máximos y mínimos del IV medidos en campo, y que se presentan en la Tabla I.7, se han obtenido un conjunto de ecuaciones de estimación de la f_c basadas en la aplicación

de la Eq (I.5) a cada índice. De forma complementaria, se ha realizado un ajuste lineal directo de los datos de campo, cuyo resultado se presenta en la columna (b) de la Tabla I.7.

Tabla I.7. Valores de IV aplicados en la estimación de la fc y ecuaciones resultantes.

	Máximo	Mínimo	Ecuación derivada (a)	Ecuación directa (b)
NDVI	0.92	0.11	fc=123.45*NDVI-13.5	fc=114.87*NDVI-10.57
SAVI	0.74	0.09	fc=151.51*SAVI-13.8	fc=167.56*SAVI-8.18
EVI	0.78	0.08	fc=142.8*EVI-11.4	fc=147.63*EVI-4.45

(a) Ajuste siguiendo la ecuación de Choudhury et al. (1994)

(b) Ecuación empírica derivada directamente de las medidas de campo

Como se puede observar, las ecuaciones de ambas columnas, a y b, tienen coeficientes muy parecidos, lo que indica que la ecuación propuesta por Choudhury et al. (1994) y otros autores tiene un comportamiento muy bueno en este caso. Es importante mencionar que los índices máximo y mínimo aplicados aquí han sido medidos en campo, lo que garantiza la ausencia de posibles desviaciones derivadas del tratamiento de las imágenes y puede explicar en parte la bondad de este ajuste. Los valores del coeficiente de determinación obtenidos en las regresiones presentadas en este trabajo, superiores a 0.9 en la mayoría de los casos, son próximos al presentado en Choudhury et al. (1994) en la regresión realizada entre la fracción de cobertura estimada y medida en algodón (0.99). La ecuación de Choudhury no es estrictamente una relación empírica. Este autor propone una normalización cuya ecuación es extrapolable a distintos cultivos o situaciones y que se basa en variables que se pueden medir, aunque no necesariamente requiere de medidas en campo para su ajuste.

I.7 Conclusiones

En este primer capítulo, se ha abordado la caracterización y el seguimiento del crecimiento de los cultivos a partir de información espectral medida en campo. Destaca como principal conclusión la constatación, con la presentación de ecuaciones de estimación de variables biofísicas de la cubierta vegetal con un alto grado de ajuste en todos los casos, de la capacidad de la información espectral en la región VIS/NIR, combinada en forma de índices de vegetación, de caracterizar el crecimiento de los cultivos estudiados. Se pueden derivar además las siguientes conclusiones:

- Los tres índices analizados (NDVI, SAVI, EVI) han demostrado su capacidad para realizar buenas estimaciones sobre los cultivos de maíz, trigo y ajo, de las variables estudiadas, f_c , LAI y $fPAR$, desarrollándose relaciones concretas para cada índice y cultivo. Sin embargo, destacan los resultados obtenidos con el NDVI, que ha mostrado mayor precisión en todos los casos por lo que parece aconsejable su uso en aplicaciones posteriores de estos índices.
- La variabilidad estructural de las cubiertas seleccionadas ha permitido obtener relaciones genéricas que pueden ser adecuadas para la mayor parte de los cultivos herbáceos, siempre que sus características se encuentren dentro de la variabilidad representada por los cultivos elegidos. Los altos valores ($> r^2=0.88$ para NDVI) de todos los coeficientes de determinación encontrados en las distintas relaciones y para el conjunto completo de datos disponibles, refuerzan su elección como indicadores de crecimiento. La posibilidad de obtener estos índices, espacialmente distribuidos a escala de parcela ó intraparcela mediante sensores aeroportados o a bordo de satélites, amplía en gran medida las posibilidades de aplicación de forma rutinaria con objeto de mejorar el manejo de los cultivos.
- Los tres índices de vegetación han demostrado su utilidad para la estimación de la variable $fPAR$. Con independencia del cultivo y el índice seleccionado se observa una relación lineal entre índice de vegetación y $fPAR$ confirmando los resultados presentados por otros autores. De las variables seleccionadas, la $fPAR$ es la variable que mejor se estima usando IVs en las condiciones de este estudio. Los datos presentados sugieren que el clásico NDVI presenta un comportamiento ligeramente superior en la estimación de la $fPAR$, ofreciendo menores errores en todos los cultivos que índices más recientemente desarrollados como el SAVI ó el EVI para estas condiciones de medida.
- Los tres IVs han demostrado su habilidad para la estimación del LAI. Las estimaciones de LAI han sido más precisas en el cultivo de ajo. Hasta valores de LAI aproximadamente igual a 3 la relación índice de vegetación-LAI se acerca a la linealidad, sin embargo a partir de ese punto el cultivo sigue acumulando biomasa mientras que los IVs se saturan. El cultivo de ajo presenta una reducida acumulación de biomasa, sin alcanzar en ningún momento valores tan altos de LAI.

Los resultados obtenidos apoyan la hipótesis de que en el intervalo de relación lineal entre IV-LAI ($LAI < 3$), las estimaciones de LAI son más precisas.

- Como en el caso de las variables fPAR y LAI, los tres índices han estimado con una precisión alta, la fc de los tres cultivos seleccionados. El NDVI ha resultado ser el IV que mejor estima la fc y se recomienda su uso en condiciones similares a la de este estudio. Los resultados obtenidos son similares a los presentados por Choudhury et al. 1994, donde se propone una ecuación no empírica que relaciona la fc con los IVs, confirmando así la utilidad de los IVs para la estimación de la fc de los cultivos.

I.8 Bibliografía

- Asrar, G., Myneni, R.B., Kanemasu, E.T.: Estimation of plant-canopy attributes from spectral reflectance measurements. In “theory and applications of optical remote sensing”, edited by G. Asrar (Chichester: John Wiley and Sons) pp 252-292. 1989.
- Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E.T., Hatfield, J. L.: Estimating absorbed photosynthetically active radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agron. J.*, 76, 300-306, 1984.
- Asrar, G., Kanemasu, E., Yoshida, M.: Estimates of leaf area index from spectral reflectance of wheat under different cultural practices and solar angles. *Remote Sens. Environ.*, 17, 1-11, 1985.
- Bastiaanssen, W.G.M., Menenti, M., Feddes, R.A., Holtslag, A.A.M.: A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL):1. Formulation. *J. Hydrol.*, 213, 198-212, 1998.
- Baret, F., Guyot, G.: Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sens. Environ.*, 35, 161-173, 1991.
- Baret, F., Guyot, G., Major, D.: TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. In 12 th Canadian Symposium on Remote Sensing and IGARS`89. (pp. 1355-1358). Vancouver, Canada. 1989.
- Brest, C.L., Goward, S.N.: Deriving surface albedo measurements from narrow band satellite data. *Int. J. Remote Sens.*, 8, 351-367, 1987.
- Brisson, N., Mary, B., Ripoche, B., Jeuffroy, D., Ruget, M.H., Nicoullaud, F., Gate, B., Devienne-Barret, P., Antonioletti, F., Durr, R., Richard, C., Beaudoin, G., Recous, G., Tayot, S., Plenet, X., Cellier, D., Machet, P., Meynard, J.M., Dellécolle, J.M.: STICS: a generic model for the simulation of crops and their water and nitrogen balance. I. Theory and parameterization applied to wheat and corn. *Agronomie (Paris)* 18, 311-346, 1998.
- Choudhury, B.J., Ahmed, N.U., Idso, S.B., Reginato, R.J. Daughtry, C.S.T.: Relations between evaporation coefficients and vegetation indices studied by model simulations. *Remote Sens. Environ.*, 50, 1-17, 1994.
- Chuvieco, E., Huete, A.: Fundamentals of satellite remote sensing. CRC Press, Taylor and Francis Group, London. 2010.
- Coll, C., Caselles, V., Rubio, E., Sospedra, F., Valor, E.: Temperature and emissivity separation from calibrated data of the digital airborne imaging spectrometer. *Remote Sens. Environ.*, 76, 250-259, 2001.

- Crist, E.P., Kauth, R.J.: The tasseled cap de-mystified. *Phot. Eng. Rem. Sens.*, 52, 81-86, 1986.
- Daughtry, C.S.T., Vanderbilt, V.C., Pollara V.J.: Variability of reflectance measurements with sensor altitude and canopy type. *Agron. J.*, 74, 744-751, 1982.
- Daughtry, C.S.T., Gallo, K.P., Goward, S.N., Prince, S.D., Kustas, W.P.: Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies. *Remote Sens. Environ.*, 39, 141-152, 1992.
- Demetriades-Shad, T.H., Steven, M.D., Clak, J.A.: High resolution derivative spectra in remote sensing. *Remote Sens. Environ.*, 33, 55-64, 1990.
- Gilabert, M.A., González-Piqueras, J., García-Haro, F.J., Meliá, J.: A generalized soil-adjusted vegetation index. *Remote Sens. Environ.*, 82, 303-310, 2002.
- Glenn, E., Huete, A., Nagler, P., Nelson, S.: Relationship Between Remotely-sensed Vegetation Indices, Canopy Attributes and Plant Physiological Processes: What Vegetation Indices Can and Cannot Tell Us About the Landscape. *Sensors*, 8, 2136-2160, 2008.
- González-Dugo, M.P., Mateos, L.: Spectral vegetation indices for benchmarking water productivity of irrigated cotton and sugarbeet crop. *Agr. Water Manage.*, 95, 48-58, 2008.
- Goudrian, J.: *Crop Micrometeorology: A simulation study*. Center for Agricultural Publishing and Documentation. Wageningen, The Netherlands. 1977.
- Huete, A.R.: A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sens. Environ.*, 25, 295-309. 1988.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X., Ferreira, L.G.: Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.*, 83, 195-213. 2002.
- Huete, A., Didan, K., Van Leeuwen, W., Miura, T., Glenn, E.: MODIS vegetation indices. In *Land Remote Sensing and Global Environmental Change: NASA's Earth Observing System and the Science of ASTER and MODIS*. 2008.
- Jiang, Z., Huete, A.R., Li, J., Qi, J.: Interpretation of the modified soil-adjusted vegetation index isoclines in red-NIR reflectance space. *J. Appl. Rem. Sens.*, 1, 503-512, 2007.
- Joel, G., Gamon, J.A., Field, C.B.: Production efficiency in sunflower. The role of water and nitrogen stress. *Remote Sens. Environ.*, 62, 176-188, 1997.
- Kaufman, Y., Tanré, D.: Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE. Transactions on Geoscience and Rem. Sens.*, 30, 261-270, 1992.

- Kauth, R.J., Thomas, G.S.: The tasselled cap. A graphic description of the spectral-temporal development of agricultural as seen by Landsat. Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data (pp 41-51). West Lafayette, NJ:LARS, 1976.
- Kuusk, A.: A multispectral canopy reflectance model. *Remote Sens. Environ.*, 50, 75-82, 1994.
- Maas, S.J. Rajan, N.: Estimating ground cover of field crops using medium resolution multispectral satellite imagery. *Agron. J.*, 100, 320-327, 2008.
- Major, D.J., Baret, F., Guyot, G.: A ratio vegetation index adjusted for soil brightness. *Int. J. Rem. Sens.*, 11, 727-740, 1990.
- Moran, M.S., Inoue, Y, Barnes, E.M.: Opportunities and Limitations for image-based remote sensing in precision crop management. *Remote Sens. Environ.*, 60, 319-346, 1997.
- Norman, J.M., Jarvis, P.G.: Photosynthesis in Sitka Spruce (*Pinea sitchensis* (Bong) Carr.) III. Measurements of canopy structure and interception of radiation. *J. Appl. Ecol.*, 12, 839-878, 1974.
- Pearson, R.C., Miller, L.D.: Remote sensing of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie pawnee national grassland. *Proceedings of the 8th International Symposium on Remote Sensing of the Environment. II*, 1355-1379, 1972.
- Pinty, B., Verstraete, M.N.: GEMI: A non-linear index to monitor global vegetation from satellites. *Vegetation*. 101, 15-20, 1992.
- Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A.R., Kerr, Y.H., Sorooshian, S., A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sens. Environ.*, 47, 1-25, 1994.
- Qi, J., Marsett, R. C., Moran, M.S., Goodrich, D.C., Heilman, P., Kerr, Y.H., Dedieu, G., Chehbouni, A., Zhang, X.X.: Spatial and temporal dynamics of vegetation in the San Pedro River basin area. *Agric. For. Meteorol.*, 105, 55-68, 2000.
- Ramsey, R.D., Wright JR., D.L., Mcginty, C. Evaluating the use of Landsat 30m Enhanced Thematic Mapper to monitor vegetation cover in shrub-steppe environments. *Geocarto International*, 19, 39-47, 2004.
- Richardson, A.J., Wiegand, C.L.: Distinguishing vegetation from soil background information. *Phot. Eng. Rem. Sens.*, 42, 679-684, 1977.
- Roundeaux, G., Steven, M., Baret, F., Optimization of soil adjusted vegetation indices. *Remote Sens. Environ.*, 55, 95-107, 1996.

- Rouse, J.W., Haas, R.W., Shell, J.A., Deering, D.W., Harlan, J.C.: Monitoring the vernal advancement and retrogradation of Natural vegetation. NASA/GSFC. Type III, final report. Greenbelt, MA, USA. 1974.
- Sobrino, J.A., Jiménez-Muñoz, J.C., Verhoef, W.: Canopy directional emissivity. Comparison between models. *Remote Sens. Environ.*, 99, 304-314, 2005.
- Spitters, C.J., Van Keulen, H., Van Kraailingen, D.W.G.: A simple and universal crop growth simulator: SUCROS87. In *Simulation and System Management in Crop Protection*(R. Rabbinge, S.A. Ward, y H.H. Van Laar, Eds) *Simulation Monographs* 32, Pudoc, Wageningen. The Netherland, pp 147-181. 1989.
- Stöckle, C.O., Martin, S., Campbell, G.S.: CropSyst, a cropping system model: water/nitrogen budgets and crop yield. *Agric. Syst.* 46, 335-359, 1994.
- Suits, G.H.: The calculation of the directional reflectance of a vegetative canopy. *Remote Sens. Environ.*, 2, 117-125, 1972.
- Verhoef, W.: Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modelling: the SAIL model. *Remote Sens. Environ.*, 16, 25-141, 1984.
- Wittich, K., Hansing, O.: Area-averaged vegetative cover fraction estimated from satellite data. *Int. J. of Biometeorol.*, 38, 209-215, 1995.

Capítulo II. Estimación de la evapotranspiración de maíz y trigo usando el modelo FAO-56 y sensores remotos

II.1 La estimación y medida de la evapotranspiración de los cultivos

El intercambio de agua entre la cubierta terrestre y la atmósfera ó evaporación (E) depende del equilibrio entre la demanda externa aplicada al sistema y el agua previamente almacenada en dicha cubierta. Existe, a su vez, un control biológico del consumo de agua que se intensifica al aumentar su déficit en el suelo. En la práctica, es difícil distinguir entre el agua evaporada a la atmósfera desde la superficie del suelo y aquella transpirada desde la cubierta vegetal, por lo que ambos procesos suelen presentarse de forma conjunta con la denominación de evapotranspiración (ET). La ET conecta los balances de agua y energía en la superficie del suelo.

Su estimación a escala regional ó local proporciona información básica para calcular el balance de agua y comprender el ciclo hidrológico, permitiendo a hidrólogos y agrónomos numerosas aplicaciones relacionadas con el papel de la vegetación en este ciclo. En zonas áridas o semiáridas, su conocimiento es clave para mejorar el manejo del agua que permita incrementar la productividad del agua de regadío y garantizar la sostenibilidad de la agricultura de regadío (Hsiao et al., 2007). En estas circunstancias realizar medidas y/o estimaciones de la ET resulta imprescindible para determinar las necesidades hídricas de los cultivos y para el diseño y manejo de los sistemas de riego. Por este motivo, se han

realizado numerosas investigaciones en los últimos 70 años para obtener procedimientos que permitan medir y estimar este componente del balance de agua.

Físicamente, la evaporación es un fenómeno por el cual átomos o moléculas en estado líquido ganan energía suficiente para pasar al estado de vapor. El aporte de energía en el caso de la evaporación hídrica, proviene en su mayor parte de la radiación solar. A medida que la evaporación avanza, el aire que rodea a la superficie evaporante se satura y la velocidad con la que las moléculas se evaporan empieza a descender, pudiéndose detener el proceso si el aire húmedo no es transferido a la atmósfera. Esta renovación del aire húmedo depende principalmente de la velocidad del viento. De este modo, se puede afirmar que la radiación solar, la velocidad del viento, la temperatura y humedad del aire son los parámetros que hay que considerar para la estimación de la evaporación (Allen et al., 1998).

La transpiración, por otro lado, consiste en la vaporización hacia la atmósfera del agua en estado líquido que contienen las hojas de las plantas. La mayor parte del agua absorbida por las raíces se transpira y sólo una pequeña parte del agua (menos del 5%) se queda en la planta contribuyendo a la expansión de las nuevas células, formadas en las zonas de crecimiento. Una cantidad aún menor se consume en procesos metabólicos, como la fotólisis que ocurre durante la fotosíntesis o como en las reacciones hidrolíticas donde la incorporación de una molécula de agua da origen a nuevos compuestos (Hopkins, 1999).

La mayor parte de la transpiración se produce a través de los estomas, que son pequeñas aberturas localizadas en las hojas de las plantas. La tasa de transpiración depende del grado de apertura del estoma, de la turbulencia del aire y del gradiente de concentración de vapor de agua existente entre el aire del interior de la hoja y el de la atmósfera. La transpiración permite a la planta alcanzar el estado de turgencia, crecer y producir biomasa. Además, la salida del vapor de agua tiene un efecto refrigerante y es el principal responsable de la elevación del agua y de los elementos minerales a las partes superiores de la planta (Sharma, 1985).

II.1.1 Medida de la evapotranspiración

En general la “medida” de un parámetro o variable biofísica se puede considerar como la cuantificación de uno de los atributos del material que está siendo investigado, con el

objetivo último de responder a una pregunta específica formulada en un determinado experimento (Kempthorne y Allmaras, 1986). Se considera que una medida es “directa” cuando el valor del parámetro ha sido cuantificado usando directamente un instrumento de medida. Por el contrario la medida es “indirecta” cuando se obtiene a partir de su relación con otros parámetros o variables que pueden ser medidos de forma directa. (Sette, 1977).

Los diferentes métodos de medir de forma directa o indirecta la ET se basan en medidas de dos tipos de factores (Rana y Katerji, 2000) que afectan fundamentalmente al suelo y la atmósfera. La primera clase engloba el contenido de agua en el suelo y las características físicas de la superficie evaporativa (albedo, densidad de plantas, rugosidad de la cubierta, altura de la planta). La segunda clase incluye los datos meteorológicos como la radiación solar, la velocidad del viento y las características termodinámicas de la atmósfera que rodea a la cubierta. Existen diferentes clasificaciones de los métodos de medida de la ET. Rana y Katerji (2000) presentan una clasificación de los métodos en función del área del conocimiento a la que conceptualmente pertenezcan. Según esta clasificación los métodos de medida se clasifican en hidrológicos, micrometeorológicos y de fisiología de la planta.

Los **métodos hidrológicos** principales son el balance de agua en el suelo y la lisimetría. El balance de agua en el suelo es un método indirecto de medida de la ET, obteniéndose ésta como residuo en una ecuación de balance basada en el principio de conservación de la masa aplicado al suelo. El balance de agua se puede expresar como:

$$P + R + W - ET - E - D = \pm[\Delta S] \quad (\text{II.1})$$

donde P es la precipitación, R es el riego, W es la contribución de agua por capilaridad, ET es la evapotranspiración, E es la escorrentía, D es el drenaje y ΔS es el almacenamiento de agua en el suelo. La metodología consiste en obtener la ET a partir de los valores medidos o estimados del resto de los términos de la ecuación II.1. A menudo es difícil estimar todos los términos y se recurre a simplificaciones de alguno de los términos de la ecuación II.1.

El segundo método hidrológico destacable es la lisimetría. Los lisímetros de pesada han sido desarrollados específicamente para obtener una medida directa de la ET que es

calculada a partir de una pérdida o ganancia de peso en el lisímetro (Sharma, 1985). En general, un lisímetro de pesada es un recipiente o tanque instalado en el campo y que contiene un volumen de suelo donde crecen las plantas. Generalmente una balanza proporciona las medidas del peso del recipiente necesarias para obtener los valores de ET. Los lisímetros suelen ser reducidos y para que las medidas sean representativas es indispensable que la densidad de plantas, altura y condiciones agronómicas dentro del lisímetro sean semejantes a las del campo que les rodea. En caso contrario las medidas sólo representarían la ET de un punto de la parcela (Grevet y Cuenca, 1991). Este método ha sido tradicionalmente utilizado para evaluar las medidas de ET de otros métodos y para la calibración de modelos orientados a estimar la ET (ASCE, 1996). En Allen et al. (2011) se puede encontrar una revisión de los tipos de lisímetros y una serie de recomendaciones para que las medidas registradas por el lisímetro sean representativas de la parcela.

Los **métodos micrometeorológicos** se basan fundamentalmente en variables meteorológicas (temperatura, humedad, velocidad de viento y radiación) medidas sobre la superficie evaporante para deducir la ET. Desde un punto de vista energético, la ET se define como la energía empleada para transportar el vapor de agua desde el interior de las hojas ó el suelo hasta la atmósfera. En ese caso se denomina flujo de calor latente (LE) y sus unidades son las de una densidad de flujo ($W\ m^{-2}$), aunque por comodidad se le suele denominar simplemente como flujo. Los tres métodos fundamentales para medir el flujo de calor latente usando esta aproximación son el balance de energía-razón de Bowen, el método aerodinámico y el sistema de covarianza de torbellinos. Se ha presentado en los últimos años un sistema basado en la renovación del aire en superficie (Castellví, 2004; Castellví y Snyder, 2010) que aún se encuentra en discusión, no aplicándose de forma operativa en estos momentos. Sin embargo, presenta ventajas significativas respecto a otros métodos, relacionadas con el coste del equipamiento, y sus resultados iniciales son prometedores de cara a la necesidad de medidas más extensivas que requieren los procedimientos basados en datos remotos.

El balance de energía en superficie se basa en el principio de conservación de la energía. El flujo de calor latente (LE) es una de las componentes del balance de energía, que, despreciando flujos de energía horizontales (advección) y considerando que la energía empleada en la fotosíntesis es también despreciable, se puede expresar de la siguiente forma:

$$R_n = H + LE + G \quad (\text{II.2})$$

donde R_n es la radiación neta, H es el flujo de calor sensible y G es el flujo de calor intercambiado por conducción entre la superficie del cultivo y el suelo, todos estos términos se expresan en W m^{-2} .

Bowen (1926) presentó la relación entre el flujo de calor sensible y el de calor latente (β) como una simplificación del balance de energía para determinar la ET. El cierre del balance de energía usando la razón de Bowen es un método indirecto de medida de ET que ha sido analizado por muchos autores (Fuchs y Tanner, 1970; Sinclair et al., 1975; Revheim y Jordan, 1976). Este método permite estimar ET midiendo la temperatura y la presión de vapor del aire a dos alturas, la radiación neta y el flujo de calor en el suelo. Su gran ventaja es la de no requerir información sobre las características aerodinámicas de las cubiertas. Por el contrario presenta la desventaja de proporcionar valores de flujo carentes de sentido físico cuando la razón de Bowen (β) se aproxima a -1. Para algunos autores, los métodos estrictamente micrometeorológicos son el método aerodinámico y el sistema de covarianza de torbellinos. Estos métodos necesitan instrumentación muy precisa para la medida de variables meteorológicas que eleva mucho su coste operacional. La utilidad de estos sistemas se ha visto tradicionalmente reducida a trabajos de investigación debido en parte al elevado coste y a la necesidad de personal cualificado para su puesta en funcionamiento (Allen et al., 1998). El método de covarianza de torbellinos fue propuesto hace años, pero su uso ha estado condicionado al desarrollo de la instrumentación adecuada para la medida de las variables implicadas con la frecuencia deseada y de los medios para el tratamiento adecuado de los datos. Este método permite calcular la media del flujo de calor latente para un intervalo de tiempo a partir de la covarianza entre los valores instantáneos de la componente vertical del viento y la humedad específica del aire. La facilidad de transporte de los equipos y el descenso de los precios de los mismos han hecho que su uso se extienda (Shuttleworth et al., 1988). En la actualidad existe una red de sistemas de covarianza de torbellinos instalados por todo el mundo (FLUXNET) coordinada por el profesor de la Universidad de California Dr. D. D. Baldocchi y que registra en continuo medidas del flujo de calor latente de distintas superficies (cultivos, bosques, savanas...). En los últimos años, este sistema se considera una alternativa muy válida y útil a las técnicas de lisimetría a la hora de obtener valores de ET necesarios para calibrar y validar modelos que simulen la pérdida de agua desde una superficie vegetal (Kizer et al., 1990; Ottoni et al., 1992).

El último grupo de métodos de medida de la ET, recibe el nombre de **métodos basados en la fisiología de la planta**. Este tipo de modelos se usan para estudiar individualmente el comportamiento hídrico de plantas. El método de flujo de savia y el sistema de cámara de cultivo son los dos métodos que destacan dentro de este grupo (Rana y Katerji, 2000). El método de flujo de savia (Cohen et al., 1988) se basa en la asunción de que el flujo de la savia está relacionado con la tasa de transpiración de la planta. Tiene el inconveniente de que las medidas de transpiración de plantas individuales deben ser extrapoladas a escala de parcela. Esto es posible si la estructura de la cubierta y su variabilidad espacial (densidad, altura, LAI) es conocida. Es necesario destacar que este sistema mide únicamente la transpiración y no proporcionar información alguna sobre la evaporación desde el suelo, componente que representa un alto porcentaje de la ET cuando la cobertura vegetal es baja (Allen et al., 1998). El sistema de cámara no presenta este inconveniente puesto que este método permite estimar valores de ET. Las primeras cámaras de medida de ET fueron descritas por Reicosky y Peters (1977). Con posterioridad se han desarrollado versiones mejoradas de las primeras cámaras de medida (Wagner y Reicosky, 1996). El principal problema de este tipo de medidas se relaciona con la modificación del microclima en el interior de la cámara de medida (Denmead, 1984). Su uso no está muy extendido en la actualidad.

II.1.5 Estimación de la evapotranspiración

La necesidad de obtener eficazmente valores de ET sin necesidad de costosos instrumentos (lisímetros, sistemas de covarianza de torbellinos, etc) ha desencadenado un importante esfuerzo de desarrollo de modelos por parte de muchos grupos de investigación. Existen diversos modelos para la estimación de ET. Diferenciando entre modelos analíticos o empíricos, y siguiendo la clasificación propuesta por Rana y Katerji (2000), se puede destacar como modelo analítico el de Penman-Monteith mientras que los métodos basados en el coeficiente de cultivo y la mayor parte de los basados en el modelado del balance de agua, destacan como modelos empíricos para el cálculo de la ET.

a) Modelos analíticos

La primera formulación de una ecuación que combina la ecuación del balance de energía con las ecuaciones de flujo de calor latente y calor sensible se realizó en 1948 (Penman, 1948). El objetivo de esta primera ecuación fue calcular la ET de una superficie de agua usando medidas de radiación solar, temperatura, humedad y viento. La forma más

extendida de la ecuación se debe a Monteith que la generalizó a superficies cultivadas introduciendo parámetros de resistencia aerodinámicos y de superficie. Esta ecuación tiene el inconveniente de requerir datos de resistencia de la cubierta que dependen a su vez de diversos factores ambientales (temperatura, radiación y déficit de vapor de presión). Sin embargo la ecuación de Penman-Monteith es muy útil desde un punto de vista conceptual y toma la forma:

$$LE = \frac{\Delta(R_n - G) + \frac{\rho C_p}{r_a} DPV}{\Delta + \gamma \left(\frac{r_c}{r_a} + 1 \right)} \quad (\text{II.3})$$

donde, además de los flujos de energía previamente mencionados, se hace referencia a:

Δ : pendiente de la curva de saturación del vapor de agua, calculada a la temperatura T del aire ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$)

ρ_a : densidad del aire (kg m^{-3})

C_p : calor específico del aire a presión constante ($\text{J kg}^{-1} ^\circ\text{C}^{-1}$)

DPV: déficit de presión de vapor de agua en el aire (Pa)

γ : constante psicrométrica ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$)

r_s : resistencia de superficie (s m^{-1})

r_a : resistencia aerodinámica (s m^{-1})

b) Modelos empíricos

La ET de los cultivos depende de un gran número de variables, sin embargo se pueden seleccionar seis de ellas como las más relevantes. Dos, la disponibilidad de agua en superficie y la geometría de la cubierta, son factores de superficie que dependen fundamentalmente del cultivo y su manejo. El otro grupo, al que pertenecen la temperatura, humedad relativa, velocidad de viento y radiación neta, son estrictamente climáticos. Es obvio pensar que el segundo grupo no supone un especial problema cuando se quiere obtener valores de ET de los cultivos. Por el contrario, los factores de superficie si atañen una dificultad considerable. La dificultad de parametrizar los factores de superficie

llevó a Doorenbos y Pruitt (1977) a proponer un método de estimación que se basaba en la comparación de la superficie de estudio con una superficie vegetada de referencia cuya ET (denominada ET_0) dependiese exclusivamente de variables climáticas fáciles de medir. Este nuevo parámetro cuantificaría la capacidad evaporativa de la atmósfera. Esta superficie fue definida como “una superficie extensa de gramíneas verdes de 8 a 15 cm de altura, uniforme, de crecimiento activo, que sombrean totalmente el suelo y bien abastecida de agua” (Doorenbos y Pruitt, 1977). El problema radicaba en la definición de los parámetros de superficie. Estos parámetros se englobaron de forma estrictamente empírica en un coeficiente de cultivo que representara a los factores de superficie. El coeficiente de cultivo (k_c) se define como la relación existente entre la ET del cultivo y la evapotranspiración de referencia. El procedimiento de cálculo obligaba a calcular por un lado la ET_0 a partir de las medidas de variables climáticas y posteriormente encontrar el coeficiente de cultivo que se ajustara a las condiciones del cultivo. Posteriormente Allen et al. (1998) definieron con más precisión la superficie de referencia a utilizar: “un cultivo hipotético de gramíneas (festuca), con una altura de 0.12 m, una resistencia superficial de 70 s m^{-1} y un albedo de 0.23”.

El uso de esta nueva metodología, avalada por FAO, se generalizó en poco tiempo, demostrando su enorme utilidad. El desarrollo de procedimientos para la estimación de la ET_0 pasó a ser una prioridad para los investigadores. Existen diversos procedimientos para el cálculo de la ET_0 . Jensen (1990) clasifica las ecuaciones de cálculo de ET_0 en función de los datos requeridos con la siguiente estructura:

- a) Temperatura: ecuaciones de Hargreaves, Blaney-Criddle y Thornthwaite.
- b) Radiación: Makkink.
- c) Temperatura y radiación: ecuaciones de Priestly-Taylor, Jensen-Haise.
- d) Temperatura, radiación, humedad relativa y velocidad de viento. A este grupo pertenecen las ecuaciones de combinación derivadas de la de Penman (1948) como la de Penman-FAO (Doorenbos y Pruitt, 1977) y la de Penman-Monteith (Allen et al., 1998).

Los métodos más sencillos y empíricos se basan en simples análisis estadísticos incorporando una o dos variables climáticas (temperatura y radiación). Estos métodos tienen una menor base teórica y requieren un ajuste local importante. Su principal ventaja radica en que permiten obtener estimaciones de ET_0 en lugares con una disponibilidad de

datos limitada (Sharma, 1985). Las ecuaciones de combinación representan una solución más teórica del problema. El método consiste en resolver la ecuación de combinación para una cubierta de festuca. La versión más extendida es la de Penman-Monteith desarrollada por FAO (Allen et al., 1998). En ella, la resistencia aerodinámica se obtiene de una manera semiempírica partiendo del supuesto de condiciones neutras de estabilidad atmosférica, y se le da un valor inversamente proporcional a la velocidad del viento, considerándose una resistencia de la cubierta constante e igual a 70 s m^{-1} . En las últimas dos décadas se han evaluado las distintas metodologías para la estimación de ET_0 en distintos ambientes (Jensen et al., 1990; Allen et al., 1989). Utilizando 11 lisímetros ubicados en distintas zonas del mundo, se evaluaron las estimaciones de las ecuaciones de Penman-FAO y de Penman-Monteith (P-M), llegando a la conclusión de que la ecuación de P-M era la más precisa. En general la ecuación de Penman-FAO sobrestimaba en un 15-20% por lo que se desaconsejaba su uso. Estos mismos resultados fueron presentados por el grupo de expertos consultados por la FAO en el manual 24 (Smith et al., 1991).

Actualmente FAO-56 es el modelo de estimación de ET más generalizado, especialmente en aplicaciones agronómicas y de ingeniería del riego, y representa una mejora del modelo propuesto por Doorenbos y Pruitt (1977). Este modelo unifica el cálculo de la ET_0 recomendando la ecuación de P-M y utiliza el concepto de coeficiente de cultivo dual (Wright, 1982) y el coeficiente de estrés hídrico que permite la estimación de ET en estas condiciones.

II.2 Modelo de FAO (56) de estimación de requerimientos de agua de los cultivo

Este modelo fue presentado y definido en el estudio FAO de riego y drenaje n°56 (Allen et al., 1998). Como se ha comentado anteriormente, FAO-56 es una revisión y mejora del estudio presentado por la FAO en 1975 sobre el cálculo de las necesidades hídricas de los cultivos y conocido como FAO-24 (Doorenbos y Pruitt, 1977). La definición de un coeficiente dual, que diferencia suelo y vegetación, facilitando el cálculo de la evaporación desde el suelo y permitiendo a su vez el cuantificar el efecto del estrés hídrico sobre la transpiración de la planta, junto con la generalización del uso de la ecuación de P-M son las grandes mejoras que incluye FAO-56. Además, a diferencia de FAO-24, se define que método es el más recomendable para obtener la evapotranspiración de referencia

basándose en los resultados de estudios realizados con lisímetros sembrados con festuca y ubicados por todo el mundo.

La metodología FAO-56 consiste en el cálculo de una ET_o que representa el poder evaporante de la atmósfera y de un coeficiente de cultivo dual que está relacionado con los factores de superficie que definen el estado de desarrollo de la vegetación. Existen dos posibilidades de cálculo en función, entre otros aspectos, de la disponibilidad de agua por parte de los cultivos. Por un lado, se presenta la posibilidad de calcular la ET de los cultivos bajo condiciones estándar, considerándose que el cultivo se ha desarrollado en condiciones óptimas, sin enfermedades, en una parcela bien fertilizada y con el aporte necesario de agua para que el cultivo no sufra estrés hídrico. En segundo lugar, se presenta la posibilidad de calcular la ET para un cultivo que se desarrolla con un aporte deficitario de agua.

II.2.1 Evapotranspiración de referencia

La evapotranspiración de referencia (ET_o) es la evapotranspiración que se produce en un cultivo de referencia con unas características bien definidas. La superficie de referencia, como se ha mencionado, es definida en FAO-56 como un cultivo hipotético de gramíneas (festuca), con una altura de 0.12 m, una resistencia superficial de 70 s m^{-1} y un albedo de 0.23. El desarrollo de la festuca debe ser óptimo, sin enfermedades, sin restricciones en la disponibilidad de agua, con una altura de planta uniforme, y con una cobertura vegetal máxima (Allen et al., 1998). Un lisímetro con un cultivo de referencia similar al descrito anteriormente proporcionaría medidas directas de ET_o . Sin embargo, se recurre a estimaciones de esta variable a partir de datos meteorológicos para evitar la necesidad de instalar estos costosos sistemas recomendándose el método de Penman-Monteith, como el método que mejores resultados ofrece para la estimación de la ET_o . Este método requiere datos de radiación, velocidad de viento, temperatura y humedad del aire. La ecuación FAO-Penman-Monteith se deriva de la ecuación de Penman-Monteith y de las ecuaciones que permiten el cálculo de la resistencia aerodinámica y de resistencia de la superficie presentadas en Allen et al. (1998). La ecuación propuesta por FAO-56 es:

$$ET_o = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (\text{II.4})$$

donde:

ET_0 : Evapotranspiración de referencia (mm día^{-1})

Δ : pendiente de la curva de saturación del vapor de agua, calculada a la temperatura T del aire ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$)

R_n : radiación neta ($\text{MJ m}^{-2} \text{ día}^{-1}$)

G : flujo de calor en el suelo ($\text{MJ m}^{-2} \text{ día}^{-1}$)

γ : constante psicrométrica ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$)

T : temperatura media diaria del aire medida a 2 m de altura ($^\circ\text{C}$)

u_2 : velocidad media diaria del viento medida a 2 m de altura (m s^{-1})

e_s : presión de saturación promedio diario del vapor de agua (kPa)

e_a : presión de vapor promedio diario existente en el aire (kPa)

$e_s - e_a$: déficit de presión de vapor de agua en el aire (kPa)

La ecuación anterior permite estimar el valor diario de la ET_0 utilizando datos meteorológicos promedios diarios obtenidos a una determinada altura. El desarrollo de estaciones automáticas que registran datos meteorológicos con alta resolución temporal ha permitido el cálculo de la ET_0 en base horaria o semihoraria. FAO 56 recomienda el uso de la aproximación en base horaria en zonas donde existen variaciones altas en la velocidad del viento y de la nubosidad a lo largo del día. Sin embargo esta aproximación está menos extendida y suele utilizarse únicamente en trabajos de investigación. Allen et al. (2006) compararon el uso de la ecuación en base diaria y horaria, concluyendo que hay diferencias significativas entre ambas aproximaciones. Este problema se puede solventar usando diferentes valores de resistencia de la superficie (r_s) para el día y la noche en la aplicación en base diaria (Allen et al., 2006).

El cambio a escala horaria en las variables de entrada provoca cambios en los coeficientes de la ecuación de FAO-Penman Monteith

$$ET_o = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{37}{T_{hr} + 273} u_2 (e^o(T_{hr} - e_a))}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (II.5)$$

donde:

ET_o : Evapotranspiración de referencia (mm hora⁻¹)

Δ : pendiente de la curva de saturación del vapor de agua, calculada a la temperatura T del aire (kPa °C⁻¹)

R_n : radiación neta (MJ m⁻² hora⁻¹)

G : flujo de calor en el suelo (MJ m⁻² hora⁻¹)

γ : constante psicrométrica (kPa °C⁻¹)

T : temperatura media horaria del aire medida a 2 m de altura (°C)

u_2 : velocidad media horaria del viento medida a 2 m de altura (m s⁻¹)

e_s : presión de saturación promedio horario del vapor de agua (kPa)

e_a : presión de vapor promedio horario existente en el aire (kPa)

$e_s - e_a$: déficit de presión de vapor de agua en el aire (kPa)

II.2.2 Cálculo de la evapotranspiración de los cultivos bajo condiciones estándar

II. 2.2.1 Método del coeficiente de cultivo simple

El método del coeficiente de cultivo simple permite calcular la evapotranspiración de un cultivo que se desarrolla bajo condiciones estándar, es decir, sin estrés hídrico ó salino, enfermedades o plagas, malas hierbas o fertilidad del suelo, a partir de la siguiente ecuación:

$$ET_c = K_c \cdot ET_o \quad (II.6)$$

donde:

ET_c : evaporación del cultivo (mm día⁻¹)

K_c : coeficiente de cultivo

ET_o : evaporación de referencia (mm día⁻¹)

El coeficiente de cultivo (K_c) combina el efecto de la evaporación desde el suelo y de la transpiración de la planta. Es un factor que incluye los efectos propios del cultivo sobre la ET y que se obtiene experimentalmente como la relación entre la evapotranspiración del cultivo y de la superficie de referencia. Esta metodología permite calcular el valor máximo que puede evapotranspirar una superficie vegetal para unas condiciones climáticas definidas por la ET_0 y en ausencia de limitantes para la evapotranspiración.

El K_c no permanece constante durante el desarrollo del cultivo. A medida que el cultivo se desarrolla, el porcentaje de suelo desnudo, el índice de área foliar y la altura del cultivo varían con el tiempo. Estos cambios en la cubierta vegetal tienen un efecto directo en la tasa evaporativa del cultivo modificándose el K_c a lo largo del ciclo de desarrollo del cultivo. FAO-56 presenta un método de estimación del K_c que se basa en representar la curva de K_c como un conjunto de líneas rectas que se definen a partir de la duración de las 4 fases fundamentales de crecimiento del cultivo y del valor de K_c al inicio y final de cada fase. FAO-56 presenta tabuladas la duración de las 4 fases de crecimiento (fase inicial, fase de crecimiento rápido, fase intermedia y fase final) y los valores necesarios de K_c ($K_{c\text{inicial}}$, $K_{c\text{medio}}$, $K_{c\text{final}}$). Se ha realizado un esfuerzo importante para obtener empíricamente la duración y coeficientes de la mayoría de los cultivos utilizados en agronomía y cultivados en distintas condiciones climáticas. Esto ha permitido que esta metodología se haya popularizado y se considere una herramienta imprescindible para el cálculo de necesidades hídricas de cultivos y en el diseño de sistemas de riego.

La principal limitación de esta metodología está asociada al cálculo conjunto de la evaporación y de la transpiración. La evaporación diaria puede fluctuar debido al humedecimiento del suelo derivado de un aporte de agua por riego o precipitación. Esta fluctuación tiene un mayor impacto en las fases iniciales del cultivo donde la superficie de suelo expuesta a evaporación es mayor, sin embargo el coeficiente de cultivo simple no responde a esas fluctuaciones puntuales. El comportamiento y la naturaleza del K_c , hacen que esta metodología está especialmente formulada para el diseño de sistemas de riego donde los intervalos entre riegos son altos, como ocurre a menudo en riegos por superficie y aspersión (Allen et al., 1998).

II. 2.2.2 Método del coeficiente de cultivo dual

El método del coeficiente dual permite calcular la ET de los cultivos bajo condiciones estándar y predecir los efectos que producen los eventos de humedecimiento del suelo sobre el K_c (Wright, 1982; Allen et al., 1998). A diferencia del método anterior, esta nueva metodología permite el cálculo individualizado de la evaporación y de la transpiración. En esta metodología, el K_c se separa en dos partes, el coeficiente de cultivo basal (K_{cb}) y el coeficiente de evaporación desde el suelo (K_e), que permiten calcular las componentes de transpiración y evaporación, respectivamente. La expresión para el cálculo de la ET se presenta a continuación:

$$ET_c = (K_{cb} + K_e) \cdot ET_o \quad (II.7)$$

El carácter dual del K_c fue propuesto por Wright (1982). El K_{cb} se define en FAO56 como el cociente entre la ET_c y la ET_o cuando la superficie del suelo está seca y la tasa de transpiración no está siendo limitada por ningún condicionante externo. El método de estimación del K_{cb} es similar al presentado para el K_c . La duración de las cuatro fases de crecimiento principales del cultivo coinciden con las descritas para el cálculo del K_c y los valores necesarios de K_{cb} ($K_{cb\text{inicial}}$, $K_{cb\text{medio}}$, $K_{cb\text{final}}$) han sido determinados empíricamente y están tabulados en Allen et al. (1998). Allen y Pereira (2009) han revisado este procedimiento e incluyen en él un coeficiente de densidad K_d que es función del índice de área foliar. La figura I.1 representa un ejemplo de una evolución típica del K_c y K_{cb} a lo largo del ciclo de un cultivo.

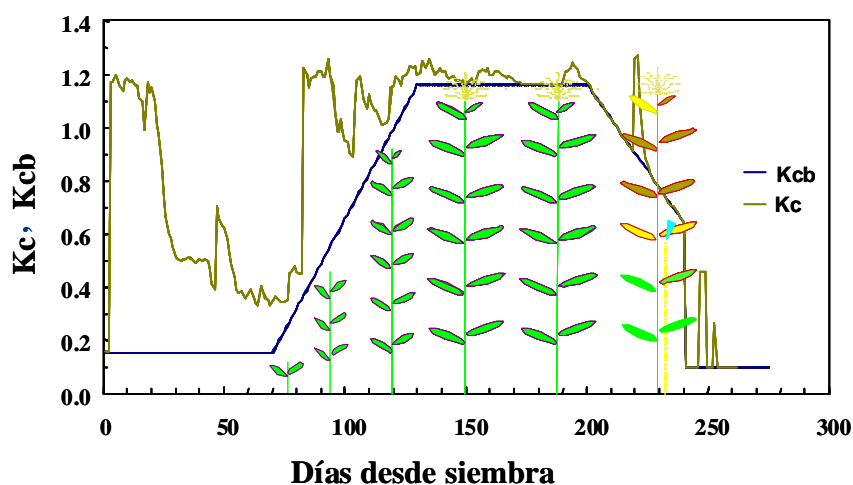


Figura II.1. Evolución típica del K_c y K_{cb} de un cultivo sin estrés hídrico (Allen et al., 1998)

La estimación del K_e requiere calcular el balance de agua diario en la superficie de suelo donde se produce la evaporación. Se asume que la profundidad de la capa de suelo cuya humedad puede ser evaporada puede variar entre 0.1 y 0.15 m (Allen et al., 1998). El K_e alcanza su máximo cuando la capa superficial de suelo está humedecida inmediatamente después de una lluvia o un riego y toma el valor de cero cuando esta capa superficial está completamente seca. El K_e se obtiene a partir de la ecuación II.8

$$K_e = K_r (K_{c_{max}} - K_{cb}) \leq f_{ew} K_{c_{max}} \quad (II.8)$$

donde:

K_e : coeficiente de evaporación desde el suelo

K_r : coeficiente de reducción de la evaporación dependiente de la cantidad de agua en el suelo

K_{cb} : coeficiente de cultivo basal

$K_{c_{max}}$: valor máximo que alcanza K_e inmediatamente después de una lluvia o riego abundante

f_{ew} : fracción de suelo descubierta que es humedecida

La expresión $(K_{c_{max}} - K_{cb})$ representa la evaporación del suelo desnudo cuando el suelo está humedecido después de un aporte de agua y cuando la tasa de evaporación es máxima. Después de un aporte de agua por riego o precipitación el valor de K_r es 1 y la evaporación depende exclusivamente de la energía disponible para este proceso. A medida que el suelo comienza a secarse, la cantidad de agua disponible para ser evaporada disminuye y la evaporación se reduce proporcionalmente a la cantidad de agua que todavía queda en la capa superficial del suelo donde se produce la evaporación. El K_r permite modelar este proceso, decreciendo su valor desde 1 hasta 0 cuando la capa superficial del suelo está completamente seca. Puesto que la evaporación ocurre predominantemente en la capa de suelo desnudo y está limitado por la energía disponible, el valor de K_e no puede exceder el producto $f_{ew} \times K_{c_{max}}$, donde f_{ew} es la fracción de suelo descubierta que es humedecida por un aporte de agua (Allen et al., 1998). A continuación se definen los parámetros $K_{c_{max}}$, f_{ew} y K_e , presentando la metodología de cálculo recomendada en FAO-56.

El $K_{c_{max}}$ representa el límite superior de la evaporación y transpiración de una superficie vegetal y se impone para reflejar las restricciones naturales presentes en la energía disponible para que los cultivos evapotranspiren ($R_n - (G + H)$). Si la superficie de referencia es una pradera de festuca, el $K_{c_{max}}$ oscila entre 1.05 y 1.30 (Allen et al., 1998). La expresión para su cálculo se presenta a continuación.

$$K_{c_{max}} = \max \left(\left\{ 1.2 + [0.04(u_2 - 2) - 0.004(RH_{min} - 45)] \left(\frac{h}{3} \right)^{0.3} \right\}, \{K_{cb} + 0.05\} \right) \quad (II.9)$$

donde:

h: altura máxima de la planta en el periodo de cálculo (m)

K_{cb} : coeficiente de cultivo basal

u_2 : velocidad del viento ($m\ s^{-1}$)

RH_{min} : Humedad relativa mínima

Max(): valor máximo de los parámetros dentro de los corchetes y separados por coma

La fracción de suelo expuesta y mojada (f_{ew}) se define como la fracción de suelo desde la que se produce la evaporación. Su cálculo tiene en cuenta la posibilidad de que un sistema de riego no humedezca toda la superficie de suelo, como ocurre en el riego por goteo. El f_{ew} se define como el valor mínimo entre la superficie de suelo que no está cubierta por planta ($1 - f_c$) y la superficie humedecida por el riego.

Numerosos estudios (Allen et al., 1998; Hillel, 1998; Jury et al., 1991) muestran que la evaporación desde un suelo desnudo se produce en dos fases bien diferenciadas. La energía disponible es el factor limitante en la primera fase, por ello el poder evaporativo de la atmósfera gobierna la tasa de evaporación. Esta fase ocurre después de un evento de lluvia o riego. A medida que el proceso avanza, la tasa de evaporación disminuye y el suelo se convierte en el factor limitante. Esta segunda fase se caracteriza por tener un ritmo de evaporación más lento. K_r se obtiene con las ecuaciones II.10 y 11:

$$K_r = 1 \quad \text{si} \quad D_{e,i-1} \leq REW \quad (II.10)$$

$$K_r = \frac{TEW - D_{e,i-1}}{TEW - REW} \quad \text{si} \quad D_{e,i-1} > REW \quad (II.11)$$

donde:

K_r : coeficiente de reducción de la evaporación del día i

$D_{e,i-1}$: lámina acumulada de agua evaporada al final del día $(i-1)$ (mm)

TEW: agua total evaporable (mm)

REW: agua fácilmente evaporable (mm)

REW es el parámetro utilizado en FAO-56 para separar las dos fases de evaporación mencionadas. Conceptualmente, representa la cantidad de agua que se evapora desde la superficie sin que el suelo oponga resistencia. Su valor está tabulado en Allen et al. (1998) en función de la textura del suelo. TEW representa la cantidad de agua total que se puede evaporar desde el suelo desnudo y su cálculo se basa en los conceptos de humedad volumétrica de un suelo a capacidad de campo (θ_{fc}) y en el punto de marchitez permanente (θ_{wp}). Estos dos valores de contenido de agua en el suelo caracterizan la capacidad de retención de agua de un suelo. El θ_{fc} se define como el contenido de agua en el que se estabiliza el suelo después de un evento de humedecimiento y de haber drenado (1-2 días) y el θ_{wp} es el contenido de agua por debajo del cuál las raíces son incapaces de extraer agua. Algunos autores consideran estos conceptos como imprecisos y ambiguos. No es objeto de esta tesis debatir la idoneidad de los mismos, y su uso se acepta como parte del modelo general propuesto por FAO. El valor de TEW se puede estimar con la ecuación II.12:

$$TEW = 1000(\theta_{fc} - 0.5\theta_{wp})Z_e \quad (II.12)$$

donde:

TEW: agua total evaporable (mm)

θ_{fc} : humedad volumétrica a capacidad de campo ($m^3 m^{-3}$)

θ_{wp} : humedad volumétrica en el punto de marchitez permanente ($m^3 m^{-3}$)

Z_e : profundidad de la capa superficial de suelo cuya humedad puede ser evaporada (mm)

FAO-56 recomienda utilizar un valor de 0.1-0.15 m.

Para obtener el valor de $D_{e,i-1}$ es necesario realizar un balance de agua en la capa de suelo cuya humedad puede ser evaporada. El cálculo de este balance de agua permite obtener un valor diario de K_e que es fundamental para aplicar la metodología dual.

El procedimiento descrito por FAO-56 para el cálculo de la evaporación es el más utilizado en la actualidad. Sin embargo estudios realizados con microlisímetros y una estación Bowen (Torres et al., 2010) demostraron para sus condiciones de estudio que el modelo sobreestimaba la evaporación en la primera fase, que las fases I y II se podían presentar simultáneamente en un mismo día y que en la fase II se presentaba inicialmente una sobreestimación y posteriormente una subestimación de la evaporación. Queda patente la dificultad de estimar la evaporación de un suelo desnudo, principalmente estimar la fracción de agua evaporada en cada fase y la duración de ambas fases de evaporación.

La aproximación dual es más complicada y necesita de un cálculo más intenso. Se recomienda el uso de ordenadores para utilizar esta metodología que está especialmente indicada para el cálculo de necesidades hídricas diarias de cultivos con sistemas de riego de alta frecuencia (riego por goteo) y para trabajos de investigación (Allen et al., 1998).

II.2.3 Cálculo de la evapotranspiración de los cultivos bajo condiciones de estrés hídrico

El estado del agua en el suelo se puede caracterizar en función de su potencial, que se obtiene como la suma de cuatro componentes: potencial de presión, gravitatorio, matricial y osmótico. El flujo de agua entre dos puntos se puede calcular con la ecuación de Richards y el sentido del flujo lo definen los potenciales del agua en los dos puntos, yendo desde el de mayor potencial hacia el de menor. El potencial matricial es el originado por la atracción de la matriz del suelo sobre las moléculas de agua. A medida que el suelo se seca esta componente se hace más negativa y el agua del suelo está menos disponible para ser absorbida por las raíces. Cuando el potencial del agua del suelo desciende de un nivel umbral, las raíces no pueden absorber agua y, si la situación se mantiene, la planta entra en estrés hídrico. Las plantas que sufren estrés hídrico presentan una transpiración menor que en condiciones estándar, siguiendo la definición de FAO-56 se puede decir que $ET_c < K_{cb} ET_0$. El método del coeficiente dual ajustado a condiciones de estrés hídrico incorpora un coeficiente que considera la reducción que el estrés hídrico provoca en la transpiración de los cultivos. Este coeficiente de estrés hídrico (K_s) toma valores inferiores a 1 en situaciones de escasez de agua y es igual a 1 en ausencia de estrés. La evapotranspiración ajustada puede obtenerse a partir de la ecuación II.13

$$ET_{c\ adj} = (K_s K_{cb} + K_e) \cdot ET_0 \quad (II.13)$$

donde $ET_{c\ adj}$: evaporación del cultivo ajustada ($mm\ día^{-1}$)

La mayoría de los términos de esta ecuación han sido presentados en el capítulo de cálculo de evapotranspiración en condiciones estándar. La única novedad es el coeficiente K_s , que afecta exclusivamente a la componente de transpiración y cuyo cálculo está relacionado con el contenido de agua en el suelo explorado por las raíces. El contenido de agua total (TAW) que un suelo tiene disponible para las plantas se puede obtener a partir de los conceptos presentados en el apartado anterior, θ_{fc} y θ_{wp} . El contenido de agua en el suelo disponible para la planta se calcula como la diferencia entre ambos límites:

$$TAW = (\theta_{fc} - \theta_{wp}) Z_r \quad (II.14)$$

donde:

TAW: contenido de agua total en la zona radicular (mm)

θ_{fc} : humedad volumétrica a capacidad de campo ($m^3 m^{-3}$)

θ_{wp} : humedad volumétrica en el punto de marchites permanente ($m^3 m^{-3}$)

Z_r : profundidad radical (mm)

Las plantas no pueden absorber agua a partir del contenido de humedad en el punto de marchitez permanente, sin embargo la absorción por parte de las raíces se reduce antes de alcanzar este umbral. Existe un límite a partir del cual, la absorción de agua se dificulta y las plantas entran en estrés hídrico. El contenido de agua que puede ser absorbida con facilidad por las raíces de plantas sin entrar en estrés hídrico recibe el nombre de agua fácilmente disponible (RAW) y se obtiene como un porcentaje del contenido de humedad total del suelo.

$$RAW = p TAW \quad (II.15)$$

donde p es el porcentaje a partir del cual se considera que la transpiración se reduce. Se encuentra tabulado para cada cultivo en el manual de Allen et al. (1998).

El cálculo del K_s se realiza siguiendo las ecuaciones:

$$K_s = \frac{TAW - D_r}{TAW - RAW} \quad \text{si} \quad D_r > RAW \quad (\text{II.16})$$

$$K_s = 1 \quad \text{si} \quad D_i < RAW \quad (\text{II.17})$$

donde:

K_s : coeficiente de estrés hídrico

RAW: contenido de agua fácilmente aprovechable (mm)

TAW: contenido de agua total en la zona radicular (mm)

D_r : agotamiento o reducción por evaporación de agua en la zona radical (mm)

Este cálculo requiere de un conocimiento preciso del estado hídrico del suelo en la zona radical. Esta información no está disponible generalmente y se recurre a un balance de agua en esta zona que permita obtener la evolución del contenido de agua en el suelo a lo largo del ciclo del cultivo. El contenido de agua en el suelo se puede expresar como un agotamiento o reducción (D_r) relativo al contenido de humedad a capacidad de campo. La zona radical se puede entender como un recipiente cuyo contenido de humedad puede variar mediante un aporte o pérdida de agua. A partir de este concepto, el balance de agua se puede expresar en términos de agotamiento o reducción de agua en la zona radical como:

$$D_{r,i} = D_{r,i-1} - (P - RO)_i - I_i - CR_i + ET_{c,i} + DP_i \quad (\text{II.18})$$

donde:

$D_{r,i}$: agotamiento o reducción por evaporación de agua en la zona radical (mm)

$D_{r,i-1}$: agotamiento o reducción por evaporación de agua en la zona radical en el día anterior (mm)

P_i : precipitación en el día i (mm)

RO_i : escorrentía en el día i (mm)

I_i : lámina aplicada por riego en el día i (mm)

CR_i : ascenso capilar en el día i (mm)

$ET_{c,i}$: evapotranspiración en el día i (mm)

$DP_{r,i}$: pérdida de agua por percolación profunda en el día i

Una de las aplicaciones más generalizadas de este balance diario de agua en la zona radical es planificar calendarios de riego. Planificar un riego consiste en tomar la decisión de cuánto y cuándo se debe regar un cultivo. Por regla general, un cultivo se debe regar cuando la precipitación no sea suficiente para compensar las pérdidas por evapotranspiración y con el objetivo de evitar situaciones de estrés hídrico. Con esta metodología se puede definir una condición que permita decidir el momento y la cantidad de agua requerida por el cultivo. La aplicación de agua debe realizarse antes de que el cultivo evapore la lámina de agua fácilmente evaporable (RAW) y se debe aplicar un volumen de agua que permita al suelo alcanzar el contenido de humedad a capacidad de campo. Por lo tanto se debe regar cuando $D_r > RAW$. Este diseño se basa en evitar el estrés hídrico. Sin embargo, situaciones específicas, como escasez de agua pueden recomendar la aplicación de riegos deficitarios. En estos casos se debe definir el umbral de D_r que no debe sobrepasarse y a partir del cual se debe aplicar un riego.

II.3. Estimación de la evapotranspiración usando sensores remotos. Integración de índices de vegetación en el modelo FAO-56

El desarrollo de los sensores remotos y de las herramientas necesarias para analizar e interpretar los datos captados por estos sensores ha evolucionado rápidamente en los últimos años. La teledetección presenta actualmente innumerables usos en agricultura. Sin embargo, la posibilidad de realizar precisos mapas de cultivos de extensas zonas y el seguimiento del consumo de agua de las cubiertas vegetales son elementos que hacen de la teledetección una herramienta esencial en la gestión de los recursos hídricos

Destacan dos procedimientos para el cálculo de las necesidades hídricas de los cultivos usando sensores remotos instalados a bordo de aviones o satélites: los modelos basados en el balance de energía (ec. II.2) y el uso de índices de vegetación integrados en el modelo FAO de estimación de las necesidades hídricas de los cultivos. La primera opción estima el flujo de calor latente (LE) como residuo del balance, calculando el resto de las componentes a partir de variables estimadas mediante el uso de imágenes de satélite en la regiones óptica y térmica (albedo, fracción de cobertura, temperatura superficial etc) e información meteorológica (temperatura del aire, humedad, velocidad del viento y

radiación solar). Este tipo de modelos empezaron a desarrollarse a partir de 1990 con el objetivo de estimar la evaporación y la ET de extensas zonas (Bastiaansen et al., 1998; Norman et al., 1995; Kustas y Norman, 1999; Allen et al., 2007).

La segunda opción consiste en integrar datos remotos en el modelo FAO-56 de estimación de la evapotranspiración de los cultivos. La aproximación del coeficiente de cultivo dual permite separar el cálculo de la transpiración y el de la evaporación. El coeficiente K_{cb} se puede obtener directamente a partir de las medidas de reflectividad de las cubiertas vegetales ya que desde hace años se conoce la relación directa que existe entre el tamaño de la vegetación y su transpiración. Sin embargo para el cálculo de la ET_O y del K_e es necesario disponer de información meteorológica medida en campo y de un balance de agua en la zona radicular. Esta metodología permite considerar el efecto del estrés hídrico si se implementa el cálculo del K_s tal y como se ha descrito en el apartado anterior. Este modelo ha sido empleado con éxito para el cálculo de evapotranspiración de parcelas de patata (Jayanthi et al., 2007), algodón y remolacha (González-Dugo y Mateos, 2008), trigo (Duchemin et al., 2006; Er-Raki et al., 2007), maíz y soja (Gonzalez-Dugo et al., 2009) y viña (Campos et al., 2010).

La aplicación de esta metodología usando sensores remotos espaciales está adquiriendo una gran importancia en los últimos años. Como se ha comentado anteriormente, la gran ventaja de la teledetección espacial es la posibilidad de extender estos análisis a grandes zonas con un relativo bajo coste. Sin embargo, la aplicación del modelo a zonas extensas usando información procedente de imágenes de satélite está condicionada a la disponibilidad de información precisa sobre las características del suelo y el volumen de riego aplicado. Para solventar este inconveniente, Diaz et al. (2009) y González-Dugo et al. (2010) han propuesto una simplificación del balance de agua calculando un coeficiente de cultivo sintético que tiene en cuenta los eventos de lluvia y una frecuencia de riego típica, es decir, los principales factores que afectan al coeficiente de evaporación. De este modo la aplicación del modelo a zonas extensas puede servir como herramienta para el cálculo de las necesidades de riego y ser usado como herramienta para servicios de asesoramiento al regante. En la actualidad ya existe en España un servicio de asesoramiento al regante asistido por Satélite (e-SARAS) en la comunidad de Castilla La Mancha que pone de manifiesto la utilidad de los sensores remotos en este ámbito.

Sánchez et al. (2010) solucionan en parte estos inconvenientes utilizando calendarios medios de riego ajustados a la zona de estudio para los distintos cultivos, asumiendo que el volumen de agua aplicado a cada cultivo no varía entre agricultores. En este estudio se utiliza el modelo distribuido HIDROMORE que emplea la metodología de FAO-56 dual descrita a escala de píxel permitiendo el cálculo de ET en zonas extensas usando imágenes de satélite.

Er-Raki et al. (2008) presentan una propuesta modificada en la que se combina el modelo FAO-56 y las estimaciones de ET usando sensores remotos y el balance de energía. En este estudio se utiliza el modelo del coeficiente de cultivo único de FAO-56 aplicado a condiciones no estándar (usando el K_s) en parcelas de olivos. Se utilizan los K_c tabulados en Allen et al. (1998) y las estimaciones de ET en los días con imágenes satélite disponibles se usan para corregir el K_s y para actualizar el déficit de agua en el suelo en el balance de agua en la zona radical. Esta metodología debería evaluarse en más profundidad ya que el uso del K_s en la aproximación simple de FAO-56 sólo se recomienda en situaciones donde la componente evaporativa del suelo es despreciable (Allen et al., 1998).

II.3.1 Cálculo del K_{cb} usando índices de vegetación

La estimación del coeficiente de cultivo basal es requisito indispensable para la aplicación del modelo FAO-56 dual. En los últimos 30 años se ha realizado un importante esfuerzo de investigación orientado a estimar los valores de este coeficiente y su evolución temporal en los principales cultivos agronómicos (Allen et al., 1998; Wright, 1982). El resultado de estas investigaciones ha permitido disponer de tablas que recogen estos valores (Allen et al., 1998). Sin embargo, los valores recomendados representan una aproximación que permite obtener estimaciones razonables de ET y como cualquier coeficiente empírico, debe ser ajustado a las condiciones locales antes de emplearlos de forma regular en una zona de características distintas a aquélla en la que fueron originalmente establecidos. Por ello, es recomendable desarrollar nuevas metodologías para la estimación y en su caso ajuste de estos coeficientes. El uso de índices de vegetación espectrales (IVs) es una de las principales posibilidades que se ha explorado en los últimos años con bastante buen resultado.

En el capítulo anterior se han definido y discutido con profundidad sus características, incluyendo en su apartado I.1.2 una clasificación de los IVs más utilizados

en la actualidad. Los IVs más empleados para la estimación del K_{cb} son el Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) y el Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI).

La idea de plantear el uso de IVs de estimar coeficientes de cultivo (K_c) aparece por primera vez en los trabajos de Jackson et al. (1980) y Heilman et al. (1982), que establecen que los IVs tienen cierta habilidad para la estimación del K_c . Sin embargo, estudios posteriores resaltaron la insensibilidad de los IVs para detectar el efecto de la evaporación desde el suelo después de un evento de humedecimiento del suelo. Poco después Wright et al. (1982) presentan el concepto de coeficiente de cultivo basal (K_{cb}) que permitía separar el cálculo de la transpiración y la evaporación y unos años más tarde Bausch y Neale (1987) y Neale (1989) estudian la similitud entre las curvas del K_{cb} y la curva de evolución del índice de área foliar (LAI). El resultado de estos trabajos supuso un importante paso ya que establecieron relaciones lineales entre IV- K_{cb} que permitían obtener fácilmente los valores del K_{cb} a partir de los valores de IVs obtenidos mediante sensores remotos. Los trabajos de Bausch y Neale (1987) en maíz determinaron que existía una relación lineal NDVI- K_{cb} que quedaba definida por un valor mínimo (suelo desnudo) y un valor máximo (máxima cobertura). Al profundizar en sus estudios encontraron diferencias entre las relaciones obtenidas en distintos tipos de suelos (Neale et al., 1989). Las características del NDVI descritas en Huete et al. (2002), como su sensibilidad al suelo y la saturación en cubiertas vegetales densas ($LAI > 3$), explican las diferencias encontradas en esos trabajos iniciales. Para solucionar uno de estos problemas, Bausch (1993) presentó la relación lineal existente SAVI- K_{cb} en parcelas de maíz con distintos suelos. El empleo de este índice, desarrollado para minimizar el efecto del suelo, supuso una ventaja en la estimación del K_{cb} . Estudios más recientes sugieren que las relaciones entre IV- K_{cb} son lineales (Gonzalez-Piqueras et al., 2003; González-Dugo y Mateos, 2008; Padilla et al., 2011). Sin embargo otros autores han presentado relaciones no lineales (Hunsaker et al., 2003, 2005). La posibilidad de usar radiómetros y sensores remotos instalados a bordo de aviones o satélites anima a extender el uso de esta metodología a grandes zonas

II.4 Objetivos

En este capítulo se pretende evaluar la capacidad de los sensores remotos espaciales y de campo para realizar estimaciones de la evapotranspiración de trigo y maíz que puedan complementar los modelos de crecimiento de cultivos y de estimación de cosecha.

El objetivo principal de este capítulo es evaluar el funcionamiento de un modelo desarrollado por González-Dugo y Mateos (2008) y probado en remolacha y algodón, que se basa en la integración del índice de vegetación SAVI en el modelo del coeficiente de cultivo dual (FAO-56). Para ello se validarán las estimaciones de evapotranspiración en parcelas de maíz y trigo con las medidas de evapotranspiración realizadas mediante covarianza de torbellinos y lisimetría, respectivamente. Adicionalmente, se evaluará la capacidad del modelo para cuantificar el estrés hídrico y el efecto de éste sobre la cosecha de estos cultivos. El uso de diferentes sensores remotos, en campo y a bordo de satélite permitirá analizar el efecto del sensor sobre la precisión de las estimaciones.

II.5 Descripción del modelo

El modelo empleado para estimar la evapotranspiración fue desarrollado en la Zona Regable del Sector B-XII del Bajo Guadalquivir (González-Dugo y Mateos, 2008). El cálculo de la ET_c se basa en la metodología dual propuesta por FAO 56 (ec. II.19) y expuesta en el apartado II.2.3 de este documento. Como se ha comentado anteriormente esta metodología dual separa la transpiración de la planta, representada por el coeficiente de cultivo basal (K_{cb}) de la evaporación desde el suelo que se representa mediante el coeficiente de evaporación desde el suelo (K_e).

$$ET_c = (K_{cb}K_s + K_e)ET_o \quad (II.19)$$

Los valores de evapotranspiración de referencia se determinan mediante la ecuación de Penman-Monteith y son directamente suministrados con frecuencia diaria por las estaciones meteorológicas destinadas a la gestión del riego de la Red de Información Agroclimática de Andalucía (RIA). El K_{cb} se obtiene a partir del índice SAVI usando la ecuación presentada por González-Dugo et al. (2009).

$$K_{cb} = \frac{K_{cb\max}}{f_{cb\max}} \left(\frac{SAVI - SAVI_{\min}}{SAVI_{\max} - SAVI_{\min}} \right) \quad \text{si } f_c < f_{c.\max} \quad (II.20)$$

$$K_{cb} = K_{cb.\max} \quad \text{si } f_c \geq f_{c.\max} \quad (II.21)$$

siendo $f_{c\max}$ la fracción de cobertura en la que el K_{cb} alcanza su valor máximo ($K_{cb\max}$).

La obtención de los parámetros K_e y K_s se realiza con el procedimiento descrito en apartado II.2.3 de este documento y requiere el cálculo de un balance de agua en la zona radicular del suelo, por lo que es esencial disponer de información precisa sobre los aportes de agua en forma de riego y precipitación. En este modelo la profundidad alcanzada por las raíces (Z_r) se calcula como una función de K_{cb} usando la siguiente ecuación:

$$Z_r = Z_{r\min} + (Z_{r\max} - Z_{r\min}) \frac{K_{cb}}{K_{cb\max}} \quad (\text{II.22})$$

donde $Z_{r\max}$ y $Z_{r\min}$ son la profundidad radical efectiva máxima y la correspondiente al estado inicial de crecimiento, respectivamente. La variación del contenido de agua en la zona radicular es calculada como la diferencia entre las entradas y salidas del sistema.

II.6 Zona de estudio y aplicación del modelo

II.6.1 Zona de estudio

Para la consecución de los objetivos propuestos se ha seleccionado un cultivo representativo de secano (trigo) y otro de regadío (maíz) que permitan evaluar el funcionamiento del modelo en ambas condiciones. Dos parcelas de maíz, ubicadas en el T. M. de Hornachuelos (Córdoba), fueron seleccionadas en 2008 y 2009 (Fig. II.2). Las parcelas pertenecen a la comunidad de regantes del Bembézar y fueron regadas por goteo. Ambas parcelas, adyacentes y con superficies de 8 y 7.36 ha respectivamente, cumplían sobradamente el requisito de tamaño mínimo (entre 1- 2 ha dependiendo de la forma de la parcela) para ser observadas, evitando los efectos de borde, por los satélites Landsat 5 y 7. Las dos parcelas se sembraron con la variedad “PR31D58” el 7 marzo de 2008 y el 5 de marzo de 2009, respectivamente. Finalmente, se cosecharon ambas parcelas el 17 de Septiembre de 2008 y el 1 de Septiembre de 2009 con una cosechadora de grano mecánica para determinar el rendimiento exacto de las parcelas. El segundo ensayo estaba ubicado en el centro IFAPA de Alameda del Obispo (Córdoba), donde se sembró una parcela de 1.5 ha con la variedad de trigo blando “LUBRICAN” en la campaña 2009 (Fig. II.2). Se seleccionó esta parcela por disponer de un lisímetro de pesada en el centro de la misma que

permite obtener medidas directas de ET. La parcela fue sembrada el 19 de Diciembre de 2008 y cosechada por procedimientos mecánicos el 3 de Julio de 2009 y no recibió ningún aporte de agua por riego.

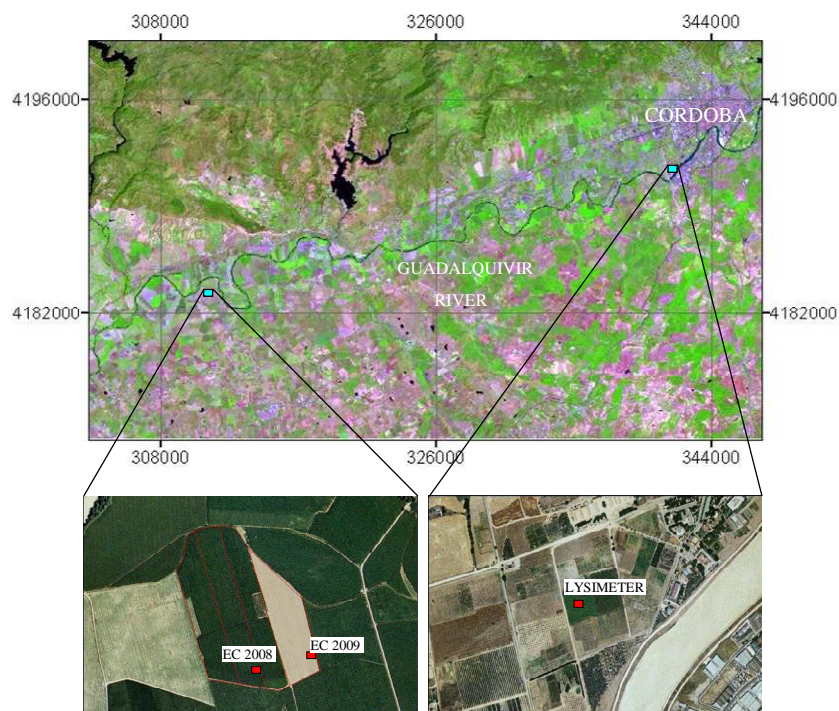


Figura II.2. Imagen del satélite Landsat TM-5 (bandas 5-4-3) del 3 de Mayo de 2009 (DOY 123) y una ortofotografía de alta resolución (2004) mostrando las parcelas de estudio y el sistema de medida de la ET utilizado; sistema de covarianza de torbellinos (EC) en maíz (2008 y 2009) y lisímetro en trigo (2009).

El clima mediterráneo de la zona de estudio se caracteriza por una precipitación media anual cercana a los 600 mm, con veranos muy secos y temperaturas medias de aire de 10°C en invierno y de 27°C durante el verano. La precipitación caída durante el ciclo del cultivo de trigo (desde plantación hasta cosecha) alcanzó los 301 mm. En ese periodo la temperatura media del aire en 2009 no superó los 15 °C. En el caso de las dos campañas de maíz, los sensores midieron una precipitación acumulada para el ciclo del cultivo de 356 y 101 mm y una temperatura media de aire de 22 y 23 °C en 2008 y 2009, respectivamente.

II.6.2 Variables de entrada del modelo

II. 6.2.1 Balance de agua. Parámetros de suelo y de planta

Para la realización del balance de agua se caracterizó el suelo de las zonas de estudio. Se tomaron muestras en la parcela de trigo y en una de las parcelas de maíz para analizar sus propiedades. Los análisis de la textura del suelo en la parcela de maíz en 2009 y en la de trigo permitieron estimar los valores de contenido de humedad en condiciones de capacidad de campo y punto de marchitez permanente mediante las funciones de edafotransferencia de Schapp et al. (2001). Los mismos datos de la parcela de maíz 2009 se utilizaron para los cálculos de la campaña de 2008 dada la cercanía y similitud en las características edáficas de ambas parcelas. Los parámetros de suelo y cultivo utilizados en la aplicación del modelo se presentan en las tablas 1 y 2. Algunos parámetros de suelo como la profundidad de la capa superficial de suelo cuya humedad puede ser evaporada (Z_e), el agua total evaporable (TEW) y el agua fácilmente evaporable (REW) se han adoptado a partir de los valores tabulados en Allen et al. (1998).

Tabla II.1. Valores de los parámetros de cultivo usados para obtener los coeficientes de cultivo y para el cálculo del balance de agua siguiendo el procedimiento descrito en el documento No 56 de FAO. (Allen et al., 1998).

Parámetro	Maíz		Trigo
	2008	2009	2009
Altura máxima del cultivo (m)	2.6	2.6	0.92
Profundidad efectiva máxima de las raíces (m)	1.35	1.35	1.25
Profundidad efectiva mínima de las raíces (m)	0.3	0.3	0.3
SAVI _{max}	0.65	0.65	0.7
SAVI _{min}	0.07	0.07	0.09
Coficiente de cultivo basal máximo (K_{cbmax}) ^a	1.11	1.13	1.06
Fracción de cobertura para K_{cbmax}	80	80	80

^a Valores típicos ajustados para la velocidad de viento y humedad relativa locales

Se realizaron balances de agua con inicio el 1 de Septiembre de 2007 y 2008 para las campañas de maíz del 2008 y 2009. Para evaluar el contenido de humedad antes de la fecha de siembra se realizaron simulaciones con diferentes contenidos de humedad iniciales, indicando en todos los casos, que el contenido de humedad en la zona radical el 1 de marzo de 2008 y 2009 podía asumirse a capacidad de campo como consecuencia de la precipitaciones acumuladas de 310 y 370 mm durante los inviernos del 2008 y 2009. Un estudio similar se realizó en la parcela de trigo, asumiendo finalmente que el contenido de humedad en la zona radical se encontraba a capacidad de campo el 15 de Diciembre de 2008.

Tabla II.2. Valores de los parámetros de suelo usados para el cálculo del balance de agua, donde θ_{FC} es el contenido en humedad del suelo a capacidad de campo, θ_{WP} es el contenido de humedad en el punto de marchitez permanente, Z_e es la profundidad de la capa superficial cuya profundidad puede ser evaporada, REW es el agua fácilmente evaporable y TEW es el agua total evaporable.

Parámetro	$\theta_{FC}(m^3m^{-3})$	$\theta_{WP}(m^3m^{-3})$	Z_e (m)	REW (mm)	TEW (mm)
Maíz (2008-2009)	0.255	0.09	0.1	10	21
Trigo (2009)	0.23	0.085	0.1	10	18.78

II. 6.2.2 Variables meteorológicas y datos de riego

La información meteorológica, fundamentalmente humedad relativa media diaria, precipitación diaria y ET_o calculada a partir de la ecuación de FAO-Penman-Monteith, fue proporcionada por dos estaciones pertenecientes a la Red de Información Agroclimática de Andalucía (RIA). Esta red cuenta con unas 100 estaciones meteorológicas automáticas distribuidas por toda la geografía andaluza (Fig. II.3) y forma parte de la Red SIAR del Ministerio de Medio Ambiente, Medio Rural y Marino. Actualmente, los trabajos de explotación y mantenimiento de la red se llevan a cabo desde el IFAPA.

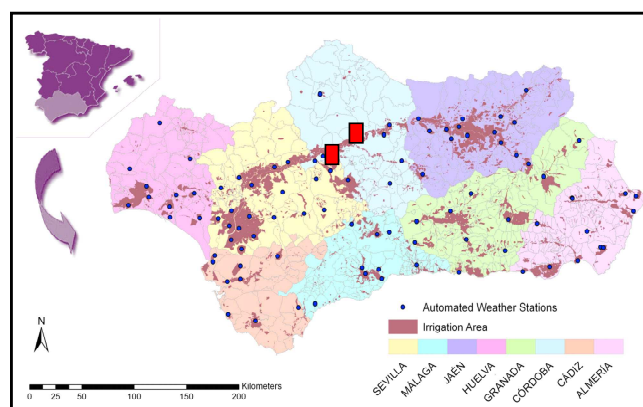


Figura II.3. Red de información Agroclimática de Andalucía y localización de las zonas de estudio (cuadrados rojos).

Las estaciones utilizadas, Hornachuelos y Córdoba, se localizan dentro de la zona regable en el caso del maíz y a 100 m de distancia de la parcela de trigo en Córdoba.

Las estaciones de esta red están controladas por un datalogger CR10X (Campbell Scientific, Logan, UT) y están equipadas con sensores que miden la temperatura y humedad relativa del aire (HMP45C, Vaisala), radiación solar (piranómetro SP1110 Skye Instrument) velocidad y dirección del viento (anemoveleta 05103, RM young) y precipitación

(pluviómetro de cazoletas ARG 100) (Gavilán et al., 2008). Además de los sensores y del equipo de adquisición de datos que determina la frecuencia y registra la información, las estaciones disponen de una batería, un regulador de carga, un modem GSM (E) y un panel solar. Las estaciones están protegidas por un cerramiento de 10x10 m² y 1.5 m de altura (salvo en la estación meteorológica de Córdoba que no está protegida por estar ubicada dentro del IFAPA Alameda del Obispo). Los datos de las estaciones se descargan de forma automática mediante telefonía GSM a un servidor de datos. Esta información es procesada y analizada en un Centro Zonal que crea copias de seguridad y tras un análisis de calidad de los datos, los envía al servidor web del IFAPA para favorecer su difusión de manera gratuita (www.juntadeandalucia.es/agriculturaypesca/ifapa/ria). La figura II.4 muestra la estación meteorológica de Córdoba que ha sido utilizada en este trabajo.

La información necesaria sobre riego para el cálculo del balance de agua en maíz fue proporcionada directamente por los agricultores. Los datos diarios de riego fueron medidos por un caudalímetro instalado en ambas parcelas de maíz.



Figura II.4. Estación meteorológica de Córdoba perteneciente a la Red de información Agroclimática de Andalucía.

II. 6.2.3 Datos espectrales y su procesamiento

En la metodología propuesta, el K_{cb} se deriva de la radiación reflejada por el cultivo usando un índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI). Se caracterizó espectralmente la evolución de las cubiertas vegetales usando un radiómetro de campo e imágenes satélite. Una vez establecido el procedimiento para el primer año se sustituyó el sensor utilizado por

los sensores TM y ETM+ instalados a bordo de los satélites Landsat 5 y 7 respectivamente. La tabla II.3 muestra las fechas de medida y los sensores utilizados para caracterizar las cubiertas vegetales de las parcelas de maíz y trigo. Se ha empleado el concepto de píxel puro para denominar a los píxeles de la imagen que se han utilizado y cuya respuesta espectral correspondía exclusivamente al cultivo objeto de estudio.

Tabla II.3. Sensores, número de píxeles puros (PP) para cada parcela/imagen y fechas (día del año y día después de emergencia) usados para caracterizar la evolución de las parcelas de maíz y trigo en las campañas 2008 y 2009.

Maíz					Trigo				
Campaña 2008		Campaña 2009			Campaña 2009		Campaña 2009		
DOY(DAE)	Sensor*	DOY(DAE)	Sensor	PP	DOY(DAE)	Sensor*	DOY(DAE)	Sensor	PP
91(9)	ASD	67(0)	ETM+off (L7)	10	43 (40)	ASD	11 (8)	TM (L5)	4
105(23)	ASD	99(20)	ETM+off (L7)	9	56 (53)	ASD	43 (40)	TM (L5)	4
115(33)	ASD	123(44)	TM (L5)	39	71(68)	ASD	67 (64)	ETM+off (L7)	4
143(61)	ASD	147(68)	ETM+off (L7)	40	78 (75)	ASD	99 (96)	ETM+off (L7)	4
158(76)	ASD	163(84)	ETM+off (L7)	38	96 (93)	ASD	123 (120)	TM (L5)	4
169(87)	ASD	171(92)	TM (L5)	40	113 (110)	ASD	147 (144)	ETM+off (L7)	4
185(103)	ASD	203(124)	TM (L5)	41	125 (122)	ASD	163 (160)	ETM+off (L7)	4
200(118)	ASD	219(140)	TM (L5)	39	139 (136)	ASD	171 (168)	TM (L5)	4
217(135)	ASD	227(148)	ETM+off (L7)	29	175 (172)	ASD			
233(151)	ASD	235(156)	TM (L5)	40	178 (175)	ASD			
261(179)	ASD	243(164)	ETM+off (L7)	11	184 (181)	ASD			

* ASD = medidas de campo realizadas con un radiómetro portátil ASD-FieldSpec.

- Medidas radiométricas en campo

Las medidas de reflectividad de la cubierta realizadas en la parcela de maíz y otras equivalentes sobre variedades de trigo cultivadas en un ensayo experimental han sido en parte descritas en el capítulo I de esta tesis. A continuación se detalla la información más importante sobre dichas medidas e información específica de las medidas sobre la parcela de trigo utilizada en este trabajo. Las medidas de reflectividad se realizaron con el espectrorradiómetro portátil ASD-FieldSpec y el panel de referencia descritos en el apartado I.5.1 del capítulo I. Las medidas sobre la superficie de referencia se repiten regularmente (al menos cada 20 minutos) durante todo el periodo de toma de datos, de forma que las condiciones atmosféricas y de elevación solar entre la medida de la referencia y el objetivo puedan considerarse equivalentes.

La toma de datos se realizó en días claros, sin nubes visibles, y entre las 12:00 y las 13:00 hora local, coincidiendo con la hora de paso de satélite Landsat por la zona de estudio, con el fin de poder comparar ambas medidas en los días coincidentes. A continuación se presenta información detallada sobre las medidas en cada cultivo.

Maíz

Para las medidas de maíz de las campañas 2008 y 2009 se utilizó una extensión de fibra óptica con un campo de visión (FOV) de 25°. Con objeto de obtener una medida representativa de la parcela se midió aproximadamente cada 15 días en 15 puntos regularmente distribuidos por la parcela. Se realizó una planificación de las medidas basándose en la distancia entre líneas del cultivo (0.75 m) (Daughtry et al., 1982). En cada punto se realizó una medida sobre la línea y otra entre líneas del cultivo. Todas las medidas se realizaron a una altura de 4.5 m sobre el nivel del suelo, resultando un diámetro de FOV en la superficie del suelo 2.7 veces mayor que la distancia entre líneas. A partir de los datos de reflectividad medidos en campo se procedió al cálculo del SAVI promediando para ello los datos adquiridos en el intervalo correspondiente a las bandas del sensor TM de Landsat usando las funciones de respuesta espectral del sensor TM para cada banda.

Trigo

Las medidas sobre trigo en la campaña 2009 se realizaron usando un objetivo con un FOV de 10° y a una altura de medida de aproximadamente 2 m resultando un FOV en la superficie del suelo 1.8 veces mayor que la distancia entre líneas. Se realizaron 20 medidas uniformemente distribuidas por la parcela de trigo obteniéndose finalmente un valor promediado de SAVI para cada día de medida con un procedimiento similar al realizado con las medidas de reflectividad de la parcela de maíz. Adicionalmente se realizaron 6 medidas sobre la superficie del lisímetro instalado en el centro de la parcela de trigo.

La tabla II.3 muestra información detallada de las fechas de medida para ambos cultivos.

- Imágenes satélite

Se utilizaron imágenes satélite para el cálculo de los índices de vegetación, cuyos valores informan sobre la evolución de las parcelas objeto de estudio. En este caso el trabajo de campo para tomar medidas de reflectividad se sustituye por el de procesamiento y corrección de las imágenes satélite de las que se deriva una imagen cuyo valor en cada punto es el del índice de vegetación.

Se necesitan varias imágenes a lo largo del ciclo de cada cultivo para caracterizar la evolución de su cubierta vegetal. Lo ideal es disponer de imágenes con una frecuencia suficiente (cada semana) para realizar un seguimiento detallado de los cambios que se

producen en el cultivo. Sin embargo, la disponibilidad actual de sensores junto con la cobertura nubosa dificulta alcanzar esta periodicidad. En este caso, se han empleado imágenes procedentes de los sensores *Thematic Mapper*, *TM*, y *Enhanced Thematic Mapper*, *ETM+*, que viajan a bordo de los satélites Landsat-5 y Landsat-7 respectivamente. En la siguiente tabla se recoge la información de las resoluciones espacial, temporal y espectral de los satélites utilizados en este estudio.

Tabla II.4. Características de los satélites utilizados.

Landsat 5 -TM			Landsat 7-ETM+		
Resolución			Resolución		
Espacial	Temporal	Espectral	Espacial	Temporal	Espectral
30 m	16 días	Banda 1 (0.45-0.52)	30 m	16 días	Banda 1 (0.45-0.52)
		Banda 2 (0.52-0.60)			Banda 2 (0.53-0.61)
		Banda 3 (0.63-0.69)			Banda 3 (0.63-0.69)
		Banda 4 (0.76-0.90)			Banda 4 (0.78-0.90)
		Banda 5 (1.55-1.75)			Banda 5 (1.55-1.75)
120 m		Banda 6 (10.4-12.5)	90 m		Banda 6 (10.4-12.5)
		Banda 7 (2.08-2.35)			Banda 7 (2.09-2.35)
					Banda 8 (0.52-0.90)
			15 m		

El satélite Landsat-7 sufrió el 31 de Mayo de 2003 un problema técnico relacionado con el mecanismo de barrido que hace girar el sensor a un lado y otro de la vertical sobre la superficie terrestre. Desde entonces, las imágenes tomadas por dicho satélite presentan unas bandas sin información. Esas zonas sin información representan el 22% de la superficie de una escena completa (Storey et al., 2005), siendo mayor hacia los extremos, y no presentando problema alguno en la parte central de la imagen. Afortunadamente la zona cercana a la ciudad de Córdoba se localiza en esta zona central sin afectar a la parcela de trigo seleccionada para este estudio. La zona de Hornachuelos si se ve afectada en mayor medida por este problema, que no obstante se ha salvado ignorando los píxeles con ausencia de dato, ya que el porcentaje de píxeles sin información dentro de una parcela es reducido este hecho no compromete los resultados obtenidos. Los píxeles puros disponibles para cada parcela e imagen se muestran en la tabla II.3.

Con independencia del sensor, todas las imágenes necesitan una serie de correcciones previas a su utilización, el esquema básico de trabajo seguido se detalla en la figura II.5.

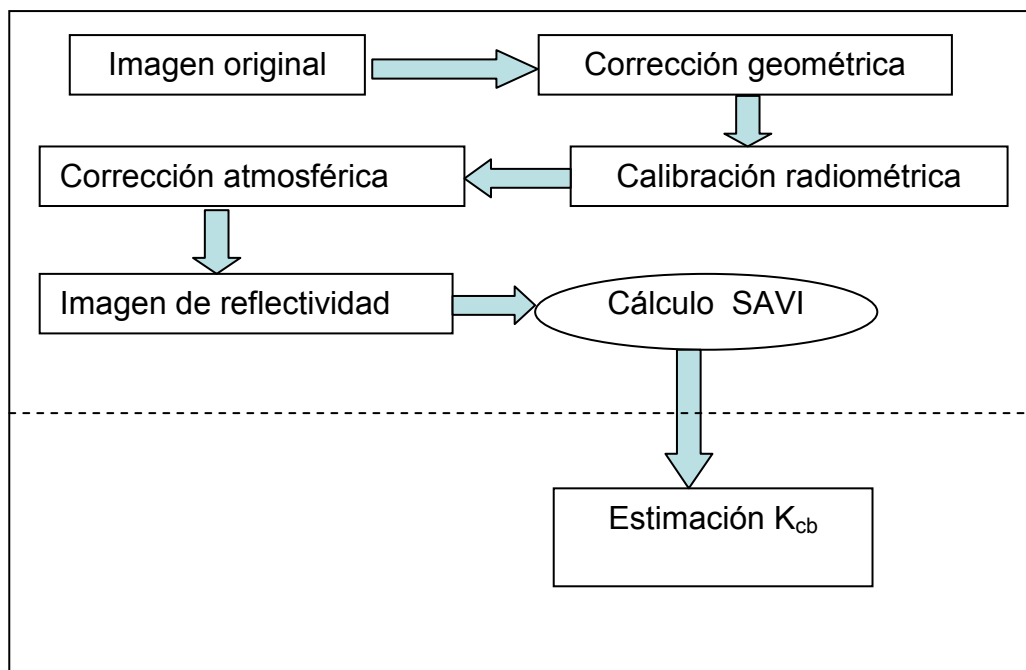


Figura II.5. Preprocesamiento de imágenes satélite.

La imagen original almacena el valor medido por el sensor en formato 8 bit. A dicho número se le llama valor ó numero digital (DN). Para estudios multitemporales como el presente, en el que hay que comparar varias imágenes entre sí, el valor digital no es una buena medida de los cambios que se producen a nivel de superficie con el tiempo. El DN depende no sólo de las condiciones del suelo y las plantas, sino también de la calibración del sensor, el ángulo de elevación solar, el ángulo de visión del sensor, la distancia Tierra-Sol, y las condiciones atmosféricas en el momento de adquisición de la imagen. Por tanto, para analizar la evolución de la cubierta del suelo es necesario convertir el DN en un valor que tenga en cuenta la calibración del sensor y sea independiente de las condiciones de insolación y atmosféricas. Ese valor es la reflectividad de la superficie (ρ), que se ha convertido en la medida básica requerida por la mayoría de algoritmos y modelos de teledetección. La reflectividad es la relación entre la radiación reflejada y la radiación incidente sobre la superficie en un intervalo espectral dado.

Para conseguir esta reflectividad y poderla comparar entre imágenes es necesario dotar de coordenadas geográficas en un mismo sistema de referencia a todas las imágenes

(corrección geométrica), calibrar la imagen convirtiendo los valores de DN en niveles de radiancia en el techo de la atmósfera (con unidades de $W/m^2 sr \mu m$) y finalmente obtener a partir de ésta la reflectividad en superficie después de corregir el efecto de la atmósfera en el doble recorrido de la radiación a través de ella. El procedimiento completo de pre-procesado se describe con detalle en el Anexo1 “*Pre-procesamiento de las imágenes satélite*”.

A partir de la reflectividad corregida en cada fecha se calcularon las imágenes del índice SAVI empleando la expresión descrita en la ec. I.2 y un valor de 0.5 del parámetro L. Utilizando una herramienta GIS se promedió el valor del SAVI para cada parcela (maíz y trigo) y fecha. Para evitar la contaminación de los datos usados por la respuesta espectral de la cubierta de las parcelas adyacentes, no se tuvieron en cuenta los píxeles de borde de cada parcela, cuya respuesta espectral se puede considerar mezcla de ambas cubiertas y por tanto no representativa la cubierta vegetal objeto de estudio.

Con este procedimiento se calculó el valor del índice SAVI para cada parcela de maíz y trigo, y en cada fecha correspondiente a las imágenes seleccionadas para este estudio. Los valores diarios de SAVI se obtuvieron por interpolación lineal de los valores derivados de las imágenes satélite en cada fecha disponible. Esta información permitió obtener la evolución del K_{cb} a lo largo del ciclo del cultivo, a su vez variable de entrada del modelo de estimación de la evapotranspiración.

La fiabilidad de todo este proceso de corrección se ha establecido comparando los valores de SAVI, obtenidos de la manera descrita a partir de las imágenes, con aquéllos derivados de los valores de reflectividad medidos en campo con el espectrorradiómetro. Para esta comparación se utilizaron las medidas de radiometría de campo de la parcela de trigo y 7 imágenes Landsat sin nubes y con fechas de adquisición donde la información radiométrica estaba disponible. La evolución del SAVI calculado a partir de las medidas radiométricas se obtuvo interpolando linealmente los valores de SAVI disponibles.

II.7 Validación de las estimaciones de evapotranspiración (ET)

El modelo fue validado usando medidas de humedad del suelo en la zona radical y medidas de ET. Las estimaciones diarias de ET fueron comparadas con dos sistemas de medida independientes. Por un lado, las estimaciones de ET en trigo fueron comparadas con los valores medidos por un lisímetro de pesada y, por otro, las estimaciones de ET en maíz

fueron comparadas con los valores medidos por un sistema de covarianza de torbellinos. Adicionalmente, la curva del déficit hídrico en la zona radical en ambos cultivos fue comparada con medidas de humedad en suelo tomadas periódicamente en cada parcela. Estas medidas pueden ser consideradas como una validación alternativa del modelo en ambos cultivos.

II.7.1 Sistema de covarianza de torbellinos instalado en parcelas de maíz

II. 7.1.1. Descripción del método de covarianza de torbellinos empleado

El método de covarianza de torbellinos proporciona una base sólida para la medida de flujos energía sobre una superficie vegetal. Conceptualmente fue propuesto hace muchos años, pero su uso ha estado condicionado por el desarrollo de la instrumentación adecuada para la medida de las variables implicadas con la frecuencia deseada y de los medios para el tratamiento adecuado de los datos. El método permite obtener medidas directas de los flujos, en contraste de las realizadas con otros procedimientos, como el basado en la Razón de Bowen-Balance de Energía, de forma que los diferentes componentes del balance de energía son medidos independientemente (Itier y Brunet, 1996; Twine et al., 2000).

El método calcula la media del flujo de calor latente para un intervalo de tiempo a partir de la covarianza entre los valores instantáneos de la componente vertical de la velocidad de viento (w) y la humedad específica del aire (q), mediante la expresión:

$$LE = \lambda \rho_a \overline{w'q'} \quad (\text{II.23})$$

donde:

LE: media del flujo de calor latente para el intervalo de tiempo considerado

λ : calor latente de vaporización

ρ_a : densidad del aire húmedo

w' : desviación instantánea de la velocidad vertical del viento respecto al valor medio (w)

q' : desviación instantánea de la humedad específica del aire respecto al valor medio (q)

$\overline{w'q'}$: media de los productos de las desviaciones instantáneas en un periodo de 20 o 30 minutos

Análogamente, la media del flujo de calor sensible es calculada a partir de la covarianza entre los correspondientes valores de la componente vertical de la velocidad del viento (w) y de la temperatura del aire (T):

$$H = \rho_a C_p \overline{w'T'} \quad (\text{II.24})$$

donde:

C_p : calor específico del aire a presión constante

ρ_a : densidad del aire húmedo

w' : desviación instantánea de la velocidad vertical del viento respecto al valor medio (w)

T' : desviación instantánea de la temperatura del aire respecto al valor medio (T)

$\overline{w'T'}$: media de los productos de las desviaciones instantáneas en un periodo de 20 o 30 minutos

Los valores obtenidos de LE deben ser corregidos para tener en cuenta los efectos de la densidad del aire y del vapor de agua sobre los flujos medidos (Webb et al., 1980):

$$LE = \lambda \rho_a \overline{w'q'} \left(1 + \frac{q}{1-q} \right) + \lambda \frac{q^2}{(1-q)} \frac{H}{C_p T} \quad (\text{II.25})$$

Las medidas realizadas mediante el método de covarianza de torbellinos tienden a subestimar los flujos, de manera que las medidas independientes de los componentes del balance en la superficie del suelo no satisfacen la ecuación que establece el principio de conservación de la energía (Bernhofer et al., 1999). Existen abundantes referencias que ponen de manifiesto este hecho (Twine et al., 2000). Estas subestimaciones pueden ser consecuencia de las limitaciones físicas derivadas del tamaño y respuesta de los sensores, de las condiciones experimentales y de las técnicas de análisis de los datos (Moore, 1986).

Los procedimientos más utilizados para la corrección de las subestimaciones de los flujos mediante covarianza de torbellinos son los basados en el cierre de energía (Twine et al., 2000). Considerando que en un equipo de covarianza de torbellinos la radiación neta (R_n) y el flujo de calor en el suelo (G) son los componentes del balance medidos con más precisión, existen dos formas de cerrar dicho balance. La primera considera que el flujo de calor sensible (H) es medido con la precisión suficiente (Kizer et al., 1990), y calcula el flujo

de calor latente (LE) como un término residual de la ecuación de balance de energía (Twine et al., 2000).

$$R_n - G = H + LE \quad (\text{II.26})$$

$$LE = R_n - G - H \quad (\text{II.27})$$

Este método es usado implícitamente en muchos trabajos cuando se dispone de valores fiables de R_n , G y H (Kizer et al., 1990; Kelliher et al., 1990; Diawara et al., 1991; Mizutani et al., 1997) y su uso se recomienda especialmente cuando no se disponen de medidas de LE. Así, permite utilizar el método de covarianza de torbellinos sin realizar medidas de la humedad en alta frecuencia, lo que supone ventajas como el abaratamiento del sistema de medida y la eliminación de las subestimaciones debidas a la separación física de los sensores de medida de la humedad (higrómetro) y la temperatura (anemómetro sónico) (Allen et al., 2011). Sin embargo, tiene como inconveniente su dependencia de la precisión de las medidas de R_n y G , lo cual puede resultar problemático bajo determinadas condiciones, como puede ser en casos de heterogeneidad de la superficie.

El segundo método considera que la razón de Bowen (β), definida como el cociente entre el flujo de calor sensible (H) y el flujo de calor latente (LE), es correctamente medida por el equipo de covarianza de torbellinos, de forma que los valores de H y LE pueden ser calculados forzando el cierre de la ecuación de balance de energía de forma proporcional a este cociente (Barr et al., 1994; Blanken et al., 1997).

$$LE = (R_n - G)/(1 + \beta) \quad (\text{II.28})$$

$$H = (R_n - G)\beta/(1 + \beta) \quad (\text{II.29})$$

Este método ha sido satisfactoriamente utilizado por Blanken et al. (1997) y Twine et al. (2000), sin embargo presenta como inconveniente que en determinados momentos del día no se pueden corregir los flujos debido a que la razón de Bowen tiende a la unidad, y las ecuaciones II.28 y II.29 no tienen solución.

II. 7.1.2. Medida de la evapotranspiración en las parcelas de maíz

Todos los componentes del balance de energía (R_n , G , H y LE), fueron medidos a partir de la instrumentación instalada en las dos parcelas de maíz seleccionadas en este estudio.

Dentro del cultivo se instaló una torre equipada con un sistema de covarianza de torbellinos (figuras I.6 y I.7) compuesto por un datalogger CR23X (Campbell Scientific Instrument), un anemómetro sónico tridimensional CSAT3 (Campbell Scientific Instrument), un termopar de hilo fino situado junto al anemómetro sónico (modelo 127, chromel-constantan, de 13 μm de diámetro), un higrómetro de criptón KH20 (Campbell Scientific Instrument), un radiómetro neto NR-Lite (Kipp & Zonen), dos platos de flujo de calor en el suelo HFP01 (Hukseflux Thermal Sensors) y cuatro termopares para la medida de la temperatura del suelo (TCAV).



Figura II.6. Equipo de medida de evapotranspiración instalado en las parcelas de maíz (2008 y 2009).

Los platos de flujo fueron colocados a 8 cm de profundidad, situándose dos termopares sobre cada uno de ellos (figura I.7). El flujo de calor en el suelo fue calculado corrigiendo el flujo a 8 cm de profundidad, teniendo en cuenta el almacenamiento de calor en la capa de suelo situada sobre los platos de flujo debido al cambio de la temperatura del suelo en dicha capa y considerando una humedad volumétrica obtenida a partir de medidas gravimétricas de humedad. El CR23X fue programado para medir con una frecuencia de 10 Hz y realizar el cálculo de las covarianzas para intervalos de 30 minutos, obteniéndose flujos semihorarios de H y LE . Las lecturas de R_n y G se realizaron cada segundo, promediándose cada 30 minutos, y los termopares de suelo se muestrearon al final de cada periodo semihorario. Los valores de los flujos registrados con el equipo de covarianza de torbellinos se corrigieron de acuerdo con Tanner et al. (1993) para tener en cuenta los efectos de la densidad de vapor de agua sobre los flujos medidos y la absorción del oxígeno

en las medidas realizadas con el higrómetro. De esta forma se obtuvieron los valores de los flujos de calor latente y sensible. Por último se corrigió la subestimación en las medidas de los flujos forzando el cierre de balance de acuerdo con la ecuación II.27. La torre de medida estuvo instalada desde el 28-04-2008 hasta el 4-09-2008 y del 16-05-2009 al 29-08-2009, midiendo en continuo excepto en días con una precipitación superior a 0.2 mm. En total, hubo 96 días con medidas de todos los flujos considerando las dos campañas.



Figura II.7. Plato de flujo y termopares de suelo (izquierda) y anemómetro e higrómetro (derecha) instalados en las parcelas de maíz en el T. M. de Hornachuelos.

II.7.2 Medida de la evapotranspiración de trigo con lisimetría.

La lisimetría fue el segundo método de medida de la ET utilizado en la validación del modelo en este trabajo. Los lisímetros de pesada han sido desarrollados específicamente para obtener una medida directa de la ET que es calculada a partir de una pérdida o ganancia de peso en el lisímetro (Sharma 1985). Generalmente una balanza proporciona las medidas del peso del recipiente necesarias para obtener los valores de ET. En este trabajo se utiliza un lisímetro de pesada que funciona regularmente desde 1985 en el centro de investigación IFAPA “Alameda del Obispo” de Córdoba.

El lisímetro, ubicado en el centro de la parcela de trigo tiene un tanque con unas dimensiones de $2 \times 3 \text{ m}^2$ en superficie y 1.5 m de profundidad. Dicho tanque gravita sobre la plataforma de una báscula contrapesada (figura I.8) capaz de detectar variaciones de peso en torno a 100 g, por lo que la precisión del lisímetro se sitúa aproximadamente en 11.3 W/m^2 para registros horarios de evapotranspiración. Las lecturas del lisímetro se automatizaron mediante una célula de carga (modelo TSF-P, Epel Industrial S. A., Alcalá de Guadaíra, España) (figura II.8) conectada a un datalogger CR10X (Campbell Scientific)

programado para registrar el peso cada 30 minutos durante todo el ciclo del cultivo. Los registros de pesada resultaron de la media de las 120 lecturas, tomadas cada 2 segundos en el intervalo de 4 minutos centrado en las horas enteras y en las medias horas. De esta manera se eliminaban las fluctuaciones en el peso originadas por la fricción del aire sobre la superficie del lisímetro (Berengena y Gavilán, 2005). La célula de carga se calibró al comienzo del experimento relacionando el registro en mV con el peso del lisímetro para diferentes valores de mismo, obteniéndose los parámetros de la recta de calibración por regresión mínimo cuadrática.

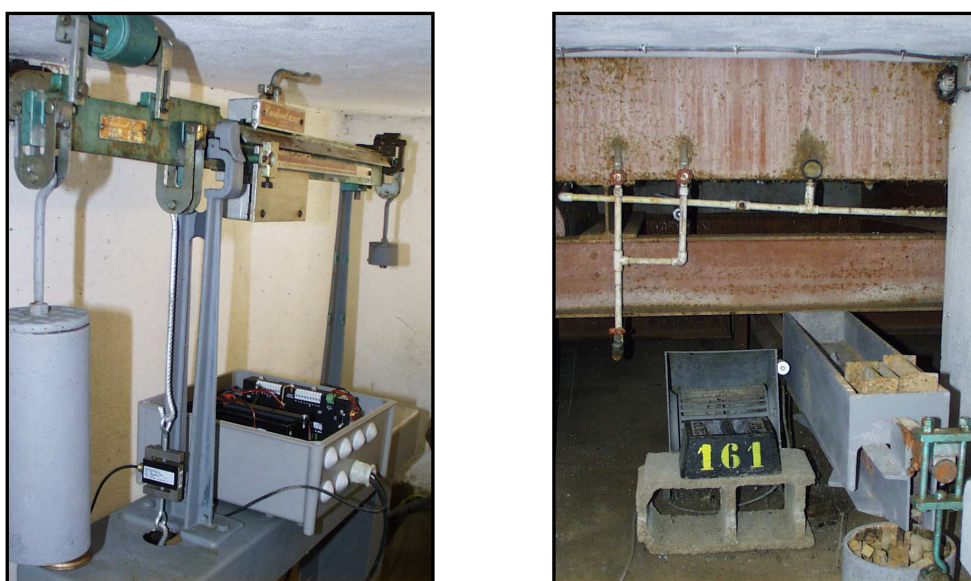


Figura II.8. Célula de carga conectada al datalogger (izquierda) y la plataforma contrapesada (derecha) del lisímetro utilizado para las medidas de ET en trigo.

Se registró el peso del lisímetro en continuo desde el 17 de Enero al 25 de Junio de 2009. Los cambios diarios en el peso del lisímetro fueron convertidos en altura equivalente de agua (mm) para obtener valores de ET en mm. Para la validación del modelo se usaron los valores de ET medidos en días con una precipitación inferior a 0.2 mm. Durante el periodo de adquisición de datos se drenó el lisímetro en dos ocasiones (DOY 42 y 76), generando grandes cambios en el peso del lisímetro. Por lo tanto ninguno de esos días se usó en la comparación. A pesar de estas restricciones, la campaña de medida generó 112 valores diarios de ET medida con lisimetría disponibles para evaluar el funcionamiento del modelo de estimación de ET en trigo.

II.7.3 Medidas de humedad en suelo

Las medidas de humedad en el suelo permitieron analizar el grado de ajuste entre el déficit hídrico en la zona radical calculado por el modelo y el déficit real. Puesto que la ET es uno de los principales componentes del balance de agua en el suelo, estas medidas pueden considerarse como una validación alternativa del modelo e independiente de las medidas de ET. El contenido de humedad en el suelo se calculó como la diferencia entre el peso seco y húmedo de las muestras de suelo tomadas en las parcelas de trigo y maíz. Cada 10-15 días se tomaron aleatoriamente 4 muestras de suelo que caracterizaron la evolución de la humedad en el suelo a lo largo del ciclo de cada cultivo. Las muestras se extrajeron con una barrena manual en tongadas de 30 cm hasta alcanzar una profundidad de 120 cm. El peso directo de las muestras representó el peso húmedo. Una vez pesadas, se introdujeron en un horno a 105 °C durante dos días para obtener el peso seco. Por último, se promedió para cada día de medida, el valor de humedad hasta alcanzar las 4 profundidades seleccionadas (0-30; 0-60; 0-90; 0-120 cm). Este cálculo a distintas profundidades, permitió seleccionar el valor de humedad real en función de la profundidad radical simulada por el modelo para cada día.

II.8 Análisis de Sensibilidad

El elevado número de parámetros y de variables de entrada necesarios para la ejecución del modelo FAO-56, puede generar cierta incertidumbre cuando se aplica en unas condiciones en la que no todos estos parámetros pueden ser directamente medidos. A diferencia de los datos meteorológicos, algunos parámetros relacionados con el suelo y el cultivo se cuantifican con dificultad durante el ciclo de crecimiento. La mayor parte de ellos están tabulados en Allen et al. (1998) en función variables de fácil medida o estimación. Sin embargo, estas tablas indican intervalos en los que razonablemente se encuentra el parámetro y la elección de los valores efectivos de cada uno de ellos incrementa la incertidumbre en la aplicación del modelo. Para analizar esta incertidumbre se puede realizar un análisis de sensibilidad previo que permita determinar los parámetros a los que el modelo es más sensible y por tanto, a los que se debe dedicar un mayor esfuerzo en la calibración. En este caso, se realizó un análisis de sensibilidad destinado a clarificar para esta particular aplicación del modelo, la sensibilidad de éste a una selección de parámetros de entrada.

El análisis de sensibilidad se realizó con un procedimiento denominado *perturbación de los parámetros* que consiste en variar un parámetro del modelo, mientras el resto de parámetros permanecen constantes. De este modo, las variaciones sufridas en las variables de estado reflejan la sensibilidad de la solución al parámetro modificado (Chapra, 1997). Se seleccionó en ambos cultivos la evapotranspiración estacional (ET_t) como variable de salida, y se analizó la sensibilidad del modelo a dos parámetros de planta: profundidad radical efectiva máxima y mínima (Z_{rmax} y Z_{rmin}) y a un parámetro de suelo; agua total evaporable (TEW). Esta metodología se basa en la comparación de la ET_t simulada por el modelo con una evapotranspiración estacional simulada de referencia (ET_{tref}). Para definir la ET_{tref} se adoptó como valores de referencia de TEW y Z_{rmax} , el valor central de los intervalos recomendados por Allen et al. (1998) para las condiciones de este estudio. El valor de Z_{rmin} de referencia fue 0.3 m, valor que sugiere el manual del modelo FAO-Aquacrop (Steduto et al., 2009; Raes et al., 2009; Hsiao et al., 2009), que es un modelo de estimación de cosecha basado en la cantidad de agua disponible para el cultivo. A continuación se modificaron los valores de referencia de TEW y Z_{rmax} en intervalos de $\pm 10\%$ hasta que alcanzaron los valores máximos y mínimos recomendados por Allen et al. (1998). El intervalo de variación simulado aumentó en el caso de Z_{rmin} . Este parámetro se define como la profundidad del suelo de la que la semilla recién germinada puede extraer agua. Esta profundidad efectiva se considera superior a la profundidad de siembra, sin embargo no hay mucha información disponible al respecto. En este análisis el intervalo de variación aumenta a $\pm 33\%$ hasta alcanzar profundidades de 0.1 y 0.5 m. La tabla II.5 presenta los intervalos de valores simulados en este análisis de sensibilidad.

Tabla II.5. Valores de referencia e intervalo de variación seleccionado para cada parámetro analizado.

Parámetro	Maíz (2008-2009)		Trigo (2009)	
	Valor de referencia	Rango simulado	Valor de referencia	Rango simulado
Profundidad radical efectiva maxima (m)	1.35	1-1.7	1.25	1-1.5
Profundidad radical efectiva minima (m)	0.3	0.1-0.5	0.3	0.1-0.5
TEW (mm)	22	18-25	22	18-25

II.9 Resultados

II.9.1 Comparación índices de vegetación obtenidos a partir de imágenes satélite y radiometría de campo

La comparación entre la reflectancia o los índices de vegetación derivados de las imágenes satélite y los medidos en campo se considera un procedimiento útil para evaluar los algoritmos de corrección aplicados a las imágenes. Existe un número importante de trabajos (Moran et al., 1992, 1995; Liang et al., 2002; Gonzalez-Dugo y Mateos, 2008) en los que se evalúa la corrección atmosférica aplicada a las imágenes satélite utilizando este procedimiento. Para evaluar la corrección aplicada a las imágenes procesadas en este trabajo se compararon los IVs obtenidos a partir de las imágenes Landsat (5 y 7) y los obtenidos usando un radiómetro manual ASD-FieldSpec. La figura II.9 muestra el ajuste lineal entre los valores de SAVI obtenidos a partir de las imágenes Landsat y los valores derivados de la radiometría de campo en el experimento de trigo en Córdoba. Se observa un relación lineal caracterizada por un alto coeficiente de determinación ($r^2=0.98$) y un error medio cuadrático (RMSD) bajo, igual a 0.025. Este ajuste es similar al presentado por González Dugo y Mateos (2008) evaluando el mismo algoritmo de corrección con medidas de radiometría tomadas sobre otros cultivos como remolacha y algodón. Estos resultados confirman la capacidad de los sensores TM y ETM+ de reproducir los valores de IVs medidos en campo, lo que permite en principio abordar el seguimiento de grandes zonas de vegetación usando las imágenes satélite seleccionadas y el algoritmo de corrección atmosférico utilizado en este estudio.

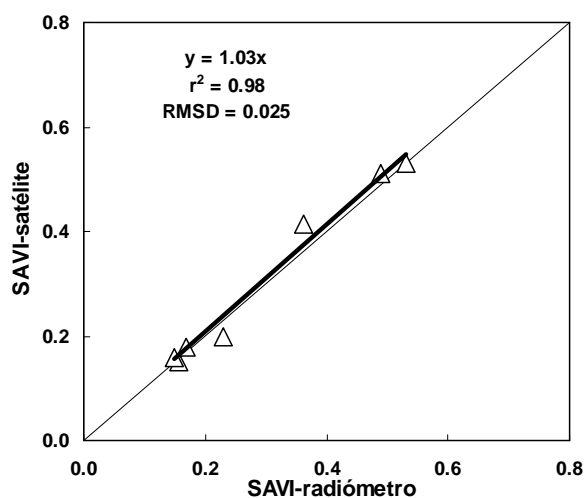


Figura II.9. Relación entre los valores de SAVI obtenidos de las imágenes de satélite, y de la radiometría de campo.

II.9.2 Medidas de evapotranspiración (ET) en parcelas de maíz y trigo

Las componentes del balance de energía (R_n , G, H y LE) medidas en base semihoraria usando el sistema de covarianza de torbellinos arrojaron en las dos campañas de medida errores de cierre del balance de energía próximos al 20%. La figura II.10 presenta el cierre de balance obtenido en el año 2009, donde se observa que los valores de R_n-G son superiores a $LE-H$ aproximadamente un 20%. Estos valores son inferiores a otros presentados por Kizer et al. (1990), Dugas et al. (1991), Laubach et al. (1994) y Sauer et al. (1998), siendo cercanos a los presentados por Twine et al. (2000).

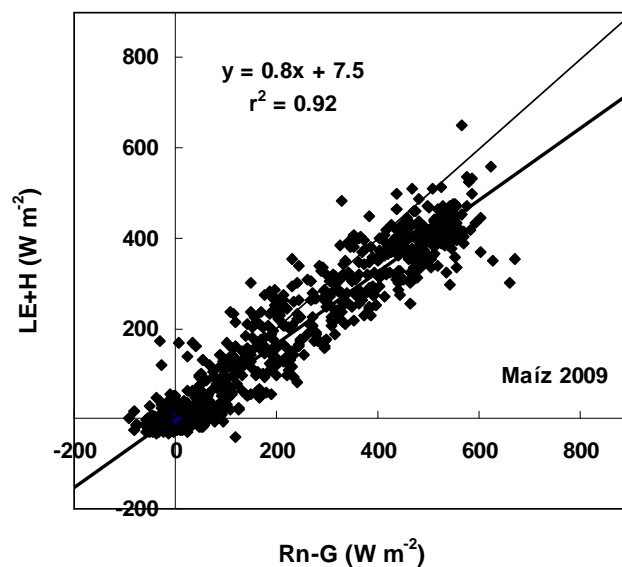


Figura II.10. Representación del cierre del balance de energía de los componentes medidos por el sistema de covarianza de torbellinos instalado sobre una parcela de maíz en 2009.

Se realizó un cierre de balance de energía diario en ambas campañas que permitió el cálculo diario de las componentes del balance de energía. Las figuras II.11 a y b presentan con detalle los diferentes componentes del balance de energía medidos los días 12 de Julio (DOY 194) y 12 de Agosto de 2008 (DOY 225) con el sistema de covarianza de torbellinos, así como los valores de flujo de calor latente resultantes del cierre de balance de energía (LE_{cb}). La figura II.11a (DOY 194) corresponde a un maíz desarrollado con cobertura máxima y un día de verano parcialmente nublado. La existencia de nubes incide directamente en la forma de la curva de radiación neta, que presenta “dientes de sierra” que coinciden con los momentos de reducción de radiación solar debido a las nubes. La transpiración del cultivo es alta y la mayor parte de la energía disponible se consume en el proceso de evapotranspiración, con flujos de calor en el suelo (G) y sensible (H)

relativamente bajos. La figura II.11b (DOY 225) corresponde a un cultivo de maíz comenzando la senescencia en un día despejado. En este periodo la tasa de evapotranspiración del cultivo se reduce, aumentando los términos H y G en el balance de energía, generalmente asociados a un aumento de la temperatura del suelo y del aire que rodea al cultivo. A partir de los valores diarios de flujo de calor latente (LE) calculados por el sistema de covarianza de torbellinos y corregidos por la ecuación II.27, se procedió al cálculo de la ET (mm) diaria que permitió validar las estimaciones de ET del modelo. La figuras II.12 a y b muestran la evolución de la ET medida en ambas campañas.

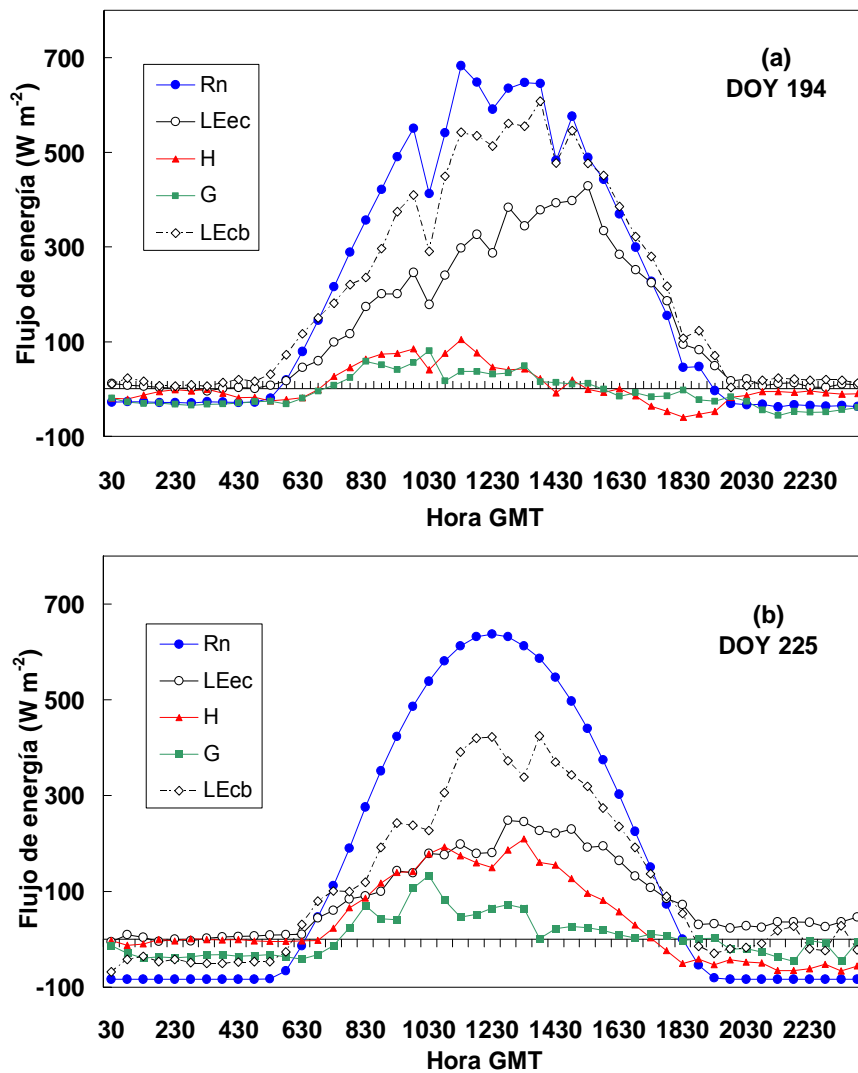


Figura II.11. Componentes del balance de energía medidos por el sistema de covarianza de torbellinos los días 12 de Julio (a) y 12 de agosto de 2008 (b) en un cultivo de maíz en el T. M. de Hornachuelos (Córdoba). Se representa el flujo de calor sensible (H), el flujo de calor en el suelo (G), la radiación neta (R_n), el flujo de calor latente medido directamente (LEec) y el corregido por la ecuación II.27 (LEcb).

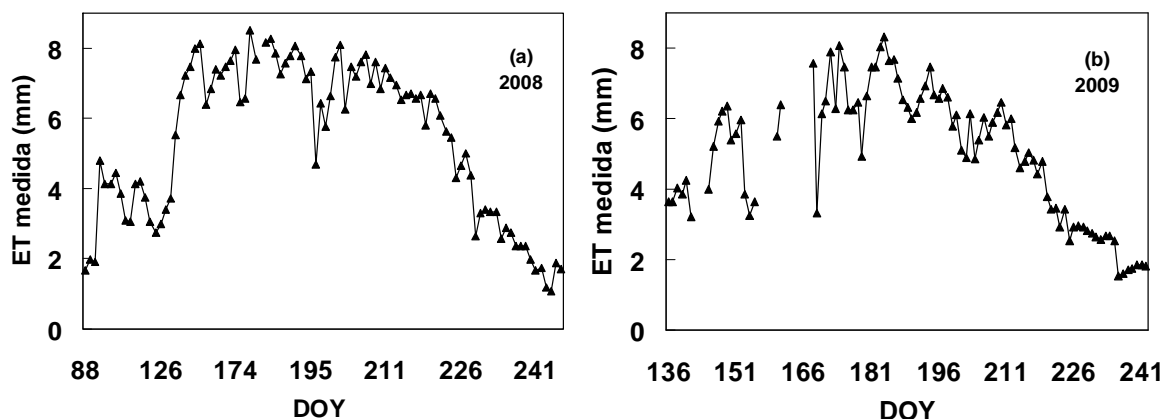


Figura II.12. Evapotranspiración (ET) (mm/d) medida con un sistema de covarianza de torbellinos instalado en parcelas de maíz en 2008 (a) y 2009 (b) en el T. M. de Hornachuelos (Córdoba).

La ET de la parcela sembrada con trigo fue medida a partir de la pérdida de peso de un lisímetro de pesada ubicado en el centro de investigación IFAPA “Alameda del Obispo” de Córdoba. Las variaciones de peso diarias convertidas en ET (mm) se presentan en la figura II.13. Esta figura presenta la evolución de la ET a lo largo del ciclo del cultivo, sin embargo la curva no es continua puesto que no se consideraron los días con precipitación superior a 0.2 mm.

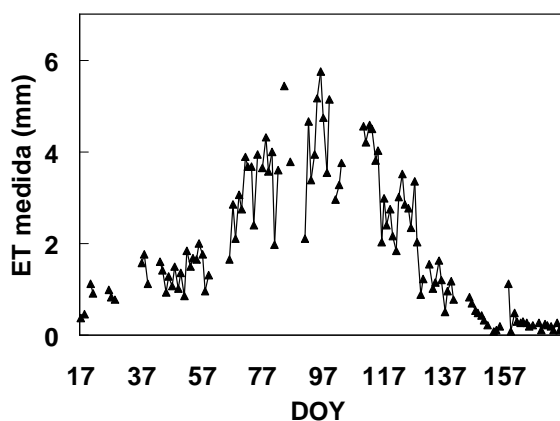


Figura II.13. Evapotranspiración (ET) (mm) del trigo medida con un lisímetro de pesada durante la campaña 2009 en una parcela del IFAPA Alameda del Obispo en Córdoba.

II.9.3 Estimación de evapotranspiración usando radiometría de campo

La primera aplicación del modelo se realizó utilizando un coeficiente de cultivo basal (K_{cb}) estimado a partir de las medidas de reflectividad de un radiómetro manual (ASD-FieldSpec)

tomadas sobre los cultivos de trigo y maíz. En la figura II.14 se representa la ET diaria estimada por el modelo y la ET diaria medida en campo por los dos sistemas empleados.

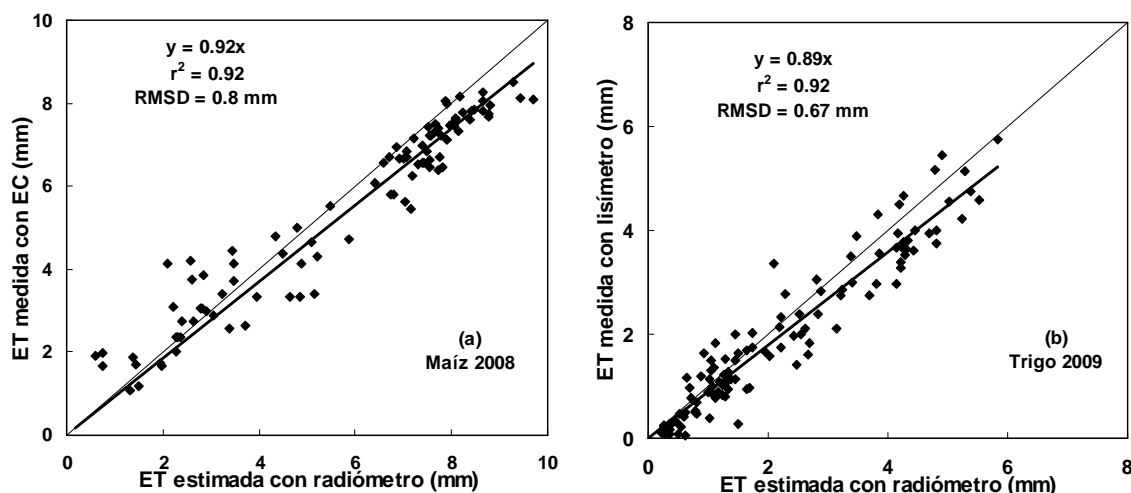


Figura II.14. ET diaria medida y estimada en un cultivo de maíz (2008) (a) y trigo (2009) (b) usando medidas radiométricas para estimar el K_{cb} . (EC = sistema de covarianza de torbellinos).

La desviación media cuadrática (RMSD) y el coeficiente de determinación (r^2) han sido utilizados para evaluar el grado de ajuste de las estimaciones del modelo con las medidas de campo. Los valores de RMSD obtenidos en el maíz y en el trigo fueron de 0.8 y 0.67 mm, respectivamente. Estos valores son ligeramente superiores a los presentados por otros autores en estudios anteriores sobre los mismos cultivos. Las diferencias encontradas por Er-Raki et al. (2007) y González-Dugo et al. (2009) fueron similares y cercanas a 0.5 mm d⁻¹. El incremento en el error en esta aplicación no parece ser significativo y puede deberse a diferencias en la calidad de los datos meteorológicos y/o prácticas de manejo de los cultivos. El modelo presentó una tendencia general a sobreestimar la ET diaria de un 8 y 11%, en maíz y trigo, respectivamente. Sin embargo, para valores bajos de ET en maíz, esta tendencia cambió hacia una leve infraestimación acompañada de una mayor dispersión en las estimaciones de ET. Estos resultados sugieren que, al inicio del ciclo del cultivo con una baja cobertura vegetal y durante senescencia, los valores medidos de SAVI fueron menos representativos del área de influencia del sistema de covarianza de torbellinos que los valores de SAVI medidos en condiciones de máxima cobertura. Este problema se puede deber al desarrollo escalonado de las plantas de una parcela y se acentúa cuando se utilizan medidas puntuales con radiómetro. Los estados fenológicos de una parcela se

suelen estimar usando unos códigos que definen perfectamente los distintos estados fenológicos de los cultivos (Ritchie y Hanway, 1982). Generalmente una parcela alcanza un estado fenológico cuando lo hace como mínimo el 50% de sus plantas. Esta variabilidad dentro de la parcela es una fuente de error que puede ser minimizada aumentando el número de medidas radiométricas o utilizando sensores que registren información de superficies más amplias. Este problema no se presentó en el trigo, puesto que se realizaron 6 medidas radiométricas sobre una superficie muy reducida (superficie del lisímetro 6 m²). En ambos cultivos se obtuvo un valor de r^2 de 0.92, ligeramente superior a las buenas correlaciones presentadas por otros autores en cultivos herbáceos y leñosos como maíz $r^2 = 0.7$ (González-Dugo et al., 2009), trigo $r^2 = 0.64-0.86$ (Er-Raki et al., 2007) y viña $r^2 = 0.86$ (Campos et al., 2010).

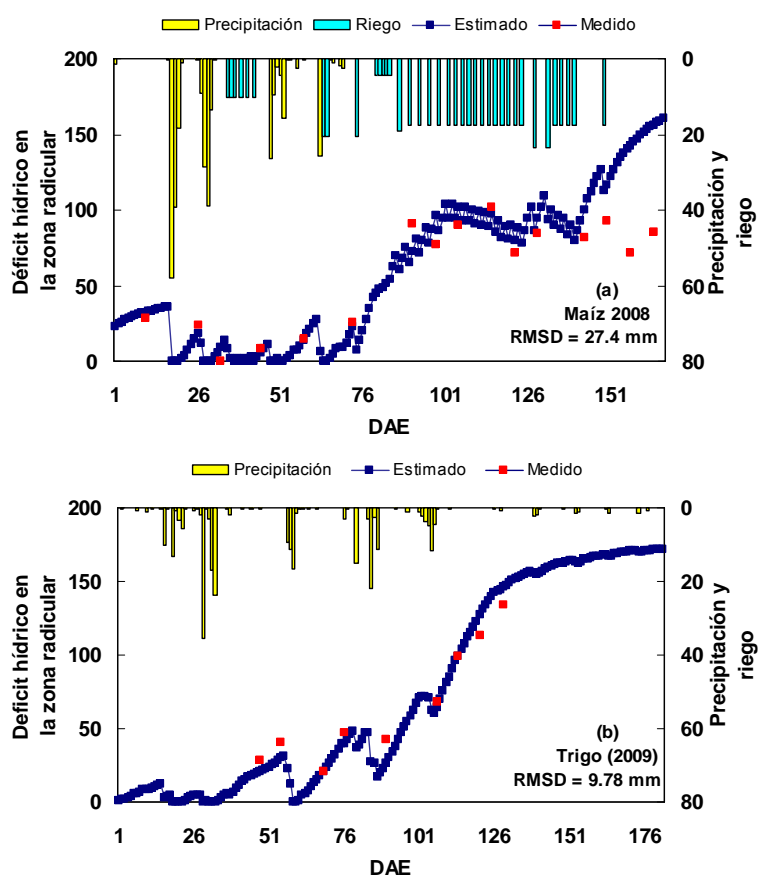


Figura II.15. Déficit de humedad del suelo estimado y medido en las campañas de maíz (2008) (a) y trigo (2009) (b) usando radiometría de campo para estimar el K_{cb} (DAE=día desde emergencia).

Las medidas de humedad fueron utilizadas para validar el balance de agua en el suelo necesario para el cálculo de los parámetros K_e y K_s , sirviendo a su vez de validación alternativa al cálculo de la ET. En la figura II.15 se compara el déficit de humedad estimado por el modelo y el déficit real obtenido a partir de las muestras de suelo para la campaña de maíz 2008 y trigo 2009. El grado de ajuste es alto (RMSD =9.78 mm) entre el déficit estimado y medido en la parcela de trigo. Sin embargo, se observan algunas discrepancias durante la senescencia del maíz. En general, se puede aceptar que la tendencia del déficit estimado por el modelo se ajusta razonablemente bien a las medidas realizadas en campo, a pesar de que existen algunas medidas particulares que requieren de un análisis más profundo para determinar si el modelo presenta algún problema durante la senescencia del maíz.

II.9.5 Estimación de evapotranspiración usando imágenes satélite

En esta segunda aplicación del modelo, se usaron los sensores TM y ETM+ para derivar el valor del índice SAVI que permitió la estimación del parámetro K_{cb} . La figura II.16 presenta los valores de fracción de cobertura (fc) y K_{cb} para la parcela de maíz estudiada en 2009 sobre seis imágenes de satélite (las dos subparcelas que aparecen en el gráfico conforman la parcela agrícola estudiada). La figura II.17 muestra la ET diaria estimada por el modelo y la ET diaria medida en campo por el sistema EC en maíz (campaña 2009) y el lisímetro de pesada en trigo (campaña 2009).

En esta segunda campaña de maíz se obtuvo un RMSD de 1 mm d^{-1} . Este error y la sobreestimación media obtenida (9%) son similares pero ligeramente superiores a los valores obtenidos en la campaña anterior utilizando medidas radiométricas. Se observa una menor dispersión en las estimaciones, especialmente en valores bajos de ET. En esta aplicación se calculó un SAVI que representaba a toda la superficie de la parcela de 7.4 ha, sin considerar los píxeles de borde. Este índice promediado tuvo en cuenta la variabilidad dentro de la parcela y refuerza la hipótesis de que estas medidas distribuidas calculadas con sensores a bordo de satélites puede disminuir la dispersión en los valores estimados de ET durante el crecimiento y senescencia de los cultivos (etapas de mayor variabilidad) frente a medidas en tierra, menos representativas espacialmente. La estimación de ET en trigo presentó un RMSD de 0.5 mm d^{-1} y un $r^2 = 0.9$ cuando se usó el SAVI derivado de las imágenes satélite. El modelo presentó una tendencia a sobreestimar la ET de un 6% comparado con los valores medidos en el lisímetro.

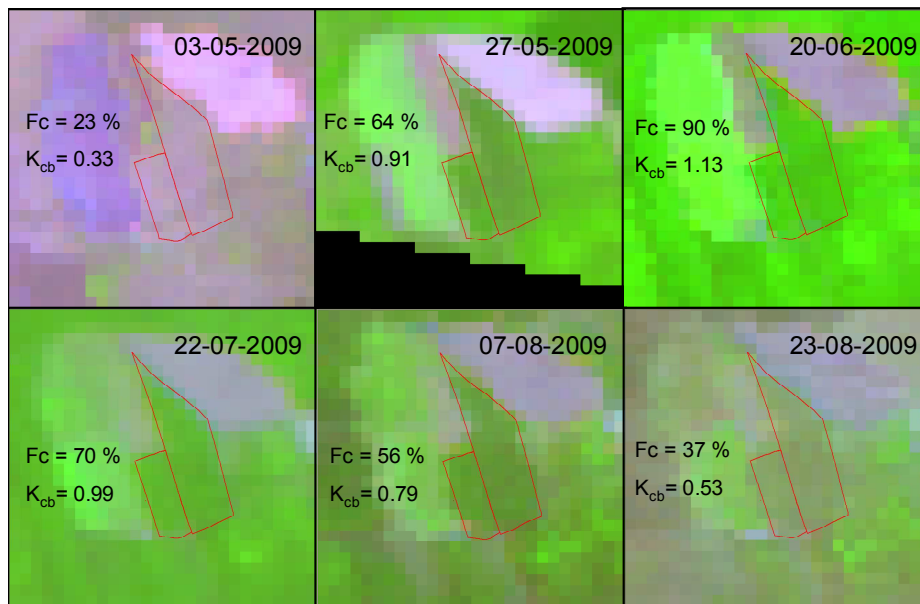


Figura II.16. Seis imágenes del satélite Landsat que representan la evolución de la Fc y del K_{cb} en la parcela de maíz durante la campaña 2009.

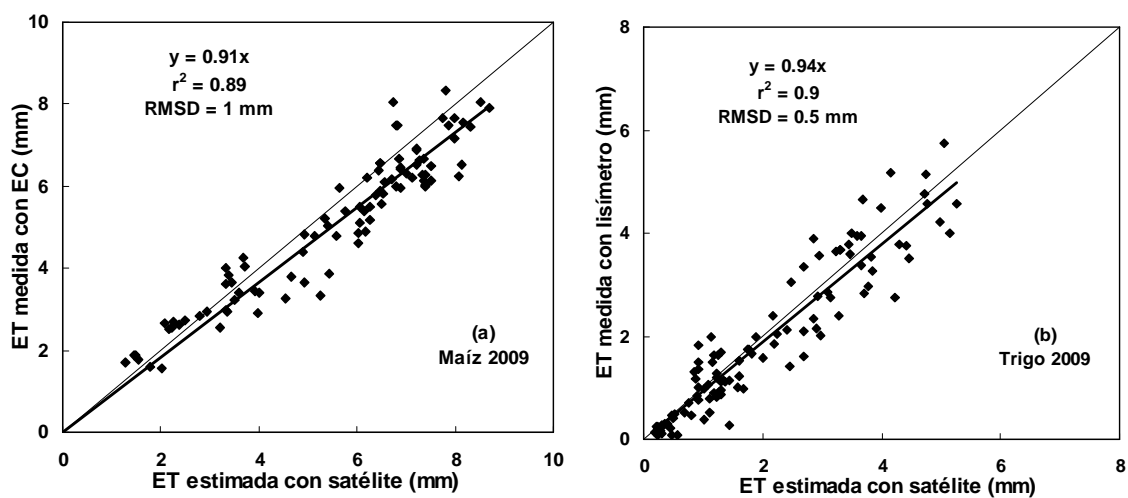


Figura II.17. ET diaria medida y estimada en un cultivo de maíz (2009) (a) y trigo (2009) (b) usando imágenes Landsat 5 y 7 para estimar el K_{cb} (EC = sistema de covarianza de torbellinos).

En la figura II.18 se compara para esta escala, el déficit de humedad estimado por el modelo y el déficit real obtenido a partir de las muestras de suelo. El acuerdo razonable entre los valores estimados y medidos durante la mayor parte del ciclo de los cultivos, indica que el modelo es capaz de reproducir la evolución del déficit de humedad en la zona radical en condiciones de secano y regadío. Sin embargo, se aprecian de nuevo algunas discrepancias al final de la campaña 2009 de maíz, similares a las observadas en la campaña

2008, durante la senescencia del cultivo. Parte de estos desajustes podrían ser debidos a la incertidumbre existente en los cultivos de regadío, respecto a la cantidad de agua aplicada mediante riego. Esta incertidumbre se debe fundamentalmente a problemas derivados de una baja uniformidad del riego, un mal mantenimiento de los sistemas de riego o problemas con las tuberías o goteros durante las campañas de cultivo, que son problemas comunes a escala de parcela. A pesar de esta incertidumbre, las discrepancias durante la senescencia de las dos campañas parecen indicar que el modelo no reproduce adecuadamente la transpiración del maíz durante la fase de crecimiento R6 de la escala de Ritchie y Hanway (1982). Este tema merece especial atención en futuros trabajos.

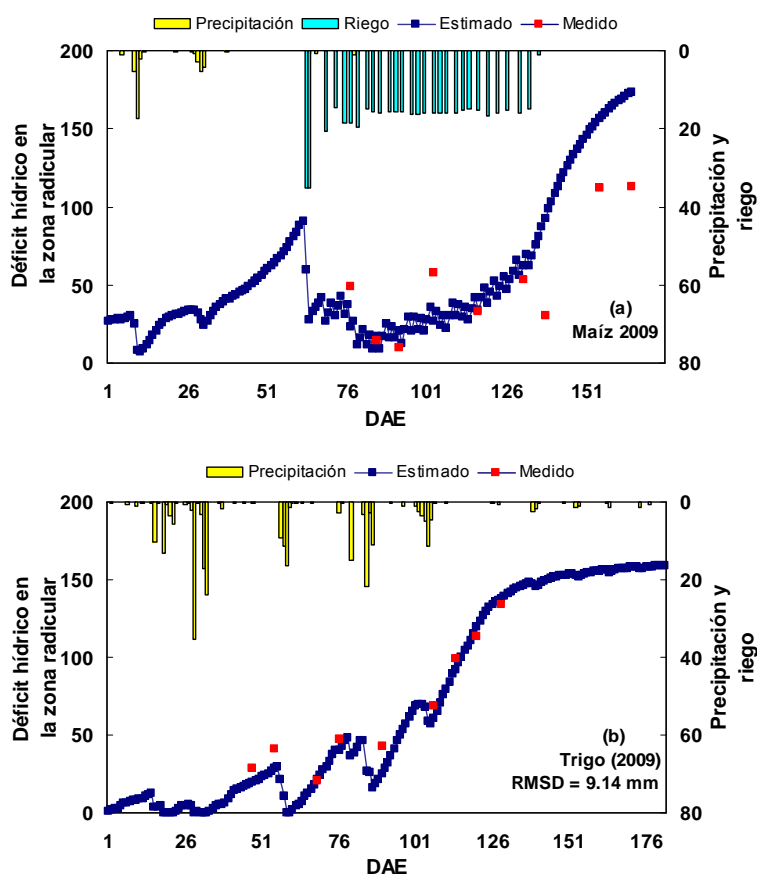


Figura II.18. Déficit de humedad estimado y medido en las campañas de maíz (2009) (a) y trigo (2009) (b) usando imágenes de los satélites Landsat 5 y 7 para estimar el K_{cb} (DAE=día desde emergencia).

II.9.6 Evaluación del estrés hídrico usando sensores remotos

El siguiente paso en el manejo de agua de riego consiste en la monitorización y el control del estrés hídrico de los cultivos, aspecto esencial para garantizar altas cosechas en

situaciones de escasez de agua. Además, evaluar correctamente el déficit hídrico es fundamental para estrategias de riego deficitario y para mejorar la calidad del fruto y el grano en algunos cultivos. La evolución del coeficiente de estrés hídrico (K_s), propuesto en la metodología FAO-56, permite evaluar el estrés hídrico de un cultivo. Los trabajos de Colaizzi et al. (2003 a,b) avalan la utilización del K_s para monitorizar el estrés hídrico, presentando las relaciones existentes entre el K_s y otros índices muy utilizados en este ámbito como el *Crop Water Stress Index* (CWSI, Jackson et al., 1981) y el *Water Deficit Index* (WDI, Moran et al., 1994). En la metodología FAO-56, un valor de K_s inferior a la unidad indica que el cultivo se está desarrollando en condiciones de estrés hídrico. La figura II.19 muestra la evolución del K_s y K_{cb} para las campañas de trigo y maíz del 2009. Sólo se han considerado para este análisis las campañas de satélite, debido a que se considera que los índices obtenidos a partir de los sensores TM y ETM+ representan mejor la variabilidad dentro de las parcelas. En la figura II.19a se observan cinco periodos de estrés hídrico en la campaña de maíz. Los cuatro primeros periodos fueron leves y ocurrieron durante la fase de crecimiento rápido del cultivo (Abril-Mayo), y antes del primer riego (22 de Mayo de 2009). Con base en el crecimiento del cultivo, representado por la curva de K_{cb} en la figura II.19, y en la buena tolerancia de las plantas de maíz al estrés hídrico en esta fase (Doorenbos y Kassam, 1979), se puede sostener que estos periodos no afectaran a la cosecha final. Durante la fase reproductiva, el periodo más crítico para el rendimiento del cultivo, el aporte de agua por riego garantizó la cantidad de agua disponible para el correcto desarrollo del cultivo. El último periodo de estrés hídrico tuvo lugar al final de la campaña, 15 días antes de la cosecha. Este estrés es la consecuencia de una práctica muy habitual en los agricultores de la zona, donde la mayoría de ellos aplican el último riego 15-20 días antes de que el grano madure. Esta decisión permite ahorrar agua de riego basándose en la buena tolerancia del maíz al estrés hídrico durante la maduración (Doorenbos y Kassam, 1979). Sin embargo este periodo seco final se prolongó demasiado en el tiempo y probablemente contribuyó a una reducción en el rendimiento de la parcela que alcanzó una cosecha un 20% inferior a la media de la zona, de 12500 kg ha⁻¹ (CAP, 2009).

En el caso del trigo, el estrés hídrico afectó por completo a la fase de llenado de grano (figura 19b) que corresponde a los estados 7-9 de la escala Zadoks (Zadoks et al., 1974). La escasez de agua en esas fases tiene un efecto considerable en el llenado de grano, reduciéndose el rendimiento de la parcela como consecuencia de un menor peso por grano en la espiga (Rawson y Gomez, 2000). El contenido de agua en el suelo acumulado durante

el invierno no fue suficiente para satisfacer la demanda evaporativa de los últimos dos meses de la campaña. En este caso, el rendimiento de la parcela (2100 kg ha^{-1}) fue un 28% inferior al valor medio presentado en las estadísticas agrarias regionales en trigo (CAP, 2009).

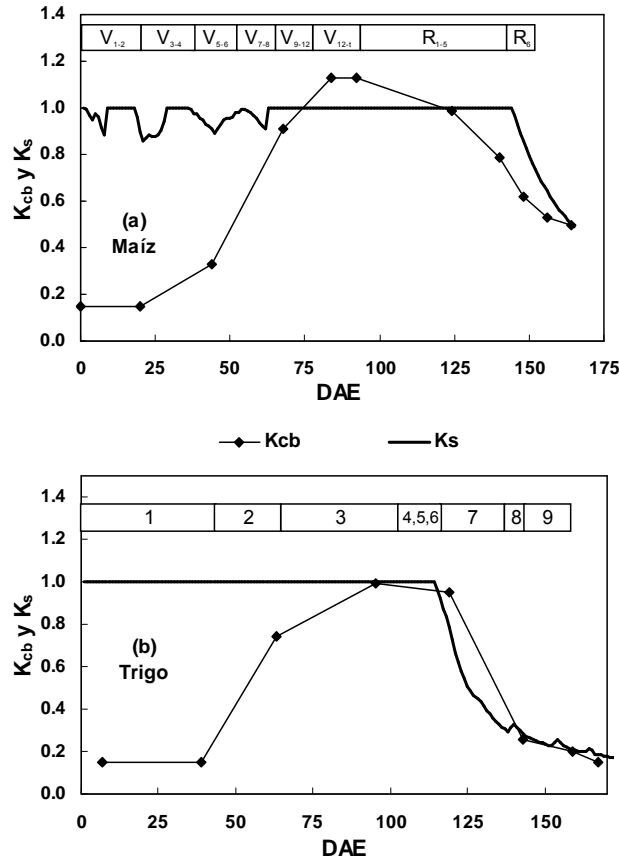


Figura II.19. Evolución del coeficiente de cultivo basal estimado con satélite y del coeficiente de estrés del maíz (2009) (a) y trigo (2009) (b). Se presenta en las figuras las fases Ritchie (a) y Zadoks (b) del maíz y trigo respectivamente.

II.9.7 Análisis de sensibilidad

Los resultados del análisis de sensibilidad para las tres campañas de cultivo de este estudio se muestran en la figura II.20. Los resultados se presentan con valores relativos para facilitar la comparación entre parámetros y campañas. Los valores simulados de ET_{tref} fueron 803 y 712 en las campañas de maíz 2008 y 2009, respectivamente, y 342 mm en la campaña de trigo. En todos los casos, las variaciones de Z_{rmax} afectaron en mayor grado a la ET_t que las variaciones de Z_{rmin} y TEW. Al variar un 20% los parámetros, se obtuvo una variación media de ET_t de un 3.8%, 0.2% y 0.5% para Z_{rmax} , Z_{rmin} y TEW respectivamente.

Se observaron diferencias entre cultivos en la sensibilidad del modelo a Z_{rmax} . El efecto de Z_{rmax} sobre la ET_t fue mayor en la campaña de secano de trigo, con una variación media del 7.2% para un 20% de cambio en el valor del parámetro de referencia. Sin embargo, el efecto fue inferior en las campañas de regadío de maíz, con unas variaciones máximas de ET_t de un 2 y 3.1% para la misma variación del parámetro de referencia. Un incremento o reducción de Z_{rmax} afecta significativamente al cálculo del volumen de control para el balance de agua en el suelo y por tanto a la disponibilidad total de agua para el cultivo. La influencia sobre la ET_t se hace más patente bajo condiciones de estrés hídrico y cuando la lámina evaporada se aproxima a la lámina de agua fácilmente evaporable (RAW). En este punto se determina el comienzo del estrés hídrico y del cálculo de K_s , para cuantificar la reducción de la transpiración del cultivo. El prolongado periodo de estrés hídrico en la campaña del trigo (67 días) en comparación con los cortos periodos de estrés sufridos al final de ambas campañas de maíz podría explicar las diferencias en la sensibilidad del modelo a Z_{rmax} en ambos cultivos.

El efecto sobre las estimaciones de ET_t al variar el parámetro Z_{rmin} , fue muy reducido para ambos cultivos. La influencia de Z_{rmin} sobre el balance de agua se prolonga únicamente hasta que las raíces del cultivo alcanzan su profundidad máxima (Z_{rmax}) y su efecto es probablemente más alto en las estimaciones diarias de ET durante el estado inicial de crecimiento. El efecto más fuerte se observó en maíz (1.9% de variación de ET_t al variar un 66% el parámetro de referencia), con varios periodos de estrés hídrico localizados durante la fase de crecimiento inicial. En el caso del trigo, con un desarrollo inicial óptimo, la variación observada fue despreciable (0.55% con un variación del 66% del parámetro de referencia).

Por último, el parámetro TEW presentó un efecto despreciable bajo condiciones de secano y regadío. Las máximas variaciones con respecto a ET_{tref} fueron 0.7 y 0.3 en maíz 2008 y 2009, respectivamente y 0.8 en trigo.

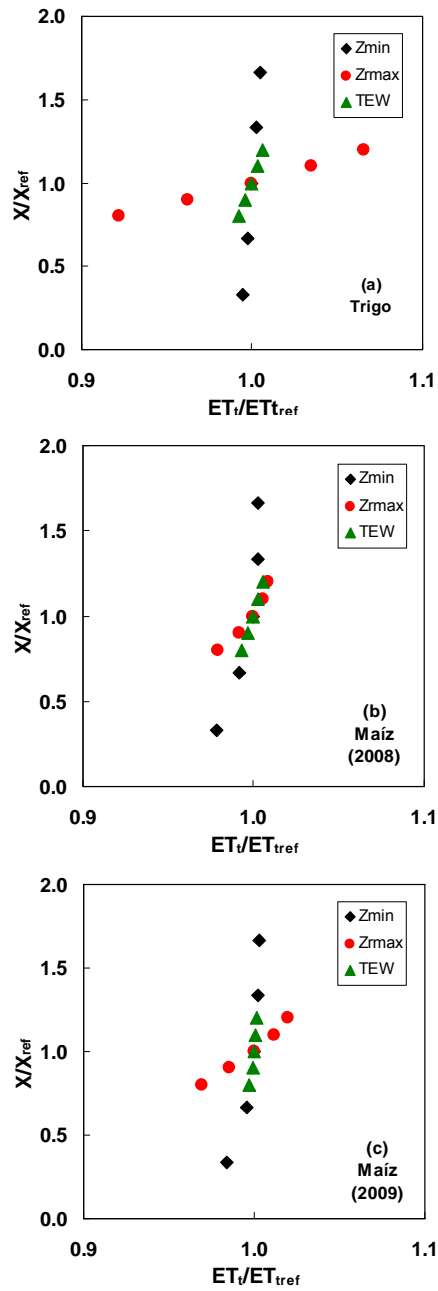


Figura II.20. Variación de ET_t con respecto a la ET_{tref} para variaciones de la profundidad radical máxima (Z_{rmax}), la profundidad radical mínima (Z_{rmin}) y el TEW para las campañas de trigo 2009 (a) maíz 2008 (b) y maíz 2009 (c).

II.10 Conclusiones

Los resultados muestran que el coeficiente de cultivo obtenido a partir de índices de vegetación puede ser utilizado para el cálculo de las necesidades hídricas en un cultivo sensible al estrés hídrico como es el maíz y en otro típico de la agricultura de secano como es el trigo. Los IVs, en concreto el SAVI, tienen la habilidad de estimar la evolución del K_{cb} mientras que para estimar los coeficientes K_e y K_s se requiere un balance de agua diario en el suelo. Las estimaciones diarias de ET obtenidas en ambos cultivos fueron consistentes y presentaron una sobreestimación media de un 8% al compararlas con los valores medidos de ET usando el sistema de covarianza de torbellinos y el lisímetro. Los resultados no indican diferencias apreciables al usar sensores remotos en campo (campaña 2008 de maíz y 2009 de trigo) o a bordo de satélites (campañs 2009 de maíz y trigo).

El uso de sensores remotos espaciales ofrece ventajas importantes a la hora de extrapolar esta metodología a zonas extensas, especialmente si se considera la aportación del Plan Nacional de Teledetección (PNT), dirigido por el Instituto Geográfico Nacional (IGN), que ofrece a las administraciones y organismos públicos acceso a un importante número de imágenes Landsat adquiridas regularmente sobre todo el territorio nacional. El uso de imágenes satélite permite obtener índices de vegetación de grandes zonas sin pérdidas de precisión en las estimaciones finales de ET. Además, el uso de estos sensores que captan información de superficies extensas, evita el problema de baja representatividad de las medidas de campo sobre cultivos con baja cobertura. El mayor inconveniente de la extensión de este método a escalas superiores radica en la necesidad de un balance de agua diario que requiere de información precisa sobre el suelo y el agua aplicada por riego, información que a menudo no está disponible a escala de cuenca. Para solventar este inconveniente, se ha propuesto una simplificación del modelo mediante el cálculo de un coeficiente de cultivo sintético que tiene en cuenta el efecto de la lluvia y una frecuencia de riego típica, es decir, los principales factores que afectan al coeficiente de evaporación (Díaz et al., 2009; González-Dugo et al., 2010). Este modelo simplificado se ha desarrollado dentro de un proyecto liderado por la Confederación Hidrográfica del Guadalquivir, aplicándose en su cuenca desde el año 2007 con buenos resultados.

El análisis de la tendencia del coeficiente de estrés derivado del balance de agua, proporciona información valiosa sobre el uso del agua en ambos cultivos a lo largo de sus ciclos de crecimiento, permitiendo cuantificar la incidencia individualizada de estrés hídrico

en los estados de crecimiento de los cultivos fundamentales para la formación de la cosecha. Esta metodología puede usarse para realizar evaluaciones del estrés hídrico en cultivos de regadío que ayuden a la toma de decisiones sobre qué momento y con qué cantidad regar. El uso combinado del coeficiente de cultivo basal estimado con satélite y la metodología FAO puede considerarse una herramienta muy útil para la estimación de necesidades hídricas y para la mejora del manejo de agua a escala de comunidad de regantes. A su vez las estimaciones de ET podrían usarse como variables de entrada de modelos de estimación de cosecha que permitan mejorar o complementar las estadísticas agrarias actuales.

II.11 Bibliografía

- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., Smith, A.R.: Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop requirements. Irrigation and Drainage Paper No. 56 FAO, Rome, 1998.
- Allen, R.G., Pereira, L.S.: Estimating crop coefficients from fraction of ground cover and height. *Irrig. Sci.*, 28, 17-34, 2009.
- Allen, R.G., Pereira, L.S., Howell, T.A., Jensen, M.E.: Evapotranspiration information reporting: I. Factors governing measurement Accuracy. *Agr. Water Manage.*, 98, 899-920, 2011.
- Allen, R.G., Pruitt, W.O. et al.: A recommendation on standardized surface resistance for hourly calculation of reference ETO by the FAO56 Penman-Monteith method. *Agr. Water Manage.*, 81, 1-22, 2006.
- Allen, R.G., Tasumi, M., Trezza, R.: Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC)-Model. *J. Irrig. Drain. E-ASCE*, 133(4), 380-394, 2007.
- Barr, A.G., King, K.M., Gillespie, T.J., denHartog, G., Neumann, H.H.: A comparison of Bowen ratio and eddy correlation sensible and latent heat flux measurements above deciduous forest. *Bound.-Lay. Meteorol.*, 71, 21-41, 1994.
- Bastiaanssen, W.G.M., Menenti, M., Feddes, R.A., Holtslag, A.A.M.: A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL):1. Formulation. *J. Hydrol.*, 213, 198-212, 1998.
- Bausch, W.C.: Soil background effects on reflectance-based crop coefficient for corn. *Remote Sens. Environ.*, 46, 213-222, 1993.
- Bausch, W.C. Neale, C.M.U.: Crop coefficients derived from reflected canopy radiation: a concept *Trans. ASAE*, 30(3), 703-709, 1987.
- Berengena, J. Gavilán, P.: Reference evapotranspiration estimation in a highly advective semiarid environment. *J. Irrig. Drain. E.*, 131(2), 147-163, 2005.
- Bernhofer, C., Vogt, R.: Energy balance closure gaps- A methodological problem of eddy covariance measurements? *Proceedings of the Inter. Congres. of Biometeorol. and Intern. Confer. on Urban Climatol.* 8-12 Nov. 1999, Sidney, Australia, ICB 6.2. 1999.
- Blanken, P.D., Black, T.A., Yang, P.C., Newmann, H.H., Nesic, Z., Staebler, R., denHartog, G., Novak, M.D., Lee, X.: Energy balance and canopy conductance of a boreal aspen forest: partitioning overstory and understory components. *J. Geophys. Res.*, 102(D24): 28905-28928., 1997.

- Bowen, I.S.: The ratio of heat losses by conduction and by evaporation from any water surface. *Physics Review*, 27, 779-787, 1926.
- Campos, I., Neale, C.M.U., Calera, A., Balbontin, C., González-Piqueras, J.: Assessing satellite-based basal crop coefficients for irrigated grapes (*Vitis vinifera* L.). *Agr. Water Manage.*, 97, 1760-1768, 2010.
- CAP 2009: Crop yield annual statistics. [Online WWW]. Available URL: <http://www.juntadeandalucia.es/agriculturaypesca/portal/servicios/estadisticas/index.html> (Accessed on October 2010).
- Chapra, S.C.: *Surface water-quality modelling*. Mc-Graw-Hill, New York, 1997.
- Castellví, F.: Combining surface renewal analysis and similarity theory: A new approach for estimating sensible heat flux. *Water Resources Research*, 40. 2004.
- Castellví, F., Snyder, R.L.: A comparison between latent heat fluxes over grass using a weighing lysimeter and surface renewal analysis. *J. Hydrol.* 381, 213-220, 2010.
- Cohen, Y., Fuchs, M., Falkenflug, V., Moreshet, S.: Calibrated heat pulse method for measuring water uptake in cotton. *Agron. J.*, 89, 398-402, 1988.
- Colaizzi, P.D., Barnes, E.M., Clarke, T.R., Choi, C.Y., Waller, P.M., Haberland, J., Kostrzewski, M.: Water stress detection under high frequency sprinkler irrigation with water deficit index. *J. Irrig. Drain. E-ASCE.*, 129(1), 36-43, 2003a.
- Colaizzi, P.D., Barnes, E.M., Clarke, T.R., Choi, C.Y., Waller, P.M.: Estimating soil moisture under low frequency surface irrigation using crop water stress index. *J. Irrig. Drain. E-ASCE.*, 129(1), 27-35, 2003b.
- Daughtry, C.S.T., Gallo, K.P., Goward, S.N., Prince, S.D., Kustas, W.P.: Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies. *Remote Sens. Environ.*, 39, 141-152, 1992.
- Denmead, O.T.: Plant physiological methods for studying evapotranspiration: problems of telling the forest from the trees. *Agr. Water Manage.*, 8, 167-189, 1984.
- Diawara, A., Loustau, D., Berbigier, P.: Comparison of two methods for estimating the evaporation of a *Pinus pinaster* (Ait.) stand: sap flow and energy balance with sensible heat flux measurements by an eddy covariance method. *Agr. Forest. Meteorol.*, 54, 49-66, 1991.
- Díaz, A., González-Dugo, M.P., Escuin, S., Mateos, L., Cano, F., Cifuentes, V., Tirado, J. L., Oyonarte, N.: Irrigation water use monitoring at watershed scale using series of high-resolution satellite images. In: C.M.U. Neale, A. Maltese (Eds). *Remote Sensing*

- for Agriculture, Ecosystems and Hydrology. Proc. SPIE. Vol. 7472. Pág. 74720E-1, 2009.
- Doorenbos, J. Kassam, A.H.: Yield response to water. FAO Irrigation and Drainage. Paper N° 33. FAO, Rome. 1979.
- Doorenbos, J. Pruitt, W.O.: Crop water requirement. FAO Irrigation and Drainage. Paper N° 24. FAO, Rome. 1977.
- Duchemin, B., Hadria, R., Er-Raki, S.: Monitoring wheat phenology and irrigation in central Morocco: On the use of relationships between evapotranspiration, crop coefficient, leaf area index and remotely-sensed vegetation indices. *Agr. Water Manage.*, 79, 1-27, 2006.
- Dugas, W.A., Fritschen, L.J., Gay, L.W., Held, A.A., Matthias, A.D., Reicosky, D.C., Steduto, P., Steiner, J.L.: Bowen ratio, eddy correlation and portable chamber measurements of sensible and latent heat flux over irrigated spring wheat. *Agr. Forest Meteorol.*, 56, 1-20, 1991.
- Er-Raki, S., Chehbouni, A., Guemouria, N., Duchemin, B., Ezzahar, J., Hadria, R.: Combining FAO-56 model and ground-based remote sensing to estimate water consumption of wheat crops in semi-arid regions. *Agr. Water Manage.*, 87 (2007), 41-54, 2007.
- Er-Raki, S., Chehbouni, A., Hoedjes, J., N., Ezzahar, J., Duchemin, B., Jacob, F.: Improvement of FAO-56 method for olive orchards through sequential assimilation of thermal infrared-based estimates of ET. *Agr. Water Manage.*, 95, 309-321, 2008.
- Fuchs, M. Tanner, C.B.: Error analysis of Bowen ratios measured by differential psychrometry. *Agric. Meteorol.*, 7, 329-334, 1970.
- Gavilán, P., Estévez, J., Berengena, J.: Comparison of standardized reference evapotranspiration equations in southern Spain. *J. Irrig. Drain. E.*, 134(1), 1-12, 2008.
- González-Dugo, M.P. Mateos, L.: Spectral vegetation indices for benchmarking water productivity of irrigated cotton and sugarbeet crops. *Agr. Water Manage.*, 95, 48-58, 2008.
- González-Dugo, M.P., Mateos, L., Escuin, S., Cano, F., Díaz, A., Cifuentes, V., Tirado, J.L., Oyonarte, N.: Integración de los sensores remotos en la gestión sostenible del riego. Una aplicación en Andalucía. *Boletín Informativo Riegos del Alto Aragón*, n° 36: 10-12. 2010.

- González-Dugo, M.P., Neale, C.M.U., Mateos, L., Kustas, W.P., Prueger, J., Anderson, M.C., Li, F.: A comparison of operational remote-sensing-based models for estimating crop evapotranspiration. *Agr. Forest Meteorol.*, 149, 1843-1853, 2009.
- Gonzalez-Piqueras, J., Calera Belmonte A., Gilabert, M.A., Cuesta García, A., De la Cruz Tercero, F.: In: Estimation of crop coefficient by means of optimized vegetation indices for corn. *Proceedings of the SPIE Congress, Barcelona, 8-11 September*, p-12, 2003.
- Grebet, P., Cuenca, R.H.: History of lysimeter design and effects of environmental disturbances. In Allen, R.G., Howell, T.A., Pruitt, W.O., Walter, I.A, Jensen, M.E. (Eds.). *Proceeding of the International Symposium on Lysimetry, July 23-25, Honolulu, HI*, pp. 10-18. 1991.
- Heilman, J.L., Heilman, W.E., Moore, D.G.: Evaluating the crop coefficient using spectral reflectance. *Agron. J.*, 74, 967-971, 1982.
- Hillel, D.: Evaporation from bare soil and wind erosion. En "Environmental soil physics" pp. 507-544. (Academic press: San Diego). 1998.
- Hopkins, W.G.: *Introduction to plant physiology*. Ed John Willey. 1999.
- Hsiao, T.C., Heng, L.K., Steduto, P., Rojas-Lara, B., Raes, D., Fereres, E.: AquaCrop-The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: III. Parameterization and Testing for Maize. *Agron. J.*, 101, 448-459, 2009.
- Hsiao, T.C., Steduto, P., Fereres, E.: A systematic and quantitative approach to improve water use efficiency in agriculture. *Irrigation Sci.*, 25, 209-231, 2007.
- Huete, A.R.: A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sens. Environ.*, 25, 295-309, 1988.
- Hunsaker, D.J., Pinter Jr., P.J., Barnes, E.M., Kimball, B.A.: Estimating cotton evapotranspiration crop coefficient with a multispectral vegetation index. *Irrigation Sci.*, 22, 95-104, 2003.
- Hunsaker, D.J., Pinter, P.R. Kimball, B.A.: Wheat basal crop coefficients determined by normalized difference vegetation index. *Irrigation Sci.*, 24, 1-14, 2005.
- Itier, B., Brunet, Y.: Recent developments and present trends in evaporation research: a partial survey. In: *Evapotranspiration and Irrigation Scheduling. Proceedings of the International Conference. Nov. 3-6, 1996. San Antonio, Texas. ASAE*. 1996.
- Jackson, R.D., Idso, S.B., Regionato, R.J., Pinter Jr., P.J.: Remotely sensed crop temperatures and reflectances as inputs to irrigation scheduling. In: *Irrigation and*

- Drainage Special Conference Proceedings, ASCE, Boise, N.Y., USA pp 390-397, 1980.
- Jackson, R.D., Idso, S.B., Regionato, R.J., Pinter Jr., P.J.: Canopy temperatures as a crop water stress indicator. *Water Resour. Res.*, 17, 1133-1138, 1981.
- Jayanthi, H., Neale, C.M.U., Wright, J.L.: Development and validation of canopy reflectance-based crop coefficient for potato. *Agr. Water Manage.*, 88 (1-3), 235-246, 2007.
- Jensen, M.E., Burman, R.D. Allen, R.G.: Evapotranspiration and water irrigation requirements. Committee on irrigation Water Requirements, Irrigation and Drainage Division of ASCE, Manual n° 70. ASCE, N.Y. 1990.
- Jury, W.A., Gardner, W.R., Gardner, W.H.: *Soil physics* (John Wiley and Sons, Inc: New York). 1991.
- Kelliher, F.M., Whitehead, D., McAneney, K.J., Judd, M.J.: Partitioning evapotranspiration into tree and understorey components in two young *Pinus radiata* D. Don stands. *Agr. Forest. Meteorol.*, 50, 211-227, 1990.
- Kemphorne, O., Allmaras, R.R., Errors and variability of observations. In Klute, A. (Ed). *Methods of soil Analysis*. ASA y SSSA, Madison, WI, pp. 1-31. 1986.
- Kizer, M.A., Elliot, R.L., Stone, F.J.: Hourly ET model calibration with eddy flux and energy balance data. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 116(2), 172-181, 1990.
- Kustas, W.P., Norman, J.M.: Evaluation of soil and vegetation heat flux predictions using a simple two-source model with radiometric temperatures for partial canopy cover. *Agr. Forest Meteorol.*, 94(1), 13-29, 1999.
- Laubach, J., Raschendorfer, M., Kreilein, H., Gravenhorst, G.: Determination of heat and water vapour fluxes above a spruce forest by eddy correlation. *Agr. Forest Meteorol.*, 714, 373-401, 1994.
- Liang, S., Fang, H., Morisette, J.T., Chen, M., Shuey, C.J., Wathall, C.J., Daughtry, C.S.T.: Atmospheric correction of Landsat ETM+ Land surface Imagery: II. Validation and Applications. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2002.
- Mizutani, K., Yamanoi, K., Ikeda, T., Watanabe, T.: Applicability of the eddy correlation method to measure sensible heat transfer to forest under rainfall conditions. *Agr. Forest. Meteorol.*, 86, 193-203, 1997.
- Moore, C.J.: Frequency response corrections for eddy correlationsystems. *Bound.-Lay. Meteorol.*, 37, 17-35, 1986.

- Moran, M. S., Jackson, R.D., Slater, P.N., Teillet, P.M.: Evaluation of simplified procedures for retrieval of land surface reflectance factor from satellite sensor output. *Remote Sens. Environ.*, 41, 169-184, 1992.
- Moran, M. S., Clarke, T. R., Inoue, Y., Vidal, A.: Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sens. Environ.*, 49, 246-263, 1994.
- Moran, M. S., Jackson, R.D., Clarke, T. R., Qi, J., Cabot, F., Thome, K.J., Markham, B.L.: Reflectance factor retrieval from Landsat TM and SPOT HRV data for bright and dark target. *Remote Sens. Environ.*, 52, 218-230, 1995.
- Neale, C.M.U., Bausch, W.C., Heerman, D.F.: Development of reflectance-based crop coefficients for corn. *Transactions of the ASAE*, 32(6), 1891-1899, 1989.
- Norman, J.M., Kustas, W.P., Humes, K.S.: A two - source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes in observations of directional radiometric surface temperature. *Agr. Forest. Meteorol.* 77 (3-4), 263-293, 1995.
- Ottoni, T.B., Matthias, A.D, Guerra, A.F., Slack, D.C.: Comparison of three resistance methods for estimating heat flux under stable conditions. *Agr. Forest. Meteorol.*, 58, 1-18, 1992.
- Padilla, F.L.M., González-Dugo, M.P., Gavilán, P, Domínguez, J.: Integration of vegetation indices into a water balance model to estimate evapotranspiration of wheat and corn. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 15, 1213-1225, 2011.
- Penman, H.L.: Natural evaporation from open water, bare soil and grass. *Proceeding of the Royal Society of London*. 194, 120-145, 1948.
- Rawson, H.M., Gómez, H.: *Irrigated Wheat*. FAO, Rome, Italy, 2000.
- Raes, D., Steduto, P., Hsiao, T.C., Fereres, E.: *AquaCrop - The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: II. Main Algorithms and Software Description*. *Agron. J.*, 101, 438-447, 2009.
- Rana, G., Katerji, N.: Measurement and estimation of actual evapotranspiration in the field under Mediterranean climate: a review. *European J. Agron.*, 13, 125-153, 2000.
- Reicosky, D.C., Peters, D.B.: A portable chamber for rapid evapotranspiration measurements on field plots. *Agron. J.*, 69, 729-732, 1977.
- Revheim, K.J.A., Jordan, R.B.: Precision of evaporation measurements using the Bowen ratio. *Boundary-Layer Meteorol.*, 10, 97-111, 1976.
- Ritchie, S. Hanway, J.J.: *How a corn plant develops*. Iowa State University Technol. Spec. Report, 48 pp. 1982.

- Sánchez, N., Martínez-Fernández, J., Calera, A., Torres, E., Pérez-Gutiérrez, C.: Combining remote sensing and in situ soil moisture data for the application and validation of a distributed water balance model (HIDROMORE). *Agr. Water Manage.*, 98, 69-78, 2010.
- Sauer, T.J., Hatfield, J.L., Prueger, J.H., Norman, J.M.: Surface energy balance of a corn residue-covered field. *Agr. Forest Meteorol.*, 89, 155-168, 1998.
- Schapp, M.G., Leij, F.J., van Genuchten, M. Th.: "Rosetta: a computer program for estimating soil hydraulic parameters with hierarchical pedotransfer functions". *J. Hydrol.* 251(3), 163-176.doi: 10.1016/S0022-1694(01)00466-8, 2001.
- Sette, D.: *Elementi di Fisica*. Patron Ed., 277 pp. 1977.
- Sharma, M.L.: Estimating evapotranspiration. P. 213-281. In: Hillel, D. (ed.). *Advances in Irrigation*, Vol. 3, Academic Press, Inc. 1985
- Shuttleworth, W.J., Gash, J.H.C., Lloyd, C.R., McNeil, D.D., Moore, C.J., Wallace, J.S.: An integrated micrometeorological system for evaporation measurements. *Agr. Forest Meteorol.*, 43, 295-317, 1988.
- Sinclair, T.R., Allen, L.H., Lemon, E.R.: An analysis of errors in the calculation of energy flux densities above vegetation by a Bowen-ratio profile method. *Boundary Layers Meteorol.*, 8, 129-139, 1975.
- Smith, M., Allen, R., Monteith, J.L., Perrier, A., Pereira, L., Segeren, A.: Report on the "Expert consultation on revision of FAO methodologies for crop water requirements", held at Rome, 28-31 May 1990. Land and Water Development Division, FAO, Rome. 1991.
- Steduto, P., Hsiao, T.C., Raes, D., Fereres, E.: AquaCrop-The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: I. Concepts and Underlying Principles. *Agron. J.*, 101, 426-437, 2009.
- Storey, J., Scaramuzza, P., Schmidt, G., Barsi, J.: Landsat 7 scan line corrector-off gap-filled product development. Pecora 16 "Global Priorities in Land Remote Sensing" conference proceedings (ASPRS). 2005.
- Tanner, B.D., Swiatek, E., Greene, J.P.: Density fluctuations and use of the krypton hygrometer in surface flux measurements. In: Allen R.G. and Neale C.M.U. (eds) *Proceedings of the National Conference on Irrigation and Drainage Engineering*, Park City, Utah, American Society of Civil Engineers, New York, 21-23 July 1993, pp105-112, 1993.

- Torres, E.A., Calera, A.: Bares oil evaporation under high evaporation demand: a proposed modification to the FAO-56 model. *Hydrol. Sciences J.*, 55 (3), 303-315, 2010.
- Twine, T.E., Kustas, W.P., Norman, J.M., Cook, D.R., Houser, P.R., Meyer, T.P., Prueger, J.H., Starks, P.J., Wesley, M.L.: Correcting eddy-covariance flux underestimates over grassland. *Agr. Forest Meteorol.*, 103, 279-300, 2000.
- Webb, E.K., Pearman, G.I., Leuning, R.: Corrections of flux measurements for density effects due to heat and water vapour transfer. *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 106, 85-110, 1980.
- Wagner, S.W., Reicosky, D.C.: Mobile research gas exchange machine-MRGEM instrumentation update. In: Camp. C.R. Sandler, E.J., Yoder, R.E. (Eds), *Evapotranspiration and irrigation scheduling. Proceedings of the International Conference, November 3-6, San Antonio TX*, pp. 781-786. 1996.
- Wright, J.L.: New evapotranspiration crop coefficients. *J. Irrig. Drain. Div.* 108, 57-74, 1982.
- Zadoks, J.C., Chang, T.T., Konzak, C.F.: Decimal code for growth stages of cereals. *Weed Res.*, 14(6), 415-421, 1974.

Capítulo III. Estimación de cosecha de maíz y trigo usando sensores remotos

III.1 Modelos de estimación de cosecha usando sensores remotos

Una de las primeras aplicaciones de los sensores remotos espaciales, a finales de los 70 y principios de los años 80, fue el inventario y la estimación de cosecha de los cultivos. Programas como LACIE (Large Area Crop Inventory Experiment) y AgRISTARS, llevados a cabo por la administración norteamericana, demostraron las posibilidades de los sensores multiespectrales para la estimación a gran escala de la producción agrícola y sentaron las bases de la relación física entre las medidas espectrales y las propiedades biofísicas del suelo y la vegetación. En la actualidad, el número de sensores disponibles ha aumentado considerablemente, mejorando la calidad de la información que proporcionan.

Los sensores remotos son usados con frecuencia para obtener variables de entrada de modelos de cultivo que predicen o estiman la cosecha. Generalmente la estimación de cosecha se refiere a la cuantificación de la cosecha de los cultivos una vez finalizada la campaña y la predicción de cosecha a la cuantificación de la cosecha antes de que finalice la campaña de cultivo. La estimación de cosecha permite mejorar las estadísticas agrarias y evaluar la capacidad de un país de producir alimentos. Por otra parte, la predicción de cosecha es muy útil en la toma de decisiones sobre el manejo agrícola ó programas de mejora genética y suele ir relacionada con trabajos estadísticos de predicción de condiciones climatológicas. Algunos trabajos iniciales (Maas 1988 a,b) demostraron que es posible mejorar las predicciones o estimaciones de estos modelos cuando se incorporan

variables de entrada derivadas de imágenes satélite. Doraiswamy (2004), como ejemplo, mejoró las estimaciones de cosecha de cultivos de maíz y soja, incorporando el valor de LAI obtenido por el satélite MODIS, como variable de entrada de un modelo de crecimiento de cultivo desarrollado por el ARS-USDA.

El empleo de índices de vegetación ha demostrado tener cierta habilidad para la predicción de cosecha a escala de parcela mediante relaciones directas. Sin embargo, estos índices, relacionados con el verdor y tamaño del cultivo, hacen más referencia a la producción primaria que a la porción cosechable del cultivo, no detectando la existencia de estrés hídrico ni, por tanto, considerando su posible efecto sobre la producción final. Por otro lado, para obtener resultados satisfactorios este método requiere que el desarrollo del cultivo posterior a las medidas tomadas por el sensor no se vea afectado por enfermedades, plagas, etc (Ma et al., 2001). Haciendo uso de relaciones directas entre índices de vegetación y cosecha se han estimado producciones en algodón (Zhao et al., 2007), trigo en secano y regadío (Aparicio et al., 2000) y soja (Ma et al., 2001).

Si el sensor utilizado para obtener los índices de vegetación viaja a bordo de un satélite se puede aumentar la escala de trabajo y relacionar las cosechas medias de una serie de años con los índices generados a partir de las imágenes satélite. En este sentido, se ha estimado la cosecha media de grandes zonas de cultivo con buenos resultados en maíz (Mkhabela, 2005) y trigo (Labus, 2002), y pobres resultados en algodón (Dalezios, 2001). Para mejorar las estimaciones realizadas únicamente con índices de vegetación, diversos autores incorporaron a sus modelos información de otras fuentes, fundamentalmente climáticas, incluyendo variables como la lluvia, temperatura ó humedad del suelo, y alcanzando buenas predicciones en trigo (Balaghi et al., 2008; Wall et al., 2007), maíz y soja (Prasad et al., 2006). Estas relaciones empíricas presentan el inconveniente de no ser extrapolables a cultivos o zonas distintas de aquéllas en las que fueron desarrollados.

El problema anterior es solventado por los modelos con una mayor base física, como el de estimación de biomasa de Monteith (1972, 1977), que complementado con un índice de cosecha se emplea en la estimación de la producción final (Lobell et al., 2003; Zwart y Bastiaanssen, 2007; Padilla et al., 2010). Este modelo permite determinar la biomasa acumulada por un cultivo en un período concreto mediante la estimación de la acumulación de APAR (radiación fotosintéticamente activa absorbida) en dicho periodo y

de la eficiencia en el uso de la luz específica del cultivo, esto es, la cantidad de biomasa que éste puede producir por unidad de PAR absorbido. Posteriormente, Asrar et al. (1989) modificaron este modelo introduciendo un índice de estrés, ya que el modelo inicial no consideraba la posibilidad de un déficit de agua que condicionara el crecimiento del cultivo.

El cálculo de APAR se realiza mediante el parámetro fPAR que, como se ha comentado en el capítulo I, se puede estimar usando índices de vegetación. Por tanto, el uso de la teledetección permite aplicar este modelo de estimación de biomasa y posteriormente cosecha a grandes zonas de cultivo (Bastiaanssen y Ali., 2003; Lobell et al., 2003; Zwart y Bastiaanssen, 2007, Lobell et al., 2010).

El uso de modelos de crecimiento de cultivo complejos como DSSAT (Jones et al., 1998, 2003), Cropsyst (Stöckle et al., 1994), CERES (Dettori et al., 2011), WOFOST (Boogaard et al., 1998) ó STICS (Brisson et al., 1998) se ha extendido en los últimos 15 años. Estos modelos han sido satisfactoriamente utilizados para evaluar distintas prácticas de manejo de los cultivos, como la aplicación de fertilizantes, cantidad de agua aplicada por riego, el manejo de pesticidas, fechas de siembra y para cuantificar el efecto del cambio climático en la cosecha de los cultivos (Jones et al., 2003). Además, estos modelos han demostrado su capacidad para estimar cosecha en condiciones experimentales controladas. En ciertas ocasiones se han combinado estos modelos con la información procedente de sensores remotos para la estimación de cosecha a escala regional (Weiss et al., 2001). Sin embargo, este tipo de modelos requieren un elevado número de variables de entrada y parámetros que dificultan su uso a escala regional o de parcela en áreas donde se carece de información detallada. Recientemente se ha desarrollado el modelo FAO-Aquacrop (Steduto et al., 2009; Raes et al., 2009; Hsiao et al., 2009), que es un modelo de estimación de cosecha basado en la cantidad de agua disponible para que el cultivo se desarrolle. Este modelo se basa en la realización de un completo balance de agua en la zona radical para determinar la evapotranspiración de los cultivos (ET) y cuantificar su cosecha. Se basa en los trabajos previos de Monteith (1972,1977) sobre estimación de biomasa y los trabajos de Doorenbos y Kassam (1979) que estiman el rendimiento de la cosecha a partir de la cuantificación del efecto reductor del déficit hídrico sobre la cosecha. Esta cuantificación se realiza a partir de la comparación de los valores de la ET real y la máxima alcanzable por el cultivo en ausencia de déficit hídrico. La dificultad y el elevado coste de las medidas de ET real han reducido su uso, pero la integración de sensores en modelos de estimación de la

ET, descrita en el capítulo anterior, puede renovar el interés por este tipo de aproximaciones. El modelo Aquacrop, como en el caso de los modelos de cultivo anteriores, necesita gran cantidad de variables de entrada que definan, entre otras cosas, el suelo donde se desarrollan las plantas.

A pesar de las limitaciones de estos modelos complejos, la Unión Europea ha incorporado el modelo WOFOST en el proyecto MARS (Management of Agriculture using Remote Sensing). Este proyecto comenzó en 1988 y actualmente combina el uso de la teledetección (satélites y aviones) y las herramientas GIS y GPS para ayudar al manejo y control de las decisiones de la Política Agraria Común (PAC) de la Unión, para mejorar o completar las estadísticas agrarias europeas y para alertar de problemas en la seguridad en el suministro de alimentos en países en vía de desarrollo. La versión del modelo WOFOST 6.0 fue desarrollada para el programa MARS con el objetivo de realizar predicciones y estimaciones de cosecha por regiones y países dentro de la Unión Europea. WOFOST es un modelo que describe la acumulación de biomasa asociada al desarrollo fenológico de los cultivos simulando el ciclo del cultivo desde siembra hasta madurez. El modelo requiere variables de entrada fáciles de medir como la lluvia, la temperatura y humedad del aire, la velocidad de viento, la radiación solar, etc... y otras variables más difíciles de cuantificar, como las requeridas para realizar un balance completo de agua en el suelo, como son el tipo de suelo, contenidos de humedad del suelo en punto de marchitez permanente y capacidad de campo y variables de manejo de cultivo. Para la aplicación regional de este modelo se usa una malla de datos meteorológicos de 50 km x 50 km, un mapa de suelos de Europa y unas prácticas de manejo y características del desarrollo de los cultivos generales para cada región. Su gran inconveniente radica en la necesidad de estimar muchos parámetros de suelo y variables que no están disponibles para todos los puntos de la superficie europea y que pueden afectar a la precisión de las estimaciones o predicciones.

Una alternativa es usar modelos menos complejos y que requieran un menor número de variables de entrada y parámetros, que sean a su vez de fácil medida o estimación. Un ejemplo es el modelo GRAMI, que fue desarrollado para simular el crecimiento y la cosecha de cultivos herbáceos como el trigo (Maas, 1992, 1993a, 1993b) y posteriormente modificado para simular el crecimiento y la cosecha de algodón (Ko et al., 2005, 2006). Su falta de complejidad en la modelación del crecimiento de los cultivos se compensa con el uso de información captada por sensores remotos. El modelo incluye un

proceso iterativo interno, denominado “calibración durante la campaña”, que permite usar medidas remotas esporádicas de índice de área foliar para ajustar algunos de sus parámetros, de modo que las estimaciones en base diaria del crecimiento del cultivo, hechas por el modelo, pueden ser corregidas usando información remota cuando se dispone de ella, y en caso contrario, el modelo sigue funcionando con sus ecuaciones de base. Los trabajos presentados por Maas (1988b y 1993c) demostraron que la inclusión de la información captada por sensores remotos podía mejorar las estimaciones de cosecha realizadas con modelos de crecimiento de cultivo como el GRAMI. Esta integración de modelos de cosecha relativamente sencillos y datos remotos parece una aproximación prometedora para estimaciones a grandes escalas, abarcando desde comarcas a regiones completas.

III.2 Objetivos

En este capítulo se pretende evaluar la integración de datos procedentes de sensores remotos en modelos de crecimiento y estimación de cosecha de cultivos herbáceos. Se propone el desarrollo de un procedimiento para estimar la producción de estos cultivos a distintas escalas espaciales con el fin último de apoyar la toma de decisiones en materia agraria y la calidad de las estadísticas disponibles. Dicho procedimiento se aplicará a los cultivos de trigo y maíz en las condiciones del sur de España, para lo que se abordarán los siguientes **objetivos específicos**:

- Analizar la capacidad predictiva de los índices espectrales de vegetación sobre el rendimiento de cultivos herbáceos a escala de parcela, mediante relaciones empíricas sencillas. Comparación para este fin del uso de información radiométrica obtenida en campo y procedente de imágenes de satélite. En el primer caso, se evaluará además su utilidad en las rutinas de selección de programas de mejora genética en trigo y maíz.
- Integración de variables biofísicas, relativas al cultivo y derivados de información espectral remota, e información meteorológica en un modelo de estimación de cosecha basado en la estimación de su biomasa aérea.

- Calibración y aplicación del modelo GRAMI en el sur de España. Evaluación del funcionamiento del modelo en parcelas experimentales y en parcelas comerciales usando radiometría de campo e imágenes satélite como fuentes de información espectral.
- Diseño de un modelo de estimación de cosecha adaptado al uso de imágenes de satélite para aplicaciones a gran escala. Evaluación de este modelo en parcelas experimentales y comerciales de trigo. Aplicación a la estimación de la cosecha de trigo a escala regional.

III.3 Selección de parcelas

III.3.1 Parcelas RAEA/maíz y RAEA/trigo usando radiometría de campo

Para la consecución de los objetivos propuestos se han seleccionado parcelas experimentales de trigo y maíz pertenecientes a la Red Andaluza de Experimentación Agraria (RAEA), ubicadas todas ellas en la provincia de Córdoba, dentro del Centro IFAPA Alameda del Obispo de Córdoba (maíz) y en Cañete de las Torres (trigo). En el apartado I.4 del primer capítulo se describe con detalle los objetivos de la red de ensayos de variedades (RAEA) seleccionada en este trabajo.

En el caso del maíz, se seleccionaron 10 variedades de las 20 que se ensayaron 2008. Se eligieron variedades que abarcaran un amplio intervalo de producciones. Las variedades se seleccionaron a partir de los datos de cosecha publicados por la RAEA de maíz en años anteriores y aprovechando la experiencia de los técnicos responsables de la Red. Las variedades seleccionadas fueron las listadas en la Tabla III.1. La parcela elemental de cada variedad de maíz estaba compuesta por 4 líneas de 10 m de longitud sembradas con una distancia entre líneas de 0.75 m. La siembra se realizó utilizando maquinaria neumática de ensayos a una densidad alta, posteriormente se realizaron los aclareos necesarios para obtener una densidad de 100000 plantas ha⁻¹. El desarrollo de las variedades fue óptimo, con ausencia total de enfermedades y sin sufrir estrés hídrico. El ensayo estuvo ubicado en un suelo de textura franco-limosa, típico de vega y las parcelas elementales fueron regadas, entre el 25 de Mayo y el 17 de Agosto, por un sistema de riego por goteo.

Tabla III.1. Variedades de maíz utilizadas en el estudio y cosecha obtenida en el ensayo de la RAEA de Maíz (2008) localizado en Córdoba.

Variedad	Maíz
	Cosecha (kg ha ⁻¹)
Coventry	16186
DKC 6677	16724
Eleonora	17082
Eliosio	15651
Es Bronca	16618
Guadiana	17880
Helen	17723
Kermes	17548
Lynnx	16136
NK Heroik	15647
Media	16720

Todas las variedades fueron sembradas el 6 de Marzo de 2008 y cosechadas manualmente el 4 de Septiembre de 2008. Las cosechas obtenidas por las diferentes variedades fueron proporcionadas para este trabajo por los responsables de la RAEA-maíz en concreto D. Teodoro González Pineda. Todas las variedades tuvieron el mismo manejo agronómico pero distinta cosecha.

En trigo, las medidas se tomaron sobre ensayos de la RAEA de la campaña 2008-2009 y sobre una parcela de trigo de secano ubicada en el IFAPA de Córdoba. Las medidas se realizaron en el ensayo de la RAEA de trigo ubicado en Cañete de las Torres. Se seleccionaron las 14 variedades de trigo duro y 14 variedades de trigo blando que se presentan junto con sus cosechas en la Tabla III.2. Se han utilizado las variedades del mismo ensayo de la RAEA descrito en el capítulo I. La parcela elemental de cada variedad estuvo compuesta por 6 líneas de 10 m de longitud sembradas con una distancia entre líneas de 0.2 m. Todas las variedades fueron sembradas el 23 de Diciembre de 2008 y cosechadas manualmente el 2 de Julio de 2009. El segundo ensayo estuvo ubicado en el IFAPA de Córdoba, el mismo que se describe en el apartado II.6.1, se remite al lector a este apartado para más información. La parcela de 1.5 ha de superficie fue sembrada con la variedad de trigo blando “LUBRICAN” en la campaña 2009.

Tabla III.2. Variedades de trigo utilizadas en el estudio y cosechas obtenidas en el ensayo de la RAEA de trigo de Cañete de las Torres (Córdoba) en 2009.

Trigo duro		Trigo Blando	
Variedad	Cosecha (kg ha ⁻¹)	Variedad	Cosecha (kg ha ⁻¹)
Ancalei	3808	Abderramán	3758
Beldur	3717	Artur Nick	3625
Calcas	3917	Badiel	4317
Calero	3883	Cartaya	4675
Core	5050	Catedral	3508
Don Juan	4367	Gades	3467
Euroduro	4342	Galeón	3450
Próspero	4383	Gazul	4225
Ramírez	5667	Osado	3417
Saragolla	3817	Palesio	4008
Sculptur	4617	Salama	5200
Simeto	4617	Sensas	3975
Vitrón	2508	Tejada	4492
Vitrosol	4267	Victorino	4708
Media	4211		4059

III.3.2 Parcelas comerciales de trigo y maíz usando imágenes satélite

Para el uso de imágenes satélite en la estimación de cosecha se seleccionaron 7 parcelas de maíz en el T. M. de Hornachuelos durante la campaña 2008 (Figura III.1) y 49 parcelas de trigo ubicadas en el T. M. de Santaella durante las campañas 2008 y 2009 (Figura III.2). Se contactó telefónicamente con los agricultores de las 49 parcelas de trigo y de las 7 parcelas de maíz. Estos agricultores nos permitieron visitar algunas de sus parcelas además de proporcionar los datos de cosechas. Todas las parcelas seleccionadas tuvieron un tamaño mínimo de 5 ha lo que permitió que fueran identificadas y delimitadas fácilmente en las imágenes, aún en el caso más desfavorable, el del satélite IRS-AWIFS cuyo píxel tiene un tamaño de 60x60 m. Este tamaño de parcela garantiza la existencia de un número suficiente de píxeles puros del cultivo.



Figura III.1. 7 parcelas de maíz objeto de estudio. T. M. Hornachuelos (2008).

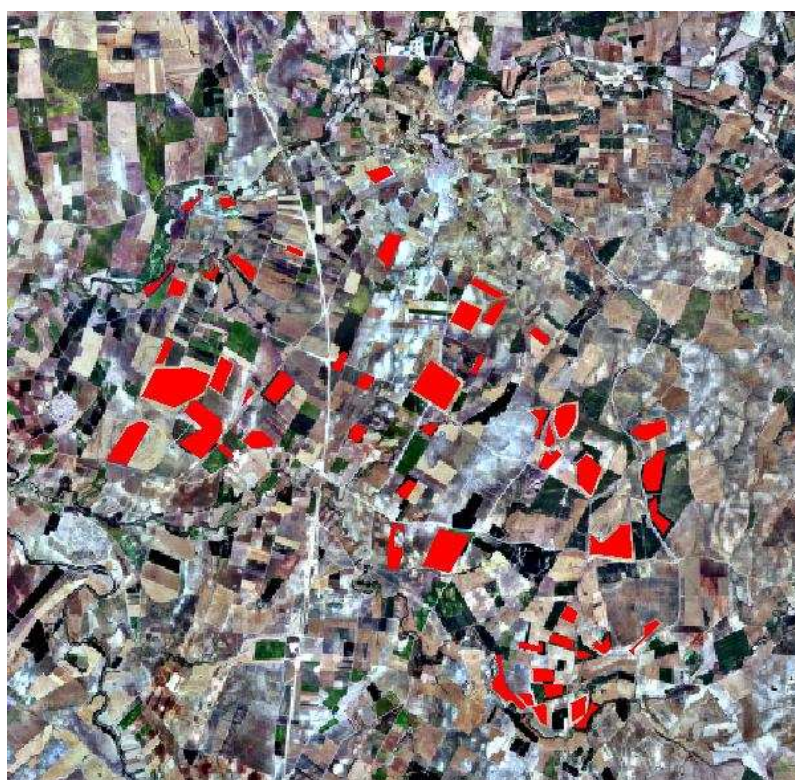


Figura III.2. 49 parcelas de trigo objeto de estudio. T. M. Santaella (2008).

Como resumen, la figura III.3 muestra la ubicación de las parcelas experimentales y comerciales de trigo utilizadas en este trabajo.

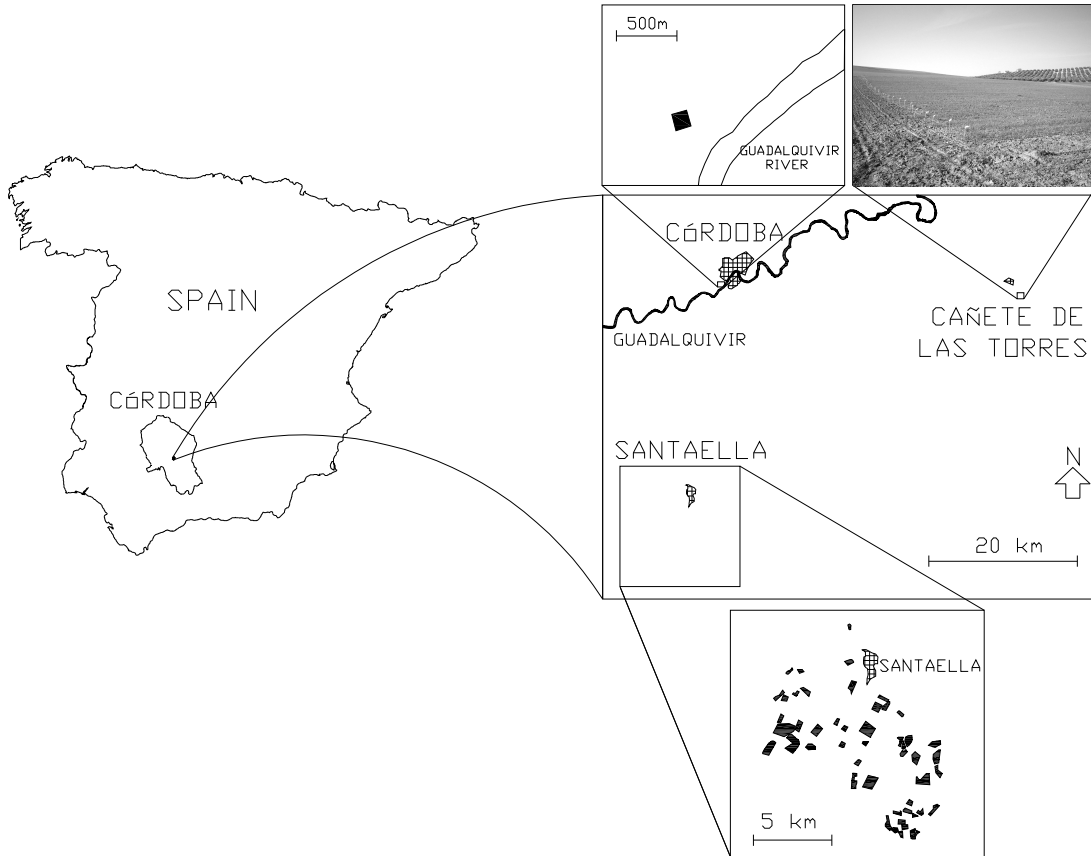


Figura III.3. Localización geográfica de la parcela experimental de Córdoba (arriba-izquierda), del ensayo de la RAEA-Cañete de las Torres (arriba-derecha) y de las parcelas 49 parcelas comerciales de trigo objeto de estudio. T. M. Santaella (2009).

III.4 Caracterización de la evolución de las cubiertas vegetales

III.4.1 Parcelas experimentales de RAEA/maíz y RAEA/trigo usando radiometría de campo

En la parcela experimental de maíz se realizaron medidas radiométricas sobre todas las variedades usando el espectrorradiómetro portátil *ASD-FieldSpec* descrito en el apartado I.5.1, con una metodología de medida similar a la descrita en dicho apartado. En este caso y dada la altura de este cultivo (puede alcanzar más de 2.5 m) se utilizó una plataforma

elevadora autopropulsada marca *Podathor* (modelo *New10M*) para poder elevar el radiómetro sobre la cubierta del cultivo (figura III.4).



Figura III.4. Vista general ensayo RAEA- Maíz (izquierda) y toma de medidas con grúa (derecha).

Con las medidas radiométricas tomadas de las 10 variedades se obtuvieron los valores de reflectividad en el intervalo 325-1075 nm. Con estos datos se calcularon índices de vegetación como el NDVI y SAVI. El objetivo propuesto era disponer de una medida cada 15 días, no obstante ese año la primavera fue muy lluviosa por lo que el crecimiento del cultivo no fue caracterizado de una manera idónea. No obstante se pudo realizar alguna medida antes de llegar al máximo desarrollo vegetal. A continuación se muestra un resumen del trabajo de campo realizado.

Tabla III.3. Resumen de las medidas radiométricas sobre RAEA-maíz usando un radiómetro ASD-FieldSpec.

RAEA-maíz	
Día de medida	nº medidas por variedad
18/06/2008	8
23/07/2008	8
01/08/2008	8
21/08/2008	8
02/09/2008	8
Total	5
	40

De cada variedad se tomaron 8 medidas por día permitiendo obtener 8 valores de índices de vegetación, que fueron promediados para obtener valores representativos de cada parcela. Siguiendo este procedimiento se caracterizó el desarrollo de las 10 variedades descritas.

El desarrollo de las variedades de trigo ensayadas se caracterizó también a partir de la evolución de sus índices de vegetación y de sus variables biofísicas (fPAR, LAI, fc). Las medidas radiométricas y de variables biofísicas realizadas en los ensayos de trigo han sido descritas en detalle en los apartados I.5 (ensayo de Cañete de las Torres) y II.6.2.3 (ensayo de Córdoba). La tabla III.3 muestra el resumen del trabajo de campo en los dos ensayos de trigo realizados. Además de las medidas de LAI, PAR y fc que fueron descritas en esos apartados, se tomaron medidas de biomasa en la parcela de Córdoba y se determinó semanalmente el estado de crecimiento Zadoks (Zadoks et al., 1974) de todas las variedades ensayadas en la RAEA de trigo en Cañete de las Torres. El valor de biomasa de cada día de medida fue calculado como el promedio de tres muestras cortadas y pesadas, con una superficie cada una de 0.25 m², y aleatoriamente distribuidas por la parcela. Para obtener el peso seco, se introdujeron todas las muestras en un horno a 80 °C durante dos días. De esto modo se caracterizó la evolución de la biomasa acumulada a lo largo del ciclo del cultivo de trigo en la parcela de Córdoba.

Tabla III.4. Resumen de las medidas radiométricas sobre las parcelas experimentales de trigo seleccionadas.

Parcelas experimentales de trigo			
Cañete de las Torres RAEA (2009)		Córdoba (2009)	
Día de medida	Nº medidas por variedad	Día de medida	Número de medidas
18/02/2009	3	12/02/2009	20
13/03/2009	3	25/02/2009	20
26/03/2009	3	12/03/2009	20
08/04/2009	3	19/03/2009	20
22/04/2009	3	06/04/2009	20
04/05/2009	3	23/04/2009	20
18/05/2009	3	05/05/2009	20
17/06/2009	3	19/05/2009	20
		24/06/2009	20

III.4.2 Parcelas comerciales de trigo y maíz usando imágenes satélite

Imágenes de un conjunto de satélites fueron empleadas para seguir con la mayor resolución temporal posible, la evolución de los índices de vegetación de las parcelas objeto de estudio. Lo ideal en este tipo de aplicaciones es disponer de al menos una imagen cada 15 días, no obstante la captura de las imágenes satélite y el aprovechamiento del producto resultante está supeditado a la ausencia de nubes en la zona de estudio. Para evitar en lo posible problemas de este tipo se decidió utilizar de forma combinada las imágenes procedentes de los sensores *TM* y *ETM+*, ya descritos en el apartado II.6.2.3 del capítulo anterior. La primavera de la campaña de cultivo 2007-2008 fue muy lluviosa, con

abundancia de nubes en el periodo abril-mayo-junio. La ausencia de imágenes disponibles de estos satélites obligó a utilizar una imagen del satélite IRS que lleva a bordo el sensor AWIFS. En la siguiente tabla se recoge la información de las resoluciones espacial, temporal y espectral de éste último satélite, no descrito previamente en el capítulo II.

Tabla III.5. Características del sensor IRS-AWIFS.

IRS-AWIFS		
Resolución		
Espacial	Temporal	Esppectral
60 m	10 días	
		Banda 2 (0.52-0.59)
		Banda 3 (0.62-0.68)
		Banda 4 (0.77-0.86)
		Banda 5 (1.55-1.70)

Las imágenes utilizadas para caracterizar el desarrollo de las cubiertas vegetales en este estudio se presentan en la tabla III.6.

Tabla III.6. Sensor y fecha de adquisición de las imágenes satélite empleadas para caracterizar la evolución de las parcelas comerciales de trigo y maíz.

Parcelas comerciales					
Trigo				Maíz	
Campaña 2007/2008		Campaña 2008/2009		Campaña 2008	
Fecha	Sensor	Fecha	Sensor	Fecha	Sensor
16/12/2007	ETM+off (L7)	10/12/2008	TM (L5)	14/04/2008	TM (L5)
05/03/2008	ETM+off (L7)	11/01/2009	TM (L5)	25/06/2008	ETM+off (L7)
14/04/2008	TM (L5)	12/02/2009	TM (L5)	03/07/2008	TM (L5)
01/05/2008	AWIFS	08/03/2009	ETM+off (L7)	19/07/2008	TM (L5)
25/06/2008	ETM+off (L7)	03/05/2009	TM (L5)	04/08/2008	TM (L5)
		27/05/2009	ETM+off (L7)	20/08/2008	TM (L5)

El problema del satélite Landsat-7, descrito en el apartado II.6.2.3, apenas ha tenido influencia en esta aplicación, ya que la zona de Santaella se localiza en la parte central de la imagen, no afectada por el fallo del SLC-off y por lo tanto la información disponible sobre las parcelas de trigo seleccionadas para este estudio ha sido completa. La zona de Hornachuelos sí se ve afectada en mayor medida por este efecto. Sin embargo, y dado el gran tamaño de las parcelas, se pudo resolver con facilidad ignorando los píxeles con ausencia de información espectral, ya que el porcentaje de píxeles sin información dentro de una parcela es reducido y no compromete los resultados obtenidos.

Todas las imágenes fueron procesadas, incluyendo una calibración y correcciones geométrica y atmosférica para obtener una imagen de reflectividad en superficie que permitiera el cálculo de índices de vegetación. El procedimiento completo de pre-procesado se comenta en el apartado II.6.2.3 y se desarrolla en el Anexo1 “*Pre-procesamiento de las imágenes satélite*”. Se obtuvo el valor medio de los índices de vegetación NDVI y SAVI en cada fecha y sobre todas las parcelas comerciales seleccionadas.

III.5 Modelos empíricos de predicción de cosecha

Siguiendo los modelos probados por Aparicio et al. (2000) y Ma et al. (2001) se han establecido relaciones lineales entre los índices de vegetación y las cosechas de los cultivos. Una vez obtenidos los valores de los índices de vegetación NDVI y SAVI para todas las variedades de la RAEA (trigo y maíz), se procedió al ajuste de estos modelos empíricos sencillos de predicción de cosecha. De igual modo se obtuvieron modelos similares a partir de los NDVI obtenidos de las imágenes satélite en las parcelas comerciales de trigo.

En la parcela experimental de la RAEA-maíz se evaluaron las relaciones entre la cosecha y el índice de las 10 variedades en cada una de las fechas de medida. La misma evaluación se realizó con las 28 variedades seleccionadas en el ensayo de la RAEA de trigo. Esta metodología de trabajo permitió comparar la capacidad predictiva de los dos índices de vegetación utilizados, así como evaluar el momento óptimo para la predicción de cosecha de cada índice. En el caso de las imágenes satélite, se evaluó de igual modo la habilidad de estimar cosecha a partir de los índices de una única imagen.

A continuación se presentan los resultados obtenidos a ambas escalas: parcela experimental y comercial.

III.5.1 Modelos empíricos en parcelas experimentales de trigo y maíz

Las figuras III.5 a III.14, muestran el ajuste entre la cosecha de las 10 variedades seleccionadas de la RAEA-maíz y los IVs NDVI y SAVI obtenidos en los días de medida de campo.

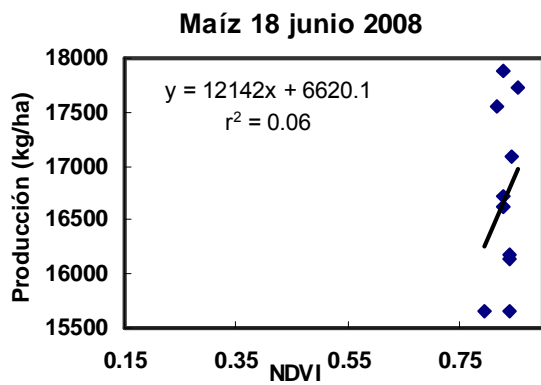


Figura III.5. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-maíz).

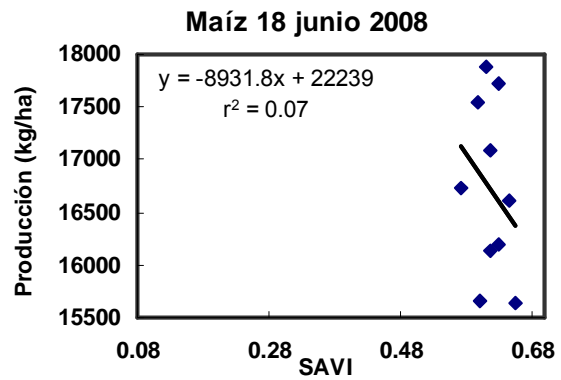


Figura III.6. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-maíz).

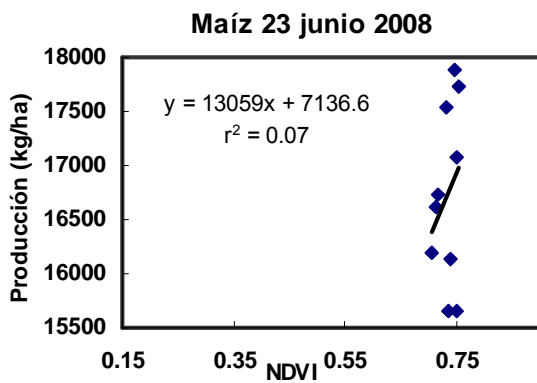


Figura III.7. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-maíz).

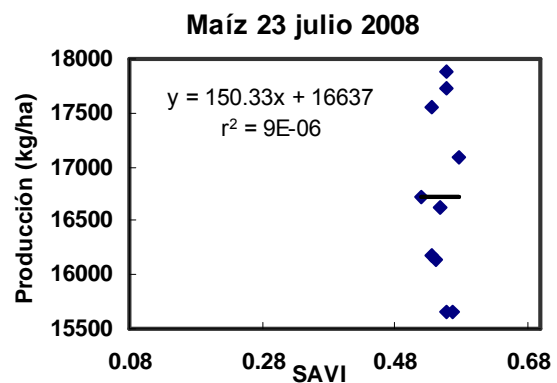


Figura III.8. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-maíz).

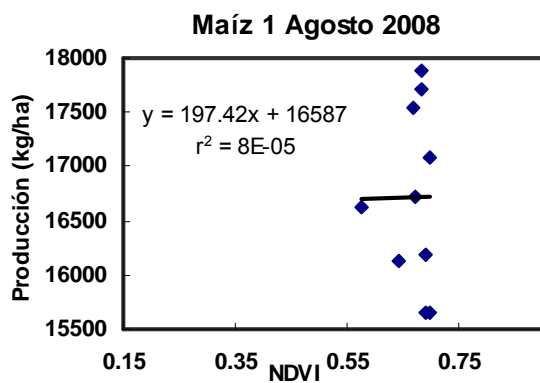


Figura III.9. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-maíz).

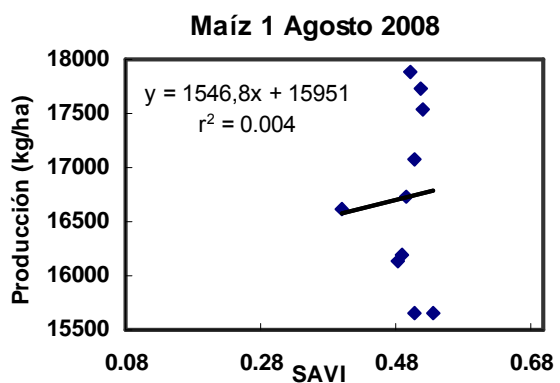


Figura III.10. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-maíz).

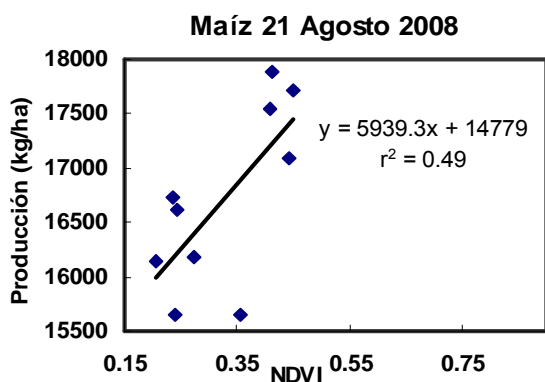


Figura III.11. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-maíz).

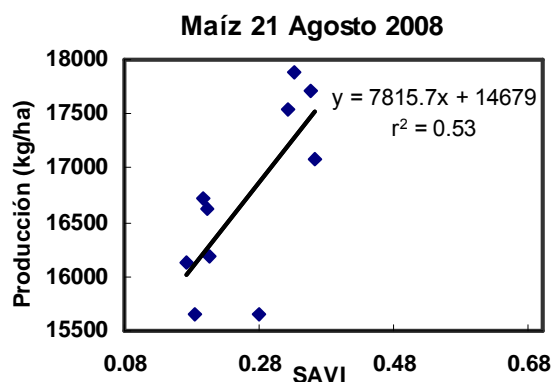


Figura III.12. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-maíz).

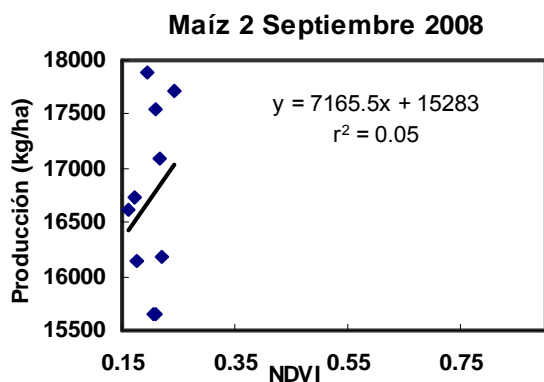


Figura III.13. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-maíz).

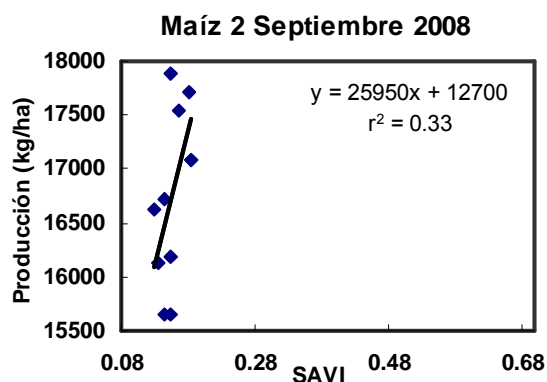


Figura III.14. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-maíz).

Como se puede observar en las figuras III.5 a III.10, no existen variaciones significativas de los valores de los índices de vegetación de las 10 variedades de maíz seleccionadas. El desarrollo de las 10 variedades fue muy similar por lo que no se apreciaron diferencias para variedades de producción final diferente. A finales de agosto (fig. III.11 y III.12) se aprecia una mayor correlación (coeficientes de determinación iguales a 0.49 y 0.53 para el NDVI y el SAVI, respectivamente) entre los IVs y la cosecha, de forma que las variedades que mantuvieron una mayor actividad fotosintética en esta fecha fueron las que alcanzaron mayores producciones (por encima de las 17 t/ha). Esto significa que los IVs en esta fecha del cultivo explican aproximadamente el 50% de la varianza de la producción. Por otro lado no se aprecian diferencias significativas entre los dos, lo que parece indicar que es indiferente el uso de cualquiera de ellos.

Con estos niveles de predicción se pudieron seleccionar dos grupos de variedades de maíz, uno de alto rendimiento y otro de bajo rendimiento, (figura III.11 y III.12) caracterizados por tener NDVI mayores de 0.3 el 21 de agosto y NDVI menores de 0.20 a esa fecha. Estos resultados pueden explicarse atendiendo a la duración de los ciclos, de forma que aquellas variedades de ciclo más largo, son las que alcanzan mayores cosechas.

De acuerdo con los datos obtenidos, en el cultivo de maíz existen relaciones entre los índices y las cosechas en períodos concretos del ciclo del cultivo, resultados similares obtuvieron en trigo en secano y regadío (Aparicio et al., 2000) y en soja (Ma et al., 2001). Sin embargo, estas relaciones se alcanzan en maíz prácticamente al final del ciclo, por lo que su uso para discriminar genotipos en programas de mejora genética es reducido.

Las figuras III.15 a III.30, muestran el ajuste entre las cosechas de las 28 variedades seleccionadas de la RAEA-trigo y los IVs NDVI y SAVI obtenidos en los días de medida de campo.

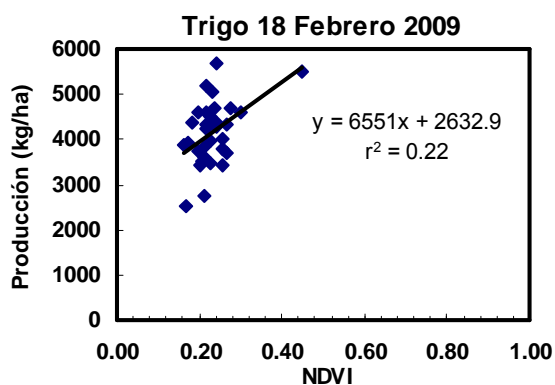


Figura III.15. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-trigo).

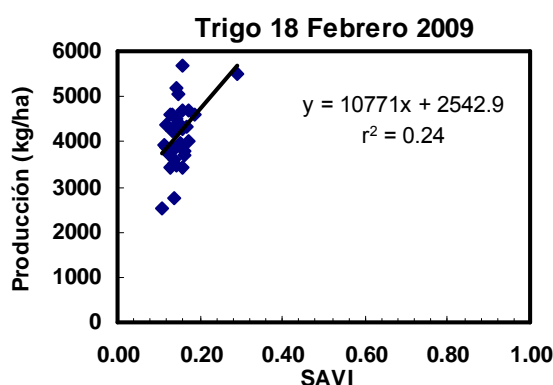


Figura III.16. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-trigo).

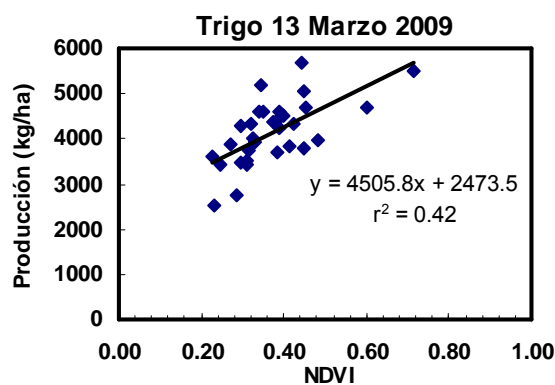


Figura III.17. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-trigo).

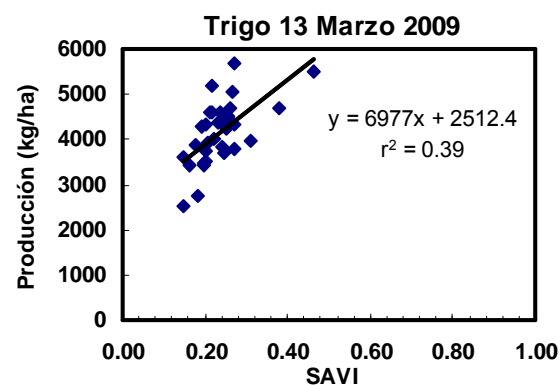


Figura III.18. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-trigo).

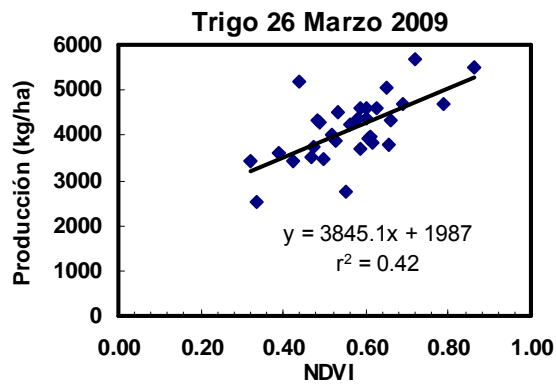


Figura III.19. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-trigo).

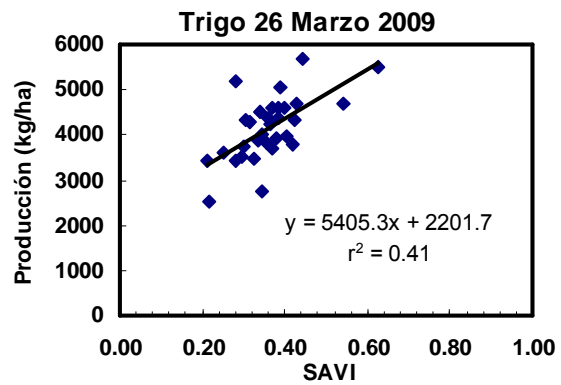


Figura III.20. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-trigo).

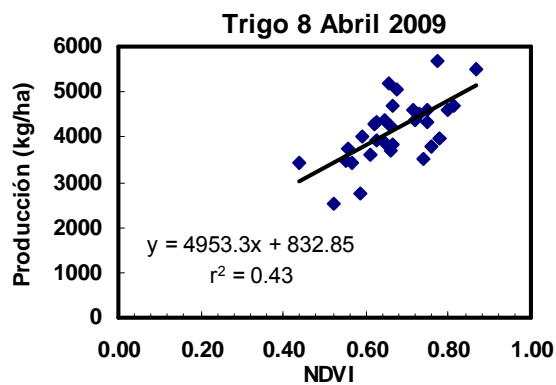


Figura III.21. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-trigo).

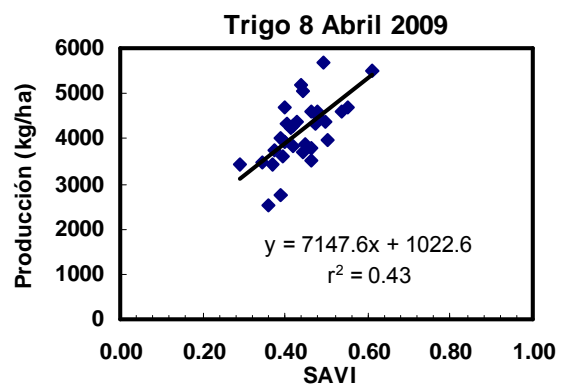


Figura III.22. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-trigo).

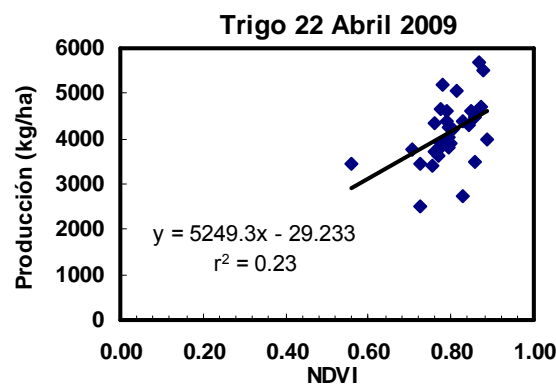


Figura III.23. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-trigo).

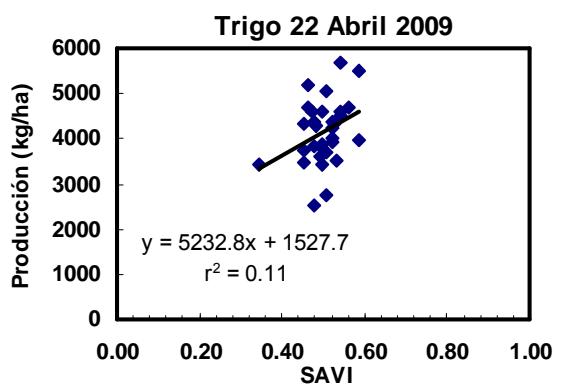


Figura III.24. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-trigo).

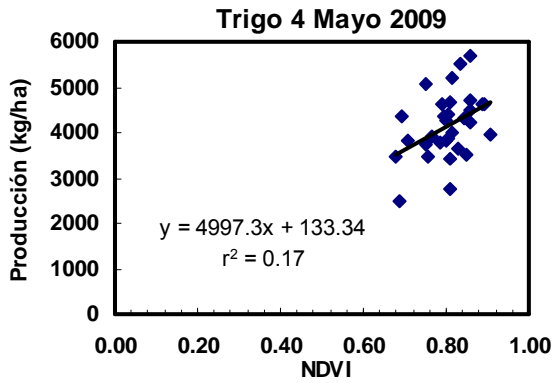


Figura III.25. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-trigo).

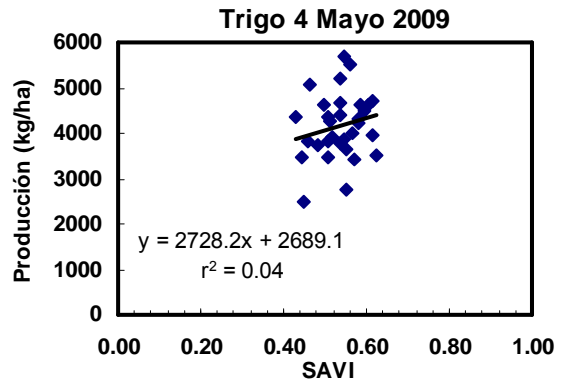


Figura III.26. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-trigo).

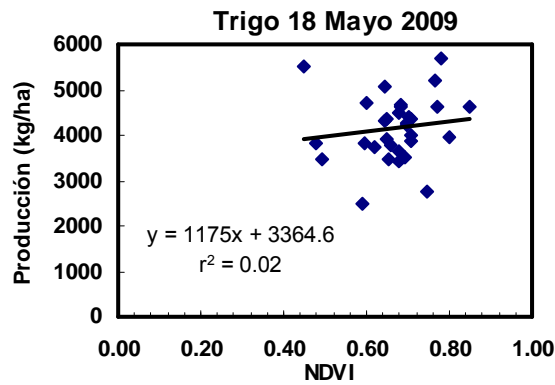


Figura III.27. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-trigo).

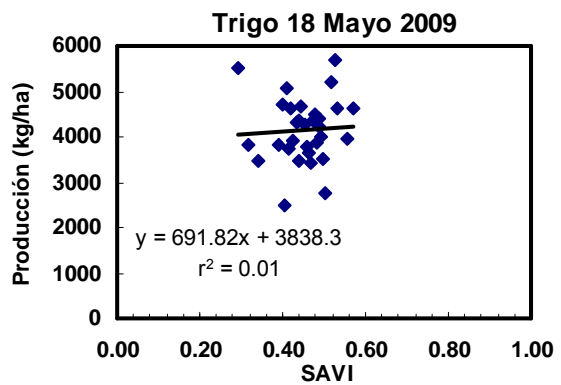


Figura III.28. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-trigo).

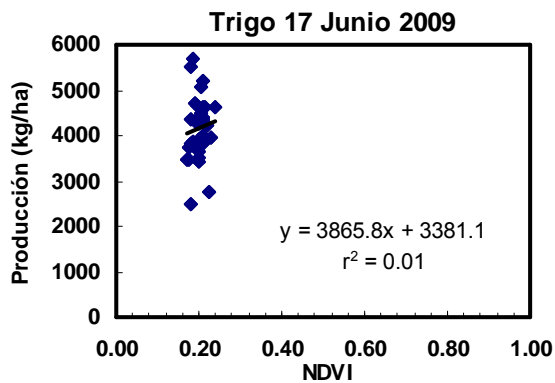


Figura III.29. Relación entre NDVI y cosecha (RAEA-trigo).

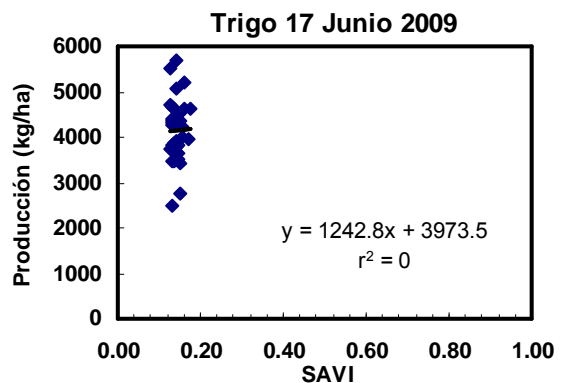


Figura III.30. Relación entre SAVI y cosecha (RAEA-trigo).

Como se puede observar en las figuras III.17 a III.22, existe una relación positiva entre los IVs y la cosecha de las 28 variedades seleccionadas durante la última quincena de Marzo y la primera de Abril. En este periodo, las relaciones mostradas en las gráficas permiten relacionar los valores del IV y la cosecha con coeficientes de determinación iguales a 0.43 para ambos índices, lo que implica que los IVs en esta fecha del cultivo explican algo menos de la mitad de la varianza de la producción. Se aprecia que las variedades de ciclo más corto, y que alcanzan índices más altos a final del mes de marzo, fueron las variedades que alcanzaron una mayor cosecha. Estas variedades de ciclo corto están mejor adaptadas a las condiciones del secano andaluz ya que terminan su ciclo antes de que les afecte la escasez de agua a partir del final de Mayo. La mayor relación entre IV y cosecha se produjo durante un periodo de tiempo aproximado de un mes, y considerablemente anterior a la época de cosecha. Resultados similares se obtuvieron en trigo en secano y regadío (Aparicio et al., 2000), concluyendo que las medidas radiométricas tomadas en el periodo de máxima relación podrían usarse como apoyo en programas de mejora genética de trigo. Sin embargo se necesitaría un análisis de una serie larga de años para evaluar cómo afecta la climatología al periodo de máxima relación entre IV y cosecha, evaluando la incidencia de la temperatura y la precipitación durante la campaña en este periodo. Por otro lado, como sucedió en el caso del maíz, las diferencias entre ambos índices no son significativas, lo que parece indicar cualquiera de ellos puede ser usado en este tipo de aplicaciones.

III.5.2 Modelos empíricos en parcelas comerciales de trigo

En este caso el seguimiento se realizó en 49 parcelas comerciales de trigo, situadas en el T.M. de Santaella (Córdoba) durante las campañas 2008 y 2009. Los datos de cosecha fueron proporcionados los agricultores y el IV se calculó a partir de las imágenes de los sensores TM, ETM+ y AWIFS. El IV empleado fue el NDVI, después de comprobar en el apartado anterior que ambos índices presentan resultados similares. Las figuras III.31 a III.34 muestran las relaciones entre NDVI y cosecha de las parcelas de trigo en la campaña 2008.

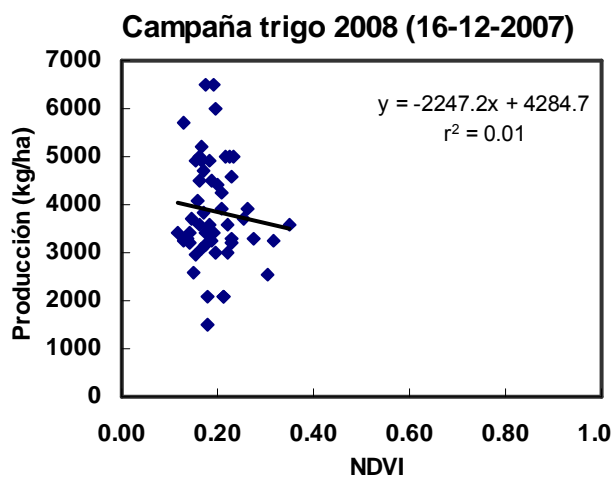


Figura III.31. Relación entre NDVI y cosecha (Trigo-Santaella).

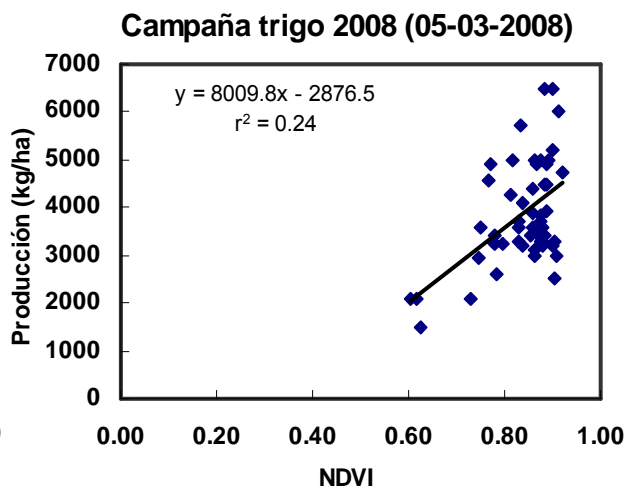


Figura III.32. Relación entre NDVI y cosecha (Trigo-Santaella).

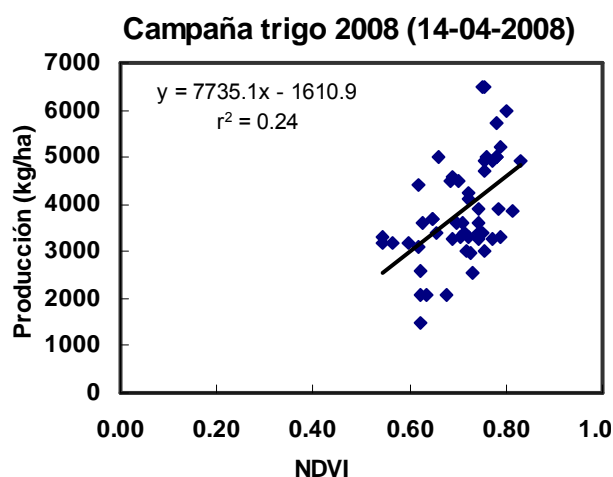


Figura III.33. Relación entre NDVI y cosecha (Trigo-Santaella).

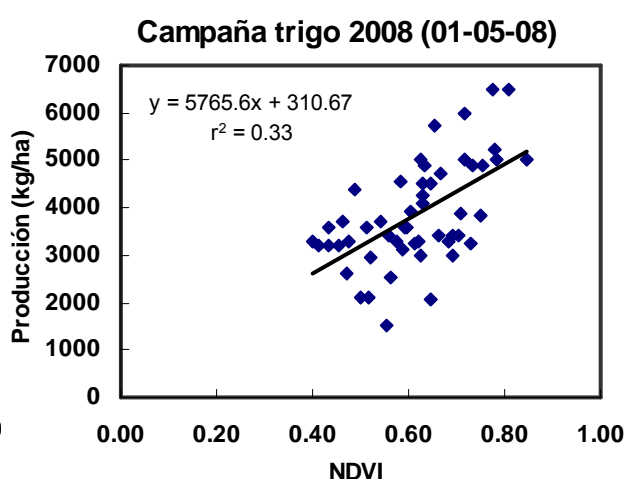


Figura III.34. Relación entre NDVI y cosecha (Trigo-Santaella).

La figura III.31 corresponde al inicio del ciclo del cultivo por lo que los NDVI fueron muy bajos (inferiores a 0.3) y no parecen mostrar ninguna relación con la cosecha. Las figuras siguientes, III.32 a III.34, corresponden a fechas en las que el cultivo estaba ya muy desarrollado, no existiendo información intermedia que pueda ser analizada por no disponer de imágenes satélite disponibles sin nubes en ese periodo intermedio. Existe cierta relación entre la cosecha y el NDVI, haciéndose más apreciable en la figura III.34. Sin embargo, el ajuste en esta fecha presentó un bajo coeficiente de determinación. Si este tipo de información estuviera disponible durante varios años se podría plantear un esquema de predicción similar al siguiente, que se presenta a modo de ejemplo: observando la figura III.34, se podría concluir que las parcelas de trigo que al inicio del mes de mayo presenten

un NDVI superior a 0.8 es probable que alcancen una cosecha superior a 4800 kg/ha, mientras que aquéllas con $NDVI < 0.54$ tendrán una cosecha inferior a 3900 kg/ha.

En este caso las relaciones más altas entre IV y cosecha pueden variar con respecto a las relaciones encontradas en las parcelas experimentales ya que el manejo de las parcelas fue diferente en cada caso. La fecha de siembra, cuyo efecto se analizará más adelante en este trabajo, puede tener un efecto considerable sobre el mejor momento para obtener este tipo de relaciones.

Las figuras III.35 a III.40 muestran las relaciones entre NDVI y las cosechas de las parcelas de trigo en la campaña 2009.

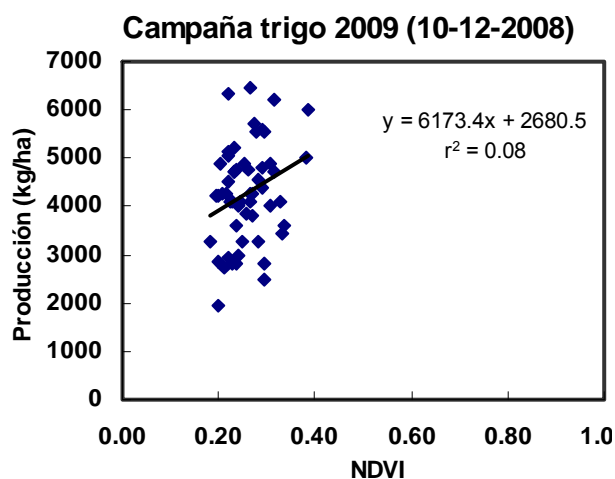


Figura III.35. Relación entre NDVI y cosecha (Trigo-Santaella).

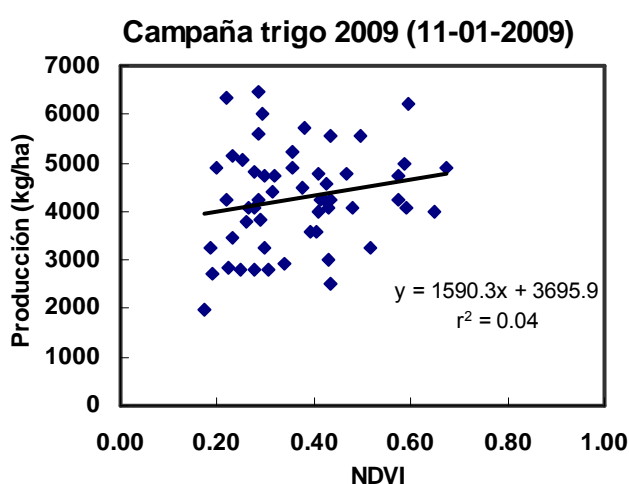


Figura III.36. Relación entre NDVI y cosecha (Trigo-Santaella).

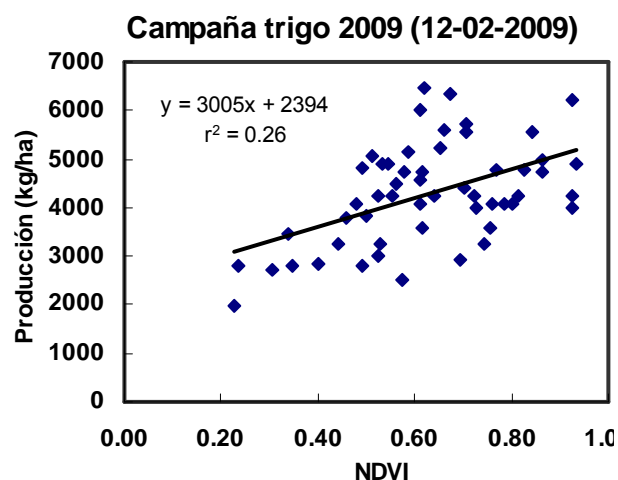


Figura III.37. Relación entre NDVI y cosecha (Trigo-Santaella).

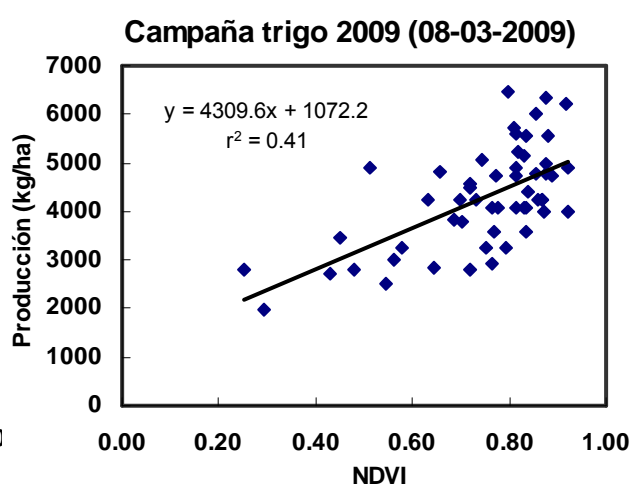


Figura III.38. Relación entre NDVI y cosecha (Trigo-Santaella).

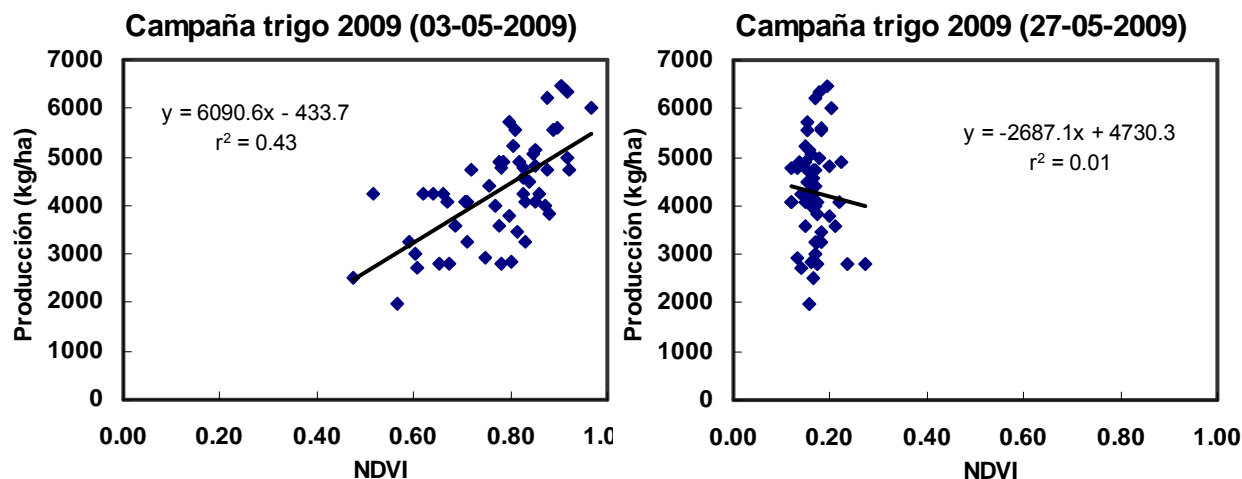


Figura III.39. Relación entre NDVI y cosecha (Trigo-Santaella).

Figura III.40. Relación entre NDVI y cosecha (Trigo-Santaella).

Las figuras III.35 y III.40 corresponden al inicio y al final del ciclo del cultivo por lo que los NDVI en ambas fechas son muy bajos (inferiores a 0.3), correspondiendo en algunos casos al suelo desnudo, y no mostraron ninguna relación con la cosecha. En general, los índices máximos alcanzados en la campaña 2009 (>0.9) fueron ligeramente superiores a los alcanzados en la campaña anterior (<0.9). Paralelamente, se observó un aumento en la cosecha media de las 49 parcelas, 4708 y 4191 kg/ha en 2009 y 2008, respectivamente, que podría indicar que existe una relación entre los índices máximos y la cosecha media alcanzada. Sin embargo, no se pueden sacar conclusiones concluyentes con la información disponible, puesto que sería necesario analizar una serie más larga de años para poder evaluar este aspecto. De nuevo, se observa cierta relación entre la cosecha y el NDVI, siendo más apreciable en las figuras III.38 y III.39. El ajuste en estas fechas presenta un coeficiente de determinación igual a 0.43. Este valor de coeficiente de determinación máximo se repite en las distintas aplicaciones realizadas y parece indicar que los índices no explican de forma directa más de un 40-45% de la varianza en la cosecha. El resto de la variabilidad puede deberse tanto a variaciones relacionadas con el manejo de los cultivos, como al componente genético de las variedades, por ejemplo el número de granos por espiga.

No existen muchas publicaciones anteriores que pronostiquen cosecha usando una única imagen. Lobell et al. (2003) realizó estimaciones de este tipo obteniendo pobres resultados en trigo. Sin embargo, aseguraba que existían diversos momentos a lo largo del ciclo del cultivo donde se podrían obtener algunos resultados positivos. Una conclusión

parecida se puede extraer de los resultados presentados en este apartado y el anterior. Ambos muestran que los IVs pueden ser indicadores, en momentos concretos del ciclo, de la cosecha final, pero se requiere más información y el seguimiento del comportamiento de los índices de vegetación durante una serie mayor de años para obtener procedimientos robustos.

III.6 Modelo de estimación de cosecha de Monteith

III.6.1 Descripción del modelo

El modelo de estimación de biomasa de Monteith (1972,1977) ha sido ampliamente utilizado como componente de otros modelos más complejos de estimación cosecha (Bastiaanssen y Ali, 2003; Lobell et al., 2003 y 2010; Wiegand et al., 1991). Este modelo permite obtener la biomasa acumulada por un determinado cultivo a partir de la APAR y de la eficiencia en el uso de la luz, es decir, la cantidad de biomasa que el cultivo puede producir por unidad de PAR absorbido. El paso a la estimación de cosecha a partir de la producción de biomasa se realiza mediante la definición de un índice de cosecha (IC) (Donald 1962,1968), específico para cada cultivo y que puede variar también en función del manejo que se aplique, viéndose afectado entre otros factores por la densidad de siembra y el estrés hídrico (Delougherty et al., 1979; Tollenaar y Bruuselma, 1988; Westgate et al., 1997).

Un estrés hídrico desencadena respuestas fisiológicas de defensa en la planta, generalmente provoca un cierre estomático para limitar la transpiración, en estos casos la producción de biomasa se reduce por debajo de la potencial. Asrar et al. (1989) modificaron este modelo sencillo, introduciendo un índice de estrés, obteniendo la siguiente expresión:

$$P = \int_0^t fPAR \cdot PAR \cdot \varepsilon \cdot W \cdot dt \quad (III.1)$$

donde:

- P = Biomasa acumulada en el periodo $t=0$ y $t=t$
- $fPAR$ = Fracción de radiación fotosintéticamente activa absorbida.
- PAR = Radiación fotosintéticamente activa.
- ε = Eficiencia en el uso de la luz.
- W = Índice de estrés.

La versión más sencilla de este modelo, sin considerar el efecto del estrés hídrico, se ha aplicado en las variedades de trigo y maíz objeto de este estudio. La adopción de un valor unitario en esta primera fase para el parámetro W se basa en el cálculo de una eficiencia en el uso de la luz y un IC ajustados a las condiciones medias de la zona de estudio. Se prevé analizar más adelante la mejora en la precisión que supondría la consideración del estrés hídrico, integrando en el modelo información sobre temperatura de la superficie proporcionada por las bandas térmicas de los sensores. En este nuevo caso se debería definir un valor de eficiencia e IC máximo para las variedades objeto de estudio sin necesidad de ser ajustadas a las condiciones de la zona.

III.6.2 Evaluación de los parámetros del modelo. Aplicación a parcelas comerciales

A continuación, se va a describir la obtención, en las condiciones de este estudio, de las variables de entrada y los parámetros necesarios para la aplicación del modelo.

III.6.2.1 Variables PAR y fPAR

Diversos autores (Frouin y Pinker, 1995) han estudiado la relación entre radiación PAR y la radiación solar incidente (R_s). La relación entre ambas variables se ve afectada por la nubosidad, cantidad de vapor de agua y ozono, turbidez atmosférica, tipo de aerosol y elevación solar. En cielos despejados el cociente PAR/ R_s se mantiene constante a escala diaria, variando entre valores de 0.45-0.50 (Moran et al., 1995).

Un estudio teórico utilizando medidas repartidas por todo el mundo (Szeicz, 1974) demostró que en cielos despejados se mantenía muy constante esta relación definiendo el valor de 0.48 como la mejor aproximación a escala diaria. Ciertamente es, que debido principalmente a la elevación solar, sí existen variaciones a lo largo del día (0.25-0.75) (Frouin y Pinker, 1995), por lo que estos autores no recomiendan un cálculo usando valores semihorarios.

Los cielos nubosos no absorben significativamente la radiación PAR mientras que sí lo hace en mayor medida en la región infrarroja por lo que es de esperar que el cociente PAR/ R_s aumente (Frouin y Pinker, 1995). En concreto para que este aumento sea considerable deben existir nubes y una elevación solar alta. En nuestra región valores altos de elevación solar sólo se alcanzan en verano, meses donde la nubosidad es prácticamente inexistente. Por tanto, se va a considerar en el modelo un cociente de 0.48, valor utilizado

por otros autores (Bastiaanssen y Ali, 2003; Lobell et al., 2003; Zwart y Bastiaanssen, 2007). Se calculará por tanto la radiación PAR a partir de R_s medida en superficie a escala diaria.

Para la ejecución del modelo se requieren valores diarios de R_s del periodo que abarca desde la emergencia hasta la recolección del cultivo. Estos valores fueron obtenidos de la Red de Información Agroclimática (RIA) descrita en el apartado II.6.2.2. Se utilizaron los datos de la estaciones de Córdoba capital para RAEA de Maíz, El Carpio para RAEA de trigo en Cañete de las Torres, Hornachuelos para las parcelas comerciales de maíz y Santaella para las parcelas comerciales de trigo.

La variable $fPAR$ se derivó de las relaciones obtenidas para maíz y trigo en el capítulo de estimación de variables biofísicas usando sensores remotos (capítulo I de este documento). Tanto en las parcelas experimentales como en las comerciales se estimaron valores de $fPAR$. La relación IV- $fPAR$ utilizada en el maíz es:

$$fPAR = 1,17NDVI - 0,09 \quad (III.2)$$

El índice de vegetación utilizado así como su relación con la variable $fPAR$ en el caso del trigo es: es el que se ha obtenido para el trigo en el capítulo de estimación de variables biofísicas usando sensores remotos. En concreto, la relación utilizada es:

$$fPAR = 1.16 NDVI - 0.19 \quad (III.3)$$

Las fechas disponibles sobre esta variable coinciden con los días de medida de campo en el caso de parcelas experimentales (tablas III.3 y III.4) o con las fechas de adquisición de las imágenes satélite en las parcelas comerciales (tabla III.6). El valor de los días intermedios, sin dato derivado de información espectral, se interpoló linealmente entre los valores correspondientes las fechas anterior y posterior disponibles.

III.6.2.2 Parámetros ϵ e IC

En esta aproximación, la eficiencia en el uso de la luz y el índice de cosecha son los parámetros de calibración. Para obtener el valor efectivo de ϵ en trigo se utilizaron los datos de biomasa medidos en la parcela experimental de Córdoba. En el caso del maíz, se tomó un valor de referencia publicado por otros autores, puesto que no se disponían de

valores de biomasa medidos en campo. Para obtener los valores de IC en trigo y maíz se utilizaron las medidas en RAEA en las que se dispone de forma simultánea de un gran número de variedades distintas y un manejo agronómico adecuado. Después de contrastar estos valores con los publicados por otros autores, se emplearon en la aplicación del modelo sobre parcelas comerciales usando imágenes de satélite.

III.6.2.3 Fechas de siembra y cosecha

La correcta determinación de estas fechas tiene una influencia clave en este modelo, ya que marca el período de cálculo, que se inicia con la nascencia del cultivo y debe terminar con el final de su ciclo. Esta información es conocida en las parcelas de RAEA, ya que se publican y son comunes para todas las variedades de cada ensayo. Sin embargo, en el caso de parcelas comerciales, en que no se dispone de estos datos, las fechas de siembra y cosecha deben ser estimadas. Las imágenes de satélite podrían proporcionar una buena estimación de ambas fechas, al ser posible comprobar mediante los valores que proporcionan la presencia o ausencia de un cultivo en una parcela concreta. Sin embargo, la precisión de esta estimación está condicionada por la disponibilidad de imágenes en los períodos de interés, al inicio y final de cada ciclo de cultivo, que pueden ser relativamente cortos. La disponibilidad de imágenes en períodos de interés concretos no solo es incierta sino que resulta imprevisible para años futuros, por lo que resulta difícil diseñar un procedimiento que resulte válido en cualquier año futuro. En primer lugar se indican los principios que se han seguido para esta primera aproximación y a continuación se detallará la solución adoptada para las parcelas de maíz y trigo de este estudio.

Principios seguidos para la selección de fecha de nascencia y de cosecha de las parcelas:

1. Entre parcelas del mismo cultivo y zona las variaciones no suelen ser superiores a 10-15 días. Salvo cultivos que se utilicen como segunda cosecha.
2. El primer paso es conocer las fechas aproximadas de siembra y cosecha de los cultivos en la zona de estudio para establecer un primer intervalo de valores más probables.
3. Para mejorar la precisión de esta estimación se puede utilizar la distribución de lluvia durante la época de siembra típica de la zona. Generalmente los agricultores suelen sembrar unos días antes de la

previsión de una lluvia abundante. De esta forma se aseguran poder transitar por la parcela con maquinaria pesada y que la semilla disponga de agua suficiente para germinar y desarrollarse. Puede existir variabilidad entre parcelas, sin embargo en esta primera aproximación no se tiene en cuenta.

4. Para determinar la época de cosecha se pueden utilizar los grados-día acumulados desde siembra. El número de grados-día* desde siembra hasta maduración se ha obtenido en este caso del seguimiento realizado en el ensayo de la RAEA de trigo donde semanalmente se determinó el estado de crecimiento Zadoks de todas las variedades ensayadas y el número de grados-día desde siembra hasta el estado determinado en campo.

* El incremento diario de grados-día se calculó como:

$$\Delta D = \text{Max}[T - T_b, 0] \quad (\text{III.4})$$

donde T es la temperatura media diaria del aire ($^{\circ}\text{C}$) y T_b es la temperatura base ($^{\circ}\text{C}$) específica para cada cultivo. Para el trigo $T_b = 0^{\circ}\text{C}$ y el valor de ΔD es cero cuando la temperatura media del aire desciende por debajo de 0°C (el estudio en detalle y los resultados del cálculo de número de grados-día hasta alcanzar emergencia, floración y maduración se presenta en el capítulo III.7.3 al describir la aplicación del modelo GRAMI).

Estimación de fechas en las parcelas comerciales de trigo

Se consultó a los técnicos del Servicio de Asesoramiento al Regante (SAR) sobre las fechas más comunes de siembra y cosecha del trigo en la zona. De esta forma se estableció como intervalo inicial para la siembra desde la última quincena de noviembre hasta la primera semana de diciembre. Usando como base el criterio que considera el efecto de la precipitación sobre la fecha de siembra, se seleccionaron los días 19 de Noviembre y 1 de Diciembre como fechas más probables de siembra en las campañas 2008 y 2009, respectivamente. La época de cosecha típica de la zona corresponde al periodo comprendido entre el 1 de Junio y el 1 de Julio. En ambos grupos y para poder aplicar la

interpolación lineal se consideró como indicador de madurez y cierre del cultivo un valor del índice de vegetación de 0.2.

Estimación de fechas en el cultivo de maíz

El número reducido de parcelas de estudio en el caso del maíz permitió conocer las fechas de siembra (07/03/08) y cosecha (17/08/2008), ya que todas las parcelas estuvieron sujetas a un manejo similar para abaratar los costes derivados de las operaciones de manejo, labores, siembra, cosecha, aplicación de plaguicidas, etc. En la aplicación del modelo, se consideró como fecha de nascencia el 15/03/2008, asociando a ese día el valor de NDVI igual a 0.15, que corresponde a suelo desnudo. El ciclo de cultivo terminó el 17/08/2008.

III.6.3 Resultados

III. 6.3.1 Estimación de cosecha en Maíz

El piranómetro de la estación de Córdoba registró 4007.8 MJ/m², lo que corresponde a un PAR de 1923,74 MJ/m² usando la relación propuesta por Szeicz (1974). Usando los datos medidos en la RAEA de maíz, se calibraron los parámetros ϵ e IC. Para ello, se maximizó el ajuste de la estimación de la cosecha después de aplicar el modelo en base diaria. Los valores así estimados para ambos parámetros son $\epsilon=3.5$ g biomasa/MJ PAR e IC=0.46. Ambos valores se encuentran dentro de los intervalos de variación encontrados por otros autores para este mismo cultivo, como muestra la tabla III.7.

Tabla III.7. Valores de ϵ e IC de maíz publicados anteriormente.

Fuente:	ϵ (g/Mj PAR)	IC (%)
Wiegand et al. (1991)	2.7-3.7	0.43-0.47
Sinclair y Horie (1989)	3.4	
Maas (1988)	3.17	
Gallo et al.(1993)	3.42-3.9	
Williams et al.(1968)	3.07	
Tollenaar (1988)	2.74-3.45	
Abouziena et al. (2008)		0.42-0.46
Edwards et al. (2005)		0.33-0.54
Sarlangue et al. (2007)		0.38-0.60

La estimación de cosecha resultante de la aplicación del modelo se presenta en la tabla III.8 y figura III.41.

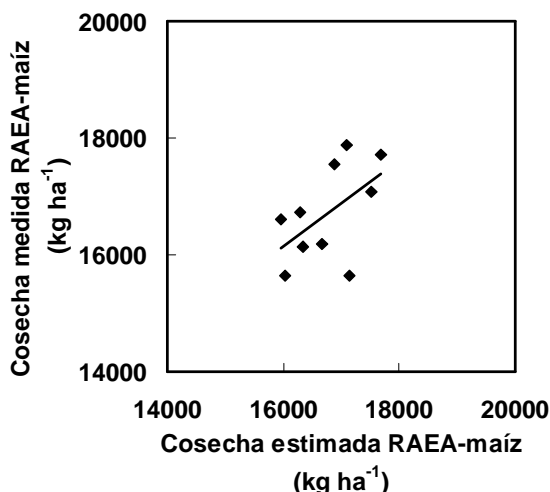


Tabla III.8. Cosecha real y estimada de las variedades de la RAEA-maíz.

Variedad	Cosecha real (kg/ha)	Cosecha estimada (kg/ha)
Coventry	16186	16672
DKC 6677	16724	16292
Eleonora	17082	17519
Eliosio	15651	16042
Es Bronca	16618	15958
Guadiana	17880	17100
Helen	17723	17686
Kermes	17548	16879
LynnX	16136	16346
NK Heroik	15647	17151

Figura III.41. Cosecha real y estimada en el ensayo de Córdoba de la RAEA-Maíz 2008.

Las estimaciones presentan una desviación media con respecto a las medidas (RMSD) de 675.74 kg/ha, lo que supone alrededor del 4% de la cosecha. Estos resultados muestran sin embargo una baja correlación ($r^2=0.29$), debido fundamentalmente al reducido tamaño muestral, y en mayor medida, a la escasa variabilidad de los datos de cosecha. Calibrado el modelo y comprobado que consigue en las parcelas experimentales unas estimaciones con un error aceptable, se ha aplicado el modelo a mayor escala. Se presentan en la tabla III.9 los resultados obtenidos en parcelas comerciales, en la zona de Hornachuelos, usando las imágenes disponibles del satélite Landsat y los valores previamente establecidos de $\epsilon = 3.5 \text{ g biomasa/MJ PAR}$ e $IC = 0.46$.

 Tabla III.9. Estimación de cosecha en parcelas de Hornachuelos usando $\epsilon = 3.5 \text{ g/MJ}$ e $IC = 0.46$.

Parcela	Cosecha real kg/ha	Cosecha estimada kg/ha
8	12580	17603
26	11436	17274
9	11436	17355
19	12580	18175
18	11763	17730
13	13070	18340
17	11763	18862

Con estos valores para los parámetros, la estimación presenta un alto error (RMSD= 5848 kg/ha), que indica que la calibración no ha sido adecuada a las condiciones de cultivo de estas parcelas. Una posible explicación para esta desviación es que todas estas

parcelas fueron sembradas por error (comunicación personal del propietario de una de las parcelas) con una densidad de siembra de 150000 plantas/ha, mientras que en la RAEA la densidad de siembra se reduce hasta los 98000 plantas/ha, que es la densidad de siembra comúnmente utilizada en esta zona. Un aumento de la densidad de siembra en maíz provoca una reducción de índice de cosecha, que es más acusado cuanto mayor es el estrés de la planta (DeLougherty y Crookston, 1979). Para un híbrido de larga duración, como los usados en estas parcelas (ciclo FAO 700) el datos de IC de DeLougherty y Crookston (1979) para una densidad de siembra de 98000 plantas/ha es 0.44 mientras que para una densidad de siembra de 150000 plantas/ha es 0.37. Esta reducción en el IC puede deberse a un aumento de plantas estériles a consecuencia de la competitividad entre plantas para captar radiación solar (Westgate et al., 1997). Este hecho ha sido confirmado en nuestro entorno por los responsables de la RAEA de maíz.

Según las tendencias mostradas en los estudios mencionados y las condiciones concretas de las parcelas analizadas, se han recalculado los parámetros del modelo para obtener una predicción más precisa, obteniendo $\varepsilon = 3 \text{ g biomasa/MJ PAR}$ e $\text{IC} = 0.36$. Los datos de esta nueva aplicación del modelo se presentan en la tabla III.10 y figura III.42.

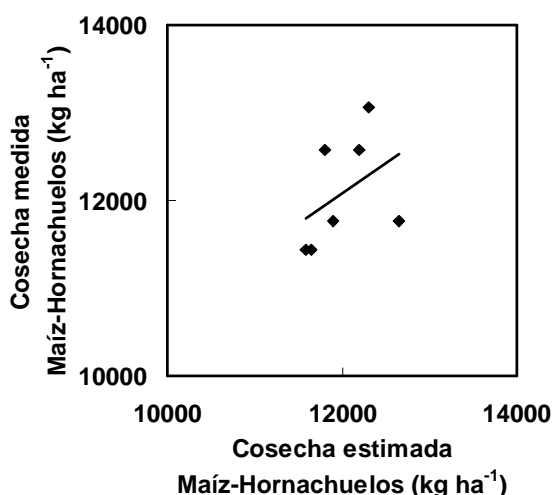


Tabla III.10. Cosecha real y estimada de las parcelas comerciales de maíz (T. M. Hornachuelos).

Parcela	Cosecha real (kg/ha)	Cosecha estimada (kg/ha)
8	12580	11808
26	11436	11588
9	11436	11642
19	12580	12192
18	11763	11893
13	13070	12303
17	11763	12653

Figura III.42. Ajuste entre cosecha real y estimada en parcelas comerciales de maíz (T. M. Hornachuelos).

Como se puede apreciar en la tabla III.10, el error se ha reducido considerablemente al ajustar el IC en función de la densidad de siembra, obteniendo en este

caso un $RMSD=561.73$ kg/ha, similar al obtenido en las parcelas de RAEA. En este caso, el error medio es aproximadamente un 4.6%, manteniendo una correlación muy baja ($r^2=0.17$) por el bajo intervalo de variación (aún inferior al de RAEA) en que se mueven las cosechas de estas parcela.

III. 6.3.2.- Estimación de cosecha en Trigo

Se procedió a la ejecución del modelo en base diaria en el ensayo de Córdoba, y se calibró el valor de ϵ utilizando los datos medidos de biomasa. El valor de $\epsilon=2$ g biomasa/MJ PAR minimizó el error entre los valores medidos y estimados de biomasa y fue considerado como el valor de referencia para ejecutar el modelo en las parcelas experimentales de la RAEA y en las comerciales de Santaella. El modelo estimó la biomasa con un $RMSD=70.7$ g m⁻². La figura III.43 muestra la evolución de la biomasa acumulada estimada por el modelo y los valores medidos utilizados para la calibración del parámetro.

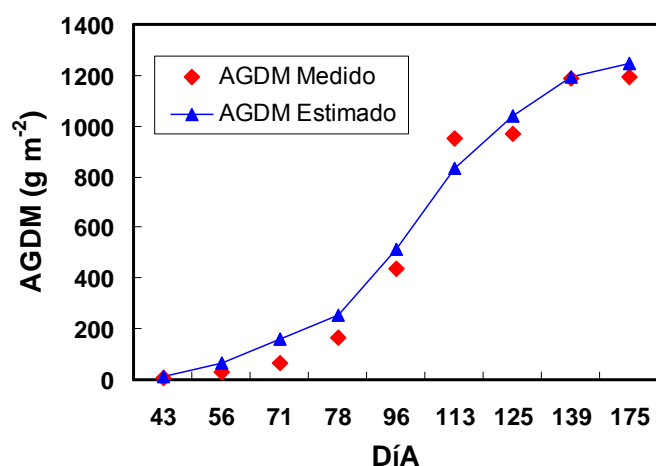


Figura III.43. Evolución de la biomasa seca acumulada (AGDM) estimada y medida en el experimento de Córdoba usando el modelo de Monteith.

El IC se calibró ejecutando el modelo en base diaria en el ensayo de la RAEA y utilizando el valor de ϵ obtenido en el ensayo de Córdoba. En el experimento de Cañete de las Torres, las estimaciones presentaron una desviación media con respecto a las medidas (RMSD) de 577 kg/ha, lo que supone alrededor del 14% de la cosecha. La estimación de cosecha resultante de la aplicación del modelo de Monteith con un $IC=0.37$ a las 28 variedades del experimento de Cañete se presenta en la figura III.44.

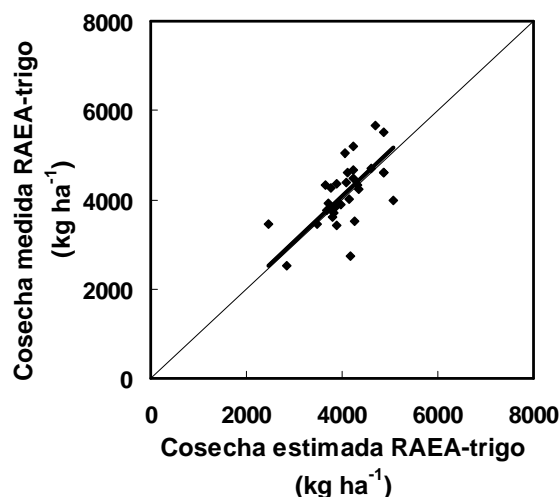


Figura III.44. Cosecha real y estimada de las 28 variedades de la RAEA-trigo en Cañete de las Torres.

Los parámetros de calibración obtenidos ($\epsilon = 2 \text{ g biomasa/MJ}$ y un $IC = 0.37$) se encuentran dentro de los intervalos propuestos por diversos autores, que se muestran en la tabla III.11.

Tabla III.11. Valores de ϵ e IC de trigo, publicados anteriormente.

Fuente:	ϵ (g/MJ PAR)	IC (%)
Lobell et al. (2003)	2-2.4	0.36-0.40
Gallagher y Biscoe (1978)	2-2.4	
Asrar et al. (1984)	2.92	
Green (1987)	1.02-1.45	
Garcia et al. (1988)	2.82-3.22	
Fisher (1995)	3	
Gregory et al. (1992)	1.4-1.74	
Austin et al. (1989)		0.51
Davidson y Birch (1978)		0.49-0.36
Zwart y Bastiaanssen (2007)		0.36-0.40

Como se puede observar, los valores obtenidos en este caso se encuentran en el límite inferior de la mayoría de los propuestos en otras condiciones. Se sabe que cualquier cereal expuesto a un estrés hídrico severo, a enfermedades o plagas, puede reducir su índice de cosecha (Hay, 1995). En Australia, por ejemplo, cultivos de trigo tuvieron IC desde 0.45 hasta 0.1 en función del estrés hídrico a que fueron sometidos (Passioura, 1977). En el mismo sentido, Davidson y Birch (1978) demostraron reducciones del IC de 0.49 a 0.36 al someter al trigo a estrés hídrico. En la zona objeto de este estudio, el trigo es un cultivo mayoritariamente de secano, por lo que con frecuencia está sometido a estrés hídrico, de

ahí que fuera previsible obtener valores bajos de IC. El estrés hídrico tiene un efecto reductor en el valor de ϵ (Bastiaanssen y Ali, 2003), por lo que también el valor obtenido en este caso fue, como puede observarse, reducido con relación al que presentan otros autores en la tabla III.11.

La estimación de cosecha resultante de la aplicación del modelo a las 49 parcelas de Santaella en las campañas 2007-2008 y 2008-2009 se presenta en la figura III.45.

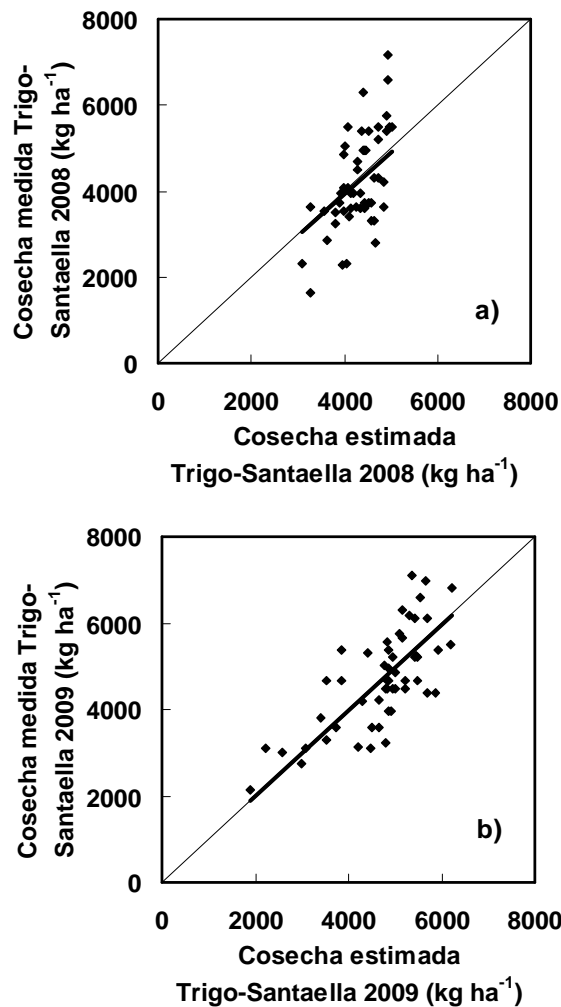


Figura III.45. Cosecha real y estimada en parcelas comerciales de trigo durante la campaña 2008 (a) y 2009 (b) (T. M. Santaella).

Esta estimación en trigo presentó un RMSD de 928 y 791 kg/ha, en 2008 y 2009, respectivamente, lo que supone un 22 y un 18% de la producción media, sensiblemente inferior a la estimación realizada en el caso del maíz. Bastiaanssen y Ali (2003) estimaron

cosechas en parcelas de trigo con un RMSD=525 kg/ha. Esta mejora pudo ser consecuencia de que en dicho estudio se consideró de forma expresa el efecto de estrés hídrico. A pesar de que los errores aumentaron al aplicar el modelo a escala regional, en ambas campañas se alcanzaron estimaciones de los valores medios de cosecha con errores cercanos al 6%. Por lo tanto, el modelo parece tener la habilidad de estimar la cosecha media en una zona con un aceptable grado de precisión, a pesar de que el desconocimiento de algunos factores de manejo del cultivo que potencialmente afectan a la precisión de estos modelos (fundamentalmente fecha de plantación y número de grados-día para alcanzar maduración), influya significativamente sobre los resultados a escala de parcela. El conocimiento que sí existe de estos factores en las parcelas experimentales podría explicar la diferencia en precisión en las estimaciones realizadas a escala experimental y comercial.

III.7 Modelo GRAMI de estimación de cosecha

La selección del modelo GRAMI responde a la necesidad de disponer de un modelo que sea potencialmente aplicable a escala regional, evitando en lo posible el uso de parámetros o variables difíciles de cuantificar y que pueda utilizarse en una hipotética situación con una información espectral de las cubiertas vegetales insuficiente. A diferencia del modelo de Monteith, GRAMI simula el crecimiento de los cultivos sin necesidad de utilizar variables biofísicas estimadas remotamente. Las medidas remotas esporádicas de índice de área foliar o fracción de cobertura se usan para mejorar los resultados de la estimación del crecimiento de la planta y podría utilizarse en el caso de que la información espectral de las cubiertas no estuviera disponible o fuera insuficiente.

El modelo GRAMI fue desarrollado para simular el crecimiento y la cosecha de cultivos herbáceos como el trigo (Maas, 1992; 1993a; 1993b) y ha sido recientemente modificado para simular el crecimiento y la cosecha de algodón (Ko et al., 2005, 2006). Con este modelo se realizan periódicamente estimaciones de trigo y maíz en los estados de Texas y Nuevo México (EEUU). Además, ha sido aplicado en los últimos años para simular el crecimiento y la cosecha de maíz (Coyne et al., 2009) en la región de Kansas (EEUU). Sin embargo, este modelo no ha sido calibrado nunca fuera de las condiciones del sur de EEUU. En este trabajo se aborda la calibración y evaluación del modelo en las condiciones semiáridas del Sur de España.

III.7.1 Descripción del modelo

La simulación diaria del crecimiento del cultivo de trigo en el modelo GRAMI se basa en los 4 procesos siguientes: (1) cálculo del número de grados-día (GDD), (2) Absorción de la radiación solar incidente por las hojas del cultivo, (3) producción de biomasa seca (sin contar raíces) por la cubierta vegetal, (4) Cálculo del porcentaje de la nueva biomasa seca producida que se destina a hojas, tallos y grano.

El incremento diario en el número acumulado de grados-día se calcula con la ecuación III.5.

$$\Delta D = \text{Max}[T - T_b, 0] \quad (\text{III.5})$$

donde T es la temperatura media diaria del aire ($^{\circ}\text{C}$) y T_b es la temperatura base ($^{\circ}\text{C}$) específica para cada cultivo. Para el trigo $T_b = 0^{\circ}\text{C}$ y el valor de ΔD es cero cuando la temperatura media del aire desciende por debajo de 0°C . Este procedimiento fue utilizado para calcular el número de GDD necesario para determinar la fecha de maduración en la aplicación del modelo de Monteith (apartado III.6).

El incremento diario de biomasa seca (ΔP) se obtiene como:

$$\Delta P = \varepsilon \text{ APAR} \quad (\text{III.6})$$

siendo ε la eficiencia en el uso de la luz y APAR [MJ m^{-2}] la radiación fotosintéticamente activa diaria absorbida por la cubierta vegetal. El valor de APAR es calculado en el modelo como:

$$\text{APAR} = \beta R_s (1 - e^{-k \text{LAI}}) \quad (\text{III.7})$$

donde LAI es el índice de área foliar del cultivo, R_s es la radiación solar diaria en MJ m^{-2} , β es la fracción de la R_s que es PAR, y k es el coeficiente de extinción de la luz que es específico para cada cultivo (Charles-Edwards et al., 1986). Se ha considerado un valor de β igual a 0.48, recomendado por Szeicz (1974) para su uso a escala diaria.

Por otra parte, el incremento diario de LAI (ΔL) que se origina como consecuencia del incremento diario de biomasa seca (ΔP) se obtiene con la ecuación III.8:

$$\Delta L = \Delta P H_1 S \quad (\text{III.8})$$

donde ΔP es el incremento diario de biomasa seca obtenido en la ecuación III.6, S es el área foliar específica (SLA) del tejido foliar y H_1 es la fracción de ΔP que genera nuevas hojas. En las primeras fases del desarrollo de las gramíneas, la mayor parte de la biomasa seca generada se destina a la formación de tejido foliar. A medida que el ciclo del cultivo avanza, el porcentaje destinado a la formación de tallos y órganos reproductivos aumenta. Finalmente la producción de hojas cesa por completo en un determinado momento próximo a la floración. En el modelo GRAMI este fenómeno se cuantifica con el parámetro H_1 y se calcula con la siguiente expresión:

$$H_1 = \text{Max}[1 - ae^{bD}, 0] \quad (\text{III.9})$$

donde a y b son parámetros que controlan la magnitud y la forma de la función y D es el número de grados-días acumulado obtenido por la ecuación III.5.

La senescencia de las hojas del cultivo se modela asumiendo que las hojas que aparecen en un determinado día tienen un periodo de vida en grados-día. El periodo de vida asociado a un ΔL para un día concreto se calcula usando la función empírica descrita por la ecuación III.10.

$$J = c + dD \quad (\text{III.10})$$

donde c y d son dos parámetros que controlan la magnitud y la pendiente de la función. El modelo evalúa, para cada día después de emergencia, si algunas hojas producidas anteriormente han alcanzado el estado senescente. Para ello, compara la “edad de las hojas” producidas en cada día con el periodo de vida definido por el parámetro J . Para determinar la senescencia en el día i se cuantifican y evalúan para cada día del ciclo del cultivo desde emergencia hasta el día i tres magnitudes; ΔL anteriores al día i , J y el número de grados-día acumulados desde la aparición de las hojas hasta el día i (edad de las hojas). Cuando la edad de las hojas es superior a su periodo de vida (J), el ΔL que cumple esa condición se

considera negativo, y se resta al valor de LAI para generar el valor siguiente. En caso contrario solo se considera el ΔL positivo generado por el incremento de biomasa diario. Puede ocurrir que en un determinado periodo del ciclo del cultivo ocurra simultáneamente un incremento positivo de LAI generado por el incremento de biomasa diario y un ΔL negativo generado por la senescencia de un área foliar generada previamente.

Las condiciones iniciales del modelo deben ser especificadas cuando comienza su simulación, momento que debe coincidir con la fecha de siembra. La acumulación de grados-días comienza en la fecha de siembra y el valor inicial de D (D_0) es 0. El valor inicial de L (L_0) representa conceptualmente el índice de área foliar del cultivo al emerger y está relacionado con la dosis de siembra. Por otra parte el valor inicial de P (P_0) representa la biomasa seca en el momento de la emergencia y se puede estimar como L_0/S .

El número de grados-días necesarios para alcanzar las principales fases fenológicas es un conjunto de parámetros de entrada del modelo que permiten estimar la fecha en la que ocurre la emergencia, la floración y la maduración del cultivo. Para estimar la cosecha final del cultivo se utiliza un factor de partición de cosecha en el periodo comprendido entre floración y maduración. Este factor permite calcular la cosecha como un porcentaje de la biomasa acumulada durante el periodo de llenado de grano. Conceptualmente el factor de partición de cosecha representa mejor la realidad que el índice de cosecha utilizado en el apartado III.6. La cuantificación del número de grados-días hasta alcanzar las distintas fases fenológicas es fundamental para el funcionamiento del modelo. Estos valores pueden variar ligeramente dependiendo del clima y se recomienda un análisis previo para adaptar el modelo a una nueva zona.

Calibración durante la campaña

El modelo cuenta con un proceso iterativo interno, denominado “calibración durante la campaña”, que permite asimilar valores de LAI ó f_c , derivados de sensores remotos, cuando se dispone de ellos, mejorando el ajuste de los parámetros a , b , c , d y el valor inicial de LAI (L_0), de modo que las estimaciones del crecimiento del cultivo se ajusten con el crecimiento registrado por dichos sensores (Maas, 1993b). Las diferencias entre los valores observados y simulados de LAI se cuantifican en el modelo con dos estadísticos (E^+ y E^-). La diferencia o el error entre cada valor observado y simulado puede ser positivo (el valor observado es mayor que el simulado) o negativo (el valor observado es menor que el

simulado). El estadístico E^+ se define como la suma de todos los errores positivo y el E^- se define como el valor absoluto de la suma de todos los errores negativos asociados a un grupo de observaciones de índice de área foliar. Cuando los valores de E^+ y E^- son iguales para una simulación en concreto, se considera que la simulación está ajustada. Sin embargo, para una serie de observaciones de LAI, se pueden encontrar un número variable de diferentes simulaciones que generan situaciones ajustadas ($E^+ = E^-$). Para comparar y distinguir entre simulaciones ajustadas, se define un tercer estadístico denominado error total (E) y definido como la suma de los estadísticos E^+ y E^- . Por lo tanto, durante la calibración se modifican los 5 parámetros anteriores para alcanzar la simulación ajustada que minimice el valor de E . Esta solución representa el mejor ajuste que el modelo puede alcanzar. La elección de los parámetros (a , b , c , d y L_0) no ha sido arbitraria. Algunos estudios (Muchow, 1985 y García et al., 1988) indican que las diferencias en la producción de biomasa seca asociadas a fertilizaciones con N o a la ocurrencia de estrés hídrico se deben principalmente a cambios en la absorción de la luz y en menor medida a cambios en la eficiencia en el uso de la luz. Por ello los parámetros seleccionados son a y b (que afectan a la tasa de generación de hojas), c y d (que afectan a la senescencia de las hojas) y L_0 que incluye el efecto de la densidad de siembra.

El primer paso en la calibración del modelo es alcanzar una simulación ajustada manipulando el valor de uno de los parámetros mientras el resto permanece constante. Trabajos previos (Maas 1988a, b) han demostrado que para este tipo de modelos y cuando el resto de parámetros permanece constante, la diferencia $E_f = E^+ - E^-$ es una función no lineal y única de L_0 para un conjunto de observaciones de índice de área foliar. Esta función tiene un cero ($E_f=0$ que corresponde a $E^+=E^-$) en el rango $L_0=0$ a $L_0=+\infty$. Este cero se obtiene por un proceso iterativo en el que se realizan sistemáticamente simulaciones con diferentes valores de L_0 , mientras el resto de parámetros permanecen constantes. En lugar de variar arbitrariamente el valor de L_0 en cada simulación, se ha implementado en el modelo un procedimiento de análisis numérico que permite seleccionar el siguiente valor de L_0 en el proceso iterativo. Este procedimiento se denomina el método de la secante (Conte y De Boor, 1965) y determina el nuevo valor de L_0 a partir de las simulaciones realizadas con los dos valores de L_0 anteriores a partir de la ecuación siguiente:

$$(L_0)_{j+1} = (L_0)_j + (E_f)_j \left[\frac{(L_0)_j - (L_0)_{j-1}}{(E_f)_j - (E_f)_{j-1}} \right] \quad (\text{III.11})$$

donde $(L_o)_{j+1}$ es el valor que se usará en la siguiente simulación, $(L_o)_j$ es el valor usado en la última simulación, $(L_o)_{j-1}$ es el valor usado en la penúltima simulación, $(E)_j$ y $(E)_{j-1}$ son los valores de la función diferencia obtenidos usando $(L_o)_j$ y $(L_o)_{j+1}$, respectivamente en la última y penúltima simulación.

Para empezar con el proceso iterativo, se utilizaron unos valores definidos por defecto para la primera simulación y que se comentarán más adelante. El segundo valor de L_o se definió con las ecuaciones simples siguientes:

$$(L_o)_{j+1} = (L_o)_j \left(1 + (E_f)_j / E_{max} \right) \quad \text{si } (E_f)_j > 0 \quad \text{(III.12a)}$$

$$(L_o)_{j+1} = (L_o)_j \left(1 - (E_f)_j / E_{max} \right) \quad \text{si } (E_f)_j < 0 \quad \text{(III.12b)}$$

donde E_{max} es la suma de todos los errores de todas los valores observados de índice de área foliar. Una vez realizada la primera y segunda simulación se realizaron las siguientes utilizando el método de la secante descrito anteriormente.

El resultado de este primer proceso iterativo es la mejor simulación ajustada variando el parámetro L_o , sin embargo no está garantizado que sea el resultado óptimo. Para minimizar el estadístico E , hay que proceder a la evaluación y modificación de los parámetros a , b , c y d después de obtener el valor ajustado de L_o . Se puede obtener un único valor de los 5 parámetros porque E es una función no lineal y única de cada parámetro cuando el resto permanecen constantes. Cada función tiene un mínimo que puede calcularse utilizando un cálculo iterativo (Press et al., 1986). Se recurre a la técnica “Bracketing” seguida de una interpolación parabólica para ir seleccionando valores de los parámetros restantes hasta obtener los que minimicen E . En este momento el modelo comienza con el segundo proceso iterativo. La búsqueda del intervalo correcto donde está el valor que minimiza el error consiste en realizar una serie de simulaciones aumentando o disminuyendo uno de los parámetros (nunca L_o), respecto al valor inicial definido por defecto y manteniendo el resto constantes. El valor de E en cada simulación se compara con los valores correspondientes a la simulación anterior y posterior para establecer la dirección correcta de la búsqueda y después detectar el momento en el que E comienza a aumentar (este momento indica que la penúltima y la última simulación definen el intervalo correcto donde está el valor mínimo). Una vez que se ha encontrado el intervalo de la

función de error, se realiza una interpolación parabólica para obtener el valor del parámetro que minimiza E . En este procedimiento la porción de la función E que contiene el valor mínimo se aproxima a una parábola fijada por los valores de E obtenidos en las tres últimas simulaciones y que localizan el intervalo correcto donde está el valor mínimo de E . El valor del parámetro que genera el valor mínimo de esta parábola (p) y que representa el valor mínimo de la función E se determina con las ecuaciones:

$$p = p_{k-1} + \frac{1}{2} \frac{X - (p_{k-1} - p_k)^2 [E_{k-1} - E_{k-2}]}{Y - (p_{k-1} - p_k) [E_{k-1} - E_{k-2}]} \quad (\text{III.13a})$$

$$X = (p_{k-1} - p_{k-2})^2 [E_{k-1} - E_k] \quad (\text{III.13b})$$

$$Y = (p_{k-1} - p_{k-2}) [E_{k-1} - E_k] \quad (\text{III.13c})$$

donde p_k , p_{k-1} , y p_{k-2} son los valores asociados al parámetro en las tres simulaciones que han generado el intervalo correcto y E_k , E_{k-1} , y E_{k-2} son los valores del error total correspondiente a las tres últimas simulaciones que han generado el intervalo donde se localiza el mínimo (Press et al., 1986). El valor de p calculado con la ecuación III.13 se compara entonces con el valor de p_{k-1} y si la diferencia absoluta es menor a un criterio de convergencia previamente especificado y que se comentará posteriormente, se asume que el valor de p es el que genera el mínimo. En caso contrario, se fija una nueva parábola con el valor de p y dos de los valores utilizados en la parábola anterior para resolver de nuevo la ecuación III.13a y obtener un nuevo posible mínimo. Este proceso iterativo continúa hasta que se satisface el criterio de convergencia.

Este procedimiento descrito anteriormente permite minimizar el error total en una sola dimensión, puesto que solo se varía un único parámetro al mismo tiempo. Para alcanzar una minimización multidimensional del error total (E), que modifique los parámetros a , b , c , d , se recurre a una solución numérica en varias “capas”. En esta aproximación, la capa de primer orden de soluciones consiste en la manipulación de L_0 para determinar el mejor ajuste mientras el resto de parámetros permanecen constantes. La capa de segundo orden de soluciones consiste en variar el valor del parámetro c , y después volver a la capa de primer orden para determinar el mejor ajuste asociado de L_0 con ese

valor de c , mientras permanecen constantes a , b y d . El valor de E asociado con el mejor ajuste anterior (L_o y c) es usado en el procedimiento de búsqueda del intervalo que contiene el valor mínimo de E y en la interpolación parabólica en esta capa de segundo orden de soluciones. Una vez que se ha minimizado el valor de E en la capa de segundo orden de soluciones se procede al cálculo de las soluciones de la capa de tercer orden. Que consiste en cambiar el valor del parámetro d , mientras permanecen constantes los parámetros a y b . Con un procedimiento similar a la solución de la capa de segundo orden, se alcanza un mínimo de E en la capa de tercer orden que debe ser menor que el mínimo alcanzado en la capa de segundo orden de soluciones. Las capas de soluciones de cuarto y quinto orden se obtienen variando los parámetros b y a , respectivamente. Con esta aproximación en capas, el cálculo del mínimo de E se alcanza primero para el parámetro L_o solo, después para la combinación de L_o y c ; después para L_o , c y d ; después para L_o , c , d y b ; y finalmente para L_o , c , d , b y a .

Valores iniciales de los parámetros de calibración y criterio de convergencia

Para comenzar con la primera simulación del modelo se deben definir los valores iniciales de los 5 parámetros de calibración del modelo (L_o , a , b , c , d). La precisión de estos parámetros iniciales no es crítica ya que sus valores serán modificados durante el proceso de calibración para obtener el mejor ajuste posible entre los valores observados y estimados del índice de área foliar. La experiencia en la aplicación de este modelo indica que los valores iniciales pueden establecerse como se muestra a continuación:

$$L_o = 0.01 \quad (\text{III.14})$$

$$b = 0.004 \quad (\text{III.15})$$

$$a = e^{-bD_{\max}} \quad (\text{III.16})$$

$$c = (D_{\text{mat}} - D_{\max}) / f_s \quad (\text{III.17})$$

$$d = 0 \quad (\text{III.18})$$

donde D_{\max} es la suma de grados-día desde emergencia hasta que se alcanza el índice de área foliar máximo, D_{mat} es la suma de grados-día desde emergencia hasta maduración, y f_s es la fracción de reducción del índice de área foliar máximo debido a la senescencia del cultivo.

Para definir el criterio de convergencia de la interpolación parabólica hay que considerar que afecta a la exactitud y a la velocidad en el cálculo de la solución numérica alcanzada. Cuanto mayor sea el valor definido como criterio de convergencia, más rápido será el cálculo de la solución y menor la precisión en el cálculo del ajuste que minimice el error entre los valores observados y simulados de LAI. La experiencia en el uso del modelo indica que un criterio de convergencia de aproximadamente 1/100 del valor típico del parámetro es suficiente para los parámetros a , b , c y d . En el caso de L_0 el criterio de convergencia recomendado es 1/100 del valor máximo de índice de área foliar alcanzado por el cultivo.

III.7.2 Calibración del modelo GRAMI para su uso en el sur de España. Aplicación del modelo en parcelas comerciales de trigo

III. 7.2.1 Calibración de los parámetros del modelo y obtención de las variables de entrada

El modelo GRAMI se ha calibrado para estimar biomasa y cosecha de trigo en el sur de España. Los parámetros del modelo (eficiencia en el uso de la luz, número de grados-día hasta alcanzar las principales fases fenológicas y el factor de partición de cosecha) fueron evaluados usando la información procedente de la parcela experimental de Córdoba y de las 28 variedades ensayadas en la RAEA de trigo ubicada en Cañete de las Torres. La RAEA de trigo ensaya anualmente las principales variedades de trigo duro y blando utilizadas en el sur de España. Por tanto, la calibración del modelo utilizando estas variedades permitió obtener valores de los parámetros ajustados a las condiciones del sur de España y a las principales variedades utilizadas en esta región. Una vez calibrado el modelo, se aplicó a escala de parcelas comerciales sin la necesidad de conocer la variedad utilizada por los agricultores. La eficiencia en el uso de la luz, ϵ , se evaluó a partir de los datos de biomasa obtenidos periódicamente en la parcela experimental de Córdoba. Se realizaron simulaciones con un intervalo de valores de ϵ , hasta minimizar el error entre los valores observados y simulados de biomasa. El número de grados-día necesario para alcanzar emergencia, floración y maduración se estimó usando la información fenológica observada en todas las variedades. Se realizaron grupos de variedades con similar desarrollo fenológico usando los estados Zadock observados en el conjunto de variedades ensayadas. Finalmente, se evaluó el factor de partición de cosecha a partir de los parámetros previamente estimados y los datos de cosecha de las 28 variedades.

Para la ejecución del modelo se requieren valores diarios de radiación solar y temperatura media diaria del aire del periodo existente entre la fecha de siembra y la recolección. Estos valores fueron proporcionados por la RIA. En concreto se utilizaron los datos de la estaciones de Córdoba capital para la parcela experimental ubicada en el IFAPA de Córdoba y El Carpio para RAEA de trigo en Cañete de las Torres.

Los valores de LAI requeridos para la “calibración durante la campaña”, se estimaron a partir de índices de vegetación obtenidos con medidas radiométricas realizadas en las parcelas experimentales. La relación NDVI-LAI (ecuación III.19) obtenida en el capítulo I de este documento, posibilitó la estimación de un valor de LAI para cada día con medidas radiométricas disponibles.

$$LAI = 0.04 e^{4.91 \text{ NDVI}} \quad (\text{III.19})$$

III. 7.2.2 Aplicación del modelo en parcelas comerciales de trigo

Con los parámetros del modelo previamente evaluados, se procedió a estimar la cosecha de las parcelas comerciales de trigo en el T. M. de Santaella en las campañas 2007/2008 y 2008/2009. Se utilizaron los datos meteorológicos necesarios para la aplicación del modelo (R_s y T) procedentes de la estación meteorológica de Santaella. Los valores de LAI necesarios para la “calibración durante la campaña” fueron estimados a partir de los índices de vegetación (NDVI) derivados de las imágenes de satélite utilizadas para caracterizar la evolución de las parcelas experimentales de trigo (Tabla III.6). El primer paso para poder extrapolar satisfactoriamente los resultados obtenidos con radiometría de campo a escala de imagen satélite, es reconocer capacidad de los sensores TM y ETM+ y el procesamiento aplicado a estas imágenes de reproducir los valores espectrales medidos en campo, trabajo previamente planteado en el capítulo II y cuyos resultados fueron presentados en el apartado II.9.1. Para estimar la fecha de siembra se utilizó el procedimiento descrito en el apartado III.6.2, empleando para ello la distribución local de lluvia durante la época de siembra típica de la zona. Con este sistema, se determinaron como fechas de siembra el 19 de Noviembre y el 1 de Diciembre para las campañas 2008 y 2009, respectivamente.

III.7.3 Resultados

III. 7.3.1 Parámetros de calibración

La observación y registro de los estados Zadoks en el ensayo de la RAEA permitió detectar diferencias sustanciales en el desarrollo fenológico de las 28 variedades seleccionadas para este estudio. Como consecuencia de esto, las variedades se agruparon en dos categorías con similar desarrollo fenológico. Las diferencias entre grupos y entre variedades pueden observarse en la figura III.46 donde se presenta la evolución del LAI de tres variedades que pertenecen a cada grupo. El valor de LAI máximo en el grupo A se alcanzó el día del año 112, aproximadamente 12 días antes que en el grupo B. Adicionalmente se observó que las variedades del grupo B florecieron de media 10 días más tarde que las del grupo A. La tabla III.11 muestra el grupo fenológico al que pertenece cada una de las variedades ensayadas y la tabla III.12 muestra la fecha y el número de grados-días necesario para alcanzar las fases fenológicas en cada grupo.

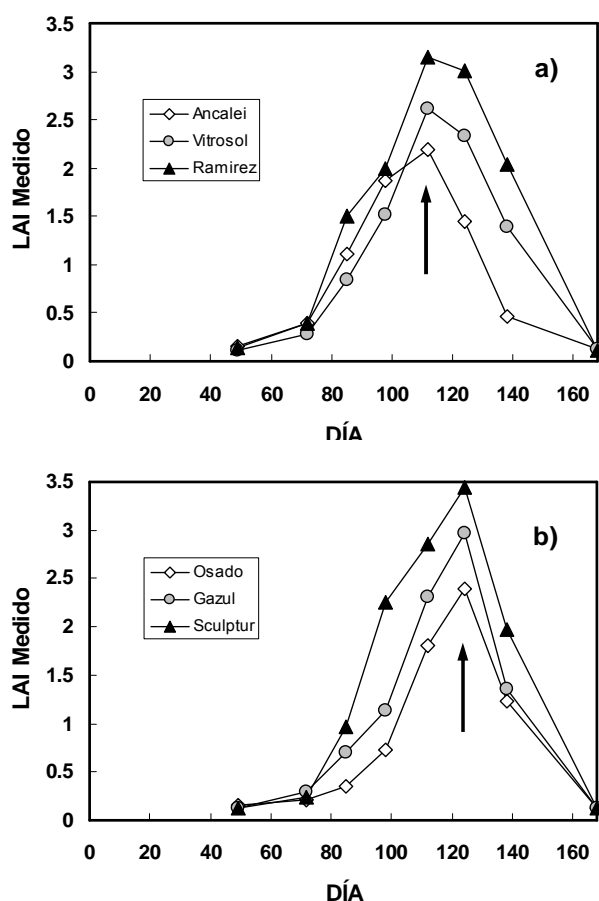


Figura III.46. Evolución del LAI medido de 3 variedades del grupo fenológico A (a) y 3 del grupo fenológico B (b) cultivadas en el ensayo de la RAEA de trigo (Cañete de las Torres). La flecha indica el momento en el que se alcanza el máximo LAI.

Tabla III.12. Cosecha y grupo fenológico de las 28 variedades cultivadas en el ensayo de la RAEA de trigo de Cañete de las Torres (campaña 2009).

Trigo Duro			Trigo Blando		
Variedad	Cosecha	Grupo fenológico	Variedad	Cosecha	Grupo fenológico
	[kg ha ⁻¹]			[kg ha ⁻¹]	
Ancalei	3808	A	Abderramán	3758	B
Beldur	3717	A	Artur Nick	3625	B
Calcas	3917	A	Badiel	4317	A
Calero	3883	B	Cartaya	4675	A
Core	5050	A	Catedral	3508	B
Don Juan	4367	A	Gades	3467	A
Euroduro	4342	A	Galeón	3450	A
Próspero	4383	A	Gazul	4225	B
Ramírez	5667	A	Osado	3417	B
Saragolla	3817	A	Palesio	4008	B
Sculptur	4617	B	Salama	5200	B
Simeto	4617	A	Sensas	3975	B
Vitrón	2508	A	Tejada	4492	A
Vitrosol	4267	A	Victorino	4708	A
MEDIA	4211			4059	

Tabla III.13. Fecha aproximada de las principales fases fenológicas de las variedades de la RAEA de trigo. El número necesario de grados-día hasta alcanzar cada fase fenológica se representa entre paréntesis.

Grupo	Fecha de siembra	Estados fenológicos		
		Emergencia	Floración	Maduración
A	23 Diciembre	5 Enero (122)	27 Abril (1374.6)	6 Junio (2149.7)
B	23 Diciembre	7 Enero (133.2)	6 Mayo (1531.1)	15 Junio (2373.6)

La eficiencia en el uso de la luz fue evaluada realizando simulaciones del modelo con los datos procedentes del experimento de Córdoba y determinando el valor que minimizaba la diferencia entre la biomasa seca simulada y observada. El valor obtenido, con un $RMSD = 56.76 \text{ g m}^{-2}$, fue $\epsilon = 2.5 \text{ g biomasa/MJ PAR}$, valor que coincide con los propuestos por diversos autores y presentados en la tabla III.11. El ajuste entre la biomasa observada y la estimada presenta un coeficiente de determinación $r^2 = 0.99$. Estos resultados mejoran las estimaciones de biomasa realizadas con el modelo de Monteith en la misma parcela y que se presentan en la figura III.43. La bondad de este ajuste indica que el modelo GRAMI puede estimar con gran precisión los valores de biomasa seca de trigo bajo las condiciones de este estudio. Ko et al. (2005) presentaron resultados similares ($r^2 = 0.99$) cuando simulaban la biomasa y cosecha de algodón usando una versión modificada de

este modelo. La estimación de biomasa resultante de la aplicación del modelo GRAMI en el experimento de Córdoba se presenta en la figura III.47.

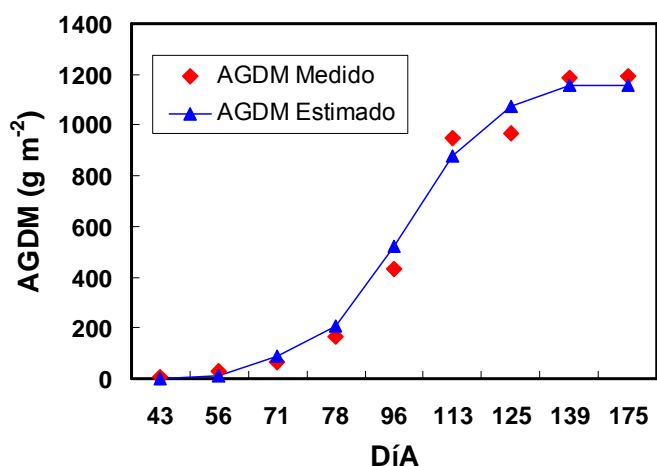


Figura III.47. Evolución de la biomasa seca acumulada (AGDM) estimada y medida en el experimento de Córdoba usando el modelo GRAMI en la campaña 2008/2009.

El factor de partición de la cosecha se estimó a partir de los datos de los dos grupos fenológicos ensayados en la RAEA de Cañete de las Torres. La figura III.48 presenta la estimación de cosecha resultante de la aplicación del modelo GRAMI a las 28 variedades ensayadas. No se apreciaron diferencias entre los errores obtenidos en cada grupo fenológico. En el experimento de Cañete de las Torres estas estimaciones presentaron RMSD de 577 y 523 kg/ha para el grupo A y B, respectivamente, que equivalen a errores del 12.76 y 12.80%. Bastiaanssen et al. (2003) estimaron la cosecha de trigo con un RMSD de 525 kg/ha usando un modelo más complejo que combinaba el modelo de Monteith (1972) con el modelo de eficiencia en el uso de la luz de Field et al. (1995) y el modelo de balance de energía en superficie de Bastiaanssen et al. (1998).

El valor de factor de partición de cosecha de 0.8 generó las estimaciones más precisas de cosecha en ambos grupos fenológicos. Las diferencias en el desarrollo fenológico de las variedades no parece afectar a las precisión del modelo y en ambos casos la regresión estuvo próxima a la relación 1:1. El conocimiento exacto de los estados fenológicos, de la fecha de plantación y el similar manejo de las parcelas experimentales explican en parte los buenos resultados alcanzados en las simulaciones realizadas en condiciones experimentales. Se puede concluir que estas simulaciones representan la

máxima precisión que el modelo puede alcanzar cuando se conocen perfectamente las variables de entrada relativas al desarrollo fenológico de los cultivos.

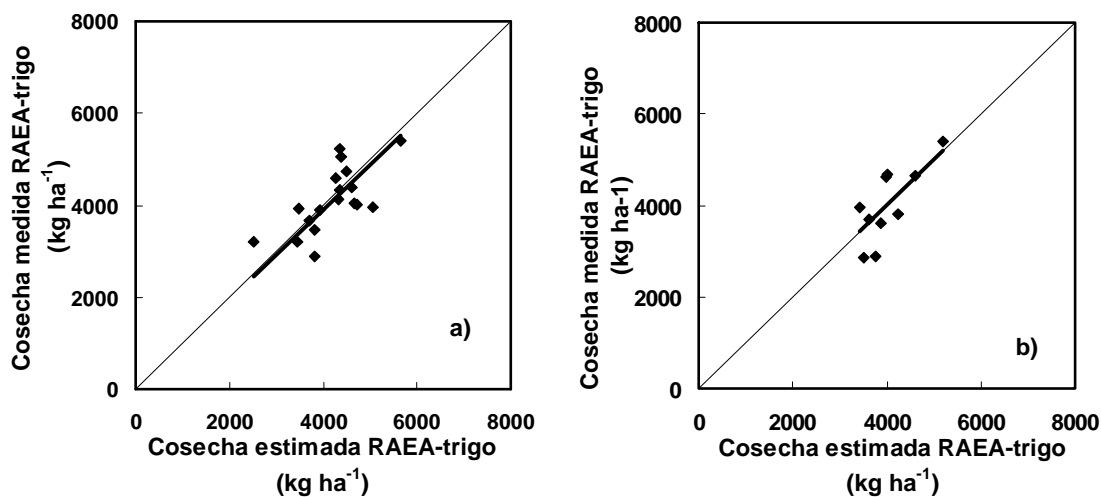


Figura III.48. Cosecha real y estimada de las 18 variedades del grupo A (a) y de las 10 variedades del grupo B (b) de la parcela experimental de la RAEA en Cañete de las Torres usando el modelo GRAMI en la campaña 2008/2009.

III. 7.3.2 Aplicación del modelo en parcelas comerciales de trigo

Las simulaciones realizadas en las parcelas experimentales proporcionaron los valores de los parámetros del modelo ajustados a las condiciones de la zona de estudio. Con el modelo previamente calibrado, se realizaron estimaciones de cosecha de parcelas comerciales de trigo en el T. M. de Santaella (Córdoba) durante las campañas 2007/2008 y 2008/2009. La información existente a escala de parcela comercial se reduce, especialmente la fecha de siembra, la variedad utilizada y su desarrollo fenológico. La fecha de siembra se estimó a partir de la distribución de lluvia en la zona durante la época de siembra (tabla III.14). Se adoptó el desarrollo fenológico del grupo B para realizar las estimaciones a escala comercial por corresponder a las variedades más empleadas en la zona. La estimación de cosecha resultante de la aplicación del modelo GRAMI a las 49 parcelas de Santaella en las campañas 2007-2008 y 2008-2009 se presenta en la figura III.49.

Tabla III.14. Fecha de siembra estimada y resultados de la simulación de cosecha a escala de parcela en las campañas de 2007/2008 y 2008/2009.

Campaña	Parcelas	Fecha de siembra	Cosecha real	Cosecha estimada	Error (%)
2008	49	19 de Noviembre	4191	3963	5.44
2009	49	1 de Diciembre	4708	5031	6.86

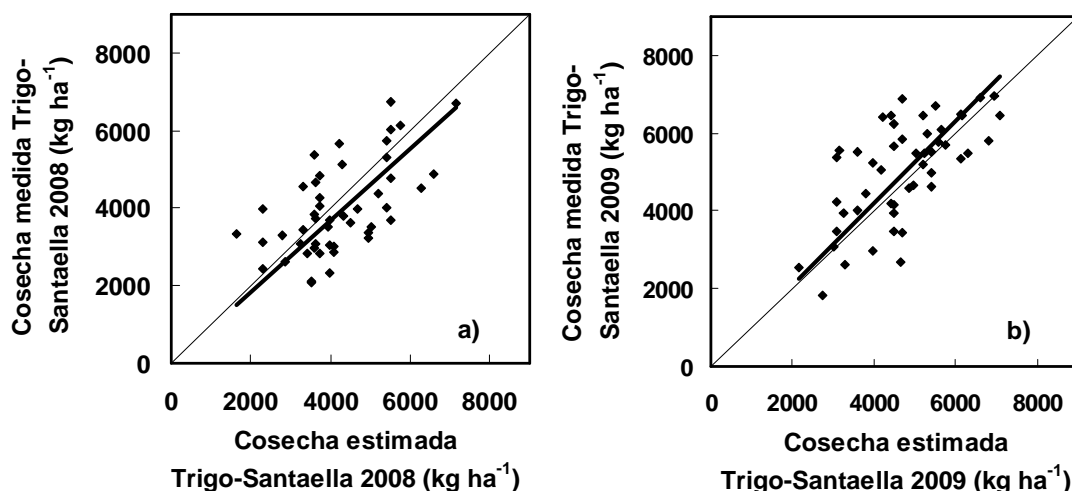


Figura III.49. Cosecha real y estimada usando el modelo GRAMI de las 49 parcelas comerciales de trigo seleccionadas en la campaña 2008 (a) y 2009 (b) (T. M. Santaella).

Los errores en la estimación observados en las campañas 2008 y 2009 (25.1% y 22.9 %, respectivamente) son equivalentes a los presentados por Dettori et al. 2011, utilizando el modelo CERES para estimar la cosecha de variedades de trigo en el sur de Italia. El aumento en el RMSD (1051 y 1077 kg /ha en 2008 y 2009) con respecto a las parcelas experimentales, se debe principalmente a la falta de información relativa a la fecha de siembra, variedad utilizada y desarrollo fenológico asociado. Aunque se aprecia un aumento de la dispersión en la figura III.49, la recta de regresión calculada en ambas campañas se aproxima a la relación 1:1. Esto sugiere que el cálculo de la cosecha media se podría realizar con mayor precisión y que potencialmente se puede utilizar para el cálculo de cosechas medias de grandes zonas. Los resultados avalan esta hipótesis ya que se estimó la cosecha media con un error de aproximadamente un 6% en ambas campañas (tabla III.14). Estos resultados son comparables a los presentados en otras aplicaciones del modelo GRAMI en el sur de los Estados Unidos (Maas, 1991, 1993c).

III.8 Propuesta de un modelo de estimación de cosecha a escala regional adaptado al uso de imágenes de satélite

El análisis conjunto de los resultados obtenidos en los apartados anteriores (III. 5, 6 y 7), en los que se han abordado aproximaciones muy diferentes a la estimación de cosecha, no sugiere la existencia de un modelo sobresaliente con respecto al resto, cuya aplicación a gran escala e incorporando datos remotos, sea directamente recomendable.

Por un lado, la precisión alcanzada en las simulaciones realizadas con los modelos GRAMI y Monteith-IC fue similar a escala experimental y comercial. La imposibilidad de extrapolar estas relaciones a otras zonas o campañas se presenta además como un serio inconveniente de este último procedimiento, cuya principal ventaja radica en la simplicidad. Por otro lado, la variable de referencia empleada en los modelos como indicador principal del crecimiento del cultivo, favorecería el uso del modelo Monteith-IC, dada la mayor linealidad y sentido físico de la estimación fPAR a partir de datos remotos frente a la estimación de LAI, base del modelo GRAMI. Otro aspecto a considerar es la complejidad y consecuente coste computacional asociado al modelo GRAMI, de difícil aplicación en forma distribuida y a gran escala. Sin embargo, se considera una ventaja de esta aproximación el hecho de incluir un factor de partición de cosecha en un período concreto del cultivo (entre floración y maduración) y no, como en el caso del índice de cosecha del modelo Monteith-IC, durante todo el ciclo. La primera aproximación es más cercana a la realidad y, en principio, debe reproducir mejor la producción de grano.

Ninguno de los modelos evaluados aborda cuestiones clave para aplicaciones a gran escala como la estimación de las fechas de siembra y recolección, problema que se ha resuelto en las aplicaciones presentadas hasta ahora con una solución sencilla que hace uso de la lluvia, pero que dada la importancia de delimitar adecuadamente el período de cálculo del modelo sobre los resultados finales, es necesario analizar en profundidad y avanzar más en su resolución.

Estas consideraciones han dirigido el desarrollo de una nueva aproximación, basada fundamentalmente en la combinación de los modelos previamente evaluados de Monteith-IC y GRAMI, y que trata de dar solución a los problemas derivados de la falta de información en aplicaciones a gran escala.

III.8.1 Descripción del modelo híbrido Monteith-GRAMI

Esta propuesta trata de incorporar las principales ventajas observadas en los modelos sobre los que se basa, destacando como requerimiento principal su aplicabilidad a escala regional mediante sensores remotos. Trata, además, de dar respuesta a la necesidad de estimar la fecha de siembra a esta escala, desarrollando un nuevo algoritmo, basado en la combinación de IV y GDD, más automático que la decisión basada en el análisis de la precipitación, algoritmo cuyo funcionamiento será evaluado.

Esta propuesta incluye una definición de los estados fenológicos del cultivo, con la fracción de radiación fotosintéticamente activa (fPAR) estimada con sensores remotos como variable clave para el seguimiento del crecimiento del cultivo. El cálculo de la biomasa se realiza con el modelo de estimación de Monteith (ec III.1), y para definir los estados fenológicos principales del cultivo, se ha seleccionado el cálculo de los grados-día acumulados desde la fecha de siembra. Asimismo, se emplea el factor de partición, definido en el modelo GRAMI, para el cálculo de la cosecha final del cultivo. Este factor de partición permite calcular la cosecha como un porcentaje de la biomasa acumulada durante el periodo de llenado de grano.

La fecha de siembra es, como se ha destacado antes, una variable de entrada muy importante para los modelos de estimación de cosecha. A partir de ella se determinan las fechas de emergencia, floración y maduración del cultivo, que representan la información básica necesaria para la aplicación del modelo GRAMI, y en cualquier caso, marca los límites temporales para el seguimiento del cultivo y la estimación de su rendimiento. Esta fecha suele ser un dato en condiciones experimentales, en las que gran parte de la información sobre el cultivo y su desarrollo es conocida. Sin embargo, en aplicaciones a escala local o regional en parcelas comerciales esta información no suele estar disponible. El uso de la distribución de lluvia en la época típica de siembra se ha aplicado hasta el momento en este trabajo como aproximación para determinar una única fecha de siembra para las parcelas de una misma zona, pero aceptando la limitación de que este procedimiento no representa la variabilidad real que existe en el campo. Es preciso señalar también la necesidad de supervisión de este procedimiento, en parte subjetivo, y que debe repetirse en cada aplicación del modelo. La alternativa diseñada recurre al empleo de información procedente de los sensores remotos, y plantea una relación entre los índices de vegetación (IVs) y los grados-día acumulados desde la fecha de siembra hasta el día en que se dispone de la primera imagen útil, que es proporcional al dato inicial de IVs.

III.8.2 Calibración del modelo Monteith-GRAMI y aplicación en parcelas comerciales de trigo

El procedimiento de calibración del modelo es similar al descrito en los apartados III.6.2 y III.7.2. Se utilizaron las parcelas experimentales para obtener los parámetros eficiencia en el uso de la luz, \mathcal{E} , y factor de partición, FP, ajustados a las condiciones del sur de España. El

FP sí necesita ser recalibrado, sin embargo se ha aplicado el mismo valor de ϵ que se había obtenido en el apartado III.6.3, puesto que en ambos casos se utiliza el modelo de estimación de biomasa de Monteith y la fecha de siembra del ensayo es conocida. Se utilizaron las estaciones meteorológicas de Córdoba y El Carpio para obtener los valores de radiación solar y temperatura media del aire, necesarios para el cálculo de la radiación fotosintéticamente activa (PAR) y el número de grados-día, respectivamente. La variable fPAR se derivó de la información espectral de campo ó satélite usando las relaciones obtenidas para trigo en el capítulo I. Las fechas con datos de fPAR coinciden con los días de medida de campo en el caso de parcelas experimentales (tablas III. 3 y III.4) o con las fechas de adquisición de las imágenes satélite en las parcelas comerciales (tabla III.6). Para las fechas en que no hay dato estimado de fPAR se procedió a una interpolación lineal entre los datos estimados por radiometría en una fecha anterior y posterior.

Respecto a la fecha de siembra, se han aplicado por separado los dos procedimientos mencionados en la descripción del modelo, obteniendo de esta manera dos conjuntos diferentes de estimaciones resultantes que serán comparadas más adelante. En primer lugar, se han aplicado las fechas previamente obtenidas usando la hipótesis de la lluvia. En segundo lugar, se ha derivado una relación entre IV y grados-día acumulados a partir de la información del experimento de la RAEA de trigo (Cañete de las Torres). En este experimento la fecha de siembra era conocida y se disponía de valores de temperatura media del aire para el cálculo de los grados-día. Como se comentó en el apartado III.7.3.1, se detectaron diferencias en el desarrollo fenológico de las 28 variedades ensayadas, que generaron diferencias en la evolución de los IVs calculados a partir de las medidas radiométricas. Sin embargo, estas variaciones no pudieron ser tenidas en cuenta en este caso, dado que la ecuación IV-grados-día acumulados derivada se pretendía aplicar a escala comercial sin conocer las variedades de trigo utilizadas por los agricultores. Por ello se derivó una única ecuación calculada a partir de los IVs de todas variedades medidos los días del año 49, 72, 85, 98. Esta relación representa la evolución media de las principales variedades de trigo de la zona y permite calcular el número de grados-día acumulados desde fecha de siembra hasta el primer día con un IVs disponible (primera imagen satélite de la campaña o primera medida radiométrica).

III.8.3 Resultados

III. 8.3.1 Fecha de estimación de siembra y emergencia

Aunque generalmente la variable de entrada de los modelos que simulan el crecimiento de cultivo suele ser la fecha de siembra, la fecha realmente útil es la de emergencia. A partir de la emergencia el cultivo comienza a interceptar radiación y a producir biomasa. El número de grados-día desde la siembra hasta la emergencia es muy constante en trigo (120-135 °C), porque a partir de cualquiera de las dos fechas se puede estimar la otra con suficiente precisión. La figura III.50 muestra la regresión realizada entre los NDVI de las 28 variedades de Cañete de las Torres y los grados-día acumulados desde emergencia hasta las fechas de medida de los IV (18-Febrero; 13-Marzo; 26-Marzo; 8-Abril de 2009). La regresión debe realizarse con las medidas tomadas durante el intervalo inicial caracterizado por un rápido crecimiento de la planta. En ese intervalo los IVs y el número acumulado de grados-día aumentan simultáneamente y la relación entre ambos puede ser útil en la estimación de fecha de emergencia o siembra. En este caso se utilizaron para la estimación las 4 primeras fechas de medida, evitando usar las siguientes que se tomaron cuando el cultivo ya había alcanzado su desarrollo máximo. Una vez que el cultivo alcanza su valor máximo de IV, el acumulado de grados-día sigue aumentando y la relación IV-grados-día acumulados deja de tener utilidad.

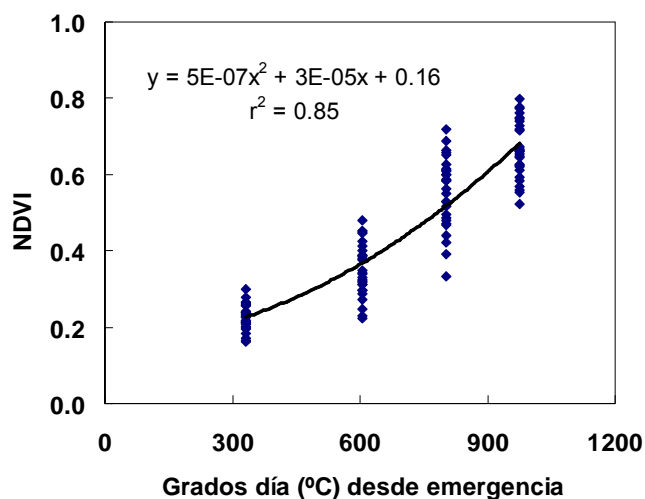


Figura III.50. Relación entre NDVI y número acumulado de grados-día en las cuatro primeras medidas (18-Febrero; 13-Marzo; 26-Marzo; 8-Abril de 2009). RAEA-2009 de trigo en Cañete de las Torres.

La relación presentada en la figura III.50 corresponde al desarrollo de las 28 variedades medidas en la campaña 2008/2009 y por extensión se puede considerar

representativa de todas las variedades de la zona. El número de grados-día es frecuentemente empleado en agronomía para cuantificar la duración de las fases fenológicas de los cultivos. En este caso, el uso de grados-día determina el tiempo necesario para que el cultivo alcance un determinado IV y permite extrapolar este procedimiento, aplicando la relación en campañas distintas a la utilizada para la obtenerla. A partir del valor de un IV obtenido con sensores remotos, se puede obtener el número de grados-día desde emergencia hasta esa fecha, no requiriendo supervisión ni modificación en años sucesivos. Sin embargo, se observa una mayor dispersión en los valores medidos de NDVI en los dos últimos días considerados (26 Marzo y 8 de Abril), lo que indica que la estimación es más precisa cuando se dispone de valores bajos de IVs y se recomienda usar la primera imagen satélite disponible para realizarla.

III. 8.3.2 Resultados en condiciones experimentales

El factor de partición de la cosecha se estimó a partir de los datos ensayados en la RAEA de Cañete de las Torres. La figura III.51 presenta la estimación de cosecha resultante de la aplicación del modelo Monteith-GRAMI a las 28 variedades ensayadas.

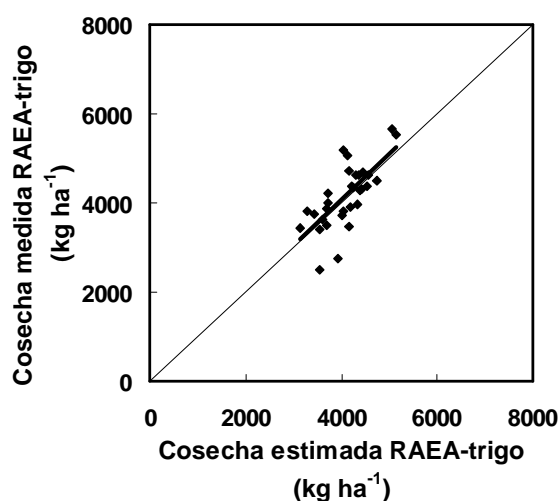


Figura III.51. Cosecha real y estimada mediante el modelo Monteith-GRAMI de las 28 variedades de la RAEA-trigo en Cañete de las Torres.

En esta aplicación del modelo, las estimaciones presentaron un RMSD de 489 kg/ha que equivalen a un error del 11.7%. El modelo híbrido mejoró en condiciones experimentales las estimaciones realizadas por el modelo de Monteith y el GRAMI por separado. El valor de factor de partición de cosecha de 0.8 generó las estimaciones más precisas de cosecha en ambos grupo fenológicos. La regresión estuvo próxima a la relación 1:1 y, como en la aplicación del modelo GRAMI, el conocimiento exacto de los estado

fenológicos, de la fecha de plantación y el similar manejo de las parcelas experimentales explican en parte los buenos resultados alcanzados en las simulaciones realizadas en estas condiciones.

III. 8.3.3 Aplicación del modelo en parcelas comerciales de trigo

Con el modelo previamente calibrado, se realizaron estimaciones de cosecha en las parcelas comerciales de trigo en el T. M. de Santaella (Córdoba) durante las campañas 2007/2008 y 2008/2009. A diferencia de las simulaciones anteriores, la fecha de siembra se estimó mediante los dos procedimientos descritos. La estimación de cosecha resultante de la aplicación del modelo híbrido a las 49 parcelas de Santaella en las campañas 2007-2008 y 2008-2009 se presenta en la figura III.52.

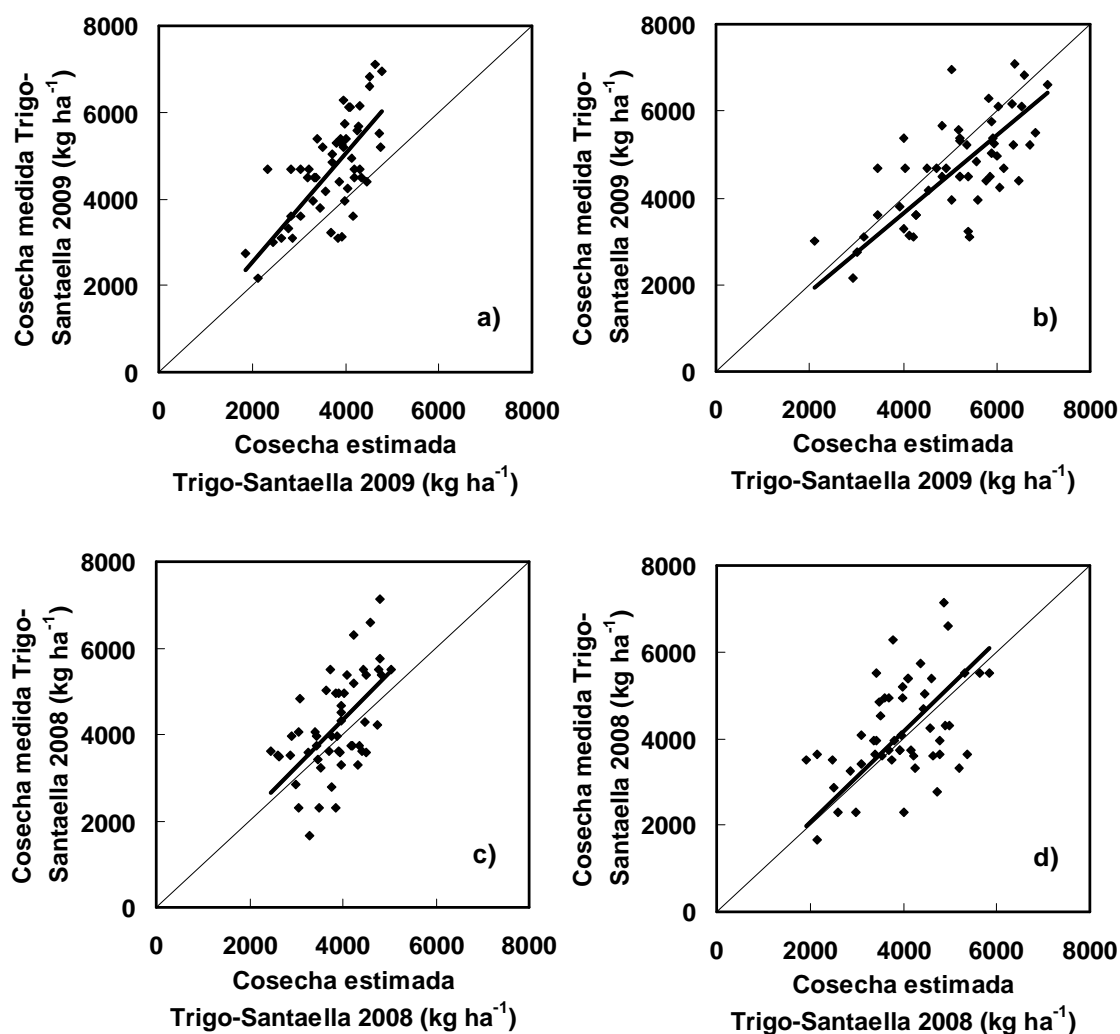


Figura III.52. Cosecha real y estimada usando el modelo Monteith-GRAMI de las 49 parcelas comerciales de trigo seleccionadas en la campaña 2008 (c y d) y 2009 (a y b). La fecha de siembra fue estimada utilizando la distribución de lluvia (a y c) y la relación entre grados-días acumulados e IV (b y d).

En términos generales, se observa en los dos años una ligera mejora en estimación utilizando la relación grados-día acumulados e IVs. Los errores en la estimación observados en las campañas 2008 usando lluvia y relación grados-día-IV (25% y 23.6%, respectivamente) son equivalentes a los obtenidos usando el modelo GRAMI. En el año 2009, la mejora de usar la relación grados-día IV fue más evidente, observándose una disminución del error del 27.6% al 21.3% al cambiar el procedimiento de estimación de fecha de siembra de emplear lluvia a la relación IV-GDD. Este último método, con un resultado cercano a la línea 1:1, eliminó la infraestimación provocada por la primera alternativa. Se puede concluir, por tanto, que el modelo híbrido Monteith-GRAMI propuesto se ve significativamente influido por la fecha de siembra y que los resultados en parcelas comerciales son equivalentes a los obtenidos usando los modelos por separado de Monteith o GRAMI.

III.8.4 Discusión. Ventajas e inconvenientes de los modelos evaluados

En este trabajo se ha evaluado la precisión de las estimaciones de cosecha de trigo y maíz usando sensores remotos para derivar las variables biofísicas necesarios para la aplicación de tres modelos semi-empíricos de estimación de cosecha. En el caso del cultivo de maíz sólo se realizaron simulaciones con uno de los modelos y el número de parcelas de control fue reducido. Por ello, en esta discusión no se van a contemplar dichos resultados, centrándose el análisis en el trabajo realizado sobre trigo, considerando eso sí, tanto los resultados obtenidos en parcelas a escala experimental como comercial, y usando los modelos de Monteith, GRAMI y la nueva aproximación, propuesta en este trabajo, basada en la combinación de ambos y denominada Monteith-GRAMI. Los principales parámetros de todos los modelos se calibraron utilizando las 28 variedades cultivadas en parcelas experimentales. La tabla III.15 presenta un resumen de los errores obtenidos en todas las simulaciones realizadas a escala experimental y comercial.

Tabla III.15 RMSD y error relativo obtenido en las simulaciones de la cosecha de trigo realizadas en la parcela experimental de la RAEA (Cañete de las Torres) y en las parcelas comerciales (T. M. de Santaella).

Modelo	Parcelas comerciales trigo (Santaella) Campaña 2008		Parcelas comerciales trigo (Santaella) Campaña 2009		Parcelas RAEA Trigo Campaña 2009*	
	RMSD	Error (%)	RMSD	Error (%)	RMSD	Error (%)
Monteith (lluvia)	928	22	791	18	577	14
GRAMI (lluvia)	1051	25.1	1077	22.9	550	12.8
M-G con FS de lluvia	1084	25	1298	27.6		
M-G con FS de GDD-IV	992	23.6	1000	21.3	489	11

M-G = Modelo Monteith-GRAMI
FS = Fecha de siembra

GDD-IV = relación IV- grados-día acumulados.

* La fecha de siembra es conocida en estas parcelas por lo que en ningún caso fue aplicado algoritmo de estimación

Para determinar la bondad del ajuste se ha seleccionado la clasificación utilizada por Jamieson et al. (1991), Bannayan and Hoogenboom (2009) y Dettori et al. (2011). Estos autores consideran que una estimación de cosecha es excelente si el error en la estimación es inferior a un 10%, buena si el error varía entre un 10 y un 20%, aceptable si el error varía entre un 20 y un 30% y pobre si el error es superior a un 30%. De acuerdo con la clasificación anterior, todos los modelos han realizado estimaciones buenas de cosecha en las parcelas experimentales y aceptables en las parcelas comerciales. En general, la precisión de todos ellos ha sido inferior a escala comercial, resultado esperable debido principalmente a la incertidumbre asociada a la fecha de siembra, a la duración de los estados fenológicos y la heterogeneidad en el manejo agronómico de las parcelas comerciales.

La incertidumbre en la fecha de siembra afecta más a los modelos que utilizan un factor de partición que a aquéllos que emplean el índice de cosecha para obtener la producción a partir de la biomasa. El factor de partición representa mejor la realidad puesto que la planta de trigo acumula el grano en el periodo desde floración hasta maduración. Sin embargo, el periodo de llenado de grano es un periodo corto en relación al ciclo de cultivo total. Un error en la estimación de la fecha de siembra puede afectar en gran medida a la determinación del periodo de llenado de grano y a la biomasa calculada correspondiente a ese periodo. Si se estima una fecha de siembra anterior a la real, el modelo sobreestimaré la cosecha, porque determinará a partir de los grados-día acumulados un periodo de llenado de grano anterior al real. En ese periodo, los IVs son mayores y la biomasa calculada será superior a la que el cultivo ha generado en el periodo de llenado de grano real. Por el contrario, si la fecha de siembra estimada es posterior a la real, el modelo infraestimaré la cosecha. En este caso el modelo determinará un periodo de llenado de grano posterior al real y la biomasa se calculará a partir de IVs posteriores al final del periodo de llenado real, que serán inferiores a los reales. El efecto de estimar erróneamente la fecha de siembra se suaviza cuando se utiliza el índice de cosecha (IC). En estos modelos la cosecha se obtiene a partir de la biomasa producida en todo el ciclo del cultivo y el error de días que se pueda producir al estimar la fecha de siembra representa un porcentaje mucho menor que en el caso anterior.

En condiciones experimentales el modelo GRAMI y el modelo híbrido han mejorado las estimaciones del modelo de Monteith. En concreto el modelo híbrido ha

realizado la estimación más precisa de la cosecha del conjunto de variedades ensayadas en Cañete de las Torres. En esta aplicación la fecha de siembra es conocida y se aprecia la mejora derivada de usar el factor de partición. Sin embargo, el modelo de Monteith ha presentado los mejores resultados en las parcelas comerciales, lo que parece derivado de los errores en la estimación de la fecha de siembra. En la aplicación del modelo híbrido se apreció una mejoría evidente cuando se estimó la fecha de siembra usando la relación grados-día acumulados e IV en lugar de usar la distribución de lluvia en el periodo típico de siembra de la zona.

Dos grandes diferencias entre los tres modelos utilizados en este trabajo hacen referencia a la variable biofísica seleccionada como variable de entrada del modelo por un lado, y en segundo lugar e igualmente importante, a la forma en que se asimilan las medidas de los sensores remotos en el modelo. Los modelos de Monteith e híbrido utilizan directamente la variable biofísica fPAR y en los días sin valor estimado esta variable se obtienen mediante una interpolación lineal. Sin embargo, el modelo GRAMI utiliza valores de LAI de las fechas disponibles para calibrar parámetros internos del modelo de modo que las estimaciones del crecimiento del cultivo se ajusten con el crecimiento registrado por los sensores remotos. Los sensores remotos estiman más eficazmente la fPAR, estando descrita en diversos trabajos la relación lineal que se puede establecer entre fPAR e IVs. Por el contrario las relaciones LAI-IV son exponenciales y los IVs se saturan a partir de $LAI = 3$. Esta saturación no debería afectar a la precisión del modelo GRAMI, puesto que el LAI se utiliza para el cálculo de fPAR y para valores de $LAI = 3$ la planta intercepta la práctica totalidad de la radiación incidente. Sin embargo, el carácter exponencial de la relación LAI-IV, genera más incertidumbre a la hora de estimar esta variable biofísica (Myneni et al., 1997; Fensholt et al., 2004) que el caso de la fPAR. La gran ventaja del modelo GRAMI es la evidente mejora en la interpolación entre los días con LAI disponible, ya que no recurre a una interpolación lineal sino a una simulación del crecimiento del cultivo sin necesidad de usar estimaciones de LAI. Esta ventaja es fundamental para campañas en las que la información procedente de sensores remotos sea escasa. Si las condiciones climáticas son adversas puede existir momentos del ciclo del cultivo sin imágenes satélite disponible y en esas condiciones la precisión de las estimaciones de los modelos de Monteith e híbrido se verían seriamente comprometidas, mientras que el modelo GRAMI podría ofrecer una estimación que sería la mejor posible con la información disponible. Sin embargo, GRAMI presenta un último inconveniente

relacionado con la posibilidad de extrapolar la aplicación del modelo a grandes zonas, objetivo último de este trabajo. La intensa calibración que este modelo requiere durante la campaña dificulta su implementación para un cálculo distribuido. Como contrapartida, el incremento en la complejidad del modelo y requerimientos de cálculo no se traduce en una mejora significativa en la precisión de las estimaciones. Esta última consideración y el uso de la variable LAI desaconsejan su extrapolación a escala regional. Entre los modelos de Monteith-IC e híbrido, el primer modelo se considera más adecuado para aplicaciones regionales en las que la información disponible es escasa, debido a la menor dependencia observada de la fecha de siembra. Si en una aplicación concreta a escala local, por ejemplo sobre una zona regable, esta información estuviera disponible, el modelo híbrido Monteith-GRAMI sería una mejor opción. Sí se considera contrastado como mejor algoritmo para estimar la fecha de siembra el uso de la relación grados-día-IV, por lo que se recomienda su uso en cualquier situación.

III.9 Ejemplo de estimación de cosecha a escala regional

III.9.1 Descripción del modelo aplicado

Como ejemplo de las posibilidades de aplicación de este tipo de modelos, se ha desarrollado una aplicación de estimación de cosecha a una escala mayor de la empleada en el trabajo presentado hasta el momento. El objetivo de este apartado, más que hacer un cálculo de rendimientos concretos para un periodo que pueda ser directamente empleado, es servir como muestra de la viabilidad de dicha aplicación. Para ello, el modelo de Monteith con un IC medio, junto con el algoritmo de estimación de la fecha de siembra y emergencia basado en la relación GDD-IV han sido programados para su uso de forma distribuida incorporando directamente los datos procedentes de las imágenes de satélite e información meteorológica también espacialmente distribuida. La figura III.53 muestra un esquema ilustrativo sencillo de las variables de entrada necesarias para la aplicación del modelo a escala regional.

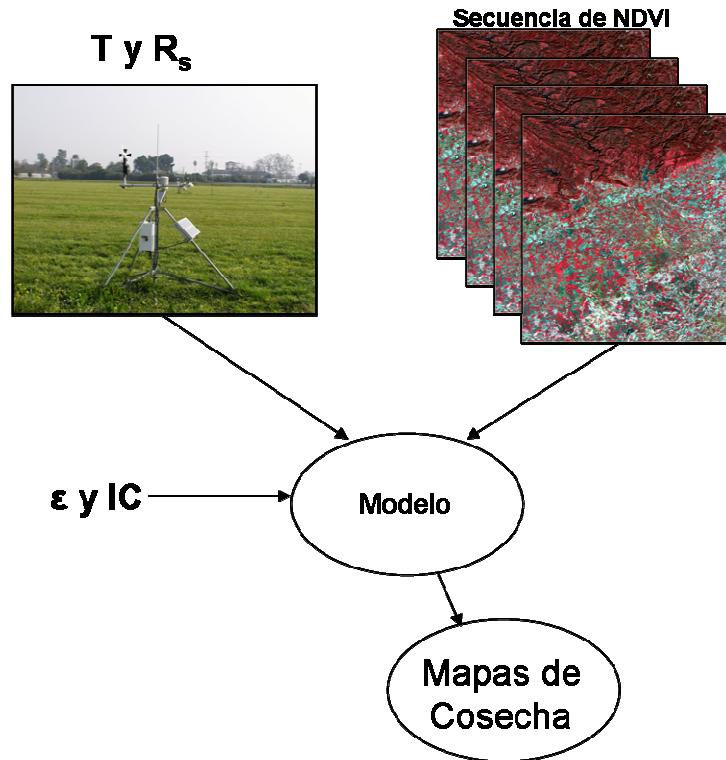


Figura III.53. Esquema de la información de entrada necesaria para la aplicación del modelo de Monteith-IC a escala regional, siendo T = temperatura media diaria, Rs = radiación solar, IC = índice de cosecha y ϵ = eficiencia en el uso de la luz.

III.9.2 Aplicación a gran escala

El modelo se ha aplicado sobre una zona de aproximadamente 7500 km² de superficie situada en el valle del Guadalquivir entre Córdoba y Sevilla. El área de aplicación del modelo se ha restringido a las zonas cultivadas con trigo dentro de las zonas regables de ambas provincias en la campaña 2008/2009. La clasificación de cultivos de la que han sido extraídas estas parcelas ha sido suministrada por la Confederación Hidrográfica del Guadalquivir y realizada por la E.P. Dap e IFAPA, dentro de un estudio para estimar la evapotranspiración los regadíos de la cuenca del Guadalquivir. El área de estudio y algunas de las imágenes de NDVI utilizadas para el cálculo de la variable fPAR se muestran en la figura III.54.

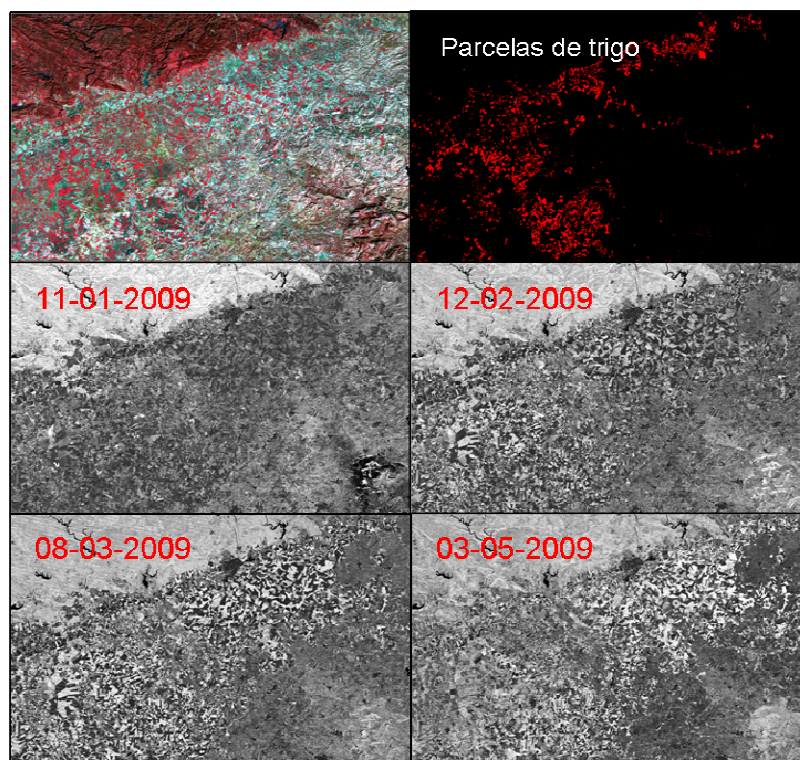


Figura III.54. Imagen Landsat en falso color (201/34 del 12-02-2009) de la zona de estudio (arriba izquierda), clasificación de las parcelas de trigo (arriba derecha) e imágenes de NDVI de 4 fechas utilizadas en la simulación.

Como primera aproximación para la aplicación del modelo se utilizaron los datos meteorológicos (R_s y T) medidos por la estación de Santaella de la RIA. Los valores diarios de fPAR fueron interpolados linealmente a partir de los valores disponibles en las fechas con imágenes satélite. Las imágenes de satélite utilizadas en esta aplicación se muestran en la tabla III.6. La fecha de fin de ciclo en cada píxel se estimó a partir de los grados-día acumulados desde la fecha de emergencia, y se tomó como un valor del índice en esa fecha un $NDVI=0.2$, calculando los valores anteriores mediante la interpolación entre los valores de NDVI de la última imagen disponible (27-05-2009) y el valor asumido para la fecha de fin de ciclo. Con un procedimiento similar se caracteriza el inicio del ciclo del cultivo mediante una interpolación entre el valor asumido de NDVI en la fecha de emergencia (0.16) y la primera imagen disponible (10-12-2008). Por último, los valores de los parámetros ε e IC aplicados son los obtenidos en el apartado III.6.3.2.

III.9.3 Resultados

La figura III.55 muestra el mapa de rendimientos generado por la aplicación del modelo de Monteith-IC a todas las parcelas de trigo en zonas regables de la provincia de Córdoba y parte de Sevilla.

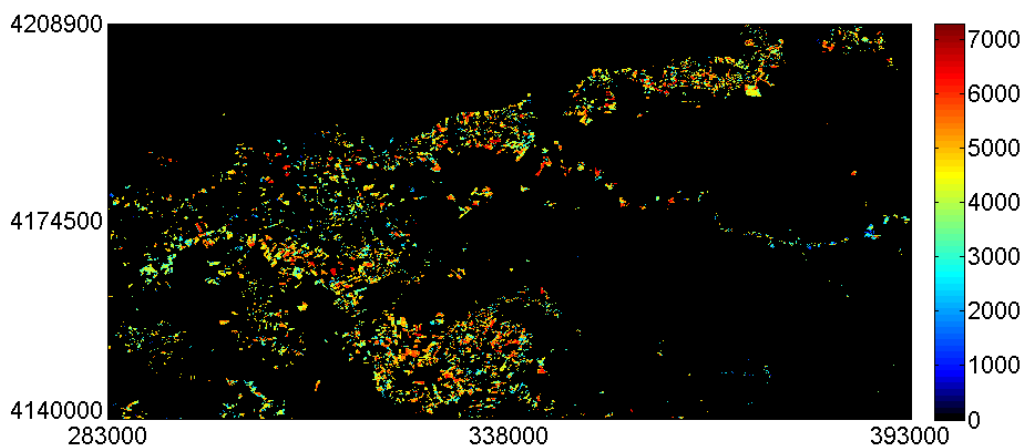


Figura III.55. Mapa de rendimiento de las parcelas de trigo de regadío de la provincia de Córdoba y parte de las parcelas de la provincia de Sevilla en la campaña 2008/2009.

La aplicación del modelo a gran escala ha permitido estimar las estadísticas agrarias regionales referidas a este cultivo. El rendimiento medio de trigo de regadío calculado con esta aplicación regional alcanzó los 4450 kg/ha. En el momento de finalización de este documento, la Consejería de Agricultura de la Junta de Andalucía aún no había difundido, en formato digital o papel, la información estadística referente al rendimiento medio del trigo de regadío en la campaña 2008/2009, por lo que no ha sido posible comparar los resultados obtenidos con las estadísticas oficiales. Sin embargo, el dato obtenido se ajusta bastante bien al rendimiento medio de trigo de regadío de las 5 campañas anteriores a la evaluada en la provincia de Córdoba (4390 kg/ha) y Sevilla (4338 kg/ha). La encuesta sobre superficies y rendimientos de cultivos realizada por el Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino es la encargada de obtener estos valores medios de producción de los cultivos. Estos datos medios se determinan visualmente en campo por un experto en el cultivo sobre un muestreo estadístico de parcelas. Sin embargo el valor que se presenta en este trabajo considera toda la superficie del cultivo y podría ser un complemento adecuado al sistema tradicional.

III.10 Conclusiones

El trabajo presentado ha permitido realizar el seguimiento mediante sensores remotos de parcelas experimentales y comerciales de dos cultivos herbáceos de amplia distribución en Andalucía, maíz y trigo. Para ello, se ha combinado información procedente de distintas fuentes: medidas en campo, imágenes de satélite e información meteorológica, obteniendo estimaciones ajustadas de sus variables biofísicas y cosecha tanto a escala experimental como comercial. En concreto, se puede destacar:

- El uso de los índices de vegetación en la estimación de cosecha de maíz y trigo mediante el desarrollo de relaciones empíricas sencillas ha arrojado coeficientes de determinación en general bajos, aunque en determinados períodos se han alcanzado valores que podrían sugerir cierta capacidad predictiva. Se ha evaluado el uso de dos índices de vegetación, NDVI y SAVI, sin encontrar diferencias significativas entre ambos.
- En el periodo inicial del desarrollo del cultivo los índices de vegetación no tienen capacidad de predicción en maíz ni trigo. A medida que el ciclo avanza y el cultivo alcanza su máximo desarrollo los índices explican alrededor del 50% de la varianza de la cosecha de trigo, sin embargo en el caso del maíz la mejor relación entre IVs y cosecha se observó en el periodo de maduración. En caso de la RAEA-maíz, los índices discriminaron variedades de alta producción y variedades de baja producción en el periodo de maduración del cultivo explicando un 50% de la variación de la producción. Se comprobó que las variedades cuyo ciclo fue más largo alcanzaron una mayor producción. El uso de estas relaciones en programas de mejora genética de maíz parece limitado ya que la discriminación se obtuvo al final del ciclo. En el caso del trigo, sí existe cierta relación IV-cosecha varios meses antes del final del ciclo. Las medidas radiométricas podrían apoyar la toma de decisiones en mejora genética, sin embargo no se recomienda la toma de decisiones basándose únicamente en los IVs ya que éstos no proporcionan información de otras variables requeridas por el mejorador, como puede ser la morfología de la espiga, el número de granos por espiga etc.

- El uso combinado de imágenes satélite, información climática y el modelo de estimación de biomasa de Monteith junto a un IC promedio permite obtener estimaciones de cosecha de zonas extensas o de múltiples parcelas sin necesidad de medidas ó información de campo, siempre que se disponga de una estimación fiable del IC. En este trabajo se demuestra que el modelo teórico de estimación de biomasa de Monteith combinado con un índice de cosecha alcanzan buenas estimaciones en maíz y en trigo en condiciones experimentales y aceptables estimaciones a escala comercial.
- Se ha calibrado satisfactoriamente el modelo GRAMI para su uso en el sur de España. Las relaciones IV-LAI, obtenidas en el capítulo I de esta tesis, han permitido obtener los valores de LAI requeridos por el modelo para la “calibración durante la campaña”. Esta calibración permite usar medidas remotas infrecuentes de índice de área foliar para ajustar los parámetros del modelo y el valor inicial de LAI (L_0), de modo que las estimaciones del crecimiento del cultivo se ajusten con el crecimiento registrado por los sensores remotos. La precisión en las estimaciones de cosecha realizadas por el modelo GRAMI ha sido equivalente a la alcanzada con el modelo de Monteith-IC.
- A partir de los modelos de Monteith y GRAMI se ha propuesto un modelo híbrido de estimación de biomasa y cosecha de trigo que ha mejorado las estimaciones a escala experimental. Según la escala utilizada por Jamieson et al. (1991), Bannayan y Hoogenboom (2009) y Dettori et al. (2011), los tres modelos propuestos han alcanzado estimaciones buenas en parcelas experimentales (11-14% de error) y aceptables en parcelas comerciales (18-27% de error). Los peores resultados obtenidos a escala comercial parecen relacionados con la incertidumbre asociada a la fecha de siembra, fenología y condiciones de manejo de las diferentes parcelas comerciales objeto de este estudio. A pesar de estas limitaciones, los tres modelos han estimado la cosecha media de la zona con errores inferiores al 6%. Las precisiones alcanzadas avalan el uso de esta metodología para completar y mejorar las estadísticas agrarias locales o comarcales.

- Los modelos empleados no han considerado directamente el efecto del estrés hídrico en la producción de biomasa. y esto puede explicar que las estimaciones sobre maíz sean más precisas que las realizadas sobre trigo. En términos relativos, los errores obtenidos en la estimación de cosecha de maíz (4.6%) son significativamente inferiores a los obtenidos en trigo (11-14%) en condiciones experimentales. El maíz es un cultivo siempre regado en esta zona, por lo que es posible asumir que no haya padecido ó solo ligeramente estrés durante su crecimiento. Por otro lado, el trigo se cultiva con más frecuencia en secano ó únicamente con algún riego de apoyo, por lo que la ocurrencia de estrés hídrico es mucho más probable. Esto explicaría el mejor comportamiento del modelo en situaciones de ausencia de estrés hídrico y conllevaría la necesidad de integrar de forma explícita el estado hídrico de la planta a la hora de aplicarlo en cultivos de secano para alcanzar mejores estimaciones.
- Para la aplicación de estos modelos de estimación de cosecha a partir de la producción de biomasa se debe disponer de información previa sobre la eficiencia en el uso de la luz, el índice de cosecha o el factor de partición. A pesar de la existencia de información publicada sobre valores medios de estos parámetros para distintos cultivos y condiciones experimentales, es importante aplicarlos con precaución, dado el efecto contrastado que variaciones en el manejo del cultivo, como distintas densidades de siembra, tienen sobre sus valores efectivos.
- El uso de parcelas de RAEA, donde se ensayan un elevado número de variedades con los manejos recomendados para la zona, se presenta como una buena alternativa para la calibración de ambos parámetros del modelo. Sin embargo en maíz, los parámetros obtenidos en la calibración no fueron adecuados para la estimación en las parcelas comerciales a consecuencia de un error en la densidad de siembra. A pesar de estas limitaciones, los resultados alcanzados indican que es posible realizar buenas estimaciones siempre que sea posible disponer de la información adecuada sobre el manejo de los cultivos en la zona estudiada. Los parámetros obtenidos en el trigo sí fueron adecuados para la estimación de cosecha en las parcelas comerciales del T. M. de Santaella en las dos campañas seleccionadas en este estudio (2007/2008 y 2008/2009).

- El uso de imágenes satélite ha hecho posible la aplicación distribuida del modelo de Monteith-IC en la que se estimó biomasa y cosecha de trigo a escala de píxel. Se ha aplicado el modelo de Monteith para estimar la cosecha de toda la superficie de trigo de regadío de Córdoba y parte de la superficie de Sevilla con resultados satisfactorios usando imágenes de los satélites Landsat 5 y 7.

III.11 Bibliografía

- Abouziena, H. F., El-Metwally, I.M., El-Desoki, E.R.: Effect of plant spacing and weed control treatments on maize yield and associated weed in sandy soils. *American-Eurasian J. Agric and Environ., Science* 4(1), 09-17, 2008.
- Aparicio N., Villegas, D., Casadesús, J., Araus, J.L., Royo, C.: Spectral vegetation indices as nondestructive tools for determining durum wheat yield. *Agron. J.*, 92, 83-91, 2000.
- Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E.T., Hatfield, J.L.: Estimating absorbed photosynthetically active radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agron. J.*, 76, 300-306, 1984.
- Asrar, G., Mineny, R.B., Kanemasu, E.T.: Estimation of plant-canopy attributes from spectral reflectance measurements. In “Theory and applications of optical remote sensing”, edited by G. Asrar. Chichester: John Wiley and Sons. 252-292, 1989.
- Austin, R.B., Ford, M.A., Morgan, C.L.: Genetic improvement in the yield of winter wheat: a further evaluation. *J. of Agric. Science, Cambridge*. 112, 295-301, 1989.
- Balagui, R., Tychan, B., Eerens, H., Jlibene, M.: Empirical regression models using NDVI, rainfall and temperature data for the early prediction of wheat grain yields in Morocco. *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinfo.*, 10(4), 438-452, 2008.
- Bannayan, M., Hoogenboom, G.: Using pattern recognition for estimating cultivar coefficients of a crop simulation model. *Field Crops Res.*, 111, 290-302, 2009.
- Bastiaanssen, W.G.M., Ali, S.: A new crop yield forecasting model based on satellite measurement applied across the Indus Basing. *Agric. Ecosyst. Environ.*, 97, 321-340, 2003.
- Bastiaanssen, W.G.M., Menenti, M., Feddes, R.A., Holtslag, A.A.M.: A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL):1. Formulation. *J. Hydrol.*, 213, 198-212, 1998.
- Boogaard, H.L., Van Diepen, C.A., Rotter, R.P., Cabrera, J.M.C.A., Van Laar, H.D.: User's guide for the WOFOST 7.1 crop growth simulation model and WOFOST Control Center 1.5. DLO-Winand Staring Centre, Wageningen, Technical Document 52, 144 pp. 1998.
- Brisson, N., Mary, B., Ripoche, B., Jeuffroy, D., Ruget, M.H., Nicoullaud, F., Gate, B., Devienne-Barret, P., Antonioletti, F., Durr, R., Richard, C., Beaudoin, G., Recous, G., Tayot, S., Plenet, X., Cellier, D., Machet, P., Meynard, J.M., Dellécolle, J.M.: STICS: a generic model for the simulation of crops and their water and nitrogen

- balance. I. Theory and parameterization applied to wheat and corn. *Agronomie (Paris)* 18, 311-346, 1998.
- Charles-Edwards, D.A., Doley, D., Rimmington, G.M.: *Modeling plant and development*. Academic Press, Orlando, Fl. 1986.
- Conte, S.D., De Boor, D.: *Elementary numerical analysis: An algorithmic approach*. McGraw-Hill, New York. 1965.
- Coyne, P.I., Aiken, R. M., Maas, S.J., Lamm, F.R.: Evaluating YieldTracker Forecasts for Maize in Western Kansas. *Agron. J.*, 101 (3), 671-680, 2009.
- Dalezios, N. R., Domenikiotis, C., Loukas, A., Tzortzios S.T., Kalaitzidis, C.: Cotton yield estimation based on NOAA/AVHRR produced NDVI. *Phys. Chem. Earth (B)*, 26(3), 247-251, 2001.
- Davidson, J.L., Birch, J. W.: Responses of a standard Australian and a Mexican wheat to temperature and water stress. *Aust. J. Agric. Res.*, 29, 1091-1106, 1978.
- DeLougherty, R. L., Crookston, R. K.: Harvest index of corn affected by population density, maturity rating and environment. *Agron. J.*, 71, 577-580, 1979.
- Dettori, M., Cesaraccio, C. Motroni, A., Spano, D., Duce, P.: Using CERES-Wheat to simulate durum wheat production and phenology in Southern Sardinia, Italy. *Field Crops Res.*, 120, 179-188, 2011.
- Donald, C.M.: In search of yield. *Journal of the Australian Institute of Agricultural Science*. 28, 171-178, 1962.
- Donald, C.M.: The breeding of crop ideotypes. *Euphytica* 17, 385-403, 1968.
- Doorenbos, J. Kassam, A.H.: *Yield response to water*. FAO Irrigation and Drainage. Paper N° 33. FAO, Rome. 1979.
- Doraiswamy, P.C., Hatfield, J.L., Jackson, T.J., Akhmedov, B., Prueger, J., Stern.A.: Crop condition and yield simulation using Landsat and MODIS. *Remote Sens. Environ.*, 92, 548-559, 2004.
- Edwards, J.T., Purcell, L.C., Vories, E.D.: Light Interception and Yield Potential of Short-Season Maize (*Zea mayz* L.) Hybrids in the Midsouth. *Agron. J.*, 97, 225-234, 2005.
- Fensholt, R., Sandholt, I., Rasmussen, M. S.: Evaluation of MODIS, LAI, fPAR and the relation between fPAR and NDVI in a semiarid environment using in situ measurement. *Remote Sens. Environ.*, 91, 490-507, 2004.
- Field, C.B., Randerson, J.T., Malmstrom, C.M.: Global bet primary production: combining ecology and remote sensing. *Remote Sens. Environ.*, 51, 74-88, 1995.

- Fisher, C.B., Randerson, J.T., Malmstrom, C.M.: Global net primary production: combining ecology and remote sensing. *Remote Sens. Environ.*, 51, 74-88, 1995.
- Frouin, R., Pinker, R.T.: Estimating photosynthetically active radiation (PAR) at the earth's surface from satellite observation. *Remote Sens. Environ.*, 51, 98-107, 1995.
- Gallagher, J.N., Biscoe, P.V.: Radiation absorption, growth and yield of cereals. *J. Agric. Sci.*, 91, 47-60, 1978.
- Gallagher, J.N., Biscoe, P.V., 1978. Radiation absorption, growth and yield of cereals. *J. Agric. Sci. (Cambridge)*. 91, 47-60, 1995.
- Gallo, K. P., Daughtry, C.S.T., Wiegand, C.L.: Errors in measuring absorbed radiation and computing canopy crop radiation use efficiency. *Agron. J.*, 85, 1222-1228, 1993.
- Garcia, R., Kanemasu, E.T., Blad, B.L., Bauer, A.A., Hatfield, J.L., Major, D., R.J. Reginato, R.J., Hubbard, K.G.: Interception and use efficiency of light in winter wheat under different nitrogen regimes. *Agr. Forest. Meteorol.*, 44, 175-186, 1988.
- Green, C.F.: Nitrogen nutrition and wheat growth in relation to absorbed solar radiation. *Agr. Forest. Meteorol.*, 41, 207-248, 1987.
- Gregory, P.J., Tennant, D., Belford, R.K.: Root and shoot growth and water and light use efficiency of barley and wheat crop grown on a shallow duplex soil in a Mediterranean-type environment. *Aust. J. Agric. Res.*, 43, 555-573, 1992.
- Hay, R.K.M.: Harvest index: a review of its use in plant breeding and crop physiology. *Ann. Appl. Biol.*, 126, 197-216, 1995.
- Hsiao, T.C., Heng, L.K., Steduto, P., Rojas-Lara, B., Raes, D., Fereres, E.: AquaCrop-The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: III. Parameterization and Testing for Maize. *Agron. J.*, 101, 448-459, 2009.
- Jamieson, P.H., Porter, J.R., Wilson, D.R.: A test of the computer simulation model ARC-Wheat1 on wheat crops grown in New Zealand. *Field Crops Res.*, 27, 337-350, 1991.
- Jones, J.W., Tsuji, G.Y., Hoogenboom, G., Hunt, L.A., Thornton, P.K., Wilkens, P.W., Imamura, D.T., Bove, W.T., Singh, U.: Decision support system for agrotechnology transfer; DSSAT v3. In: Tsuji, G.Y., Hoogenboom, G., Thornton, P.K. (Eds), *Understanding Options for Agricultural Production*. Kluwer Academic Publisher, Dordrech, The Netherland, pp 157-177, 1998.
- Jones, J.W., Hoogenboom, G., Porter, C.H., Boote, K.J., Batchelor, W.D., Hunt, L.A., Wilkens, P.W., Singh, V., Gijsman, A.J., Ritchie, J.T.: The DSSAT cropping system model. *Eur. J. Agron.*, 18(3-4), 235-265, 2003.

- Ko, J., Maas, S.J., Lascano, R.J., Wanjura, D.: Modification of the GRAMI model for cotton. *Agron. J.*, 97(5), 1374-1379, 2005.
- Ko, J., Maas, S.J., Mauget, S., Piccinni, G., Wanjura, D.: Modeling water-stressed cotton growth using within-season remote sensing data. *Agron. J.*, 98, 1600-1609, 2006.
- Labus, M.P., Nielsen, G.A., Lawrence, R.L., Engel, R., Long, D.S.: Wheat yield estimates using multi-temporal NDVI satellite imagery. *Int. J. Remote Sens.*, 23, 4169-4180, 2002.
- Lobell, D.B., Asner, G.P., Ortiz-Monasterio, J.I., Benning, T.L.: Remote Sensing of regional crop production in the Yaqui Valley, Mexico: estimates and uncertainties, *Agric. Ecosyst. Environ.*, 94, 205-220, 2003.
- Lobell, D.B., Ortiz-Monasterio, J.I., Lee, A.S.: Satellite evidence for yield growth opportunities in Northwest India. *Field Crops Res.*, 118, 13-20, 2010.
- Ma, B.L., Dwyer, L.M., Costa, C., Cober, E.R., Morrison, M.J.: Early Prediction of soybean yield from canopy reflectance measurements. *Agron. J.*, 93, 1227-1234, 2001.
- Maas, S.J.: Use of remotely-sensed information in agricultural crop growth models. *Ecol. Modell.*, 41, 247-268, 1988a.
- Maas, S.J.: Using satellite data to improve model estimates of crop yield. *Agron. J.*, 80, 655-662, 1988b.
- Maas, S.J.: Use of remotely sensed information in plant growth simulation models. *Advances in Agronomy, Council for Scientific Research Integration. Trivandrum, India.* 1, 17-26, 1991.
- Maas, S.J.: GRAMI: A crop growth model that can use remotely sensed information. Publication ARS-91, U.S. Department of Agriculture, Agricultural Res. Service. Washington, DC, 1992.
- Maas, S.J.: Parameterized model of gramineous crop growth: I. Leaf area and dry mass simulation. *Agron. J.*, 85, 348-353, 1993a.
- Maas, S.J.: Parameterized model of gramineous crop growth: II. Within-season simulation calibration. *Agron. J.*, 85, 354-358, 1993b.
- Maas, S.J.: Within-season calibration of modeled wheat growth using remote sensing and field sampling. *Agron. J.*, 85, 669-672, 1993c.
- Mkhabela, M. S., Mashinini, N.N.: Early maize yield forecasting in the four agro-ecological regions of Swaziland using NDVI data derived from NOAA's-AVHRR. *Agr. Forest. Meteorol.*, 129, 1-9, 2005.

- Monteith, J.L.: Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. *J. Appl. Ecol.*, 9, 747-766, 1972.
- Monteith, J.L.: Climate and the efficiency of crop production in Britain. *Phil. Trans. Roy. Soc. Lond. B.*, 281, 277-294, 1977.
- Moran, M.S., Maas, S.J., Pinter, P.J.: Combining remote sensing and modeling for estimating surface evaporation and biomass production. *Rem. Sens. Rev.*, 12, 335-353, 1995.
- Muchow, R.C.: An analysis of the effects of water deficits on grain legumes grown in a semiarid tropical environment in terms of radiation interception and its efficiency of use. *Field Crops Res.*, 11, 309-323, 1985.
- Myneni, R.B., Nemani, R.B., Running, S.W., Estimation of global leaf area index and absorbed PAR using radiative transfer models. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.*, 35, 1380-1393, 1997.
- Padilla, F.L.M., González-Dugo, M.P., Mansilla, F., Gavilán, P., Domínguez, J.: Wheat yield monitoring in southern Spain using a series of satellite images. In: *Proceeding of 3rd International Symposium "Recent Advances in Quantitative Remote Sensing"*. Valencia (Spain), 2010.
- Passioura, J.B.: Grain yield, harvest index and water use of wheat. *Journal of the Australian Institute of Agricultural Science*. Sept/Dec: 117-118. 1977.
- Prasad, A.K., Chai, L., Singh, R.P., Kafatos, M.: Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters. *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinfo.*, 8, 26-33, 2006.
- Press, W. H., Flannery, B.P., Teukolsky S.A., Vetterling, W.T.: *Numerical recipes: The art of scientific computing*. Cambridge Univ., Press, New York. 1986.
- Raes, D., Steduto, P., Hsiao, T.C., Fereres, E.: AquaCrop - The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: II. Main Algorithms and Software Description. *Agron. J.*, 101, 438-447, 2009.
- Sarlangue, T., Andrade, F.H., Calviño, P.A., Purcell, L.C.: Why Do Maize Hybrids Respond Differently to Variations in Plant Density? *Agron. J.*, 99, 984-991, 2007.
- Sinclair, T.R., Horie, T.: Leaf nitrogen, photosynthesis and crop radiation use efficiency: a review. *Crop Sci.*, 29, 90-98, 1989.
- Steduto, P., Hsiao, T.C., Raes, D., Fereres, E.: AquaCrop-The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: I. Concepts and Underlying Principles. *Agron. J.*, 101, 426-437, 2009.

- Stöckle, C.O., Martin, S., Campbell, G.S.: CropSyst, a cropping system model: water/nitrogen budgets and crop yield. *Agric. Syst.*, 46, 335-359, 1994.
- Storey, J., Scaramuzza, P., Schmidt, G., Barsi, J.: Landsat 7 scan line corrector-off gap-filled product development. Pecora 16 "Global Priorities in Land Remote Sensing" conference proceedings (ASPRS). 2005.
- Szeicz, G.: Solar radiation for plant growth. *J. Appl. Ecol.*, 11, 617-637, 1974.
- Tollenaar, M., Bruulsema, T. W.: Efficiency of maize dry matter production during periods of complete leaf area expansion. *Agron. J.*, 80, 580-585, 1988.
- Wall, L., Larocque, D., Léger, P.M.: The early explanatory power of NDVI in crop yield modelling. *Int. J. Remote Sens.*, 1, 1-15, 2007.
- Weiss, M., Troufleau, D., Baret, F., Chauki, H., Prevot, L., Olioso, A., Bruguier, N., Brisson, N.: Coupling canopy functioning and radiative transfer models for remote sensing data assimilation. *Agr. Forest. Meteorol.*, 108, 113-128, 2001.
- Westgate, M.E., Forcella, F., Reicosky, D.C., Somsen, J.: Rapid canopy closure for maize production in the northern US corn belt: Radiation-use efficiency and grain yield. *Field Crops Res.*, 49, 249-258, 1997.
- Wiegand, C. L., Richardson, A.J., Escobar, D.E., y Gerbermann, A.H.. *Remote Sens. Environ.*, 35, 105-119, 1991.
- Williams, W.A., Loomis, R.S., Duncan, W.G., Dovcat, A., Nunez, A.F.: Canopy architecture at various population densities and the growth and grain yield of corn. *Crop Sci.*, 8, 303-308, 1968.
- Zadoks, J.C., Chang, T.T., Konzak, C.F.: Decimal code for growth stages of cereals. *Weed Res.*, 14(6), 415-421, 1974.
- Zhao, D., Reddy, K.R., Kakani, V.G., Read, J.J., Koti, S.: Canopy reflectance in cotton for growth assessment and lint yield prediction. *Eur. J. Agron.*, 26, 335-344, 2007.
- Zwart, S.J., Bastiaanssen, W.G.M.: SEBAL for detecting spatial variation of water productivity and scope for improvement in eight irrigated wheat systems. *Agr. Water Manage.*, 89, 287-296, 2007.

Conclusiones finales y líneas futuras

El trabajo realizado pone de manifiesto la capacidad de la información espectral remota en la región VIS/NIR, combinada en forma de índices de vegetación, de caracterizar el crecimiento de los cultivos seleccionados en este estudio: ajo, trigo y maíz. Junto a información procedente de otras fuentes, estos datos han servido asimismo para determinar por un lado el consumo de agua en los dos cultivos más extendidos, mediante un modelo de estimación de la evapotranspiración, y por otro su cosecha, profundizando en el análisis de los factores que afectan a dicho cálculo a distintas escalas espaciales y proponiendo finalmente un modelo apropiado para cada una de ellas.

Los tres índices de vegetación evaluados, NDVI, SAVI y EVI, han demostrado su capacidad de realizar buenas estimaciones de las variables biofísicas seleccionadas para caracterizar los cultivos: f_c , LAI y $fPAR$, desarrollándose relaciones concretas para cada variable e índice en cada cultivo. La variabilidad estructural de estos cultivos ha permitido desarrollar relaciones que se pueden considerar genéricas y adecuadas para la mayor parte de los cultivos herbáceos. Aunque las diferencias entre índices no han sido importantes, para las condiciones de este estudio y las tres variables seleccionadas, el NDVI ha sido sistemáticamente el mejor estimador, generando menores errores que otros índices de vegetación de desarrollo más reciente. Asimismo se ha verificado en estas condiciones la saturación a partir de $LAI=3$, descrita por diferentes autores para los IVs, de todos los índices evaluados, lo que debe tenerse en cuenta en aplicaciones que requieran estimaciones con coberturas máximas de vegetación.

En relación al consumo de agua de los cultivos, los resultados indican que el coeficiente de cultivo obtenido a partir de la integración de índices de vegetación en un balance de agua en el suelo puede ser utilizado para el cálculo de las necesidades hídricas tanto en un cultivo sensible al estrés hídrico como es el maíz, como en uno típico de la agricultura de secano, como el trigo. Los IVs, en concreto el SAVI, tiene la habilidad de estimar la evolución del K_{cb} mientras que para estimar los coeficientes K_e y K_s se requiere un balance diario de agua en el suelo. Las estimaciones diarias de ET obtenidas en ambos cultivos fueron consistentes entre si y a lo largo de los ciclos de cultivo, presentando una sobreestimación media de un 8% al compararse con los valores medidos de ET mediante un sistema de covarianza de torbellinos y un lisímetro de pesada. Los resultados no

indicaron diferencias apreciables al usar sensores remotos en campo (campaña 2008 de maíz y 2009 de trigo) o a bordo de satélites (campañas 2009 de maíz y trigo). El análisis de la evolución del coeficiente de estrés derivado del balance de agua proporciona información valiosa sobre el uso del agua en los cultivos seleccionados, permitiendo detectar y cuantificar la incidencia y el grado del estrés y su posible efecto sobre la cosecha final de los cultivos. El procedimiento empleado es de gran utilidad para tomar decisiones sobre riego a escala de parcela y, aplicado a gran escala, puede constituir una herramienta clave para la gestión del regadío, resultando de especial utilidad para estrategias de riego deficitario.

La predicción y estimación de cosecha en trigo y maíz mediante sensores remotos ha ofrecido resultados desiguales aunque en general se puede confirmar la utilidad de estos sensores para ofrecer información relevante sobre el rendimiento de ambos cultivos. Por un lado, los índices de vegetación han demostrado una capacidad limitada de predecir cosecha de trigo y maíz mediante el desarrollo de relaciones empíricas sencillas sin explicar en ningún caso más del 50% de la varianza de la cosecha de trigo o maíz. Sin embargo, las estimaciones post-cosecha han ofrecido resultados satisfactorios usando variables biofísicas derivadas a partir de la información espectral e información climática como variables de entrada de modelos de crecimiento de cultivo. Los modelos Monteith-IC y GRAMI se han calibrado satisfactoriamente para su uso en el sur de España usando las parcelas experimentales de la RAEA, donde se ensayan un elevado número de variedades con los manejos recomendados para la zona. Finalmente se ha propuesto un modelo híbrido a partir de ambas aproximaciones que ha mejorado las estimaciones a escala experimental y cuya aplicación distribuida ha sido posible gracias al uso de imágenes satélite. Con independencia del modelo utilizado, los errores obtenidos fueron superiores en las aplicaciones a gran escala sobre parcelas comerciales, donde la información relativa al cultivo (fecha de siembra, variedad, manejo de cultivo) se reduce considerablemente.

A partir de las conclusiones obtenidas, se plantean dos líneas principales de investigación como complemento y ampliación del trabajo realizado:

- En relación a la estimación de evapotranspiración usando sensores remotos, se pretende profundizar en la evaluación del uso del coeficiente de estrés definido en FAO-56 y su aplicación en estrategias de riego deficitario.

- En relación a la estimación post-cosecha y con el objetivo de reducir los errores obtenidos a escala comercial, se prevé incorporar a los modelos un índice de estrés que trate de cuantificar el efecto del estrés hídrico en la formación de la cosecha. Se pretende profundizar en el cálculo de este coeficiente de estrés a partir de las estimaciones de evapotranspiración diaria utilizando sensores remotos y que se presentan en el capítulo II de esta tesis, así como en el uso de sensores térmicos a bordo de satélites.

Anexo 1 Pre-procesamiento de las imágenes de satélite

A.1. Esquema del proceso

La figura II.5 del segundo capítulo de este documento resume el proceso de tratamiento que se aplica en este trabajo a las imágenes de satélite para obtener la fPAR. Los siguientes apartados de este capítulo tratan sobre cada uno de los pasos seguidos en el tratamiento de las imágenes.

Las escenas de Landsat-5 y Landsat-7 tienen un tamaño de 185×185 km y están compuestas por 7 capas de información de radiación medida por el sensor. En el presente trabajo se ha prescindido de la banda 6, situada en la zona térmica del espectro electromagnético, y se ha realizado el tratamiento de las bandas restantes, situadas en la región óptica del espectro.

Los datos de radiación están almacenados en formato de 8-bit, es decir, un número natural entre 0 y 255. A dicho número se le llama valor digital (DN). Para estudios multitemporales como el presente, en el que hay que comparar varias imágenes entre sí, el valor digital no es una buena medida de los cambios que se producen a nivel de superficie con el tiempo. El DN depende no sólo de las condiciones del suelo y las plantas, sino también de la calibración del sensor, el ángulo de elevación solar, el ángulo de visión del sensor, la distancia Tierra-Sol, y las condiciones atmosféricas en el momento de adquisición de la imagen. Por tanto, para analizar la evolución de la cubierta del suelo es necesario convertir el DN en un valor que tenga en cuenta la calibración del sensor y sea

independiente de las condiciones de insolación y atmosféricas. Ese valor es la reflectividad de la superficie (ρ), que se ha convertido en la medida básica requerida por la mayoría de algoritmos y modelos de teledetección. La reflectividad es la relación entre la radiación reflejada y la radiación incidente sobre la superficie en un intervalo espectral dado.

A.2. Corrección geométrica

Para poder comparar diferentes imágenes entre sí, debe existir una correspondencia geométrica entre ellas. Por ello se ha realizado una corrección geométrica precisa de cada imagen mediante la identificación de 80-90 puntos de control (GCPs) sobre la escena completa, cuyas coordenadas reales se han obtenido de una ortofotografía digital de Andalucía (Junta de Andalucía) en color, de 2004 y con resolución de 1 m. El modelo elegido para modificar la geometría de las imágenes de satélite a partir de los puntos de control fue de tipo polinomial de segundo orden, y para el remuestreo de los valores de los píxeles se eligió el método del vecino más próximo.

El error medio cuadrático obtenido tras la identificación de 80-90 puntos de control fue inferior a 0.5 píxeles (15 m) para todas las imágenes. El resultado de la corrección geométrica se ha validado situando sobre la imagen corregida un mapa cartográfico de Andalucía con ríos, carreteras y núcleos de población, y comparando visualmente la correspondencia entre ambos. El resultado de la validación fue positivo para todas las imágenes de satélite.

A.3. Calibración radiométrica

Mediante esta operación se convierte el DN de una imagen en valores de radiancia medida por el sensor. La radiancia se calcula de la siguiente forma:

$$L_{\lambda} = GAIN_{\lambda} \cdot dn + OFFSET_{\lambda} \quad (A.1)$$

donde, L_{λ} es la radiancia que llega al sensor ($W/m^2 \text{ sr } \mu m$), $GAIN_{\lambda}$ y $OFFSET_{\lambda}$ son respectivamente la pendiente y ordenada en el origen de la recta de transformación, en las mismas unidades que L_{λ} . Los coeficientes utilizados para la calibración radiométrica de las imágenes son los publicados por Chander y Markham (2009) para Landsat-5 y por la NASA (2006) para Landsat-7. Todos ellos se presentan en las tablas A.1 y A.2.

Tabla A.1. Coeficientes de calibración de Landsat 5.

Landsat 5 TM				
Banda	Antes de 5 mayo 2003		Después de 5 mayo 2003	
	Gain	Offset	Gain	Offset
1	0.6024	-1.52	0.7628	-1.52
2	1.1751	-2.84	1.4425	-2.84
3	0.8058	-1.17	1.0399	-1.17
4	0.8146	-1.51	0.8726	-1.51
5	0.10808	-0.37	0.1199	-0.37
7	0.05698	-0.15	0.0653	-0.15

Tabla A.2. Coeficientes de calibración de Landsat 7.

Landsat 7 ETM+			
Banda	Low Gain	High Gain	Offset
1	1.176	0.776	-6.2
2	1.205	0.796	-6.4
3	0.939	0.619	-5
4	0.966	0.637	-5.1
5	0.1905	0.1257	-1
7	0.0662	0.0437	-0.35

A.4. Corrección atmosférica

La radiación solar recorre dos veces el espesor de la atmósfera hasta llegar al sensor a bordo del satélite. El vapor de agua y los aerosoles presentes en la atmósfera absorben y dispersan parte de esa radiación solar. La radiación que llega al sensor será por tanto la suma de la radiancia aportada por la dispersión de la atmósfera y la radiancia reflejada por la superficie terrestre, estando esta última atenuada por el factor de transmisividad de la atmósfera. En la figura A.3 se muestran los flujos de radiación que son considerados en el modelo de corrección atmosférica utilizado en este trabajo.

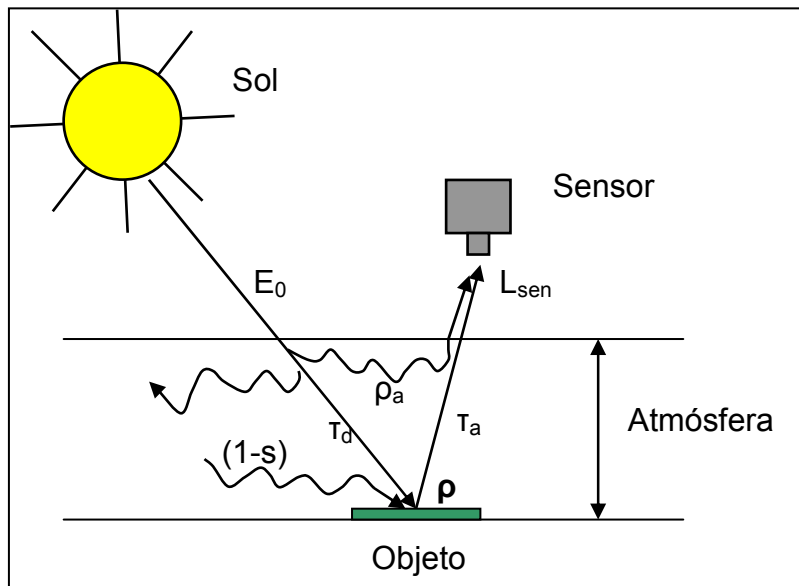


Fig. A.3. Esquema del efecto de la atmósfera sobre la radiación que mide el sensor.

Para obtener la reflectividad real de la superficie terrestre (ρ) a partir de la radiancia medida por el sensor anteriormente calculada, se ha utilizado el módulo FLAASH, que implementa el modelo MODTRAN (Berk et al., 1998). Para ello, se han seleccionado los valores correspondientes a una atmósfera tipo en la estimación de la concentración de aerosoles en la atmósfera y se han simulado para las condiciones de estudio valores mensuales vapor de agua atmosférico.

A.5 Bibliografía

- Berk, A., Bernstein, L.S., Anderson, G.P., Acharya, P.K., Robertson, D.C., Chetwynd, J.H., Adler-Golden, S.M.: MODTRAN cloud and multiple scattering upgrades with application to AVIRIS, *Remote Sens. Environ.*, 65, 367-375, 1998.
- Chander, G., Markham, B. L., Helder, D. L.: Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sens. Environ.*, 113, 893-903, 2009.

Anexo 2 Indicios de calidad

1. Artículo publicado en la revista Hydrology and Earth Systems Sciences.
2. Artículo en revisión en la revista Field Crops Research.

Integration of vegetation indices into a water balance model to estimate evapotranspiration of wheat and corn

F. L. M. Padilla, M. P. González-Dugo, P. Gavilán, and J. Domínguez

IFAPA, Centro Alameda del Obispo, P.O. Box 3092, Córdoba, Spain

Received: 20 October 2010 – Published in Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.: 29 October 2010

Revised: 1 April 2011 – Accepted: 6 April 2011 – Published: 12 April 2011

Abstract. Vegetation indices (VIs) have been traditionally used for quantitative monitoring of vegetation. Remotely sensed radiometric measurements of visible and infrared solar energy, which is reflected or emitted by plant canopies, can be used to obtain rapid, non-destructive estimates of certain canopy attributes and parameters. One parameter of special interest for water management applications, is the crop coefficient employed by the FAO-56 model to derive actual crop evapotranspiration (ET). The aim of this study was to evaluate a methodology that combines the basal crop coefficient derived from VIs with a daily soil water balance in the root zone to estimate daily evapotranspiration rates for corn and wheat crops at field scale. The ability of the model to trace water stress in these crops was also assessed. Vegetation indices were first retrieved from field hand-held radiometer measurements and then from Landsat 5 and 7 satellite images. The results of the model were validated using two independent measurement systems for ET and regular soil moisture monitoring, in order to evaluate the behavior of the soil and atmosphere components of the model. ET estimates were compared with latent heat flux measured by an eddy covariance system and with weighing lysimeter measurements. Average overestimates of daily ET of 8 and 11% were obtained for corn and wheat, respectively, with good agreement between the estimated and measured root-zone water deficit for both crops when field radiometry was employed. When the satellite sensor data replaced the field radiometry data the overestimation figures slightly changed to 9 and 6% for the same two crops. The model was also used to monitor the water stress during the 2009 growing season, detecting several periods of water stress in both crops. Some of these stresses occurred during stages like grain filling, when

the water stress is known to have a negative effect on yield. This fact could explain the lower yield reached compared to local yield statistics for wheat and corn. The results showed that the model can be used to calculate the water requirements of these crops in irrigated areas and that its ability to monitor water stress deserves further research.

1 Introduction

Recent studies have shown that the global demand for food will increase for at least another 40 yr. It is estimated that the global population will reach nine billion people by the middle of this century (Charles et al., 2010). One consequence of the rapid growth in world population is that the pressure on water resources is increasing (Rijsberman, 2006). In the future, less water will be available for agricultural production as a result of competition with the industrial and domestic sectors. At the same time, food production will need to increase to feed the growing population (FAO, 2006). In arid and semi-arid regions, the very availability of water is a major limitation on crop production due to insufficient rainfall to compensate for the evaporative losses of crops. Improvements in water management in irrigated areas and adequate irrigation scheduling are essential, not only to improve water productivity, but also to increase the sustainability of irrigated agriculture (Hsiao et al., 2007). One of the most important components of the water balance is evapotranspiration (ET), i.e. the water transferred to the atmosphere by soil evaporation and plant transpiration. Several techniques, such as Bowen ratio energy balance, eddy covariance and weighing lysimeters, provide ET measurements, but these are expensive, they are limited to point or small experimental field scales and can only be fully exploited by trained research personnel (Allen et al., 1998). Several studies have evaluated



Correspondence to: F. L. M. Padilla
(francisco.l.munoz@juntadeandalucia.es)

remote sensing techniques for estimating crop evapotranspiration on a large scale (Anderson et al., 2007; González-Dugo and Mateos, 2008; Teixeira et al., 2009). In the course of the past few decades, besides advances in sensor development, several methodologies for incorporating optical and thermal remote-sensing data into energy and water balance models have been developed, producing estimates of actual ET (Kustas and Norman, 1999; Allen et al., 2007; Neale et al., 1989). These remote sensing approaches provide an opportunity to extend the area of application of these models from point to basin or regional scales, producing a better representation of vegetation heterogeneity.

The current limited availability of high-resolution thermal satellite sensors hinders their use in irrigation scheduling and water management at field scales, and thus underlines the importance of models based on readily available optical data as a more plausible option for these applications. This approach is usually based on the FAO-56 method, which represents ET as a product of a reference evapotranspiration value (ET_o), which takes atmospheric demands into account, and a crop coefficient that considers the characteristics of the crop (Doorenbos and Pruitt, 1977; Allen et al., 1998). The crop coefficient can be calculated using a single method that combines the effect of crop transpiration and soil evaporation into a unique coefficient (K_c), or a dual one that separates the plant transpiration, represented by a basal crop coefficient (K_{cb}) and the soil evaporation coefficient (K_e). The single model is widely used because it requires only phenological information and standard meteorological data to produce acceptable estimated ET values (Er-Raki, 2007). The dual model is mainly oriented towards research and real-time irrigation scheduling for high-frequency water applications (Allen et al., 1998). A great deal of research has been done in the course of the past 30 yr on estimating the standard values and temporal evaluation of crop coefficients (Allen et al., 1998; Wright, 1982), which can be estimated from remote spectral measurements because both the basal crop coefficient and the vegetation indices are sensitive to ground cover fraction (fc) (Choudhury et al., 1994). This coefficient may be derived from multispectral vegetation indices (VI) obtained by remote sensing (Jackson et al., 1980; Heilman et al., 1982; Bausch and Neale, 1987; Neale et al., 1989; Calera et al., 2004). Some authors have suggested that relationships between K_{cb} and VI are linear (Bausch and Neale, 1987; Neale et al., 1989; Gonzalez-Piqueras et al., 2003), but others have found non-linear relationships (Hunsaker et al., 2003, 2005). These relationships have been studied for several crops and recently for potato (Jayanthi et al., 2007), cotton and sugarbeet (González-Dugo and Mateos, 2008), wheat (Duchemin et al., 2006; Er-Raki et al., 2007) and grapes (Campos et al., 2010).

We used a combined methodology of basal crop coefficient derived from vegetation indices obtained initially from a hand-held radiometer and then from a series of satellite images and a daily water balance in the root zone of the crop.

This combined methodology enables us to calculate the daily corn and wheat crop coefficient and daily ET. A further objective was to determine the ability of the model to assess water stress in both crops. A validation was performed using field soil moisture measurements and two different instruments to measure ET; an eddy covariance system and a weighing lysimeter.

2 Materials and methods

2.1 Description of the model

The model used to estimate ET was developed in the Bajo-Guadalquivir Irrigation Scheme in southern Spain (González-Dugo and Mateos, 2008). Daily ET was computed using the dual approach in the form popularized by the FAO56 manual (Allen et al., 1998), combined with spectral data provided by remote sensors. A brief description of this approach is presented below and a complete explanation of the FAO model can be found in Allen et al. (1998).

Crop transpiration, represented by the basal crop coefficient, K_{cb} , is separated from soil surface evaporation as follows:

$$ET_c = (K_{cb}K_s + K_e)ET_o \quad (1)$$

Reference evapotranspiration (ET_o , mm d^{-1}) was estimated using the Penman-Monteith equation (Allen et al., 1998), with daily solar radiation, air temperature, wind speed, and relative humidity data supplied by weather stations. The water stress coefficient, K_s , quantifies the reduction in crop transpiration due to soil water deficit, where $K_s = 1$ for non-stress conditions and $K_s < 1$ when there is a shortage of water in the root zone. K_e is the soil evaporation coefficient that describes the evaporative component of ET_c . The procedure for calculating each coefficient is described below.

2.1.1 Basal crop coefficient

The K_{cb} in Eq. (1) may be derived from multispectral vegetation indices obtained by remote sensing. VIs are transformations of two or more spectral bands designed to assess vegetation condition, foliage, cover, phenology and processes related to the fraction of photosynthetically active radiation absorbed by a canopy ($fPAR$) (Asrar et al., 1989; Baret et al., 1991; Glenn et al., 2008). VIs are also essential tools in land-cover classification, climate and land-use-change detection, drought monitoring and habitat loss, to name just a few applications (Glenn et al., 2008). SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index, Huete, 1988) is one of the most used indices highlighting the ability of the index to minimize the effect of the soil on vegetation quantification. It was taken into account due to the positive results obtained in previous work (González-Dugo and Mateos, 2008). The SAVI index was calculated as follows:

Table 1. Crop parameter values used for deriving the crop coefficients and computing the water balance following the procedure described in FAO Irrigation and Drainage Paper No. 56 (Allen et al., 1998).

Parameter	Corn		Wheat
	2008	2009	2009
Maximum crop height (m)	2.6	2.6	0.92
Maximum effective root depth (m)	1.35	1.35	1.25
Minimum effective root depth (m)	0.3	0.3	0.3
SAVI _{max}	0.65	0.65	0.7
SAVI _{min}	0.07	0.07	0.09
Maximum basal crop coefficient (K _{cbmax})	1.11	1.13	1.06
Ground cover fraction for K _{cbmax}	80	80	80

^a Typical values adjusted for local relative humidity and wind speed.

$$SAVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{red})}{(\rho_{NIR} + \rho_{red} + L)}(L + 1) \quad (2)$$

where ρ_{NIR} and ρ_{red} are the reflectance in the near-infrared and red spectra, respectively, and L is a soil normalization factor, generally taken to be 0.5 (Huete, 1988).

An equation described by González-Dugo et al. (2009) to compute the basal crop coefficient (K_{cb}) from SAVI was used in this study:

$$K_{cb} = \frac{K_{cbmax}}{f_{cbmax}} \left(\frac{SAVI - SAVI_{min}}{SAVI_{max} - SAVI_{min}} \right) \text{ if } f_c < f_{cmax} \quad (3)$$

$$K_{cb} = K_{cbmax} \text{ if } f_c \geq f_{cmax} \quad (4)$$

where f_{cmax} is the ground-cover fraction (f_c) at which K_{cb} is at its maximum (K_{cbmax}), and the subscripts max and min of SAVI refer to the values for very large LAI and bare soil, respectively. The values adopted in the model are derived from field measurements, and can be found in Table 1. The change over time in SAVI for each field throughout the growing season was calculated by linear interpolation of the SAVI values obtained by remote sensors.

2.1.2 Water stress coefficient

A soil root-zone water balance was calculated by keeping track of the main incoming and outgoing water fluxes at the boundaries of the root zone in order to calculate K_s in Eq. (1). The root-zone depth (Z_r) was calculated as a function of K_{cb} .

$$Z_r = Z_{rmin} + (Z_{rmax} - Z_{rmin}) \frac{K_{cb}}{K_{cbmax}} \quad (5)$$

where Z_{rmax} and Z_{rmin} are the maximum effective root depth and the effective root depths during the early stages of crop growth (Table 1). The minimum effective root depth is treated here as the depth of the soil layer from which the seed can extract water to germinate, and a value of 0.3 m was

adopted. The change in the root zone water content, ΔS_w , was calculated as the difference between the water inflows and outflows.

$$\Delta S_w = S_{wf} - S_{wi} = R - ET - D \quad (6)$$

where S_{wf} and S_{wi} (mm) are the root-zone water content at the beginning and end of the water balance period, respectively. R is infiltrated rainfall and D is deep drainage, both during the water balance period. Equation (7) may be expressed in terms of root-zone water deficit, calculated daily:

$$RZWD_i = RZWD_{i-1} + ET_i + D_i - R_i \quad (7)$$

where the subscript i indicates a given day and $RZWD_i$ and $RZWD_{i-1}$ are the root-zone water deficits on day i and $i - 1$, respectively.

It is understood that the root zone is full of water, $RZWD = 0$, when its water content is at field capacity, and that it is empty when the water content reduces plants to the wilting point. The root-zone water-holding capacity (RZWHC) is the depth of water between these two extremes:

$$RZWHC = 1000(\theta_{fc} - \theta_{wp}) Z_r \quad (8)$$

where θ_{fc} is the water content at field capacity ($m^3 m^{-3}$), θ_{wp} is the water content at wilting point ($m^3 m^{-3}$), and Z_r is the rooting depth (m).

The stress coefficient, K_s , is calculated on the basis of the relative root-zone water deficit as:

$$K_s = \frac{RZWHC - RZWD_i}{(1 - p)RZWHC} \text{ if } RZWD_i < (1 - p)RZWHC \quad (9)$$

$$K_s = 1 \text{ if } RZWD_i > (1 - p)RZWHC \quad (10)$$

where p is the fraction of the RZWHC below which transpiration is reduced as a consequence of water deficit. According to the FAO-56 manual, the recommended p value is 0.55 for corn, winter and spring wheat when ET_c is 5 mm per day. The value for p was adjusted for different values of ET_c , using the following approximation:

$$p = 0.55 + 0.04(5 - ET_c) \quad (11)$$

2.1.3 Soil evaporation coefficient

The estimation of K_e requires the daily water balance of the soil surface evaporation layer, of effective depth equal to Z_e , to be calculated. The evaporation coefficient is at its maximum when the topsoil is wet following rain or irrigation, and is zero when the soil surface is dry and no water remains near the soil surface for evaporation. K_e is calculated as:

$$K_e = K_r(K_{cmax} - K_{cb}) \quad (12)$$

where K_r is a dimensionless evaporation reduction coefficient that depends on the cumulative depth of water depleted from the topsoil and K_{cmax} is the maximum value of K_c following rainfall or irrigation. Since evaporation is restricted at

Table 2. Soil parameter values used for computing the water balance following the procedure described in Allen et al. (1998), being θ_{FC} the soil water content at field capacity, θ_{WP} the soil water content at wilting point, Z_e the depth of soil surface evaporation layer, REW the readily evaporable water and TEW the total evaporable water.

Parameter	$\theta_{FC}(\text{m}^3 \text{m}^{-3})$	$\theta_{WP}(\text{m}^3 \text{m}^{-3})$	Z_e (m)	REW (mm)	TEW (mm)
Corn (2008–2009)	0.255	0.09	0.1	10	21
Wheat (2009)	0.23	0.085	0.1	10	18.78

any moment by the energy available at the exposed soil fraction, the value of K_e cannot exceed the product $f_{ew} \times K_{cmax}$, where f_{ew} is the fraction of the soil surface not covered by vegetation and wetted by irrigation or precipitation (Allen et al., 1998).

The soil evaporation can be assumed to take place in two stages: an energy-limiting stage, and a falling-rate stage. K_r can thus be estimated as:

$$K_r = 1 \text{ if } D_{e,i-1} \leq \text{REW} \quad (13)$$

$$K_r = \frac{\text{TEW} - D_{e,i-1}}{\text{TEW} - \text{REW}} \text{ if } D_{e,i-1} > \text{REW} \quad (14)$$

where $D_{e,i-1}$ is the cumulative depth of evaporation from the soil surface layer at the end of day $i - 1$. TEW, the total evaporable water, is equal to the maximum depth of water that can be evaporated from the soil during a complete drying cycle, and the readily evaporable water, REW, is the maximum depth of water that can be evaporated from the topsoil layer without restriction during the energy-limiting stage.

It is assumed that shortly following a major wetting event, the water content of the evaporation layer is at field capacity, θ_{fc} , and the soil can dry to a water content level that is halfway between oven dry and wilting point, θ_{wp} . The total evaporable water can be then estimated as (Allen et al., 1998):

$$\text{TEW} = 1000(\theta_{fc} - 0.5\theta_{wp})Z_e \quad (15)$$

2.2 Description of experimental sites and model input data

2.2.1 Site description

Two experimental sites grown with wheat (*Triticum aestivum*) and corn (*Zea mays*) were monitored during the 2008 (corn) and 2009 (corn and wheat) growing seasons (Fig. 1). Two contiguous drip-irrigated corn fields were selected in the Bembézar Irrigation Scheme of Hornachuelos (Province of Cordoba, southern Spain) for the consecutive field measurement campaigns. Both fields were large enough, 8 and 7.4 ha, respectively, to be clearly observed by a satellite remote sensor with a spatial resolution of 30 m, thus avoiding edge effects. The planting dates were 7 March 2008 and 5 March 2009 respectively, and PR31D58 corn was used

in both seasons. Finally, the two fields were mechanically harvested on 17 September 2008 and 1 September 2009, respectively. The second site was a rainfed bread wheat field of 1.5 ha, located in the IFAPA Alameda del Obispo (City of Cordoba) experimental farm, where a weighing lysimeter has been in operation since 1985. It was planted on 19 December 2008 with the *Lubrican* cultivar and harvested on 3 July 2009. The Mediterranean climate of this area is characterized by an annual average precipitation of around 600 mm, very dry summers and average air temperatures of 10 °C in winter and 27 °C during the summer. For the period of interest, from planting to harvest date on 2009 wheat season, 301 mm of precipitation and an average air temperature of 15 °C were measured. The corresponding figures for the 2008 and 2009 corn seasons were 356 and 101 mm, and 22 and 23 °C, respectively.

Soil properties such as texture and depth were measured in the wheat field and in one of the corn fields. Soil water content at field capacity and wilting point were derived from texture data using the Rosetta pedotransfer function model (Schapp et al., 2001). The same water content limits were used for both corn fields, in view of their close proximity and the similarity of their soil types.

Soil and crop parameters values used in the model applications are listed in Tables 1 and 2 respectively. Soil parameters such as the depth of soil surface evaporation layer (Z_e), readily evaporable water (REW) and total evaporable water (TEW) were adapted from values tabulated in Allen et al. (1998).

The water balance computation was initialized on 1 September 2007 and 2008, for 2008 and 2009 corn seasons, and simulated under different starting soil moisture conditions, with all cases indicating that on 1 March 2008 and 2009, just before the planting dates of each season, the root zone could be assumed to be at field capacity due to cumulative precipitations of 310 and 370 mm during the winters of 2008 and 2009, respectively. In a similar way, the soil layer depth was assumed to be at field capacity on 15 December 2008 in the wheat field.

2.2.2 Meteorological measurements

Daily and semi-hourly weather data for both sites were provided by two meteorological stations belonging to the

Table 3. Sensor, number of selected pure pixels (PP) for each field/date and dates (day of year and day after emergency) used for monitoring corn and wheat fields during 2008 and 2009 growing seasons.

Corn					Wheat				
2008 growing season		2009 growing season			2009 growing season		2009 growing season		
DOY(DAE)	Sensor*	DOY(DAE)	Sensor	PP	DOY(DAE)	Sensor*	DOY(DAE)	Sensor	PP
91(9)	ASD	67(0)	ETM+off (L7)	10	43 (40)	ASD	11 (8)	TM (L5)	4
105(23)	ASD	99(20)	ETM+off (L7)	9	56 (53)	ASD	43 (40)	TM (L5)	4
115(33)	ASD	123(44)	TM (L5)	39	71(68)	ASD	67 (64)	ETM+off (L7)	4
143(61)	ASD	147(68)	ETM+off (L7)	40	78 (75)	ASD	99 (96)	ETM+off (L7)	4
158(76)	ASD	163(84)	ETM+off (L7)	38	96 (93)	ASD	123 (120)	TM (L5)	4
169(87)	ASD	171(92)	TM (L5)	40	113 (110)	ASD	147 (144)	ETM+off (L7)	4
185(103)	ASD	203(124)	TM (L5)	41	125 (122)	ASD	163 (160)	ETM+off (L7)	4
200(118)	ASD	219(140)	TM (L5)	39	139 (136)	ASD	171 (168)	TM (L5)	4
217(135)	ASD	227(148)	ETM+off (L7)	29	175 (172)	ASD			
233(151)	ASD	235(156)	TM (L5)	40	178 (175)	ASD			
261(179)	ASD	243(164)	ETM+off (L7)	11	184 (181)	ASD			

* ASD = Field measurements with a hand-held radiometer ASD-FieldSpec.

Agroclimatic Information Network of Andalusia (RIA) (Gavilán et al., 2008), with one station located inside the Bembezar Irrigation Scheme, and the second one at 100 m from the wheat plot. The stations are controlled by a CR10X datalogger (Campbell Scientific, Logan, UT) and are equipped with sensors to measure air temperature and relative humidity (HMP45C probe, Vaisala, Helsinki, Finland), solar radiation (pyranometer SP1110 Skye Instruments, Llandrindod Wells, UK), wind speed and direction (wind monitor 05103, RM Young, Traverse City, MI) and rainfall (tipping bucket rain gauge ARG 100, Environmental Measurements Limited, Sunderland, UK).

2.2.3 Spectral data acquisition and processing

Field canopy reflectance measurements were performed using a hand-held radiometer (ASD-FieldSpec, Analytical Spectral Devices, Boulder, CO) over corn in 2008 season and wheat in 2009. The spectral range of the instrument, between 325 and 1075 nm (with a sampling interval of 1.6 nm), covered the visible and near-infrared (NIR) regions of the spectrum required for computing the vegetation indices and overlapped Landsat red and NIR spectral bands. A fiber optic jumper cable with a field of view (FOV) of 25° was used in this study. Twenty-point regularly distributed measurements were taken over each field of corn and wheat at midday and under cloudless conditions. A sampling scheme based on knowledge of the row spacing (pairs “on row and off row”) was selected for measurements over corn, taking one measurement over the plant (on row) and the second halfway between adjacent rows (off row) at each point of measurement. The altitude of the sensor above the soil was 4.5 m, resulting in a FOV diameter at the soil surface 2.7 times as large

as the row spacing (0.75 m). The measurements over wheat were taken in accordance with a simple random sampling scheme with a sensor altitude above the soil of 2.2 m resulting in a FOV diameter at the soil surface 5.4 times as large as the row spacing (0.18 m). Six additional measurements were made over the weighing lysimeter surface inside the wheat experimental field. The reflectance spectrum was calculated as the ratio between the reflected and incident spectra on the canopy, obtaining the incident spectrum from the light reflected by a white reference panel close to a Lambertian surface (Spectralon, Labsphere, North Sutton, NH). Red and NIR reflectance values, required for SAVI calculation, were computed by averaging the reflectance values corresponding to Landsat 5 TM red and NIR spectral intervals (bands 3 and 4) using the spectral response function of each TM band. All the spatially distributed SAVI data were averaged for each measurement day and field.

Satellite remote data were provided by TM and ETM+ sensors carried on board LANDSAT 5 and 7, during the 2009 corn and wheat seasons. All cloudless satellite images for both growing periods (a total of 13 images) were calibrated and geometrically and atmospherically corrected. The geometric correction was applied using reference ground control points acquired from a 1-m resolution ortho-photograph taken in 2004. At-surface reflectance was obtained from the correction of the shortwave bands of the images using the atmospheric radiative transfer model MODTRAN 4 (Berk et al., 1998). SAVI maps were calculated using the red and NIR reflectance bands for each Landsat image. Average SAVI values were extracted for each study field and the changes in SAVI over time were obtained by linear interpolation of the SAVI values from each image. The Landsat 7 ETM+ scan line corrector (SLC) failed on 31 May 2003, causing the

scanning pattern to exhibit wedge-shaped scan-to-scan gaps. However, the ETM+ has continued to acquire data with the SLC powered off, leading to images that lack approximately 22 percent of the normal scene area (Storey et al., 2005). When some of these gaps fell within the experimental plots, their values were eliminated from the calculations.

A comparison between satellite-derived and ground-derived SAVI was performed to evaluate the ability of satellite imagery to reproduce field measurements and successfully extrapolate field results to a larger scale. The estimates of SAVI derived from the Landsat-5 and 7 imagery were compared with SAVI values calculated from ground radiometry at the wheat experiment site (Table 3). The change over time in ground-derived SAVI was obtained by linear interpolation of the values of SAVI calculated from the radiometric measurements. Seven 2009 cloudless Landsat-5 and Landsat-7 images, overlapping the spectral measurement period, were used for this comparison.

A list of the sensors and dates used throughout the study for both crops is shown in Table 3.

2.3 Validation data

The model was validated using field measurements of soil moisture and ET. ET was measured using two different instrumentation sets: an eddy covariance system (EC) mounted on a micrometeorological flux tower, and a weighing lysimeter.

2.3.1 Eddy covariance measurements and adjustment of turbulent fluxes

Half-hourly sensible (H) and latent (LE) heat fluxes over the corn plot were measured using an eddy covariance system consisting of a datalogger CR23X (Campbell Scientific), a three-axis sonic anemometer CSAT3 (Campbell Scientific), a fine thermocouple (model 127, chromel-constantan 0.013 mm diameter) attached to the anemometer, a krypton hygrometer KH20 (Campbell Scientific), a net radiometer Q-7.1 (Radiation and Energy Balance Systems, Seattle, WA), two soil heat flux plates HFP01 (Hukseflux Thermal Sensors, Delft, The Netherlands) and four parallel soil thermocouples (TCAV). The distance between the sonic anemometer and the hygrometer measuring paths was 0.20 m, and both were located at a height of $z = 1.5$ m, above the canopy. As the crop height changed along the season, the height of the instruments was checked twice a week and changed whenever necessary. Sampling frequency was 10 Hz. Fetch was at least 200 m in all directions. Corrections were applied to latent heat flux to account for air density fluctuations due to heat and vapor transfer (Webb et al., 1980; Tanner et al., 1993) and O_2 radiation absorption (Tanner et al., 1993). The net radiometer was located 1.5 m above the canopy and net radiation data (R_n) were corrected for wind speed measured with the sonic anemometer according to the manu-

facturer's recommendations. Soil heat flux (G) was determined at two locations (within the row and midway between rows). The combination method (Fuchs and Tanner, 1967) was employed, using the measurement of soil thermocouples at 0.02 and 0.06 m and heat flux measured with the soil heat flux plates at 0.08 m. Measurements of R_n and G were performed at 10s intervals and the mean reading was recorded half-hourly. The system was installed on the corn field between 28 April and 4 September 2008 and from 16 May until 29 August 2009, measuring continuously except on days with more than 0.2 mm of rain. A total of 96 complete days of eddy covariance measurements were collected during each growing season.

Detailed studies have shown how the eddy covariance technique underestimates turbulent fluxes, a finding that has been attributed to many different factors (Massman and Lee, 2002). Twine et al. (2000) compared different energy-balance closures; EC measurement of H and LE fluxes can be adjusted for closure, maintaining the Bowen ratio or forcing closure, assuming that H is accurately measured and solving LE as a residual to the energy balance equation ($LE = R_n - H - G$). Brotzge and Crawford (2003) suggested residual LE closure as the best eddy covariance approach because the Bowen ratio technique tends to underestimate LE under highly evaporative conditions. We therefore calculated daily ET values by forcing closure of the energy balance using the residual-LE closure method, and an average closure of 80% was obtained.

2.3.2 Weighing lysimeter

Wheat ET was measured by a weighing lysimeter located in the center of the plot. The surface dimensions of the lysimeter tank are 2×3 m² and the depth is 1.5 m. It is supported by a counter-weighted platform scale capable of detecting changes in weight of about 0.1 kg (equivalent to 0.02 mm water depth over the lysimeter surface). The lysimeter weight was sensed by a load cell (model TSF-P, Epel Industrial S.A., Alcala Guadaira, Spain) connected to a Datalogger CR10X (Campbell Scientific) and set to measure semi-hourly ET. Daily changes in mass (kg) were converted to equivalent water depths (mm) to obtain daily ET. The outputs were obtained as the average of 120 readings taken every 2 s over a 4-min period centered at the respective sampling times, so that fluctuations in weight due to wind friction on the lysimeter surface were smoothed (Berengena and Gavilán, 2005). Only measured ET from days with precipitation below 0.2 mm were used for comparison purposes. During the data-acquisition period (17 January to 25 June 2009) the lysimeter was drained twice (DOY 42 and 76), on neither of which days its measurements were used. A total of 112 days of lysimeter-measured ET were available for this study.

Table 4. Sensitivity analysis parameters: reference values and ranges.

Parameter	Corn (2008–2009)		Wheat (2009)	
	Reference value	Simulated range	Reference value	Simulated range
Maximum effective root depth (m)	1.35	1.08–1.62	1.25	1–1.5
Minimum effective root depth (m)	0.3	0.1–0.5	0.3	0.1–0.5
TEW (mm)	21.5	17.2–25.8	21.5	17.2–25.8

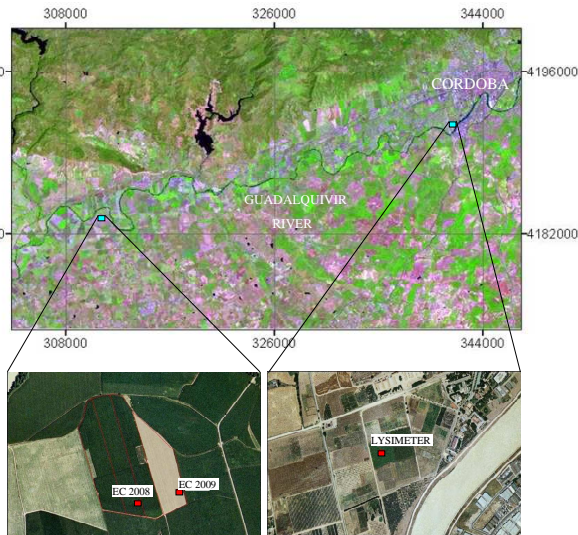


Fig. 1 A mid-infrared (band 5), near-infrared (band 4) and red (band 3) composite of the Landsat TM-5 image (3 May 2009; DOY 123) and a high resolution ortho-photograph (2004) showing the fields that contained the eddy covariance (EC) flux stations (2008 and 2009) and the weighing lysimeter (2009).

2.3.3 Soil water content

Soil water content was calculated as the difference between wet and dry weight of soil samples taken at intervals of 9–19 days throughout the wheat and corn-growing season. Four randomly distributed samples were taken each measurement day. The samples were taken at a depth of 120 cm and were extracted as 30 cm-deep layers. The direct weight of these samples represented the wet weight. The samples were placed in an oven at 105 °C for two days to obtain the dry weight.

2.4 Sensitivity analysis

A sensitivity analysis was performed to clarify, for this particular application of the model, the range of accuracy required for several input parameters involved in the calculation of the amount of water available for evaporation. A simple parameter perturbation (Chapra, 1997) was applied here, by varying each model parameter while holding all the other

terms constant. The corresponding variations of the output variable reflected the sensitivity of the solution to the varied parameter.

The seasonal evapotranspiration (ET_t , mm) was selected as output variable and three parameters of the model affecting ET_t ; maximum effective root depth (Z_{rmax}), minimum effective root depth (Z_{rmin}) and TEW were selected to be analysed during the 2008 and 2009 corn and 2009 wheat seasons. The simulated ET_t was compared with a reference simulated seasonal evapotranspiration (ET_{tref}). The reference values of TEW and Z_{rmax} were obtained from the central value of the intervals recommended by Allen et al. (1998) for silt loam soil and wheat and corn crops, respectively. Parameter reference values were varied by $\pm 10\%$, until they reached similar values to the intervals recommended by Allen et al. (1998). The reference Z_{rmin} was 0.3, the value suggested by the FAO *Aquacrop* model (Steduto et al., 2009; Raes et al., 2009; Hsiao et al., 2009), which is designed to predict attainable yield based on the available water supply. Little attention has been paid to this parameter in previous studies, and the uncertainty about the variation interval led us to increase the earlier range of variation in the reference value, using intervals of $\pm 33\%$ within limits of 0.1 and 0.5 m. Table 4 shows the range of values used in this sensitivity analysis.

3 Results and discussion

3.1 Comparison between satellite-derived and ground-derived vegetation indices

Several studies (Moran et al., 1992, 1995; Liang et al., 2002; González-Dugo and Mateos, 2008) have evaluated the accuracy of atmospheric correction algorithms by comparing the retrieved satellite reflectance with ground-based or aircraft-based radiometric measurements and vegetation indices obtained from various sensors. In this study, we compared VIs obtained from Landsat imagery (5 and 7) and a hand-held radiometer (ASD-FieldSpec). Satellite-derived SAVI and ground-derived SAVI obtained at the wheat experiment (Fig. 2) agreed with a coefficient of determination (r^2) of 0.98 and a root mean square difference (RMSD) of 0.025. Specific limitations pointed out by Jackson and Huete (1991) when using VI obtained from different sensors, such as the

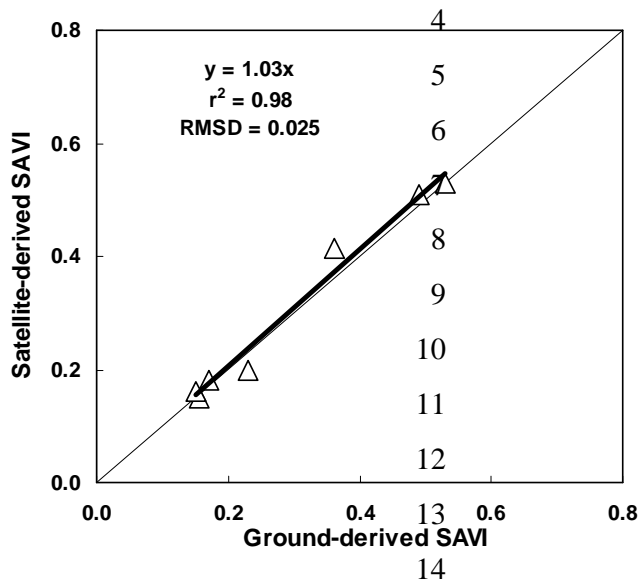


Fig. 2. Satellite-derived soil adjusted vegetation index (SAVI) vs. ground-derived SAVI at the wheat experiment. The thin solid diagonal line represents the 1:1 line, while the dark line segment represents the linear regression through the points. The thin solid diagonal line represents the 1:1 line, while the dark line segment represents the linear regression through the points.

use of processed data (reflectance) as input variable and the atmospheric correction of satellite data, have been taken into account in this comparison.

3.2 ET estimation using field radiometry data

Daily measured ET fluxes were first compared with daily estimated ET using the hand-held radiometer measurements to assess the basal crop coefficient. Figure 3 shows daily estimated ET from the model and daily measured ET in corn (2008) using the eddy covariance system, and wheat (2009) using the weighing lysimeter.

The performance of the model was measured using the RMSD between estimated and measured ET values and the coefficient of determination. RMSD values of 0.8 and 0.67 mm d⁻¹ were obtained for corn and wheat respectively. These values are slightly higher than those presented by other authors in earlier studies of the same crops. Er-Raki et al. (2007) and González-Dugo et al. (2009) found differences close to 0.5 mm d⁻¹. The poor performance found here does not appear to be significant and could be explained by differences in meteorological data quality and/or management practices. The model showed a general trend to overestimate daily ET of 8 and 11% in corn and wheat respectively. A higher dispersion and a reverse of this trend can be observed in corn for low ET values, suggesting that at the beginning of the growing cycle, when crop ground-cover is lower, field-measured SAVI may have been less representative of average values for the area covering the flux tower footprint than those measured under conditions of greater vegetation ground coverage. This problem was

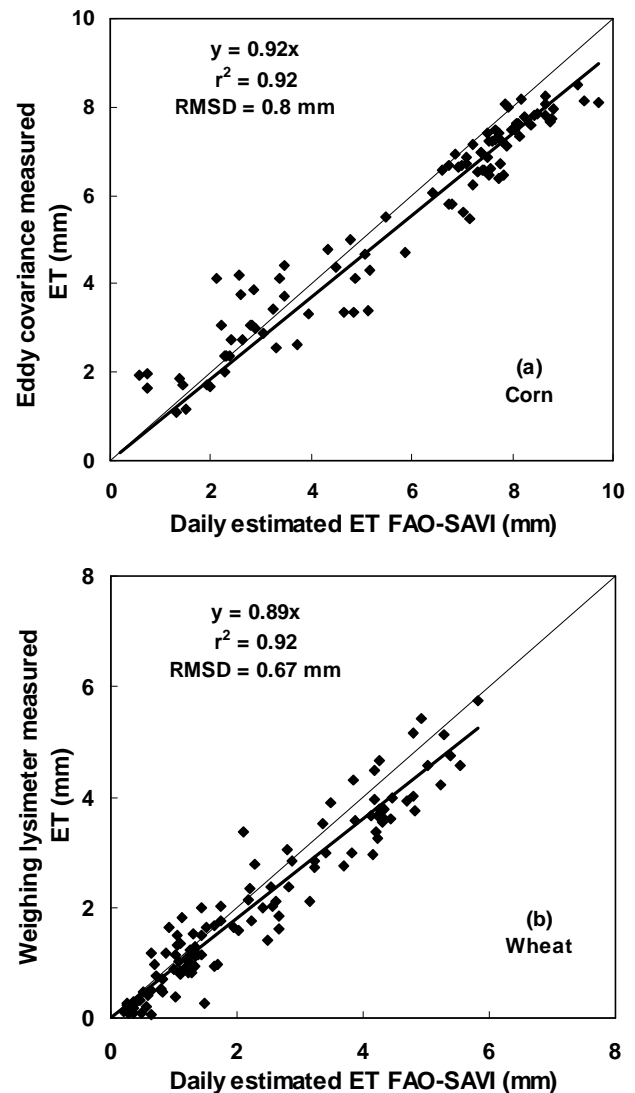


Fig. 3. Daily measured and estimated ET for corn (2008) (a) and wheat (2009) (b) using a radiometer-estimated K_{cb} . The thin solid diagonal line represents the 1:1 line, while the dark line segment represents the linear regression through the points.

not encountered with wheat, where six radiometric measurements were taken over the lysimeter area (plot size 6 m²). The coefficients of determination (r^2) were of 0.92 for both crops, slightly higher than the good correlations presented by other authors for extensive and woody crops, including corn, $r^2 = 0.70$ (González-Dugo et al., 2009), wheat, $r^2 = 0.64$ – 0.86 (Er-Raki et al., 2007) and vines, $r^2 = 0.86$ (Campos et al., 2010). The soil water-content measurements were used to validate the water balance employed in the calculation of K_e and K_s . This may be regarded as an alternative validation of the complete ET computing procedure. Figure 4 shows the comparison between the model-estimated root-zone water deficit and the real deficit obtained from soil samples,

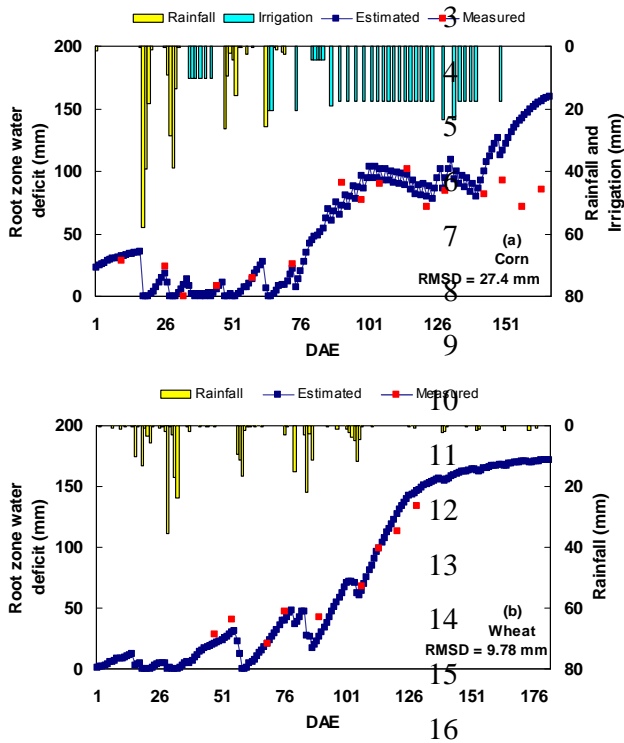


Fig. 4. Daily measured and estimated root zone water deficit for corn (2008) (a) and wheat (2009) (b) using a radiometer-estimated K_{cb} . (DAE = day after emergence).

where a significant agreement exists between the estimated and measured deficit in wheat (RMSD = 9.78 mm). However, there are some discrepancies at the end of the corn season during crop senescence. The trend in the estimated deficit matched reasonably well the measured data, irrespective of whether particular points, that will require further analysis, correspond to the general behavior of the model.

3.3 Satellite scale ET assessment

TM and ETM+ sensors were used to derive the SAVI index as periodic input to the FAO56 model. The comparison between daily estimated and measured ET is shown in Fig. 5. An RMSD of 1 mm d⁻¹ was obtained for corn during this second season. Both RMSD and the 9% overestimate were similar but slightly higher than 2008 corn season values. The computed SAVI represented an average 307.4 ha, discounting field-border pixels, and taking into account the variability within the field. An RMSD of 0.5 mm d⁻¹ and $r^2 = 0.9$ was obtained for wheat using satellite inputs. The model showed a tendency to overestimate ET by six percent. The comparison between modeled root-zone water deficit values and measured values at this scale is shown in Fig. 6. The reasonable agreement during most of the time in the corn and wheat seasons indicates that the model is able to estimate the root-zone water deficit under both rain-fed and irrigated con-

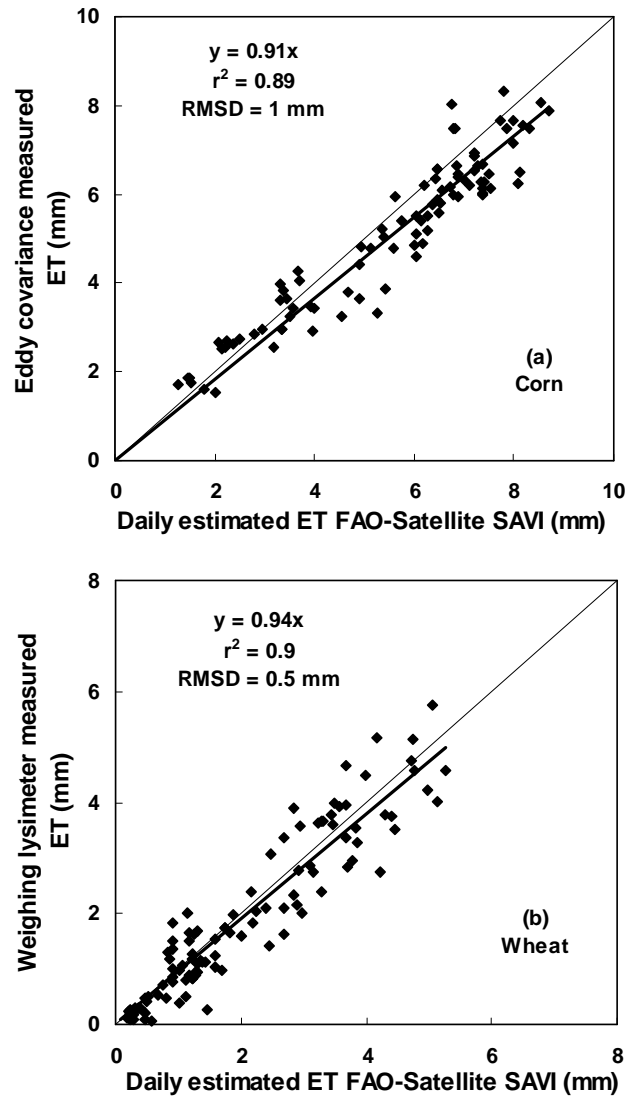


Fig. 5. Daily measured and estimated ET for corn (2009) (a) and wheat (2009) (b) using a satellite-estimated K_{cb} . The thin solid diagonal line represents the 1:1 line, while the dark line segment represents the linear regression through the points. However, some discrepancies similar to those observed during 2008 corn senescence were found at the end of the 2009 season. For irrigated crops, there is some uncertainty associated with the amount of irrigation water applied due to problems arising from low uniformity, poor maintenance of the irrigation system or problems with the pipes and drippers during the growing season, which are common under field conditions. Beyond the uncertainty of applied water at the end of the season, discrepancies during the senescence in both years could indicate that the model is not properly estimating corn transpiration during the R6 growth stage, issue that will require further attention in the future.

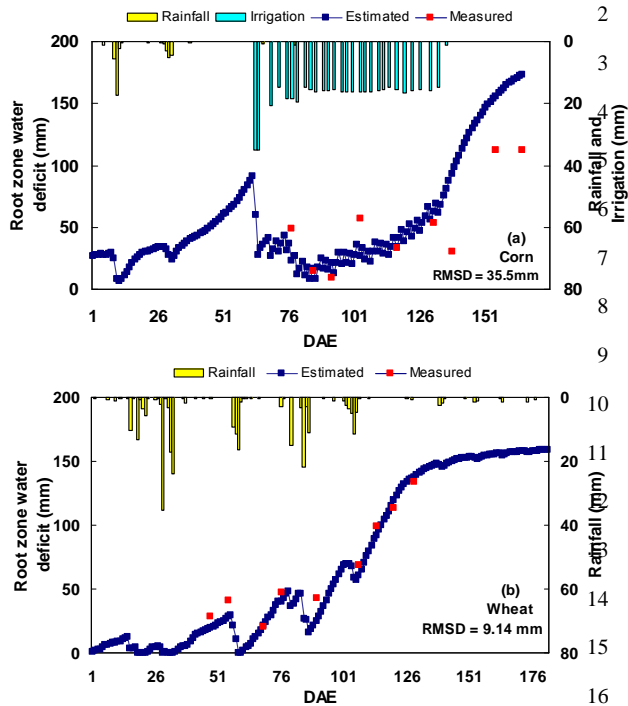


Fig. 6 Daily measured and estimated root zone water deficit for corn (2009) (a) and wheat (2009) (b) using a satellite-estimated K_{cb} (DAE = day after emergence).

3.4 Water stress monitoring of crops

A further step in irrigation water management is the monitoring and control of crop water stress, essential to guarantee high yields under conditions of water scarcity. This is also required in deficit irrigation systems and to improve fruit or grain quality in certain crops. The degree of water stress can be approximated by following the development of modeled K_s coefficients. This approach is supported by the studies of Colaizzi et al. (2003a,b) who pointed out the relationships between the K_s coefficient and the temperature-based Water Deficit Index (WDI, Moran et al., 1994) and Crop Water Stress Index (CWSI, Jackson et al., 1981). Only satellite-based campaigns were used in our analysis, due to the better representativeness of satellite-derived VIs of field crop variability. According to FAO-56 methodology, K_s values lower than unity indicates that the crop is suffering water stress. Figure 7 shows the stress and basal crop coefficients for 2009 wheat and corn throughout the growing season. Five periods of water stress can be observed in Fig. 7a for irrigated corn. The four first periods were mild, and they occurred during the rapid growth stage (April–May), before the beginning of irrigation (22 May 2009). According to the growth dynamics of the crop, represented by K_{cb} curve in Fig. 7a, and the reasonably good tolerance of corn plants to soil-water stress during this stage (Doorenbos and Kassam, 1979), these periods had no impact on the final yield. During the reproductive

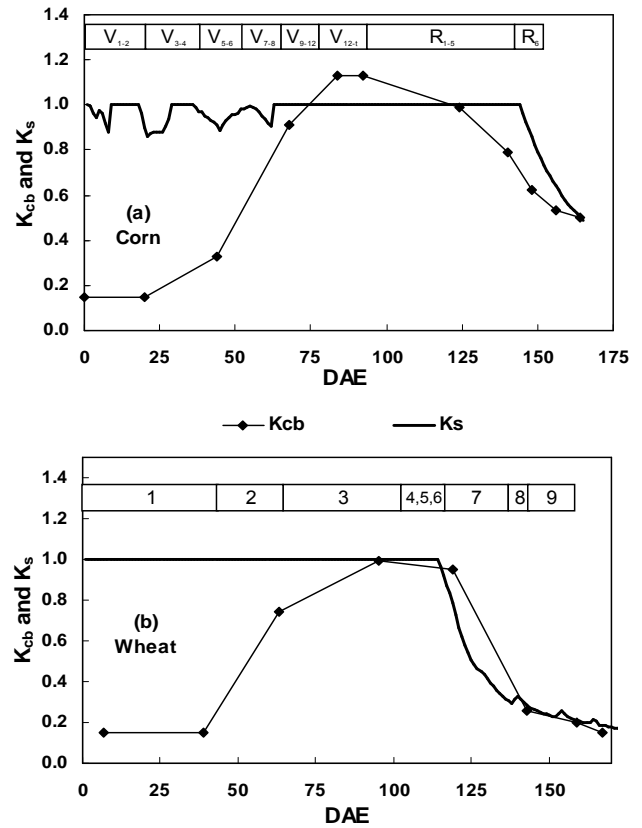


Fig. 7. Satellite-estimated basal crop coefficient and stress coefficient for corn (2009) (a) and wheat (2009) (b) and Ritchie and Ritchie and Hanway (1982) and Zadoks stages for corn and wheat, respectively, are also shown.

stage, the most critical period, enough water was available for the plant. The last period of water stress was observed during the late season, 15 days before harvest. This was the consequence of a common management practice in this area, where most local farmers apply the final irrigation 15 to 20 days before the grain ripens, in order to save water and given the relative tolerance of the crop to water stress during maturity (Doorenbos and Kassam, 1979). However, this dry period was too prolonged and probably contributed to a reduction in yield that in this particular field was around 20% lower than the 12 500 kg ha⁻¹ local average (CAP, 2009).

The water stress for wheat affected the entire grain-filling stage, Fig. 7b, corresponding to Zadoks stages 7–9 (Zadok et al., 1974). A lack of water at these stages is known to have a significant effect on grain filling, resulting in lower yields (Rawson and Gómez, 2000). The cumulative soil water content during the winter was not enough to satisfy the evapotranspiration demand of the final two months of the growing season. In this case, the harvested yield of 2100 kg ha⁻¹ was 28% lower than the figure provided by regional agriculture statistics for wheat (CAP, 2009).

3.5 Sensitivity analysis

The results of the sensitivity analysis for the three monitored growing seasons are shown in Fig. 28. Relative values are presented to facilitate comparisons between parameters and seasons. The simulated ET_{tref} values were 803 and 712 for corn in 2008 and 2009, respectively, and 342 mm for wheat. In all cases, variations in ET_t were more significant for Z_{rmax} than for Z_{rmin} or TEW, with an average variation of 3.8% for 20% variation in the Z_{rmax} parameter, compared to ET_t variations of 0.2% and 0.5% for the same change in the values of the other two parameters.

The sensitivity of the model to Z_{rmax} differed slightly between the corn and wheat simulations, with a higher variation for rainfed wheat. The effect of Z_{rmax} on ET_t was higher for wheat, with an average variation of 7.2% for a 20% of change in the reference parameter value. However, the maximum ET_t variations under irrigated conditions were 2 and 3.1% in 2008 and 2009 respectively, for the same parameter disturbance. An increase or decrease in Z_{rmax} significantly affects the calculation of the control volume for the soil water balance and thus the daily water storage capacity. The influence on ET is more obvious under conditions of water stress and when the soil water content is close to the threshold value that determines the beginning of stress, starting the stress coefficient calculation and the reduction of transpiration. Rainfed wheat suffered a prolonged period of water stress that lasted for 67 days at the end of the season, while only 15 days before harvest was observed for corn in both seasons, a difference that may explain the different effect of Z_{rmax} variation on ET_t .

The effects of variations in Z_{rmin} on ET_t estimation were very limited for both crops. Z_{rmin} influences the water balance until Z_{rmax} is reached and its effect is probably more significant on daily ET during the initial growth stage. However, a stronger effect was observed for corn (1.9 of ET_t variation on average for 66% of parameter variation), in which water was scarce during the stage of rapid growth, than for wheat (0.55 for 66% of variation). TEW appeared to have a negligible effect on ET_t under both rainfed and irrigated conditions. The maximum variations of ET_t with respect to ET_{tref} were 0.7 and 0.3% for corn in 2008 and 2009, respectively, and 0.8% for wheat.

4 Conclusions

The results of daily ET obtained for both crops with crop coefficients calculated using field and satellite derived remote vegetation indices were generally consistent with measurements. The modeled results compared well with both ET measurement systems EC and lysimeter, showing average overestimates of 8% on daily ET. The model was also capable of tracing a soil water deficit curve in agreement with point measurements of soil moisture

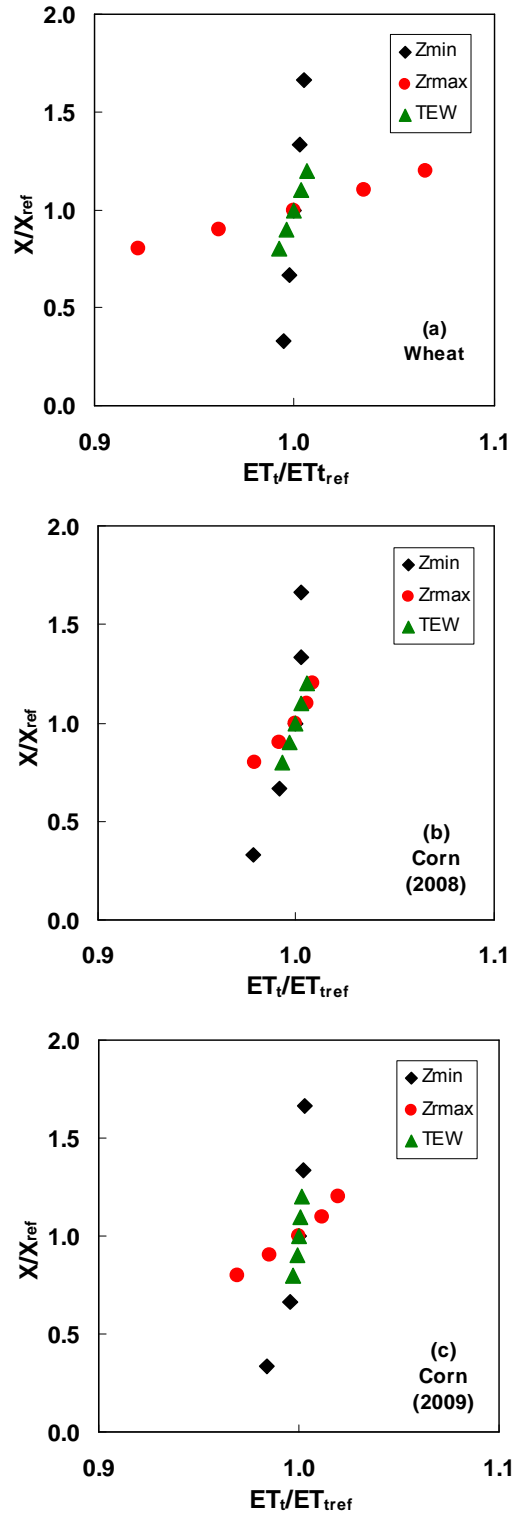


Fig. 8. ET_t with respect to ET_{tref} for variations in maximum effective root depth (Z_{max}), minimum effective root depth (Z_{min}) and TEW, for wheat 2009 season (a) and corn 2008 (b) and 2009 (c) seasons.

The use of satellite-borne sensors permitted low-cost, large-scale acquisition of distributed vegetation indices, without significant loss of accuracy in the final ET estimation, thus avoiding problems of representative field measurements for low plant ground coverage. The extension of the method to larger areas using satellite inputs is hindered by the need for a daily water balance that requires accurate soil and irrigation information, which is difficult to gather on a large scale. However, Díaz et al. (2009) have proposed a simplification of water balance calculating a synthetic crop coefficient that accounts for the main effects of rain and irrigation soil wetting on ET that could permit an upscaling of this model, reducing the data requirements.

Analysis of trends in the stress coefficient derived from the water balance provided valuable information about the use of water in both crops along the growing season, helped to quantify the incidence of water stress during individual growth stages and provided insights into its relationship with final yields under both rainfed and irrigated conditions.

This methodology can be used to perform water stress analyses and to decide when and how much to irrigate. The combination of remote sensing-derived basal crop coefficients with the FAO methodology could be an important tool for estimating water requirements and improve water management at irrigation-scheme and basin scales.

Acknowledgements. The authors are grateful for the support of CICE-Junta de Andalucía through the project P06-AGR-2317 and of the Spanish Ministry of Science and Innovation (EHBE project, CGL-2008-04047). We also wish to thank Paco Toscano and Alfonso Grande for providing corn management data.

Edited by: E. Morin

References

- Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., and Smith, A. R.: Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop requirements. Irrigation and Drainage Paper No. 56 FAO, Rome, 1998.
- Allen, R. G., Tasumi, M., and Trezza, R.: Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC)-Model, *J. Irrig. Drain. E-ASCE*, 133(4), 380–394, 2007.
- Anderson, M. C., Kustas, W. P., and Norman, J. M.: Upscaling flux observations from local to continental scales using thermal remote sensing, *Agron. J.*, 99, 240–254, 2007.
- Asrar, G., Mineny, R. B., and Kanemasu, E. T.: Estimation of plant-canopy attributes from spectral reflectance measurements, in “Theory and applications of optical remote sensing”, edited by: Asrar, G., Chichester: John Wiley and Sons, 252–292, 1989.
- Baret, F. and Guyot, G.: Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment, *Remote Sens. Environ.*, 35, 161–173, 1991.
- Bausch, W. C. and Neale, C. M. U.: Crop coefficients derived from reflected canopy radiation: a concept *Trans. ASAE*, 30(3), 703–709, 1987.
- Berengena, J. and Gavilán, P.: Reference evapotranspiration estimation in a highly advective semiarid environment, *J. Irrig. Drain. E.*, 131(2), 147–163, 2005.
- Berk, A., Bernstein, L. S., Anderson, G. P., Acharya, P. K., Robertson, D. C., Chetwynd, J. H., and Adler-Golden, S. M.: MODTRAN cloud and multiple scattering upgrades with application to AVIRIS, *Remote Sens. Environ.*, 65, 367–375, 1998.
- Brotzge, J. A. and Crawford, K. C.: Examination of the surface energy budget: A comparison of eddy correlation and Bowen ratio measurement systems, *J. Hydrometeorol.*, 4, 160–178, 2003.
- Calera, A., González-Piqueras, J., and Meliá, J.: Monitoring barley and corn growth from remote sensing data at field scale, *Int. J. Remote Sens.*, 25, 97–109, 2004.
- Campos, I., Neale, C. M. U., Calera, A., Balbontin, C., and González-Piqueras, J.: Assessing satellite-based basal crop coefficients for irrigated grapes (*Vitis vinifera* L.), *Agr. Water Manage.*, 97, 1760–1768, 2010.
- CAP: Crop yield annual statistics. [Online WWW], available: <http://www.juntadeandalucia.es/agriculturaypesca/portal/servicios/estadisticas/index.html>, last access: October 2010, 2009.
- Chapra, S. C.: Surface water-quality modelling, Mc-Graw-Hill, New York, 1997.
- Charles, J., Godfray, J., Beddington, J. R., Crute, I. R., Haddad, L., Lawrence, D., Muir, J. F., Pretty, J., Robinson, S., Thomas, S. M., and Toulmin, C.: Food Security: The challenge of feeding 9 billion people, *Science*, 327, 812–818, 2010.
- Choudhury, B. J., Ahmed, N. U., Idso, S. B., Reginato, R. J., and Daughtry, C. S. T.: Relations between evaporation coefficients and vegetation indices studied by model simulations, *Remote Sens. Environ.*, 50, 1–17, 1994.
- Colaizzi, P. D., Barnes, E. M., Clarke, T. R., Choi, C. Y., Waller, P. M., Haberland, J., and Kostrzewski, M.: Water stress detection under high frequency sprinkler irrigation with water deficit index, *J. Irrig. Drain. E-ASCE*, 129(1), 36–43, 2003a.
- Colaizzi, P. D., Barnes, E. M., Clarke, T. R., Choi, C. Y., and Waller, P. M.: Estimating soil moisture under low frequency surface irrigation using crop water stress index, *J. Irrig. Drain. E-ASCE*, 129(1), 27–35, 2003b.
- Díaz, A., González-Dugo, M.P., Escuin, S., Mateos, L., Cano, F., Cifuentes, V., Tirado, J. L., and Oyonarte, N.: Irrigation water use monitoring at watershed scale using series of high-resolution satellite images, in: Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems and Hydrology. Proc. SPIE., edited by: Neale, C. M. U. and Maltese, A., Vol. 7472. Pág. 74720E-1, 2009.
- Doorenbos, J. and Kassam, A. H.: Yield response to water, FAO Irrigation and Drainage, Paper N° 33, FAO, Rome, 1979.
- Doorenbos, J. and Pruitt, W. O.: Crop water requirement, FAO Irrigation and Drainage, Paper N° 24, FAO, Rome, 1977.
- Duchemin, B., Hadria, R., and Er-Raki, S.: Monitoring wheat phenology and irrigation in central Morocco: On the use of relationships between evapotranspiration, crop coefficient, leaf area index and remotely-sensed vegetation indices, *Agr. Water Manage.*, 79, 1–27, 2006.
- Er-Raki, S., Chehbouni, A., Guemouria, N., Duchemin, B., Ezza-har, J., and Hadria, R.: Combining FAO-56 model and ground-based remote sensing to estimate water consumption of wheat crops in semi-arid regions, *Agr. Water Manage.*, 87, 41–54, 2007.
- FAO: World Agriculture: Towards 2030/2050. Interim report.

- Prospects for food, nutrition, agriculture and major commodity groups, Rome, Italy, 2006.
- Fuchs, M. and Tanner, C. B.: Evaporation from a drying soil, *J. Appl. Meteorol.*, 6, 852–857, 1967.
- Gavilán, P., Estévez, J., and Berengena, J.: Comparison of standardized reference evapotranspiration equations in southern Spain, *J. Irrig. Drain. E.*, 134(1), 1–12, 2008.
- Glenn, E., Huete, A., Nagler, P., and Nelson, S.: Relationship between remotely-sensed vegetation index, canopy attributes and plant physiological processes: what vegetation indices can and cannot tell us about the landscape, *Sensors*, 8(4), 2136–2160, 2008.
- González-Dugo, M. P. and Mateos, L.: Spectral vegetation indices for benchmarking water productivity of irrigated cotton and sugarbeet crops, *Agr. Water Manage.*, 95, 48–58, 2008.
- González-Dugo, M. P., Neale, C. M. U., Mateos, L., Kustas, W. P., Prueger, J., Anderson, M. C., and Li, F.: A comparison of operational remote-sensing-based models for estimating crop evapotranspiration, *Agr. Forest Meteorol.*, 149, 1843–1853, 2009.
- Gonzalez-Piqueras, J., Calera Belmonte A., Gilabert, M. A., Cuesta García, A., and De la Cruz Tercero, F.: In: Estimation of crop coefficient by means of optimized vegetation indices for corn. Proceedings of the SPIE Congress, Barcelona, 8–11 September, p. 12, 2003.
- Heilman, J. L., Heilman, W. E., and Moore, D. G.: Evaluating the crop coefficient using spectral reflectance, *Agron. J.*, 74, 967–971, 1982.
- Hsiao, T. C., Steduto, P., and Fereres, E.: A systematic and quantitative approach to improve water use efficiency in agriculture, *Irrigation Sci.*, 25, 209–231, 2007.
- Hsiao, T. C., Heng, L. K., Steduto, P., Rojas-Lara, B., Raes, D., and Fereres, E.: AquaCrop-The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: III. Parameterization and Testing for Maize, *Agron. J.*, 101, 448–459, 2009.
- Huete, A. R.: A soil-adjusted vegetation index (SAVI), *Remote Sens. Environ.*, 25, 295–309, 1988.
- Hunsaker, D. J., Pinter Jr., P. J., Barnes, E. M., and Kimball, B. A.: Estimating cotton evapotranspiration crop coefficient with a multispectral vegetation index, *Irrigation Sci.*, 22, 95–104, 2003.
- Hunsaker, D. J., Pinter, P. R. and Kimball, B. A.: Wheat basal crop coefficients determined by normalized difference vegetation index. *Irrigation Sci.*, 24, 1–14, 2005.
- Jackson, R. D., Idso, S. B., Regionato, R. J., and Pinter Jr., P. J.: Remotely sensed crop temperatures and reflectances as inputs to irrigation scheduling, in: *Irrigation and Drainage Special Conference Proceedings*, ASCE, Boise, N.Y., USA, 390–397, 1980.
- Jackson, R. D., Idso, S. B., Regionato, R. J., and Pinter Jr., P. J.: Canopy temperatures as a crop water stress indicator, *Water Resour. Res.*, 17, 1133–1138, 1981.
- Jackson, R. D. and Huete, A. R.: Interpreting vegetation indices, *Prev. Vet. Med.*, 11, 185–200, 1991.
- Jayanthi, H., Neale, C. M. U., and Wright, J. L.: Development and validation of canopy reflectance-based crop coefficient for potato, *Agr. Water Manage.*, 88(1–3), 235–246, 2007.
- Liang, S., Fang, H., Morisette, J. T., Chen, M., Shuey, C. J., Wathall, C. J., and Daughtry, C. S. T.: Atmospheric correction of Landsat ETM+ Land surface Imagery: II. Validation and Applications, *IEEE T. Geosci. Remote*, 2002.
- Moran, M. S., Clarke, T. R., Inoue, Y., and Vidal, A.: Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index, *Remote Sens. Environ.*, 49, 246–263, 1994.
- Moran, M. S., Jackson, R. D., Slater, P. N., and Teillet, P. M.: Evaluation of simplified procedures for retrieval of land surface reflectance factor from satellite sensor output, *Remote Sens. Environ.*, 41, 169–184, 1992.
- Moran, M. S., Jackson, R. D., Clarke, T. R., Qi, J., Cabot, F., Thome, K. J., and Markham, B. L.: Reflectance factor retrieval from Landsat TM and SPOT HRV data for bright and dark target, *Remote Sens. Environ.*, 52, 218–230, 1995.
- Neale, C. M. U., Bausch, W. C., and Heerman, D. F.: Development of reflectance-based crop coefficients for corn, *Transactions of the ASAE*, 32(4), 1891–1899, 1989.
- Rawson, H. M. and Gómez, H.: *Irrigated Wheat*, FAO, Rome, Italy, 2000.
- Raes, D., Steduto, P., Hsiao, T. C., and Fereres, E.: AquaCrop – The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: II. Main Algorithms and Software Description, *Agron. J.*, 101, 438–447, 2009.
- Rijsberman, F. R.: Water scarcity: fact or fiction?, *Agr. Water Manage.*, 80, 5–22, 2006.
- Ritchie, S. and Hanway, J. J.: How a corn plant develops. Iowa State University Technol. Spec. Report, 48 pp., 1982.
- Schapp, M. G., Leij, F. J., and van Genuchten, M. Th.: “Rosetta: a computer program for estimating soil hydraulic parameters with hierarchical pedotransfer functions”, *J. Hydrol.*, 251(3), 163–176, doi:10.1016/S0022-1694(01)00466-8, 2001.
- Steduto, P., Hsiao, T. C., Raes, D., and Fereres, E.: AquaCrop-The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: I. Concepts and Underlying Principles, *Agron. J.*, 101, 426–437, 2009.
- Storey, J., Scaramuzza, P., Schmidt, G., and Barsi, J.: Landsat 7 scan line corrector-off gap-filled product development. Pecora 16 “Global Priorities in Land Remote Sensing” conference proceedings (ASPRS), 2005.
- Tanner, B. D., Swiatek, E., and Greene, J. P.: Density fluctuations and use of the krypton hygrometer in surface flux measurements, in: *Proceedings of the National Conference on Irrigation and Drainage Engineering*, edited by: Allen, R. G., and Neale, C. M. U., Park City, Utah, American Society of Civil Engineers, New York, 21–23 July 1993, pp105–112, 1993.
- Teixeira, A. H. D. C., Bastiaanssen, W. G. M., Ahmad, M. D., and Bos, M. G.: Reviewing SEBAL input parameters for assessing evapotranspiration and water productivity for the Low-Middle São Francisco River basin, Brazil: Part B: Application to the regional scale, *Agric. Forest Meteorol.*, 149, 477–490, 2009.
- Twine, T. E., Kustas, W. P., Norman, J. M., Cook, D. R., Houser, P. R., Meyer, T. P., Prueger, J. H., Starks, P. J., and Wesley, M. L.: Correcting eddy-covariance flux underestimates over grassland, *Agr. Forest Meteorol.*, 103, 279–300, 2000.
- Webb, E. K., Pearman, G. I., and Leuning, R.: Corrections of flux measurements for density effects due to heat and water vapour transfer, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 106, 85–110, 1980.
- Wright, J. L.: New evapotranspiration crop coefficients, *J. Irrig. Drain. Div.*, 108, 57–74, 1982.
- Zadoks, J. C., Chang, T. T., and Konzak, C. F.: Decimal code for growth stages of cereals. *Weed Res.*, 14(4), 415–421, 1974.

Manuscript Number:

Title: Wheat yield monitoring in Southern Spain using the GRAMI Model and satellite imagery

Article Type: Regular Article

Keywords: Yield, Wheat, GRAMI, Landsat

Corresponding Author: Mr. Francisco Luis Muñoz Padilla, M.D.

Corresponding Author's Institution: IFAPA. Centro Alameda del Obispo

First Author: Francisco Luis Muñoz Padilla, M.D.

Order of Authors: Francisco Luis Muñoz Padilla, M.D.; Stephen Maas, Ph.D.; Maria del Patrocinio González Dugo, Ph.D.; Francisco Mansilla; Nithya Rajan, Ph.D.; Pedro Gavilán, Ph.D.; Juan Domínguez, Ph. D.

Abstract: The worldwide increase in the demand for food and the limited available resources to produce it make it necessary to develop tools which allow estimation of crop production, thereby helping to manage the way food is produced, stored and distributed. GRAMI, a model originally developed to simulate the growth and yield of grain crops and capable of using remotely sensed information, was adapted to be applied over a semiarid area in Southern Spain. The aim of this study was to determine if the GRAMI model could be successfully applied to estimating wheat yield in this semiarid area using satellite imagery. Information from meteorological stations and TM and ETM+ sensors onboard LANDSAT 5 and 7, respectively, were used during the 2008 and 2009 growing seasons. The GRAMI model. The model parameters (light-use efficiency, crop phenological stage and yield partitioning factor) were evaluated using information collected from 30 durum and bread wheat experimental plots. According to the phenology data, the cultivars were divided into two groups with similar development. Spectral radiometry measurements were taken for each plot throughout the growing season to obtain experimental relationships between the normalized difference vegetation index (NDVI) and leaf area index (LAI). Forty-nine commercial wheat fields, each large enough to be resolved by the satellite imaging sensor while avoiding edge effects, were chosen in 2008 and 2009 to evaluate the model. Yield data for each field were supplied by the farmers. Yield estimation errors of 12.76 and 12.80 % were obtained in each experimental group with a root mean squared error (RMSE) of 531.96 and 514.89 kg ha⁻¹, respectively. When the model was applied at the field scale with the seasonal development of LAI estimated from satellite imagery, yield estimation errors of 25.15 and 22.93 % were obtained, with RMSE = 1051 and 1077 kg ha⁻¹ for the 2008 and 2009 seasons, respectively. The better results achieved under experimental plot conditions can be explained by the similar management practices applied to all these fields. In contrast, uncertainty regarding crop management practices (planting date, irrigation, fertilization, etc.) at the field scale reduced the model's estimation ability. However, these results were satisfactory for crop yield estimation over large areas where average yield estimate for each year exhibited an error of approximately 6 %.

Keywords: Yield, Wheat, GRAMI, Landsat

Corresponding author information:

Francisco Luis Muñoz Padilla

Address: (Home). C/ Julio César 16 1º 2; Zip: 14007. Córdoba (Spain)

Mail: franciscol.munoz@juntadeandalucia.es ; currolu@hotmail.com

Institution: IFAPA. Centro Alameda del Obispo.

Institution address: Avda. Menéndez Pidal s/n Apdo. 3092. ZIP: 14071 Córdoba (Spain)

Phone number (1): 0034957250763 (home)

Phone number (2): 0034957016173 (office)

Phone number (3): 0034669033237 (mobile)

Fax: 0034957016043

If any question arises, please contact me.

1 Highlights

2

3 The GRAMI model was adapted to be applied over a semiarid area in Southern Spain>

4 Information from meteorological stations and TM and ETM+ sensors onboard LANDSAT 5

5 and 7 were used> Simulated yield values showed reasonable agreement with corresponding

6 observed yields> The best results were achieved under experimental plot conditions> Results

7 were satisfactory for crop yield estimation over large areas.

8

1 **Wheat yield monitoring in Southern Spain using the GRAMI Model and** 2 **satellite imagery**

3 F.L.M. Padilla^a, S.J. Maas^b, M.P. González-Dugo^a, F. Mansilla^a, N. Rajan^c
4 P.Gavilán^a and J. Domínguez^a,

5
6 ^a IFAPA. Centro Alameda del Obispo, Córdoba (Spain)

7 ^b Texas Tech University, Lubbock, TX (USA)

8 ^c Texas Agrilife Research and Extension Center, Vernon, TX (USA)

9

10 Correspondence to: F. L. M. Padilla (franciscol.munoz@juntadeandalucia.es)

11

12 franciscol.munoz@juntadeandalucia.es

13 The worldwide increase in the demand for food and the limited available resources to produce
14 it make it necessary to develop tools which allow estimation of crop production, thereby
15 helping to manage the way food is produced, stored and distributed. GRAMI, a model
16 originally developed to simulate the growth and yield of grain crops and capable of using
17 remotely sensed information, was adapted to be applied over a semiarid area in Southern
18 Spain. The aim of this study was to determine if the GRAMI model could be successfully
19 applied to estimating wheat yield in this semiarid area using satellite imagery. Information
20 from meteorological stations and TM and ETM+ sensors onboard LANDSAT 5 and 7,
21 respectively, were used during the 2008 and 2009 growing seasons. The GRAMI model. The
22 model parameters (light-use efficiency, crop phenological stage and yield partitioning factor)
23 were evaluated using information collected from 30 durum and bread wheat experimental
24 plots. According to the phenology data, the cultivars were divided into two groups with
25 similar development. Spectral radiometry measurements were taken for each plot throughout
26 the growing season to obtain experimental relationships between the normalized difference
27 vegetation index (NDVI) and leaf area index (LAI). Forty-nine commercial wheat fields, each
28 large enough to be resolved by the satellite imaging sensor while avoiding edge effects, were

1 chosen in 2008 and 2009 to evaluate the model. Yield data for each field were supplied by the
2 farmers. Yield estimation errors of 12.76 and 12.80 % were obtained in each experimental
3 group with a root mean squared error (RMSE) of 531.96 and 514.89 kg ha⁻¹, respectively.
4 When the model was applied at the field scale with the seasonal development of LAI
5 estimated from satellite imagery, yield estimation errors of 25.15 and 22.93 % were obtained,
6 with RMSE = 1051 and 1077 kg ha⁻¹ for the 2008 and 2009 seasons, respectively. The better
7 results achieved under experimental plot conditions can be explained by the similar
8 management practices applied to all these fields. In contrast, uncertainty regarding crop
9 management practices (planting date, irrigation, fertilization, etc.) at the field scale reduced
10 the model's estimation ability. However, these results were satisfactory for crop yield
11 estimation over large areas where average yield estimate for each year exhibited an error of
12 approximately 6 %.

13 **Keywords: Yield, Wheat, GRAMI, Landsat**

14

15 **1 Introduction**

16 Recent studies show that the global demand for food will increase for at least another 40
17 years. It is estimated that the global population will reach 9 billion people by the middle of
18 this century (Charles et al., 2010). This growing world population needs to be fed, but with
19 less water available for agriculture (Serageldin, 1999). Crop yield estimates traditionally have
20 been considered as a key indicator related to national food security. These considerations
21 support the development of mathematical models to accurately estimate crop yield at field and
22 regional scales.

1 Research efforts have been conducted at institutions around the world during the last four
2 decades to develop models capable of simulating crop growth and yield. The capability of
3 combining remotely sensed data from different sensors and crop growth models has been an
4 objective of many of these efforts. Programs such as LACIE (Large Area Crop Inventory
5 Experiment) and AgRISTARS, initiated by U.S. research organizations, demonstrated the
6 potential of multispectral sensors for estimating large-scale agricultural production and laid
7 down the foundations of the physical relationship between spectral measurements and the
8 biophysical properties of soil and vegetation. Since then, the number of sensing systems has
9 greatly increased, improving the quantity and quality of available remote sensing data.

10 Remote sensors can be used to obtain values which will be used as input variables in crop
11 models that estimate or predict crop yield. Previous studies (Maas, 1988a, 1988b) have shown
12 that it is possible to improve the performance of a crop model by using information derived
13 from remote sensing. Doraiswamy et al. (2004) estimated corn and soybean yields with errors
14 of 3 and 7%, respectively, using a crop growth model modified to use satellite-derived leaf
15 area index (LAI) as an input.

16 The use of vegetation indices (VI) obtained from remote sensing measurement, has
17 demonstrated an improved capability to predict crop yield at the plot scale through statistical
18 relationships between VI and yield. However, healthy development of the crop (without biotic
19 stresses) was required to obtain satisfactory results (Ma et al., 2001). Numerous research
20 results have been reported involving yield prediction based on empirical relationships
21 between VI obtained from radiometer measurements and crop yield, including cotton (Zhao et
22 al. 2007), rainfed and irrigated wheat (Aparicio et al., 2000), and soybeans (Ma et al., 2001).
23 The spatial scale can be increased by using sensors on board satellites. Thus, the annual
24 regional crop yield can be related to VI obtained from satellite imagery. For example, the

1 average regional yields of maize (Mkhabela and Mashinini, 2005) and wheat (Labus et al.,
2 2002) have been estimated with good results. However, poorer results have been obtained for
3 cotton (Dalezios et al., 2001). To improve the model's estimation ability, various researchers
4 have included additional information into their empirical models besides VI, such as rainfall,
5 soil temperature and soil moisture, achieving improved predictions for wheat (Balaghi et al.,
6 2008; Wall et al., 2007) and corn and soybeans (Prasad et al., 2006). These empirical
7 relationships cannot be extrapolated to other crops or locations, which is an important
8 drawback.

9 A potential solution to this problem is the use of models with a more physical basis, such as
10 the biomass estimation model of Monteith (Monteith, 1972; Monteith and Unsworth, 1990)
11 which can include a harvest index that can be used for estimating yield (Lobell et al., 2003;
12 Zwart and Bastiaanssen, 2007; Padilla et al., 2010). This model allows the estimation of
13 biomass accumulated over time by a crop by calculating the accumulation of APAR
14 (absorbed photosynthetically active radiation) during that period along with the light-use
15 efficiency (the amount of biomass that is produced per unit of absorbed PAR). Asrar et al.
16 (1989) modified this model by introducing a stress index, as the original model did not
17 consider the possibility of water deficiency during the growing season. The parameter fPAR
18 (the fraction of PAR absorbed by the plant canopy) is needed for computing APAR. The
19 ability to estimate fPAR from remotely sensed spectral measurements has been demonstrated
20 (Asrar et al., 1984). The Monteith biomass estimation model has been applied over large areas
21 (Bastiaanssen et al., 2003; Lobell et al., 2003; Zwart and Bastiaanssen, 2007).

22 Complex crop growth models, including DSSAT (Jones et al., 1993), CropSyst (Stöckle et al.,
23 1994) and STICS (Brisson et al., 1998), have been widely used over the last 15 years for
24 many applications. Many of these efforts have been designed to study management options at

1 different study sites, including fertilizer, irrigation, pest management and site-specific farming
2 (Jones et al., 2003). Some of these models have also been applied at the regional scale using
3 remote sensing (Weiss et al., 2001). Their ability to estimate crop yield under experimental
4 plot conditions has been good. However, these models require a large number of inputs and
5 parameters that make their use difficult at the field or regional scales in areas where detailed
6 information is unavailable.

7 An alternative is to use less-complicated models that require fewer and less detailed inputs
8 and parameters. An example is GRAMI, a model originally developed to simulate the growth
9 and yield of grain crops, including wheat (Maas, 1992, 1993a, 1993b). GRAMI has more
10 recently been modified to simulate the growth and yield of cotton (Ko et al., 2005, 2006).
11 While GRAMI uses a less complex approach for modelling crop growth, it compensates for
12 this lack of complexity by including the capability to use remotely sensed information. By
13 means of an iterative numerical procedure built into the model, GRAMI can use infrequent
14 remote sensing observations of LAI or ground cover to adjust the values of certain model
15 parameters so that the simulated crop growth can be brought into agreement with the crop
16 growth indicated by the remote sensing observations (Maas, 1992, 1993b). This procedure is
17 called “within-season calibration”. Studies using field data (Maas, 1988b, 1993c) have
18 demonstrated that the inclusion of remotely sensed information can improve model estimates
19 of crop yield. The combination of a relatively simple model (that can use readily available
20 input data) and remote sensing data provides a tool of potential use in regional crop
21 estimation programs.

22 The objective of this study was to determine if the GRAMI model could be successfully
23 applied to estimating wheat yield in Southern Spain. Model parameters were evaluated using
24 data collected from experimental field plots planted to a number of local wheat cultivars. The

1 model was then run to estimate the yields for these plots. Following this test of the model, it
2 was run to estimate the yields for 49 commercial wheat fields in the region using the
3 parameter values developed from the experimental plot study and observed weather data and
4 commercially available remote sensing imagery. The results were analyzed to determine the
5 accuracy of the model and provide an assessment of its suitability for operational wheat yield
6 estimation in this geographic region.

7

8 **2 Materials and Methods**

9 **2.1 Model Description**

10 The GRAMI model (Maas, 1993a, 1993b) was used in this study to estimate wheat yield
11 using remote sensed data at the field scale. In the model, the four processes involved in
12 simulating daily wheat crop growth are: (1) calculation of growing degree-days (GDD), (2)
13 absorption of incident radiant energy by leaves, (3) production of above-ground new dry mass
14 by the leaf canopy, and (4) determination of LAI partitioning of new dry mass to leaves,
15 stems, and grain. The daily increase in accumulated growing degree-days (ΔD) is calculated
16 as follows,

$$17 \quad \Delta D = \text{Max}[T - T_b, 0] \quad (1)$$

18 where T is the average daily air temperature (°C) and T_b is a base temperature (°C) specific to
19 a crop species. For wheat, $T_b = 0$ °C. The value of ΔD is zero when T is less than T_b .

20 The daily increase in above-ground dry mass (ΔM) is calculated as follows,

$$21 \quad \Delta M = \varepsilon Q \quad (2)$$

1 where ε is the radiation use efficiency and Q ($MJ m^{-2}$) is the daily total photosynthetically
2 active radiation in $MJ m^{-2}$ absorbed by the crop canopy. Q is evaluated as follows,

$$3 \quad Q = \beta R(1 - e^{-kLAI}) \quad (3)$$

4 where R is the incident daily total solar irradiance in $MJ m^{-2}$, β is the fraction of total solar
5 irradiance that is PAR, and k is a light extinction coefficient specific for a given crop
6 (Charles-Edwards et al., 1986). The value of β is approximately 0.45 (Monteith and
7 Unsworth, 1990).

8 The daily increase in LAI due to new growth (ΔL) is calculated as

$$9 \quad \Delta L = \Delta M P_1 S \quad (4)$$

10 where ΔM is the daily increase in aboveground dry biomass from Eq. 2, S is the specific leaf
11 area (SLA) of the leaf tissues, and P_1 is the fraction of ΔM partitioned to new leaves. The
12 value of P_1 is calculated using the following equation,

$$13 \quad P_1 = \text{Max}[1 - ae^{bD}, 0] \quad (5)$$

14 where a and b are parameters that control the magnitude and shape of the function and D is
15 the accumulated growing degree-days.

16 Leaf senescence is modelled by assuming that leaves appearing on a given day have a specific
17 lifespan in degree-days. The lifespan associated with ΔL for a given day is calculated using
18 the empirical function,

$$19 \quad J = c + dD \quad (6)$$

20 where c and d are parameters that control the magnitude and slope of the function.

21 The number of growing degree-days between the various phenological stages in the
22 development of the wheat plants is an input and allows estimating the dates on which

1 emergence, flowering and maturity occur. A yield partitioning factor is used between
2 flowering and maturity to estimate yield as a percentage of total dry mass production.

3 As described previously, the model can use within-season calibration based on observations
4 of crop growth (LAI or ground cover) obtained during the growing season. In this study,
5 within-season calibration (Maas, 1993b) was used to systematically manipulate the values of
6 selected model parameters (a, b, c, d) and the initial value of LAI (L_0) until the model
7 simulation matched the observations of growth. The initial value of LAI is related to sowing
8 rate so this cultivation factor is accounted for by the within-season calibration of the model.
9 Observed crop growth used in the within-season calibration was estimated from ground-based
10 spectroradiometer measurements or satellite imagery.

11

12 **2.2 Experimental plot and field data**

13 **Experimental plot data**

14 Two experimental sites planted to wheat were monitored during the 2009 growing season
15 (Fig. 1). The first site was located near Cañete de las Torres (Córdoba). Fourteen durum
16 (*Triticum durum*) and fourteen bread wheat cultivars (*Triticum aestivum*) (Table 1) were sown
17 on December 23, 2008, in 12-m² experimental plots (six rows, 20 cm apart). Measurements of
18 the following factors were made every 15 days during the growing season: crop height, PAR,
19 LAI and spectral reflectance. Daily values were obtained by averaging three point
20 measurements made at three different locations in each plot. In addition, the Zadocs growth
21 stage (Zadoks et al., 1974) was determined weekly for each cultivar. An AccuPAR Model LP-
22 80 (Decagon Devices, Inc, Pullman, WA) ceptometer was used to estimate PAR and LAI at
23 each site and field canopy reflectance measurements were made using a hand-held field
24 spectroradiometer model ASD FieldSpec (Analytical Spectral Devices, Boulder, CO). Table 2

1 shows the days on which measurements were made. The spectral range of the instrument was
2 between 325 and 1075 nm with a sampling interval of 1.6 nm, which included the visible and
3 near-infrared (NIR) portions of the spectrum used in computing vegetation indices. The
4 measurements were taken at midday under cloudless conditions. Reflectance was calculated
5 as the ratio of the reflected and the incident irradiance, where the incident irradiance was
6 periodically measured using a white Spectralon reference panel (Labsphere, North Sutton,
7 NH). The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) (Rouse et al., 1974), Soil
8 Adjusted Vegetation Index (SAVI) (Huete, 1988), and the Enhanced Vegetation Index (EVI)
9 (Huete et al., 2008) were calculated from the reflectance measurements in the visible and NIR
10 spectral bands. An average value of each vegetation index was obtained for each
11 measurement day and cultivar. At the end of the growing season (July 2, 2009), the plots were
12 manually harvested and grain yield (kg ha^{-1}) was determined for each plot.

13 The second experimental site consisted of a rainfed wheat field (*Triticum aestivum*) with an
14 area of 2 ha located at the IFAPA Alameda del Obispo experimental farm (Córdoba). It was
15 sown on December 19, 2008, with the wheat cultivar 'Lubrican'. Field information similar to
16 that described above was collected twice a month, but in this case 20 measurements
17 distributed across the field were made to produce field-representative average values for each
18 parameter. In addition, above-ground biomass was measured by swathing three representative
19 0.25 m^2 areas. Dry weights of these samples were obtained by drying the samples in an oven
20 at $80 \text{ }^\circ\text{C}$ for 2 days. Finally, the remainder of each plot was mechanically harvested on July 3,
21 2009.

22 Values of LAI are required for the within-season calibration of the model. To evaluate LAI
23 from remote sensing data, relationships were developed based on measurements made on the
24 experimental plots. The spectral radiometry measurements taken on each experimental plot

1 over the course of the growing season were used to determine empirical relationships between
2 LAI and three vegetation indices NDVI, SAVI and EVI. The ability of these indices to
3 estimate LAI was evaluated based on the data in this study.

4 Meteorological data, including average daily air temperature and daily total solar irradiance,
5 were obtained from two weather stations forming part of the regional weather station network
6 (RIA). The first was near Cañete de las Torres and the second was located 100 m from the
7 wheat experimental plots located inside the IFAPA Alameda del Obispo experimental farm.

8 **Commercial field data**

9 Forty-nine commercial wheat fields (Fig. 1), large enough to be clearly observed by the
10 Landsat satellite remote sensor avoiding edge effects, were selected in 2008 and 2009 in
11 semiarid southern Spain (Genil-Cabra Irrigation District). All 2008 and 2009 cloudless
12 Landsat-5 and Landsat-7 images (a total of 10) and one partially cloudy Landsat-7 image
13 were acquired and processed. In addition, a 2008 IRS-Awifs image was also processed to
14 complete the data set for this study. Geometric and atmospheric corrections were applied to
15 the image data. Geometric correction using a large number of ground control points was
16 performed using a high-resolution orthographic photo taken in 2004 as a reference. Each
17 image was subsequently corrected for atmospheric transmittance to obtain surface reflectance
18 values using the MODTRAN 4 radiative transfer model (Berk et al., 1998). NDVI maps were
19 constructed using the red and NIR reflectance data for each Landsat image. Average values
20 were extracted from each NDVI map for each study field to obtain the change over time in
21 NDVI for each field. Empirical relationships between LAI and NDVI developed from the
22 experimental plot data were used to estimate LAI for each commercial field from the satellite
23 data. Table 2 lists the images used in the study for both years. Yield data for each field were
24 supplied by the farmers.

1 **2.3. Model parameter evaluation**

2 Parameters in the GRAMI model (light-use efficiency, degree-days to phenological stages,
3 and yield partitioning factor) were evaluated using information from the durum and bread
4 wheat experimental plots. Light-use efficiency was evaluated using the biomass data collected
5 from the experimental farm. The number of growing degree days to reach emergence,
6 flowering and maturity was estimated using the phenological information observed for each
7 cultivar. This involved dividing the twenty eight cultivars at the Cañete de las Torres
8 experiment into groups with similar phenological development according to the observed
9 Zadoks stage. The yield partitioning factor was evaluated using the previously estimated
10 parameters and the yield data for the twenty eight cultivars.

11

12 **2.4. Satellite-derived NDVI and ground-derived NDVI evaluation**

13 A comparison between satellite-derived and ground-derived NDVI was the first step in
14 assessing if satellite imagery could be successfully used to extrapolate field results to regional
15 scale. NDVI values derived from the Landsat 5 and 7 images were validated by comparing it
16 with the NDVI derived from the ground radiometric data of the Cordoba experiment (Table
17 2). The change over time in ground-derived NDVI was obtained by linear interpolating the
18 values of NDVI calculated from the radiometric measurement. All 2008 and 2009 cloudless
19 Landsat-5 and Landsat-7 images were used for this comparison. In addition, a partially cloudy
20 Landsat-7 image (DOY=99) was also used due to the lack of clouds in this part of the image.
21 One additional Landsat 5 image at the end of the growing season (DOY=171) completed the
22 data set for this comparison.

23

24

1 **2.5. Model application**

2 Once the performance of the model had been verified against the experimental plot data, yield
3 estimations for 2008 and 2009 were made for the commercial wheat fields. The
4 meteorological inputs were supplied by the Santaella weather station (RIA). Values of LAI
5 used for within-season calibration of the model simulations for each field were empirically
6 estimated from the vegetation indices computed from the cloudless Landsat-5 and Landsat-7
7 imagery. Since planting dates for the farmers' fields were not known, these were estimated
8 based on knowledge of farmers' planting practices in the region. Planting dates typically vary
9 between November 10 and December 10 in this region. In addition, most farmers usually
10 plant wheat just before a predicted heavy rain. Thus, the planting date for each field was
11 established to be two days prior to the occurrence of substantial rainfall in the weather records
12 for these two years. Model yield estimates were compared to the yield data supplied by the
13 farmers. The performance of the model was assessed by regressing measured yield onto
14 corresponding values of estimated yield. Root mean square error (RMSE) was calculated as
15 an indicator of model accuracy.

16

17 **3 Results and Discussion**

18 **LAI estimation**

19 Fig. 2 shows the relationship between the three VIs (NDVI, SAVI and EVI) used in this study
20 and the field measurements of LAI. The estimation ability was assessed from ordinary
21 regression and root mean square error (RMSE) analysis between estimated and measured LAI
22 values (data not shown). RMSE values of 0.33, 0.47 and 0.58 were obtained for NDVI, SAVI
23 and EVI, respectively. The relationship between NDVI and LAI has previously been
24 characterized to be asymptotic (Asrar, 1989). The results presented here confirm this

1 observation. Until LAI values reach approximately 3, the relationship between VIs and LAI is
2 approximately linear and in that interval estimate of LAI from VIs are considerably more
3 accurate (González-Dugo and Mateos, 2008). Above a value $LAI = 3$, the relationship
4 between LAI and VIs tends to become asymptotic as the crop biomass increases while the VIs
5 become saturated. This limited sensitivity of the LAI-VI relationship to dense canopies
6 ($LAI > 3$) was demonstrated by Myneni et al. (1997) for six structural types of land cover,
7 including grasses and cereal crops. Based on these results, NDVI was selected as the best VI
8 to estimate the change over time in LAI for the experimental plots in this study. The
9 relationship between NDVI and LAI, developed from the experimental plot data, were used to
10 estimate LAI for each commercial field from the satellite data. There are some concerns that
11 must be considered to accept this approach, such as using VIs obtained from different sensors
12 and the effects of soil, atmosphere and canopy architecture (Jackson and Huete, 1991). The
13 comparison between ground-derived NDVI and satellite-derived NDVI is presented in Fig 3.
14 Satellite-derived NDVI and ground-derived NDVI agreed with a coefficient of determination
15 (r^2) of 0.99 and a RMSE value of 0.015 was obtained from the Cordoba experiment. Similar
16 results (r^2) were reported by González-Dugo and Mateos (2008) where spectral radiometry
17 measurements were taken over cotton and sugarbeet.

18 VIs can be calculated with different input variables, such as raw detector output voltages (V)
19 or processed data such as reflectances, radiances or digital number. However, only VIs
20 calculated using the same variables can be compared (Jackson and Huete 1991). In addition
21 the atmospheric effect must be corrected for in order to obtain accurate VI from satellite data.
22 The architecture of a vegetation canopy also has an important effect that can hinder the use of
23 empirical relationship of VI versus LAI with different crops. This effect is considered
24 negligible because only the same plant species (wheat) was used in this study. However, the
25 effects of soil background on VI may be considered as a possible source of error in this study.

1 Thus, the experimental plot results might exhibit some differences with corresponding data
2 acquired under commercial field conditions, particularly if there were substantial differences
3 in soil type.

4 **Phenological stages**

5 Substantial differences in phenological development were found among the wheat cultivars in
6 this study, so the cultivars were divided into two groups with similar phenology. The change
7 over time in LAI for three cultivars of each group is presented in Fig. 4, where differences
8 within and between groups (cultivars) can be seen. The maximum LAI was reached on
9 approximately DAY 112 for group A (see Fig. 4). However, the cultivars of group B
10 exhibited maximum LAI approximately twelve days after Group A. In addition, group B
11 cultivars ripened, on average, ten days later than those of group A. Table 1 shows the
12 phenological group that each cultivar in the experimental plot study was assigned to based on
13 these observations. Eighteen belonged to group A and ten to group B. Corresponding
14 observed dates of phenological stages and growing degree day requirements are summarized
15 in Table 3.

16 **Light-use efficiency (ϵ).**

17 The light-use efficiency was evaluated by running the model for the Cordoba field experiment
18 with different values for ϵ and determining which value produced the smallest error between
19 simulated and observed aboveground dry mass. The value that minimized the estimation error
20 (RMSE = 56.76 g m⁻²) was 2.5 g MJ⁻¹ PAR. This is in the range of values reported by other
21 researchers, such as 2 to 2.4 g MJ⁻¹ (Gallagher and Biscoe, 1978; Lobell et al., 2003), 2.92 g
22 MJ⁻¹ (Asrar et al., 1984), 2.82 to 3.22 g MJ⁻¹ (García et al., 1988), and 1.4 to 1.74 g MJ⁻¹
23 (Gregory et al., 1992). Resulting simulated AGDM agreed with measured AGDM with a
24 coefficient of determination (r^2) of 0.99. Thus, it appears that the GRAMI model can

1 accurately estimate wheat AGDM under the conditions of this study. Similar results ($r^2=0.96$)
2 were reported for cotton by Ko et al. (2005) where AGDM was simulated using a version of
3 the GRAMI model modified to simulate the growth of that crop. Results of modelling AGDM
4 for the Córdoba field experiment are presented in Fig. 5.

5 **Yield partitioning factor**

6 This parameter was estimated using data from both phenological groups. Results of
7 simulating wheat yields for group A and B are presented in Figs. 6a and 6b, respectively. A
8 12.76 and 12.80 % yield estimation error was obtained in each experimental plot group with
9 an RMSE of 532 and 515 kg ha⁻¹, respectively. Bastiaanssen et al. (2003) obtained a similar
10 RMSE of 525 kg ha⁻¹ using a more complex model which combined the PAR model of
11 Monteith (1972) with the light use efficiency model of Field et al. (1995) and the surface
12 energy balance model of Bastiaanssen et al. (1998). The value of the yield partitioning factor
13 leading to the most accurate crop yield estimation was 0.8 for both experimental groups. The
14 yield estimation ability did not appear to be affected by the different phenology of each group.
15 The linear regression between observed and estimated yield was very close to the 1:1 relation
16 in both cases. The good results achieved by simulating crop yield under experimental plot
17 conditions can be partly explained by the fact that the planting date and phenological stages
18 were known for this experiment, and similar managements practices were applied to all the
19 plots. Thus, these results likely represent the model's maximum estimation capability. Even
20 though the sensitivity of the LAI-VI relationship to dense canopies (LAI>3) may be reduced,
21 this should not markedly affect the simulation results. At high LAI values (LAI>3), the plant
22 canopy intercepts practically all the incoming PAR, so differences in estimated LAI in this
23 range lead to only small differences in absorbed PAR.

24

1 **Regional scale yield assessment**

2 Values for the model parameters established from the analysis involving the experimental
3 field plots were used in modelling the yield of the commercial fields in Southern Spain. There
4 was less information available regarding exact planting dates and cultivars used at this scale.
5 Thus, phenological development was not known for the commercial fields. Planting dates
6 were estimating based on rainfall events, as described previously. According to the rainfall
7 data, November 19 and December 1 were considered to be the planting dates for the 2008 and
8 2009 seasons, respectively. From initial simulations of wheat growth in the commercial fields,
9 cultivar group B appeared to be the appropriate group to estimate yield in this region, as it did
10 a better job of matching the observed change over time in LAI. Thus, the degree-day
11 accumulations to phenological stages associated with group B were used in modelling crop
12 growth and yield for the commercial fields. Results of simulating yields for both years are
13 presented in Figs. 7a and 7b. RMSE values of 1051 and 1077 kg ha⁻¹ that represented yield
14 estimation errors of 25.15 and 22.93% were obtained for the 2008 and 2009 seasons,
15 respectively. While the scatter among the yield estimates in Figs. 7a and 7b was substantial,
16 the closeness of the regression lines to the corresponding 1:1 lines in these figures suggests
17 that there was not a substantial amount of overall bias in the yield estimates. The average
18 yield estimate for each year (Table 4) exhibited an error of approximately 6 %, which is
19 comparable to results previously achieved with the GRAMI model for grain crops (Maas,
20 1991, 1993c). These results suggest that the model appears to be capable of estimating wheat
21 yield with a reasonable degree of accuracy at the regional scale even though a number of
22 factors (planting date, cultivar, and management practices such as irrigation and fertilization)
23 potentially influencing the accuracy of the simulations were not exactly known and the effects
24 of soil background may decrease the LAI estimation accuracy.

1 **4 Conclusion**

2 The GRAMI model has been successfully adapted to be applied over a semiarid area in
3 Southern Spain (Genil-Cabra Irrigation District). Model parameters (light-use efficiency,
4 degree-days to phenological stages, and yield partitioning factor) could be evaluated based on
5 experimental plot data. Simulated yield values showed reasonable agreement with
6 corresponding observed yields. The best results were achieved under experimental plot
7 conditions where planting, phenology, and management conditions were known. When
8 applied to commercial fields using LAI data obtained from satellite observations, the model
9 was less accurate in estimating individual field yields, due in part to a lack of knowledge
10 about specific planting, phenology, and management conditions for the commercial fields.
11 However, the model was capable of estimating the average regional yield with a reasonable
12 degree of accuracy and a lack of substantial bias. For these reasons, we feel that the GRAMI
13 model could be an important tool for crop yield estimation at the regional scale, such as the
14 region of southern Spain to which it was applied in this study by evaluating three parameters
15 of the model (light-use efficiency, degree-days to phenological stages, and yield partitioning
16 factor). We recommend that, in future studies, the model should be applied at the regional
17 scale for additional years, with the results compared with official yield statistics. Yield
18 mapping is another important advantage of this approach. The combination of the GRAMI
19 model and satellite imagery could easily be used to produce fast and inexpensive yield maps
20 at the field scale without the need for GPS-based yield monitoring systems. When cultivar
21 and managements practices (especially planting date) are known, the accuracy of yield maps
22 produced by this method should approach that achieved using the experimental plot results
23 presented in this study.

24

1 **5 Acknowledgment**

2 The authors wish to recognize the support of CICE-Junta de Andalucía through the project
3 P06-AGR-2317. We also would like to acknowledge the contributions of IFAPA (Instituto
4 Andaluz de Investigación y Formación Agraria y Pesquera) through access to their
5 experimental fields, which are established and maintained by personnel of the RAEA
6 network. The authors wish to thank Mr. Berlanga and Mrs. Carmona (manager and technician
7 of the Genil-Cabra Irrigation District) for allowing us to collect yield data from fields worked
8 their associated farmers.

9

10 **6 References**

- 11 Aparicio N., Villegas, D., Casadesús, J., Araus, J.L., Royo, C., 2000. Spectral vegetation
12 indices as nondestructive tools for determining durum wheat yield. *Agron. J.* 92,83-91.
- 13 Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E.T., Hatfield, J.L., 1984. Estimating absorbed
14 photosynthetically active radiation and leaf area index from spectral reflectance in
15 wheat. *Agron. J.* 76, 300-306.
- 16 Bastiaanssen, W.G.M., Menenti, M., Feddes, R.A., Holtslag, A.A.M., 1998. A remote sensing
17 surface energy balance algorithm for land (SEBAL):1. Formulation. *J. Hydrol.*
18 (Amsterdam) 213, 198-212.
- 19 Bastiaanssen, W.G.M., Ali, S. 2003. A new crop yield forecasting model based on satellite
20 measurement applied across the Indus Basing. *Agric. Ecosyst. Environ.* 97, 321-340.
- 21 Berk A., Bernstein, L.S., Anderson, G.P., Acharya, P.K., Robertson, D.C., Chetwynd, J.H.,
22 Adler-Golden, S.M., 1998. MODTRAN cloud and multiple scattering upgrades with
23 application to AVIRIS. *Remote Sens. Environ.* 65, 367-375.

- 1 Brisson, N., Mary, B., Ripoche, B., Jeuffroy, D., Ruget, M.H., Nicoullaud, F., Gate, B.,
2 Devienne-Barret, P., Antonioletti, F., Durr, R., Richard, C., Beaudoin, G., Recous, G.,
3 Tayot, S., Plenet, X., Cellier, D., Machet, P., Meynard, J.M., Dellécolle, J.M., 1998.
4 STICS: a generic model for the simulation of crops and their water and nitrogen
5 balance. I. Theory and parameterization applied to wheat and corn. *Agronomie (Paris)*
6 18, 311-346.
- 7 Charles-Edwards, D.A., Doley, D., Rimmington, G.M., 1986. Modeling plant and
8 development. Academic Press, Orlando, FL.
- 9 Charles, J., Godfray, J., Beddington, J.R., Crute, I.R., Haddad, L., Lawrence, D., Muir, J.F.,
10 Pretty, J., Robinson, S., Thomas, S.M., Toulmin, C., 2010. Food Security: The
11 Challenge of feeding 9 billion people. *Science (Washington, DC)* 327, 812-818.
- 12 Dalezios, N. R., Domenikiotis, C., Loukas, A., Tzortzios S.T., Kalaitzidis, C., 2001. Cotton
13 yield estimation based on NOAA/AVHRR produced NDVI. *Phys. Chem. Earth (B)*
14 26(3), 247-251.
- 15 Doraiswamy, P.C., Hatfield, J.L., Jackson, T.J., Akhmedov, B., Prueger, J., Stern.A., 2004.
16 Crop condition and yield simulation using Landsat and MODIS. *Remote Sens.*
17 *Environ.* 92, 548-559.
- 18 Field, C.B., Randerson, J.T., Malmstrom, C.M., 1995. Global bet primary production:
19 combining ecology and remote sensing. *Remote Sens. Environ.* 51, 74-88.
- 20 Gallagher, J.N., Biscoe, P.V., 1978. Radiation absorption, growth and yield of cereals. *J.*
21 *Agric. Sci. (Cambridge)*. 91, 47-60.
- 22 Garcia, R., Kanemasu, E.T., Blad, B.L., Bauer, A.A., Hatfield, J.L., Major, D., R.J. Reginato,
23 R.J., Hubbard, K.G., 1988. Interception and use efficiency of light in winter wheat
24 under different nitrogen regimes. *Agric. For. Meteorol.* 44, 175-186.

- 1 González-Dugo, M.P., Mateos, L., 2008. Spectral vegetation indices for benchmarking water
2 productivity of irrigated cotton and sugarbeet crops. *Agric. Water Manage.* 95, 48-58.
- 3 Gregory, P.J., Tennant, D., Belford, R.K., 1992. Root and shoot growth and water and light
4 use efficiency of barley and wheat crop grown on a shallow duplex soil in a
5 Mediterranean-type environment. *Aust. J. Agric. Res.* 43, 555-573.
- 6 Huete, A.R. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sens. Environ.* 25, 295-
7 309.
- 8 Huete, A.R., Didan, K., van Leeuwen, W., Miura, T., Glenn, E., 2008. MODIS vegetation
9 indices. In *Land Remote Sensing and Global Environmental Change: NASA's Earth
10 Observing System and the Science of ASTER and MODIS.*
- 11 Jackson, R.D., Huete, A.R., 1991. Interpreting vegetation indices. *Prev. Vet. Med.* 11, 185-
12 200.
- 13 Jones, J.W., Tsuji, G.Y., Hoogenboom, G., Hunt, L.A., Thornton, P.K., Wilkens, P.W.,
14 Imamura, D.T., Bowe, W.T., Singh, U., 1998. Decision support system for
15 agrotechnology transfer; DSSAT v3. In: Tsuji, G.Y., Hoogenboom, G., Thornton, P.K.
16 (Eds), *Understanding Options for Agricultural Production.* Kluwer Academic
17 Publisher, Dordrech, The Netherland, pp 157-177.
- 18 Ko, J., Maas, S.J., Lascano, R.J., Wanjura, D., 2005. Modification of the GRAMI model for
19 cotton. *Agron. J.* 97(5), 1374-1379.
- 20 Ko, J., Maas, S.J., Mauget, S., Piccinni, G., Wanjura, D., 2006. Modeling water-stressed
21 cotton growth using within-season remote sensing data. *Agron. J.* 98, 1600-1609.

- 1 Labus, M.P., Nielsen, G.A., Lawrence, R.L., Engel, R., Long, D.S., 2002. Wheat yield
2 estimates using multi-temporal NDVI satellite imagery. *Int. J. Remote. Sens.* 23,
3 4169-4180.
- 4 Lobell, D.B., Asner, G.P., Ortiz-Monasterio, J.I., Benning, T.L., 2003. Remote Sensing of
5 regional crop production in the Yaqui Valley, Mexico: estimates and uncertainties,
6 *Agric. Ecosyst. Environ.* 94, 205-220.
- 7 Ma, B.L., Dwyer, L.M., Costa, C., Cober, E.R., Morrison, M.J., 2001. Early Prediction of
8 soybean yield from canopy reflectance measurements. *Agron. J.* 93, 1227-1234.
- 9 Maas, S.J. 1988a. Use of remotely-sensed information in agricultural crop growth models.
10 *Ecol. Modell.* 41, 247-268.
- 11 Maas, S.J. 1988b. Using satellite data to improve model estimates of crop yield. *Agron. J.* 80,
12 655-662.
- 13 Maas, S. J. 1991. Use of remotely sensed information in plant growth simulation models.
14 *Advances in Agronomy, Council for Scientific Research Integration.* Trivandrum,
15 India. 1, 17-26.
- 16 Maas, S.J. 1992. GRAMI: A crop growth model that can use remotely sensed information.
17 Publication ARS-91, U.S. Department of Agriculture, Agricultural Res. Service.
18 Washington, DC.
- 19 Maas, S.J. 1993a. Parameterized model of gramineous crop growth:I. Leaf area and dry mass
20 simulation. *Agron. J.* 85, 348-353.
- 21 Maas, S.J. 1993b. Parameterized model of gramineous crop growth:II. Within-season
22 simulation calibration. *Agron. J.* 85, 354-358.

- 1 Maas, S.J. 1993c. Within-season calibration of modeled wheat growth using remote sensing
2 and field sampling. *Agron. J.* 85, 669-672.
- 3 Mkhabela, M. S., Mashinini, N.N., 2005. Early maize yield forecasting in the four agro-
4 ecological regions of Swaziland using NDVI data derived from NOAA's-AVHRR.
5 *Agric. For. Meteorol.* 129, 1-9.
- 6 Monteith, J.L. 1972. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. *J. Appl. Ecol.* 9,
7 747-766.
- 8 Monteith, J.L., Unsworth, M.H., 1990. *Principles of environmental physics.* 2nd ed. Edward
9 Arnold, New York.
- 10 Myneni, R.B., Nemani, R.B., Running, S.W., 1997. Estimation of global leaf area index and
11 absorbed PAR using radiative transfer models. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sens.* 35,
12 1380-1393.
- 13 Padilla, F.L.M., González-Dugo, M.P., Mansilla, F., Gavilán, P., Domínguez, J., 2010. Wheat
14 yield monitoring in southern Spain using a series of satellite images. In: *Proceeding of*
15 *3rd International Symposium "Recent Advances in Quantitative Remote Sensing"*.
16 Valencia (Spain).
- 17 Prasad, A.K., Chai, L., Singh, R.P., Kafatos, M., 2006. Crop yield estimation model for Iowa
18 using remote sensing and surface parameters. *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinfo.* 8,
19 26-33.
- 20 Rouse, J.W., Haas, R.W., Shell, J.A., Deering, D.W., Harlan, J.C., 1974, Monitoring the
21 vernal advancement and retrogradation of natural vegetation. NASA/GSFC. typeIII,
22 final report. Greenbelt MA. USA.

1 Serageldin, I. 1999. Biotechnology and food security in the 21st century. Science
2 (Washington, DC). 285, 387-389.

3 Stöckle, C.O., Martin, S., Campbell, G.S., 1994. CropSyst, a cropping system model:
4 water/nitrogen budgets and crop yield. Agric. Syst. 46, 335-359.

5 Wall, L., Larocque, D., Léger, P.M., 2007. The early explanatory power of NDVI in crop
6 yield modelling. Int. J. Remote Sens. 1, 1-15.

7 Weiss, M., Troufleau, D., Baret, F., Chauki, H., Prevo, L., Olioso, A., Bruguier, N., Brisson,
8 N., 2001. Coupling canopy functioning and radiative transfer models for remote
9 sensing data assimilation. Agric. For. Meteorol. 108, 113-128.

10 Zadoks, J.C., Chang, T.T., Konzak, C.F., 1974. Decimal code for growth stages of cereals.
11 Weed Res. 14(6), 415-421.

12 Zhao, D., Reddy, K.R., Kakani, V.G., Read, J.J., Koti, S., 2007. Canopy reflectance in cotton
13 for growth assessment and lint yield prediction. Eur. J. Agron. 26, 335-344.

14 Zwart, S.J., Bastiaanssen, W.G.M., 2007. SEBAL for detecting spatial variation of water
15 productivity and scope for improvement in eight irrigated wheat systems. Agric.
16 Water Manage. 89, 287-296.

17
18
19
20
21
22
23
24

Figure captions

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26
27
28
29

Fig.1 Geographic locations of the biomass experimental plots (upper-left), 28 cultivar experimental plots (upper-right) and 49 commercial fields monitored during the growing season 2009 (bottom).

Fig.2. Relationship between (a) Normalized difference vegetation index (NDVI), (b) Soil Adjusted Vegetation Index and (c) Enhanced Vegetation Index (EVI) and Leaf Area Index (LAI) data from the 28 wheat cultivars.

Fig.3. Satellite-derived normalized difference vegetation index (NDVI) vs. ground-derived NDVI at the Córdoba experiment. The thin solid diagonal line represents the 1:1 line, while the dark line segment represents the linear regression through the points.

Fig.4. Measured LAI for three cultivars of phenological group A (a) and three of phenological group B (b). The arrow indicates the time when maximum LAI is reached.

Fig.5. Change over time in measured and simulated aboveground dry mass at Córdoba experiment (a) and regression between the measured and simulated aboveground dry mass at the same experiment (b).

Fig.6. Wheat yield estimation of (a) 18 cultivars which belong to phenology group A and (b) 10 cultivars which belong to phenology group B using the GRAMI model at the Cañete de las Torres experiment. The thin solid diagonal line represents the 1:1 line, while the dark line segment represents the linear regression through the points.

Fig.7. Wheat yield estimation for 49 fields in 2008 (a) and 2009 (b) using the GRAMI model and satellite imagery. The thin solid diagonal line represents the 1:1 line, while the dark line segment represents the linear regression through the points.

1 Table 1. Yield of durum and bread wheat cultivars (kg ha⁻¹) and associated phenology
 2 group.

Durum Wheat			Bread Wheat		
Cultivar	Grain Yield	Phenology Group	Cultivar	Grain Yield	Phenology Group
	kg ha ⁻¹			kg ha ⁻¹	
Ancalei	3808	A	Abderramán	3758	B
Beldur	3717	A	Artur Nick	3625	B
Calcas	3917	A	Badiel	4317	A
Calero	3883	B	Cartaya	4675	A
Core	5050	A	Catedral	3508	B
Don Juan	4367	A	Gades	3467	A
Euroduro	4342	A	Galeón	3450	A
Próspero	4383	A	Gazul	4225	B
Ramírez	5667	A	Osado	3417	B
Saragolla	3817	A	Palesio	4008	B
Sculptur	4617	B	Salama	5200	B
Simeto	4617	A	Sensas	3975	B
Vitrón	2508	A	Tejada	4492	A
Vitrosol	4267	A	Victorino	4708	A
AVERAGE	4211			4059	

3

4

5

6

7

8

9

10

11

12

13

14

15

16

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24

Table 2. Dates and sources of spectral data for farmers' fields and the two experimental plots.

Commercial Fields				Experimental plots			
2008 growing season		2009 growing season		Cañete de las Torres (2009)		Córdoba (2009)	
DAY	Sensor	DAY	Sensor	DAY	Sensor	DAY	Sensor
350	ETM+ (L7)	345	TM (L5)	49	ASD†	43	ASD†
65	ETM+ (L7)	11	TM (L5)	72	ASD†	56	ASD†
105	TM (L5)	43	TM (L5)	85	ASD†	71	ASD†
122	Awifs	67	ETM+ (L7)	98	ASD†	78	ASD†
177	ETM+ (L7)	123	TM (L5)	112	ASD†	96	ASD†
		147	ETM+ (L7)	124	ASD†	113	ASD†
				138	ASD†	125	ASD†
				168	ASD†	139	ASD†
					ASD†	175	ASD†

† Field measurements with a hand-held ASD FieldSpec spectroradiometer.

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26
27

Table 3. Observed dates of phenological stages. Numbers in parentheses are number of growing degree days to reach the phenological stage.

Group	Phenological stage			
	Planting	Emergence	Flowering	Maturity
A	23 December	5 January (122)	27 April (1375)	6 June (2150)
B	23 December	7 January (133)	6 May (1531)	15 June (2374)

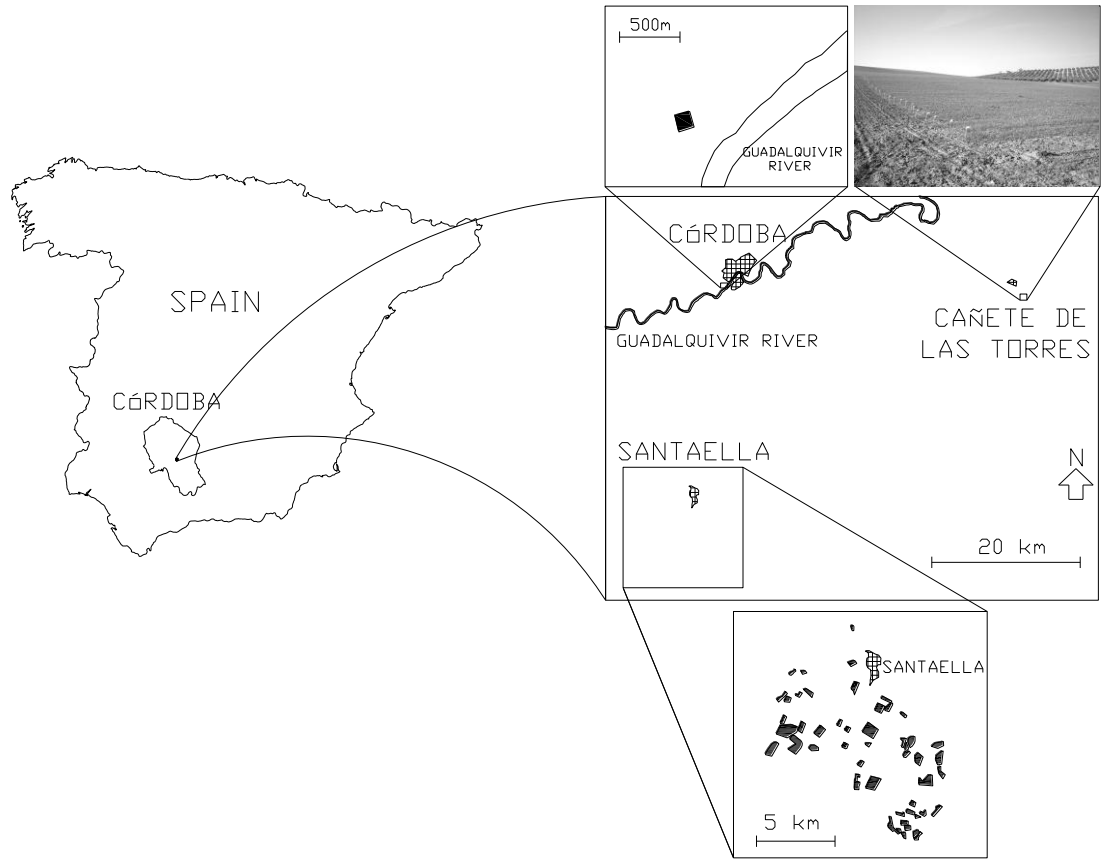
1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26
27

Table 4. Results of simulating yield at field scale during the 2008 and 2009 growing seasons.

Growing season	Observations	Planting date	Observed Yield †	Estimated Yield †	Error (%)
2008	49	November 19 th	4191	3963	5.44
2009	49	December 1 st	4708	5031	6.86

† Average values (kg ha⁻¹) for the 49 fields.

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20



1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25

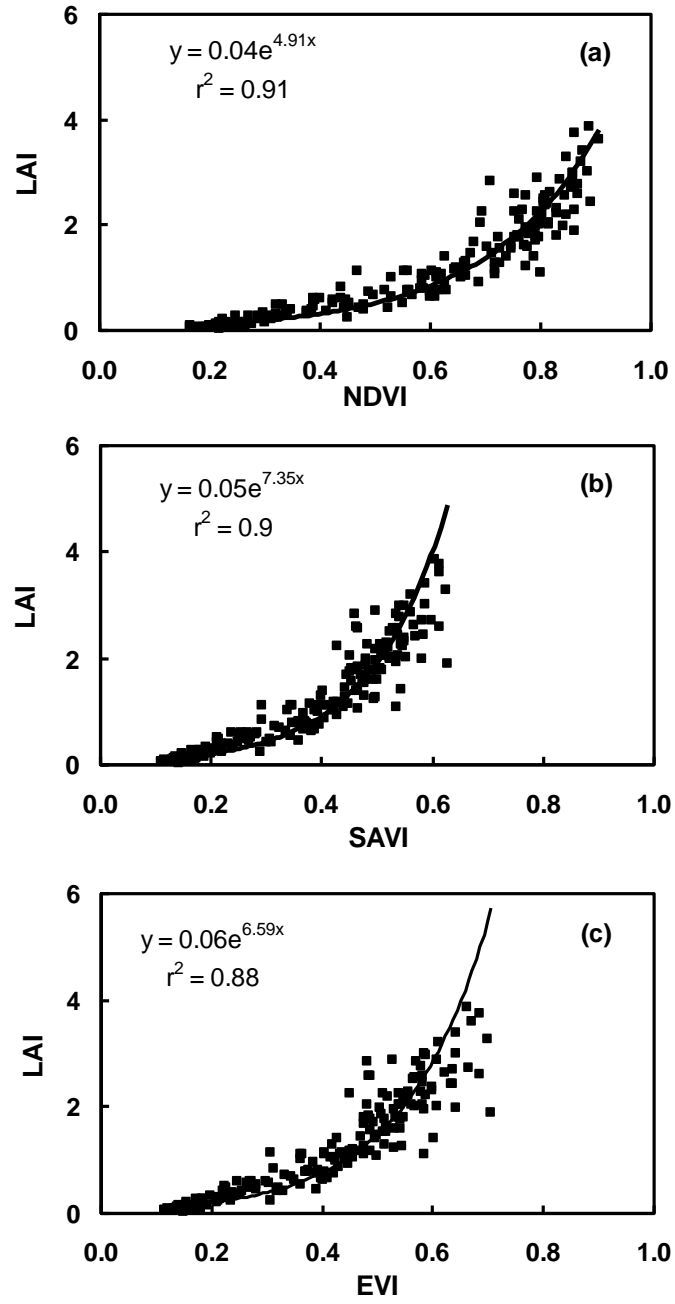


Fig.2

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15

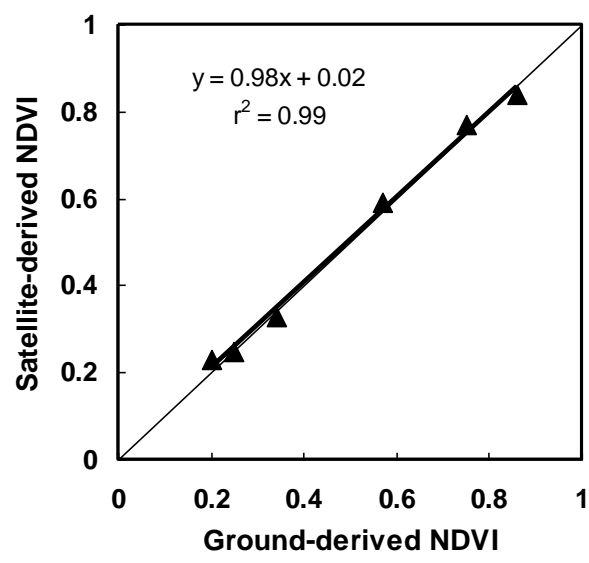


Fig.3

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23

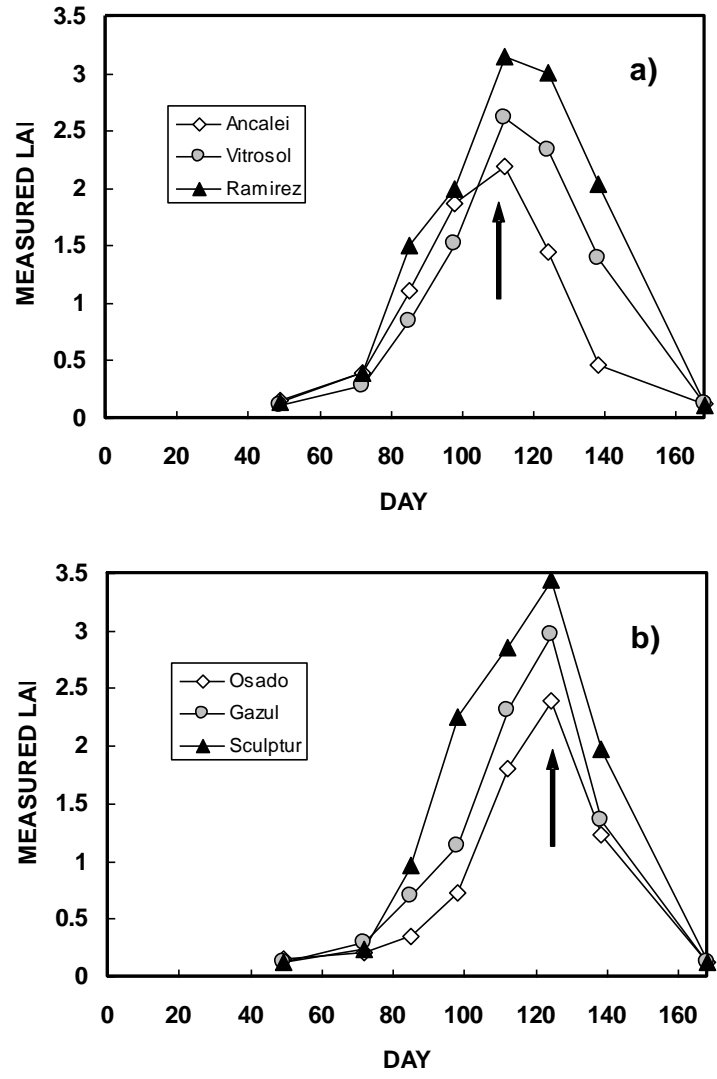


Fig.4

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25

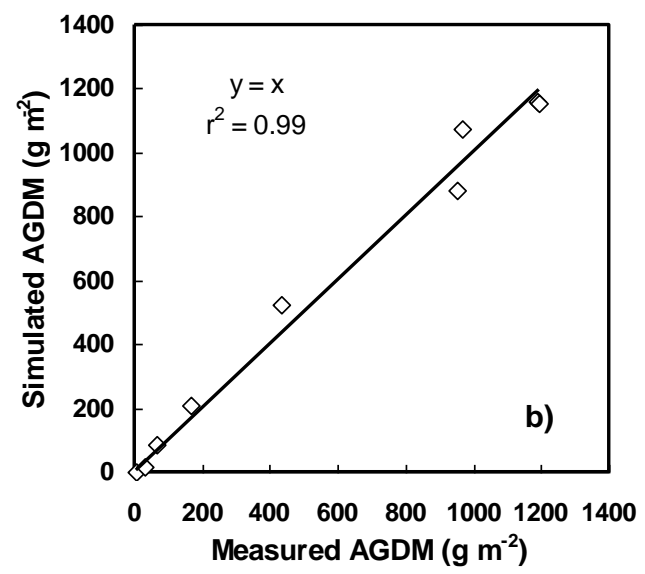
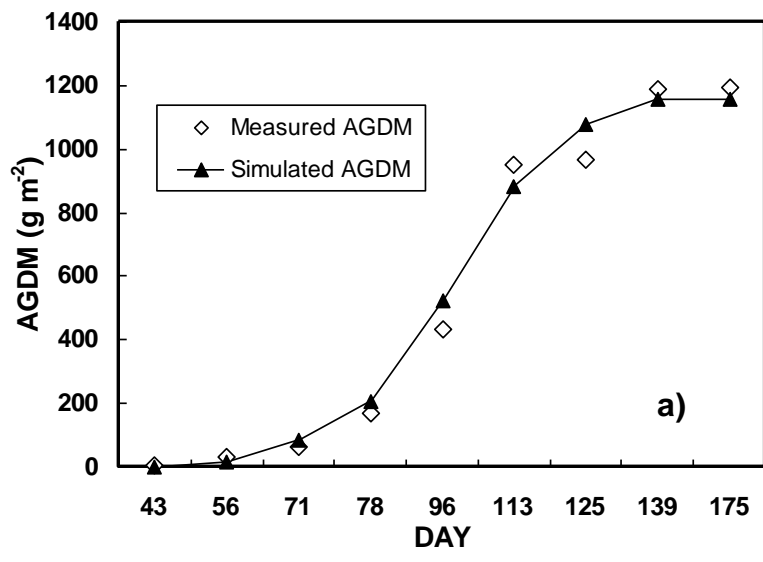


Fig.5

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26
27
28

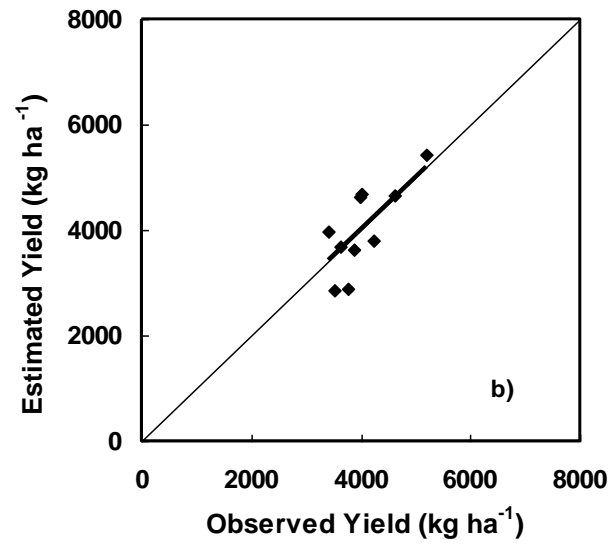
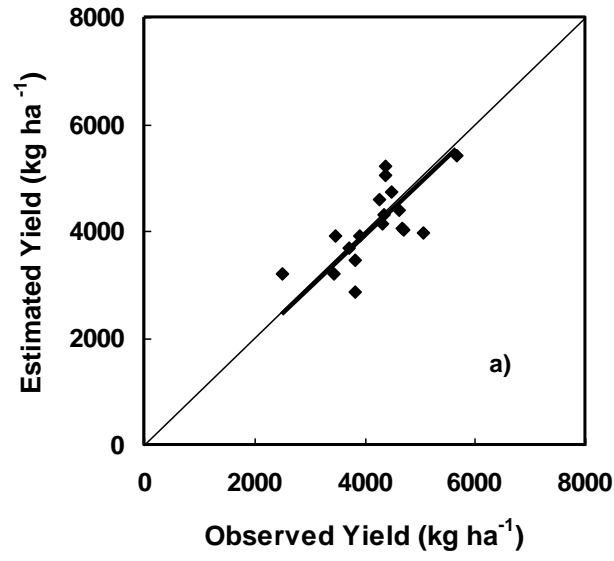


Fig.6

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26

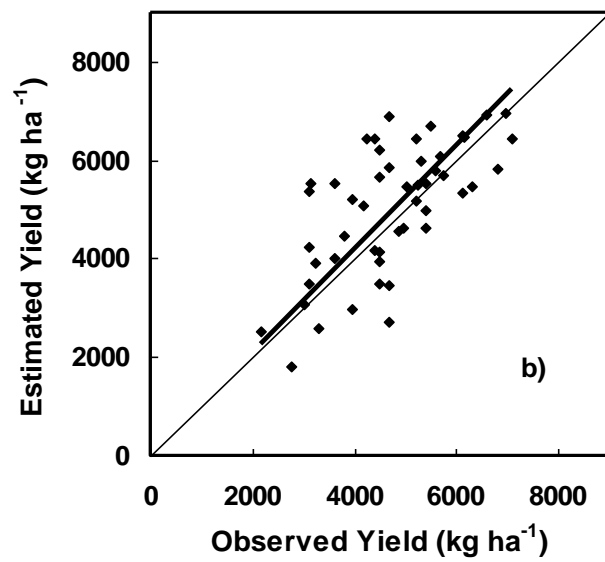
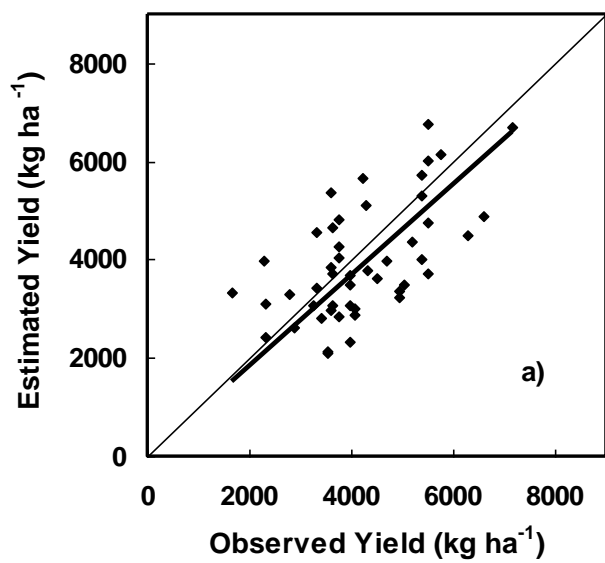


Fig.7