



**Universidad Nacional de Córdoba
Facultad de Ciencias Agropecuarias
Escuela para Graduados**



**MONITOREO DE CULTIVOS DE MAÍZ Y ESTIMACIÓN
DE RENDIMIENTO A NIVEL DE LOTE CON DATOS DE
AQUA-MODIS EN CÓRDOBA, ARGENTINA**

Antonio Carlos de la Casa.

**Tesis para optar al Grado de
Doctor en Ciencias Agropecuarias**

Córdoba, 2011

**MONITOREO DE CULTIVOS DE MAÍZ Y ESTIMACIÓN DE
RENDIMIENTO A NIVEL DE LOTE CON DATOS DE AQUA-MODIS
EN CÓRDOBA, ARGENTINA**

Antonio Carlos de la Casa.

Comisión Asesora de Tesis

Director: PhD. Andrés Ravelo.

Asesor: Dr. Homero Bergamaschi.

Asesor: Dr. Ernesto Abril.

Tribunal Examinador de Tesis

.....
.....
.....

Presentación formal académica:

Fecha:

Facultad de Ciencias Agropecuarias
Universidad Nacional de Córdoba

DEDICATORIA

A Norberto y Betty, con su esfuerzo y ejemplo me inculcaron amorosamente los valores esenciales de la vida.

A María Luisa, Cristina y Sergio, a quienes nos une un vínculo fraterno entrañable.

A Rosa, mi compañera de camino imprescindible.

A León y Bautista, las grandes alegrías que me ha dado la vida.

AGRADECIMIENTOS

Al Dr. Andrés Ravelo quien no sólo fue promotor de este proyecto, también gestionó los recursos económicos necesarios para hacerlo viable y, además, tuvo la deferencia para conmigo de reincidir como Director del Comité Asesor de Tesis.

A los Drs. Homero Bergamaschi y Ernesto Abril, por la criteriosa tarea de asesoramiento que me brindaron y su capacidad tanto profesional como humana puesta al servicio del proyecto.

A los Ing. Agr. Pablo Montiel y Víctor Capuccino, extensionistas del sector privado y del INTA, respectivamente, por facilitarme la vinculación con los productores agropecuarios cuyas propiedades fueron visitadas.

A los Sres. Eduardo Ibarra y Sandro Ruiz, estudiantes de la carrera de Ingeniería Agronómica de esta Facultad, por su valiosa colaboración en el relevamiento de los datos de campo.

Al Ing. Agr. Gustavo Ovando, compañero en el trabajo diario y copartícipe de este desafío, por su inagotable capacidad intelectual y el don de compartirla.

A la Facultad de Ciencias Agropecuarias de la Universidad Nacional de Córdoba y, especialmente, a todos quienes trabajaron y trabajan en esta institución, porque primero me formó profesionalmente, y luego me ofreció la oportunidad de desarrollar en ella mi actividad laboral. También por el apoyo económico recibido a través de una beca.

RESUMEN

Los sensores remotos destinados a medir la reflectancia y emisión espectrales permiten describir cuantitativamente parámetros biofísicos de la vegetación que, aplicados a la resolución de problemas agronómicos, contribuyen a mejorar la gestión de los cultivos. Esta premisa adquiere una relevancia particular con sistemas de monitoreo como AQUA-MODIS, cuya capacidad de resolución espacial de 250 m permite realizar evaluaciones a nivel de lote cuando los mismos superan un tamaño de aproximadamente 40 ha. La importancia de la producción de maíz en la provincia de Córdoba, a pesar de la fuerte competencia de la soja en los últimos años, justifica el uso de la teledetección a los efectos de monitorear la evolución de los cultivos durante el ciclo, tendiente a generar información destinada a mejorar su manejo, como así también para estimar la productividad, tanto a nivel predial como regional. La cobertura del suelo por el follaje es una variable biofísica que ha demostrado ser particularmente apropiada para evaluar el estado y productividad de los cultivos, ya sea en términos de la fracción de radiación solar interceptada como para estimar la tasa de transpiración y uso del agua. La utilización de series de tiempo de los índices de vegetación (NDVI, EVI, etc.) ha permitido estimar la cobertura del suelo en maíz, como así también evaluar el desarrollo fenológico del cultivo, en términos de la biomasa acumulada y de la aparición de los órganos reproductivos. Por otra parte, los datos espectrales también han sido empleados para determinar la humedad de la vegetación, información relevante a fin de realizar el seguimiento del cultivo y evaluar su estado de hidratación. El objetivo de la investigación fue monitorear lotes de maíz en la región central de Córdoba y aplicar datos radiométricos de AQUA-MODIS (producto MYD13Q1) a fin de evaluar el estado de los cultivos, en términos del crecimiento y desarrollo alcanzados, para proyectar luego esta información a la estimación de la productividad. Entre los resultados alcanzados, se obtuvo una relación lineal de carácter significativa entre la cobertura del cultivo registrada a campo a partir de fotografías digitales y el NDVI que se produce directamente a bordo del satélite AQUA-MODIS, expresión que no sólo se mostró robusta bajo distintas condiciones culturales y ambientales, sino que también resultó más precisa que los modelos obtenidos a partir de otros indicadores y procedimientos evaluados. Además de un análisis detallado del comportamiento fenológico que se realizó a partir de la evaluación de la tasa de cambio de NDVI respecto al Índice General de Temperatura (GTI), con los datos de reflectancia espectral y utilizando un método no lineal, se obtuvo un modelo que permite realizar el seguimiento fenológico de los cultivos de maíz en la región. También se desarrolló un procedimiento simple para identificar de manera remota la ocurrencia de las principales etapas de desarrollo del cultivo. En vistas de aprovechar la capacidad de absorción de agua de las bandas del infrarrojo medio (SWIR) y con el fin de evaluar la condición de hidratación del canopeo de maíz para establecer un eventual estado de estrés hídrico, el desempeño de los IVE que incorporan estos datos del producto MYD13Q1 no mostró un comportamiento superior al NDVI. No obstante, se obtuvo mayor correlación de manera sistemática al emplear SWIR₂₁₃₀ (banda del infrarrojo medio centrada en 2130 nm), de lo que se deduce la conveniencia de incluirla a fin de estimar el contenido de agua de la vegetación, como lo hace precisamente el producto MYD13Q1. En este sentido, la técnica del árbol de clasificación y regresión si bien permitió desarrollar modelos consistentes a partir de la información de campo, puso de manifiesto la dificultad para estimar el contenido de agua y la dependencia con la región de origen de los datos cuando se utiliza exclusivamente información radiométrica. El procedimiento utilizado para estimar la productividad de maíz a partir de la cobertura del cultivo como sucedáneo de la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada constituye una alternativa apropiada, lo que puede ser resuelto en términos operativos tanto con datos de campo como con estimaciones obtenidas a partir de información satelital. Sin embargo, se constató la necesidad de incorporar al modelo predictivo información complementaria de la humedad del suelo, para consignar las particulares condiciones de estrés hídrico que se presentan en cada lugar y ciclo de producción, y que reducen de manera particular el valor de la eficiencia en el uso de la radiación (EUR). El modelo de cultivo AquaCrop, que determina la productividad a partir del concepto de eficiencia en el uso del agua y utiliza la cobertura del cultivo como elemento central del procedimiento, también puso de manifiesto una capacidad adecuada para estimar el rendimiento de maíz luego de ser ajustado a las condiciones locales. De acuerdo con estos resultados, se propone la instancia de crear un módulo complementario en la estructura del modelo AquaCrop que permita intervenir durante el transcurso de la simulación a partir de la información radiométrica de AQUA-MODIS, a los efectos de realizar ajustes sobre la condición de cobertura calculada tendientes a mejorar las estimaciones producidas.

Palabras clave: maíz, sensores remotos, cobertura del cultivo, modelos de cultivo

ABSTRACT

Remote sensing of spectral reflectance and emittance can quantitatively describe biophysical parameters of vegetation that, when applied to solving agricultural problems, contribute to improved crop management. This general premise is particularly more relevant for monitoring systems such as AQUA-MODIS, with a capacity of 250 m spatial resolution which allows for field level assessments when the plots exceed a size of about 40 ha. Maize production in Córdoba province, despite strong competition from soybeans in recent years, justifies the use of remote sensing to monitor crop condition during its cycle, with the purpose of generating information to improve its management, as well as to make productivity estimations. Ground cover by foliage is a biophysical variable that has been particularly appropriate to evaluate crop condition and productivity, both in terms of the fraction of solar radiation intercepted by the canopy and to estimate transpiration rate and water use. Using time series of vegetation indices (NDVI, EVI, etc.) allowed to estimate land cover in corn, as well as evaluating the crop phenological development, both in terms of the cumulative biomass and the emergence of reproductive organs and to determine the moisture of the vegetation, information relevant to monitor the crop and assess its condition. The research objective was to monitor corn fields in the central region of Córdoba and apply radiometric data of AQUA-MODIS (MYD13Q1 product) to assess crop condition in terms of growth and development, and then extend this information to the estimation of productivity. Among other achievements, a significant linear relationship was obtained between ground cover recorded at the field from digital photographs and NDVI produced by AQUA-MODIS, expression that was not only robust under different environmental and cultural conditions, but also more accurate than models derived from other indicators and linear procedures. In addition to a detailed analysis of corn phenology that was made by evaluating the rate of change of NDVI with respect to General Temperature Index (GTI), with spectral reflectance data and using a nonlinear method, a model to track corn crop phenology was obtained. Also, a simple procedure was developed to identify remotely the occurrence of the main stages of development. In order to take advantage of the water absorption capacity in the shortwave infrared (SWIR) and to assess hydration status of corn canopies and eventual a water stress condition, vegetation indices performance that incorporate SWIR data from MYD13Q1 product did not prove superior to NDVI. However, higher correlation was obtained systematically by using SWIR₂₁₃₀ (shortwave infrared centred in 2130 nm), and for this reason the desirability of including it to estimate the crop water content as in the MYD13Q1. In this sense, the classification-regression tree technique that was useful to develop consistent models from field data, highlighted the difficulty in estimating the water content and the dependence on the region of origin of the data when only radiometric information was used. The procedure used to estimate corn productivity from the crop cover as a surrogate for the fraction of intercepted photosynthetically active radiation is an appropriate alternative, which can be solved in operational terms with field data or with remote sensing estimates of this variable. However, it was found necessary to incorporate additional information of soil moisture to the predictive model in order to evaluate the water stress conditions prevailing in each year and that reduce particularly the radiation use efficiency (RUE) value. The AquaCrop model, which determines productivity based on the concept of water use efficiency and uses crop cover as a central axis of the procedure, after being adjusted to local conditions also showed adequate capacity for estimating corn yield. According to these results, it is proposed to create a complementary module in the AquaCrop model structure to intervene during the course of the simulation using the radiometric information of AQUA-MODIS for the purposes of making adjustments on the estimated crop cover aimed at improving estimates of biomass, water use and crop yield.

Keywords: maize, remote sensing, crop cover, crop models

TABLA DE CONTENIDO

CAPÍTULO I - INTRODUCCIÓN GENERAL	1
1. Teledetección: AQUA-MODIS.....	2
2. Modelos de cultivos.....	6
2.1. Aproximaciones a la estimación de la productividad.....	8
3. Integración de modelos de cultivos y datos radiométricos.....	10
3.1. Parámetros biofísicos.....	11
4. Método y estructura de la tesis.....	14
OBJETIVO GENERAL	16
OBJETIVOS ESPECÍFICOS	17
BIBLIOGRAFÍA	17
CAPÍTULO II - ESTIMACIÓN DE LA FRACCIÓN DE SUELO CUBIERTO CON MAÍZ UTILIZANDO DATOS DEL SENSOR ESPECTRAL AQUA-MODIS	25
INTRODUCCIÓN	25
MATERIALES Y MÉTODOS	35
Región de estudio.....	35
Datos de cobertura (%C).....	36
Datos de humedad del suelo.....	37
Datos satelitales de reflectancia.....	37
Índices de Vegetación.....	38
Obtención de la cobertura del cultivo (%C) a partir de modelos de mezcla.....	40
Modelo de Maas.....	40
Modelo de Jiang.....	41
Comparación estadística de los modelos.....	42
Análisis de la relación entre el NDVI y la cobertura (%C).....	44
RESULTADOS Y DISCUSIÓN	44
Influencia de la condición de humedad del suelo en la estimación satelital de %C.....	50
CONCLUSIONES	57
BIBLIOGRAFÍA	58
CAPÍTULO III - EVALUACIÓN DE LA CORRESPONDENCIA ESPACIAL ENTRE LA LOCALIZACIÓN GEOGRÁFICA DE LA INFORMACIÓN DE CAMPO Y LOS DATOS RADIOMÉTRICOS DE AQUA-MODIS	63
INTRODUCCIÓN	63
MATERIALES Y MÉTODOS	66
Verdad de campo.....	67
Datos radiométricos.....	68
Procedimiento.....	68
RESULTADOS Y DISCUSIÓN	73
CONCLUSIONES	77
BIBLIOGRAFÍA	78

CAPÍTULO IV (a) - EVALUACIÓN FENOLÓGICA DEL MAÍZ USANDO INFORMACIÓN DE CAMPO Y DATOS RADIOMÉTRICOS DE AQUA-MODIS EN CÓRDOBA, ARGENTINA	81
INTRODUCCIÓN	81
MATERIALES Y MÉTODOS	89
Región de estudio.....	89
Datos satelitales de reflectancia.....	90
Datos fenológicos y del cultivo.....	91
Datos meteorológicos y sumas térmicas.....	92
Estimación y verificación de los modelos fenológicos.....	94
Procedimiento de estimación satelital del proceso de desarrollo fenológico: establecimiento, crecimiento foliar, floración y senescencia.....	94
RESULTADOS Y DISCUSIÓN	95
Evolución fenológica y fenométrica.....	95
Modelo de estimación de las etapas fenológicas.....	99
Estimación satelital del proceso de desarrollo fenológico: establecimiento, crecimiento foliar, floración y senescencia.....	104
Modelo de desarrollo fenológico en maíz a partir de datos radiométricos de AQUA-MODIS.....	109
CONCLUSIONES	111
BIBLIOGRAFÍA	112

CAPÍTULO IV (b) - MODELO PARA ESTIMAR LA OCURRENCIA DE LAS PRINCIPALES ETAPAS FENOLÓGICAS EN MAÍZ A NIVEL DE LOTE A PARTIR DE SERIES DE TIEMPO DE NDVI MODIS	119
INTRODUCCIÓN	119
MATERIALES Y MÉTODOS	122
Datos utilizados.....	122
Descripción del modelo para estimar la ocurrencia de etapas fenológicas.....	123
a) Utilización de series de tiempo del NDVI.....	124
b) Definición del modelo para estimar las etapas fenológicas (EFest) sobre la base de la curva de NDVI y su tasa de cambio.....	125
c) Análisis del error de estimación.....	126
RESULTADOS Y DISCUSIÓN	127
Evaluación del error de estimación.....	129
CONCLUSIONES	132
BIBLIOGRAFÍA	132

CAPÍTULO V (a) - ESTIMACIÓN DEL CONTENIDO DE AGUA EN MAÍZ CON DATOS ESPECTRALES DE AQUA-MODIS: SU EMPLEO PARA EVALUAR LA CONDICIÓN DE ESTRÉS HÍDRICO	135
INTRODUCCIÓN	135
MATERIALES Y MÉTODOS	145
Región de estudio.....	145
Información meteorológica.....	146

Información del cultivo.....	147
Información radiométrica.....	148
Balance hidrológico.....	150
Estimación del estrés hídrico en maíz con datos radiométricos de AQUA- MODIS.....	151
RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	153
Influencia de las distintas bandas espectrales sobre CAV_m	155
Influencia de las distintas bandas de absorción de agua.....	159
Relación entre el NDVI y CAV_m	161
Naturaleza de la relación IVE- CAV_m	163
Influencia del estrés hídrico en la relación IVE- CAV_m	166
Contraste entre el indicador satelital de la humedad de la canopia de maíz y el contenido de agua del suelo.....	171
Procedimiento para determinar Índice de Estrés Hídrico de la Vegetación (VWSI) a partir de AQUA MODIS.....	175
CONCLUSIONES.....	178
BIBLIOGRAFÍA.....	179

**CAPÍTULO V (b) - ESTIMACIÓN DEL CONTENIDO DE AGUA EN MAIZ
CON DATOS ESPECTRALES DE AQUA-MODIS: UTILIZACIÓN DE
ÁRBOLES DE CLASIFICACIÓN Y REGRESIÓN.....**

.....	185
INTRODUCCIÓN.....	185
MATERIALES Y MÉTODOS.....	188
Región de origen de las observaciones de campo.....	188
Información meteorológica y del cultivo.....	189
Datos radiométricos.....	190
Modelo de estimación: árbol de decisión.....	191
Estrategia para producir el modelo de estimación.....	191
RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	192
Modelos obtenidos con datos de campo.....	192
Modelos obtenidos con datos radiométricos.....	196
CONCLUSIONES.....	199
BIBLIOGRAFÍA.....	199

**CAPÍTULO VI (a) - ESTIMACIÓN DEL RENDIMIENTO DE MAÍZ A
ESCALA DE LOTE A PARTIR DE DATOS DE COBERTURA DEL SUELO E
INFORMACIÓN ESPECTRAL DE AQUA-MODIS.....**

.....	203
INTRODUCCIÓN.....	203
Antecedentes sobre la estimación satelital del rendimiento de maíz.....	208
MATERIALES Y MÉTODOS.....	212
Región de estudio.....	212
Información meteorológica.....	214
Información del cultivo.....	214
Información radiométrica.....	215
Balance hidrológico.....	216
Procedimiento de análisis.....	218

RESULTADOS Y DISCUSIÓN	219
Estimación del rendimiento de maíz con información de campo y análisis de las pérdidas de productividad.....	219
Sistema de estimación del rendimiento de maíz con información de AQUA-MODIS.....	227
CONCLUSIONES	233
BIBLIOGRAFÍA	233
CAPÍTULO VI (b) - EVALUACIÓN DEL MODELO DE CULTIVO AQUACROP PARA ESTIMAR EL RENDIMIENTO DE MAÍZ EN CÓRDOBA, ARGENTINA, A PARTIR DE DATOS RADIOMÉTRICOS DE AQUA-MODIS	241
INTRODUCCIÓN	241
MATERIALES Y MÉTODOS	248
Región de estudio y lotes de maíz.....	248
Información meteorológica.....	249
Información del cultivo.....	250
Información radiométrica.....	250
Índices de vegetación espectrales (IV).....	251
Parámetros de AQUACROP.....	252
Modelo de AQUACROP para estimar el desarrollo de la cobertura.....	252
Datos regionales (comunes para todos los lotes).....	255
RESULTADOS Y DISCUSIÓN	256
Calibración y validación de AQUACROP en cultivos de maíz de secano.....	256
Análisis de calibración.....	259
a. Efecto de la profundidad de raíces.....	260
b. Efecto del número de la curva de escurrimiento.....	261
Análisis de validación.....	263
Comportamiento de los IV para estimar el desarrollo del canopeo.....	265
CONCLUSIONES	275
BIBLIOGRAFÍA	276
CAPÍTULO VII - CONCLUSIONES GENERALES	281

LISTA DE TABLAS





Tabla 2.1: Identificación de los lotes e información complementaria de los cultivos de maíz monitoreados en el Departamento Río Segundo de Córdoba, Argentina, durante la campaña 2005-2006.....	36
Tabla 2.2: Resolución espacial de los registros del producto MYD13Q1 (imágenes compuestas de 16 días) originados por AQUA-MODIS.....	38
Tabla 2.3: Análisis de correlación y regresión lineal de la relación entre la cobertura (%C) y el NDVI para cada lote de maíz y distintas muestras conformadas al extraer uno de los lotes durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.....	49
Tabla 2.4: Evaluación de los modelos de estimación de la cobertura del cultivo de maíz a partir de datos de AQUA-MODIS, durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.....	53
Tabla 2.5: Análisis de sensibilidad de los parámetros de correlación, regresión y RMSE de la relación entre WDRVI y %C para cambios en el valor de a , durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.....	56
Tabla 3.6: Identificación de los lotes e información complementaria de los cultivos de maíz monitoreados durante la campaña 2005-2006 en Córdoba, Argentina.....	67
Tabla 3.7: Coeficientes de correlación entre el NDVI y la cobertura de maíz en 10 lotes ubicados en el departamento Río Segundo, Córdoba, durante el ciclo 2005-2006. El encabezado de cada cuadrícula corresponde al número de fila y columna de las imágenes AQUA-MODIS. Con entramado vertical  se indica el píxel de donde se obtuvo la verdad de campo en el lote; con entramado horizontal  los píxeles del lote que presentan una relación significativa ($P < 0,05$), con entramado de puntos  se indicaron algunos píxeles adyacentes al lote y con doble entramado  los píxeles del lote 4 que no presentan la significación estipulada debido al menor tamaño de la muestra.....	74
Tabla 4a.8: Resolución espacial de los registros del producto MYD13Q1 (imágenes compuestas de 16 días) originados por AQUA-MODIS.....	91
Tabla 4a.9: Secuencia de fenofases (Ritchie <i>et al.</i> , 1992) y escala numérica utilizada en el estudio.....	92
Tabla 4a.10: Valores medios y de la variabilidad del tiempo calendario y las sumas térmicas de distintos modelos de 10 lotes de maíz durante la campaña 2005-2006, en Córdoba, Argentina.....	99
Tabla 4a.11: Valores estadísticos empleados para verificar la aptitud de los modelos que estiman las etapas fenológicas de los cultivos de maíz durante 2005-2006, en Córdoba, Argentina.....	103

Tabla 4a.12: Caracterización del proceso de desarrollo fenológico de acuerdo a la tasa de cambio del NDVI con respecto a GTI (Δ), el tiempo térmico acumulado (GTI) y la etapa fenológica estimada (EF) del cultivo de maíz para cada lote en el ciclo 2005-2006, en Córdoba, Argentina.....	106
Tabla 4b.13: Identificación de los lotes e información complementaria de los cultivos de maíz monitoreados durante la campaña 2005-2006, en Córdoba, Argentina.....	123
Tabla 4b.14: Secuencia de etapas fenológicas (Ritchie <i>et al.</i> , 1992) y su expresión numérica utilizada en el estudio.....	124
Tabla 4b.15: Raíz del error cuadrado medio (RMSE) y Diferencia absoluta media (DAM) de las etapas fenológicas del maíz estimadas por el modelo, de acuerdo a distintos criterios de agrupamiento, en Córdoba, Argentina, 2005-2006.....	131
Tabla 5a.16: Posición y dimensión de los lotes y características de los cultivos de maíz evaluados en el estudio durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.....	147
Tabla 5a.17: Coeficientes de determinación (R^2) y regresión (b) obtenidos del análisis de regresión múltiple entre el contenido de agua en maíz (CAV_m) y las distintas bandas de AQUA-MODIS de los productos MYD09A1 y MYD13Q1, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.....	157
Tabla 5a.18: Coeficientes de determinación (R^2) y regresión (b) obtenidos del análisis de regresión múltiple entre el contenido de agua en maíz (CAV_m) y las bandas de AQUA-MODIS seleccionadas, de los productos MYD09A1 y MYD13Q1, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.....	157
Tabla 5a.19: Coeficientes de correlación (r), determinación (R^2) y de regresión (b_0 y b_1) obtenidos para estimar el contenido de agua de maíz (CAV_m) en función de distintos índices de vegetación (IV) y diferentes modelos simples en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. (O-E) ² es la función de mérito. En cursiva los valores significativos ($P < 0,05$).....	164
Tabla 5a.20: Coeficientes de correlación y regresión de los modelos bilineales obtenidos para estimar el contenido de agua de la vegetación (CAV_m) a partir de distintos IV (NDVI, NDWI y MI3), durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. MI3 se transformó a su expresión logarítmica.....	169
Tabla 5b.21: Posición geográfica, dimensión de los lotes y características de los cultivos de maíz evaluados en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.....	189
Tabla 6a.22: Información utilizada <i>a priori</i> para calcular la humedad del suelo de cada lote con el programa de balance de agua (Raes, 2002), en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. El maíz de ciclo largo corresponde a un cultivo de 160 días y, el de ciclo corto, a uno de 130 días.....	217

Tabla 6a.23: Radiación fotosintéticamente activa interceptada (RFAI), eficiencia en el uso de la radiación (EUR), índice de cosecha (IC) y pérdida de rendimiento (P) de maíz que se atribuye a la reducción de cada uno de estos componentes, en 10 lotes de Córdoba, Argentina, durante la temporada 2005-2006.	222
Tabla 6b.24: Resolución espacial de los registros del producto MYD13Q1 (imágenes compuestas de 16 días) originados por AQUA-MODIS.....	251
Tabla 6b.25: Índice de vegetación espectrales (IV) empleados en el estudio y su expresión aritmética.....	251
Tabla 6b.26: Parámetros utilizados en la calibración de AquaCrop. En itálica se indican los valores conservativos propuestos por Hsiao <i>et al.</i> (2009). Se señala el valor original y el empleado en el estudio.....	254
Tabla 6b.27: Propiedades edáficas utilizadas para representar el suelo modal. Datos que constituyen el archivo de suelo empleado en las corridas de AquaCrop.....	255
Tabla 6b.28: Parámetros obtenidos para expresar el desarrollo de la parte aérea del cultivo (CCcal) en cada lote y coeficientes de regresión (a y b) y determinación (R^2) que se obtuvieron respecto a la cobertura observada a campo (los coeficientes están expresados en %CC por día), en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.....	257
Tabla 6b.29: Coeficiente de determinación (R^2) y raíz del error cuadro medio (RMSE) de la relación entre valores observados y estimados de la biomasa final y el rendimiento en 10 lotes de la región central de Córdoba, Argentina, en 2005-2006 para distintas condiciones de escurrimiento de acuerdo al número de curva (CN).....	263
Tabla 6b.30: Coeficientes de correlación (r) entre los valores de agua del suelo observados y estimados por AquaCrop a partir de una cobertura inicial según parámetros de la Tabla 6b.28, CN = 75 y PR = 1,2 m, en diez lotes de maíz de la región central de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. Se indica el tamaño de la muestra (n) y en itálica los valores significativos ($P < 0,05$) para los distintos lotes y profundidad del perfil del suelo.....	265
Tabla 6b.31: Coeficientes de correlación entre distintos IV producidos por AQUA-MODIS y la condición de cobertura estimada por AquaCrop previa a la corrida (CCcal) y posterior a ella (CCv) en distintos lotes de maíz de la provincia de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.....	267

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1: Estructura de la tesis.....	16
Figura 2.2: Región de estudio con la localización geográfica de los 10 lotes monitoreados en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina.....	35
Figura 2.3: Variación que experimentó la cobertura (%C) en 10 lotes de maíz a lo largo del ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. La barra vertical por encima del valor medio indica el valor positivo de la desviación estándar.....	45
Figura 2.4: Relación de los indicadores de vegetación producidos por AQUA-MODIS (NDVI y EVI) y los valores de reflectividad registrados (banda azul (BLUE), roja (RED), infrarroja cercana (NIR) e infrarroja media (MIR)), respecto de la cobertura del suelo (%C), en 10 lotes de maíz durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.....	46
Figura 2.5: Relación entre la cobertura de maíz (%C) y el NDVI discriminado los valores anteriores y posteriores a la cobertura máxima durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.....	48
Figura 2.6: Relación entre el NDVI y la cobertura del cultivo del maíz en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006 para distintas condiciones de humedad del suelo. La humedad del suelo promedio de cada lote se encuentra por encima (Grupo 1) y por debajo (Grupo 2) del valor medio general.....	51
Figura 2.7: Relación entre valores observados a campo de cobertura de maíz (%C) y estimados a partir de distintas alternativas de cómputo de origen satelital: (a) Baret; (b) WDRVI; (c) SAVI; (d) TSAVI; (e) Maas (la función ajustada corresponde al promedio); (f) SDVI. En todos los casos, la línea continua corresponde a la recta identidad (1:1) y la de guiones al modelo de mejor ajuste lineal, durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.....	56
Figura 2.8: Diagrama de dispersión de los valores de reflectividad para los canales rojo e infrarrojo (○) durante el ciclo de maíz 2005-2006 y los propios del suelo sin vegetación (▪) utilizados para calcular la línea de suelo, en Córdoba, Argentina.....	57
Figura 3.9: Ubicación geográfica de los seis lotes de maíz monitoreados el ciclo 2005-2006 próximos a la localidad de Pilar, en Córdoba, Argentina, sobre un imagen Landsat 7 ETM+ del 28/11/2005 presentada en una composición de falso color. El número de identificación de los lotes coincide con el de la Tabla 3.6. La imagen muestra un error de bandeo.....	70
Figura 3.10: Ubicación geográfica de los cuatro lotes de maíz del ciclo 2005-2006 próximos a las localidades de Villa del Rosario (1 y 2), Matorrales y Las Junturas (5 y 8), en Córdoba, Argentina, sobre un imagen Landsat 7 ETM+ del 28/11/2005 presentada en una composición de falso color. El número de identificación de los	

lotes coincide con los de la Tabla 1. La imagen muestra un error de bandeo.....	71
Figura 3.11: Ubicación geográfica de diez lotes de maíz (en verde) monitoreados el ciclo 2005-2006, seis próximos a la localidad de Pilar (el sector se indica por una elipse con línea de puntos) y cuatro cercanos a Villa del Rosario (sector indicado por una elipse con línea continua), en Córdoba, Argentina, sobre un imagen AQUA-MODIS del producto MYD13Q1 correspondiente al periodo centrado por el día juliano 321 (17/11/2005), presentada en una composición de falso color (con la banda NIR en el rojo, la banda roja en el verde y la banda azul en el verde).....	72
Figura 3.12: Valores de NDVI de AQUA-MODIS para los 4 píxeles (P fila, columna) más cercanos al lugar de muestreo en el lote 4 durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina, y cobertura del cultivo (COB) hasta el mes de enero cuando el lote estuvo ocupado con maíz.....	75
Figura 3.13: Nivel de correspondencia (%) alcanzado a nivel de lote y para el conjunto completo (todos y media) obtenido del cociente entre el número de píxeles de correlación estadísticamente aceptable ($P < 0,05$) entre la cobertura de maíz y el NDVI respecto del número total de píxeles del lote, durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.....	77
Figura 4a.14: Región de estudio con la localización de los lotes en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina.....	89
Figura 4a.15: Variación de la cobertura del suelo (%C) y el NDVI con respecto a los días después de la siembra y del estado fenológico del cultivo de maíz en cada día de visita de los lotes 1 (arriba) y 9 (abajo). La barra sobre el valor medio de %C indica su desvío estándar. Córdoba, Argentina, 2005-2006.....	96
Figura 4a.16: Relación entre las etapas fenológicas de maíz, observadas en cinco lotes de la región de Córdoba, Argentina, durante 2005-2006, y distintas escalas de tiempo: días después de la siembra (arriba) y sumas térmicas: GDD con $T_b=8^{\circ}\text{C}$ (al medio) e Índice General de Temperatura ($\text{GTI}_{(1/2)}$) tomando el 1 de febrero como fecha de cambio de las funciones vegetativa y reproductiva (abajo).....	101
Figura 4a.17: Verificación de los modelos utilizados para estimar la ocurrencia de las etapas fenológicas de maíz durante el ciclo 2005-2006, en Córdoba, Argentina....	102
Figura 4a.18: Relación entre el Índice General de Temperatura ($\text{GTI}_{(1/2)}$) y las etapas fenológicas observadas en los 10 lotes de maíz del ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. Se incluyen las funciones de ajuste polinomial, exponencial y bilineal obtenidas para el conjunto.....	103
Figura 4a.19: Variación de la tasa de cambio del NDVI respecto al tiempo térmico ($\Delta\text{NDVI}/\Delta\text{GTI}$), del NDVI y la etapa fenológica (EF) estimada con el modelo exponencial respecto a la acumulación de tiempo térmico (GTI) a lo largo del ciclo de maíz, en 2005-2006 para el lote 1 en Córdoba, Argentina.....	104

Figura 4a.20: Relación entre el NDVI y las etapas vegetativas observadas del cultivo del maíz en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006, separando los registros fenológicos que provienen de lotes cuya condición de humedad de suelo fue superior (Grupo 1) e inferior (Grupo 2) al valor medio.....	107
Figura 4a.21: Etapas fenológicas de maíz observadas y estimadas a partir de las bandas azul (B) e infrarroja cercana (NIR) con el modelo bilineal para el grupo de verificación, en Córdoba, Argentina, 2005-2006.....	111
Figura 4b.22: Variación del NDVI MODIS de 250 m a lo largo del ciclo, tasa de cambio del NDVI obtenida como la pendiente lineal de una ventana móvil de cinco periodos y las etapas fenológicas estimadas (EFest), para el lote 1 en Córdoba, Argentina. Los días julianos corresponden al final de un año y comienzo del siguiente de manera consecutiva.....	127
Figura 4b.23: Variación temporal de las etapas fenológicas de maíz observadas (EFobs) y estimadas (EFest) por el procedimiento satelital para el lote 1 (arriba) y el lote 2 (abajo) durante 2005-2006, en Córdoba, Argentina. EFobsi son las etapas fenológicas observadas interpoladas.....	130
Figura 5a.24: Región de estudio con la localización de los 10 lotes en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina. También se incluye la posición geográfica de las localidades de Pilar y Villa del Rosario, y de la estación experimental Manfredi INTA.....	146
Figura 5a.25: Contenido de agua de la vegetación (CAV_m) en 10 lotes de maíz de la región central de Córdoba, Argentina, con respecto la índice general de temperatura ($GTI_{1/2}$) durante el ciclo 2005-2006.....	154
Figura 5a.26: Relación entre el contenido de agua del suelo a dos profundidades (0,40 m y 0,80 m) y el contenido de agua de la canopia de maíz (CAV_m) (arriba) y la biomasa producida (abajo) en 10 lotes de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. En la figura de arriba se ha agregado el rótulo con la designación de los lotes para los valores de humedad a 0,40 m.....	155
Figura 5a.27: Coeficientes de correlación (r) entre el contenido de agua de maíz (CAV_m) y distintos índices de vegetación elaborados a partir de los datos radiométricos de MYD09A1 y MYD13Q1, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. La línea de guiones señala el r crítico y la barra de puntos al NDVI.....	160
Figura 5a.28: Relación entre el NDVI y el contenido de agua en maíz a dos escalas de resolución espacial: 250 (MYD13Q1) y 500 m (MYD09A1) en 10 lotes de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.....	162
Figura 5a.29: Relación entre distintos IV (NDVI, NDWI y MI3) y el contenido de agua de la canopia de maíz (CAV_m) en dos grupos de lotes clasificados de acuerdo al contenido de agua durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. sel 1 (sel 2) se refiere al grupo de lotes con mayor (menor) contenido de agua.....	167

Figura 5a.30: Valores observados del contenido de agua de la vegetación en maíz (CAV_m) y estimados a partir de distintos modelos que utilizan IV como variables independientes para los lotes 1 y 3, en Córdoba, Argentina, durante 2005-2006. Los modelos se obtuvieron utilizando la técnica piecewise de pendientes parciales y un punto de quiebre de $4,5 \text{ kg m}^{-2}$	170
Figura 5a.31: Relaciones entre los contenido de agua en maíz (CAV_m) y del suelo (HS) a 0,80 m, con respecto a la suma térmica desde la siembra para el conjunto de lotes del estudio, divididos en dos grupos, durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. Grupo 1 (Grupo 2) con valores de humedad del suelo por encima (debajo) de la media general.....	172
Figura 5a.32: Relación entre el contenido de agua del suelo (0-0,80 m) y de la vegetación, tanto observados como estimados con los modelos de la Tabla 5a.20, en los lotes 1 (Grupo 1) y 3 (Grupo 2).....	174
Figura 5a.33: Variación del contenido de agua estimado (ASe) y observado (ASo) a distintas profundidades con respecto a la suma térmica desde la siembra en los lotes 1 (Grupo 1) y 3 (Grupo 2).....	175
Figura 5a.34: Diagrama de dispersión de la relación entre NIR y SWIR correspondiente a los días de las mediciones de FMC en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. EG y EF son los segmentos utilizados para obtener el valor del índice de estrés de acuerdo a la expresión EG/EF.....	177
Figura 5a.35: Relación entre el índice de sequía VWSI y el estado de hidratación de la canopia de maíz, expresado como contenido de humedad del combustible ($FMC = ((PF-PS)/PS) 100$) y contenido de agua de la vegetación $((PF-PS)/A)$	178
Figura 5b.36: Región de estudio con la localización de los 10 lotes de maíz en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. También se incluye la posición geográfica de las localidades de Pilar y Villa del Rosario, y de la estación experimental Manfredi INTA.....	188
Figura 5b.37: Diagrama del árbol de regresión y resultados que se obtienen en cada nodo del modelo para estimar el contenido de agua en maíz a partir del conjunto completo de datos observados a campo en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. Los nodos terminales con línea continua. %C es la cobertura; MS es la materia seca; AS80; AS20; AS05 es la humedad de suelo a 0,8, 0,2 y 0,05 m; Región es una variable categórica: 1 para Pilar y 2 para Villa del Rosario; N es el número de casos, Mu el valor medio y Var la varianza del grupo.....	193
Figura 5b.38: Contenido de agua en maíz (CAV_m) observados y estimados, tanto en la etapa de estimación como de validación, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. En el gráfico de arriba se presentan los resultados del modelo desarrollado a partir del conjunto completo de datos observados a campo (incluida Región), y en el de abajo se utilizan sólo 3 variables: cobertura del follaje, materia	

seca y humedad del suelo a 80 cm.....	194
Figura 5b.39: Diagrama del árbol de clasificación y resultados obtenidos en cada nodo del modelo desarrollado para estimar el contenido de agua en maíz a partir del conjunto de datos relevados a campo (excluyendo la materia seca) en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. Los nodos terminales con línea continua. %C es la cobertura; EFo es la etapa fenológica; Región es una variable categórica: 1 para los lotes de Villa del Rosario con el lote 7 y 2 para los de Pilar; AS80 y AS40 es la humedad de suelo a 80 y 40 cm; ETP_PM es la evapotranspiración de referencia; N es el número de casos, Mu el valor medio y Var la varianza del grupo.....	195
Figura 5b.40: Contenido de agua en maíz (CAV _m) observados y estimados, tanto en la etapa de estimación como de validación, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. En el gráfico de arriba se presentan los resultados del modelo desarrollado a partir del conjunto de datos observados a campo sin incluir la materia seca, y en el gráfico de abajo cuando tampoco se utiliza la variable complementaria Región.....	196
Figura 5b.41: Diagrama del árbol de clasificación y resultados que se obtienen en cada nodo del modelo desarrollado para estimar el contenido de agua en maíz a partir del conjunto de datos radiométricos de AQUA-MODIS y Región, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. Los nodos terminales con línea continua. Red, Blue, NIR y EVI son las bandas roja, azul, infrarroja cercana y el índice de vegetación mejorado, respectivamente; Región es una variable categórica: 1 para los lotes de Villa del Rosario con el lote 7 y 2 para los de Pilar; N es el número de casos, Mu el valor medio y Var la varianza del grupo.....	197
Figura 5b.42: Valores de contenido de agua en maíz observados y estimados, de acuerdo al conjunto de predictores utilizados en la etapa de estimación y de validación, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. En el gráfico de arriba se presentan los resultados del modelo desarrollado a partir del conjunto completo de datos radiométricos y en el de abajo cuando Región se excluye <i>a priori</i>	198
Figura 6a.43: Región de estudio con la localización de los 10 lotes en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina.....	213
Figura 6a.44: Evolución que presentaron los valores observados (puntos) y estimados de carácter máximo (líneas) de la biomasa aérea en 4 lotes de maíz durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. Entre paréntesis se indica el sector de procedencia: Villa del Rosario (VR) o Pilar.....	220
Figura 6a.45: Relación entre los valores observados de biomasa al final del ciclo y estimados con el modelo de productividad máxima en 10 lotes de Córdoba, Argentina, durante la temporada 2005-2006.....	221
Figura 6a.46: Relación entre el rendimiento en granos observado y estimado a partir del modelo de disminución del rendimiento ocasionado por la merma de la radiación	

fotosintéticamente activa interceptada (RFAI), la eficiencia en el uso de la radiación (EUR) y el índice de cosecha (IC) para 10 lotes de maíz durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. El valor estimado se obtiene haciendo la diferencia entre el rendimiento observado y la pérdida de rendimiento asociada al respectivo factor de merma: primero RFAI, luego RFAI y EUR y, por último, RFAI, EUR e IC.....	223
Figura 6a.47: Relación entre la biomasa área acumulada y el rendimiento en granos en 10 lotes de maíz de la campaña 2005-2006. La pendiente de la relación corresponde al índice de cosecha (IC) del experimento.....	224
Figura 6a.48: Relación entre la humedad del suelo promedio del perfil (0-80 cm) con la radiación fotosintéticamente activa interceptada (RFAI), la eficiencia en el uso de la radiación (EUR) y el índice de cosecha (IC) en 10 lotes de maíz de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.....	226
Figura 6a.49: Relación entre el contenido volumétrico de agua observado en el perfil (0-0,80 m) y el correspondiente valor estimado a partir del modelo de balance de agua calibrado para las condiciones regionales, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. Se discrimina la información indicando se proximidad geográfica de los lotes a Pilar o Villa del Rosario.....	228
Figura 6a.50: Relación entre el contenido de agua del suelo estimado a dos profundidades con el modelo de balance hidrológico y la eficiencia en el uso de la radiación (EUR) en 10 lotes de maíz de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.....	230
Figura 6a.51: Relación entre los rendimientos de maíz observados en 10 lotes de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006, y estimados con sendos modelos: uno que utiliza sólo mediciones de campo y otro que utiliza valores de NDVI (AQUA-MODIS) y la eficiencia de conversión de la luz es evaluada según el contenido de agua estimado por un modelo de balance hidrológico ajustado a las condiciones regionales.....	231
Figura 6b.52: Región de estudio con la localización de los 10 lotes en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina. También se incluye la posición geográfica de las localidades de Pilar y Villa del Rosario, y de la estación experimental Manfredi INTA.....	249
Figura 6b.53: Variación de los valores de cobertura observada (%C) y estimada por AquaCrop antes (CCcal) y posterior a la simulación (CCv) para distintas condiciones de escurrimiento de acuerdo al valor del número de curva (CN) en el lote 2 (arriba) y en el lote 3 (abajo), en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.....	258
Figura 6b.54: Relación entre los valores observados de la biomasa final de maíz y estimados por AquaCrop, con sus respectivas curvas de ajuste, para distintas condiciones de profundidad de raíces (PR) y una CN=75, en 10 lotes de la región central de Córdoba, Argentina, en 2005-2006. También se indica la función de	

identidad.....	260
Figura 6b.55: Relación entre valores observados y estimados por AquaCrop de biomasa final (arriba) y rendimiento (abajo) de maíz, con sus respectivas curvas de ajuste, para una profundidad de raíces de 1,2 m y distintas condiciones de escurrimiento en 10 lotes de la región central de Córdoba, Argentina, en 2005-2006. También se presenta la función identidad.....	262
Figura 6b.56: Variación de la humedad del suelo observada (HS; puntos) y estimada (HSe; línea continua) para el perfil superficial de 0,40 m en los lotes 2 y 3 de la región central de Córdoba, Argentina, durante el ciclo de maíz 2005-2006.....	264
Figura 6b.57: Relación entre la cobertura de maíz observada (arriba) y el NDVI escalado (NDVIe) (abajo) con los valores de cobertura estimados por AquaCrop antes (CCcal) y después de la simulación (CCv _{CN75; PR1.2}), para el conjunto de lotes monitoreados en la provincia de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.....	268
Figura 6b.58: Relación entre la cobertura de maíz observada (arriba) y el NDVI escalado (NDVIe) (abajo) con los valores de cobertura estimados por AquaCrop, antes (CCcal) y después de la simulación (CCv (CN75; PR1.2), para dos subconjuntos de lotes en Córdoba, Argentina, de acuerdo a la condición de humedad de suelo durante el ciclo 2005-2006: por encima (s1) y por debajo (s2) del promedio.	272
Figura 6b.59: Relación entre los valores de cobertura verde estimados por AquaCrop (CCv _{CN75; PR1.2}) y los producidos por el modelo $CCv_{NDVIe} \text{ y } HS = -65,4885 + 4,622 * x + 1,3304 * y - 0,0811 * x * x - 0,016 * x * y - 0,0007 * y * y$, donde x es el contenido de agua volumétrico observado en el perfil 0-40 cm, en tanto y es el valor de NDVI escalado (NDVIe).....	274

LISTA DE ABREVIATURAS

A o b	Banda del azul
AquaCrop	Modelo de productividad de la FAO
AQUA-MODIS	Satélite de observación y radiómetro
AS _i	Contenido de agua del suelo a distintas profundidades i
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer
BRDF	Función de Distribución Bidireccional de Reflectancia
CAV (kg m ⁻²)	Contenido de agua de la vegetación
CAV _m (kg m ⁻²)	Contenido de agua del maíz
%C, f, VF (% o fracción)	Cobertura del cultivo o fracción de suelo cubierta por el follaje
CCcal (% o fracción)	Cobertura estimada a partir de los valores observados para usar como dato de entrada de AquaCrop
CCv (% o fracción)	Cobertura estimada por AquaCrop
CN	Número de curva
CSI	Índice de estructura de la canopia
CV (%)	Coefficiente de variación
d	Coefficiente de concordancia
DAM (%)	Diferencia absoluta media
EF	Etapas fenológicas
EFest	Etapas fenológicas estimadas
EFobs	Etapas fenológicas observadas
EFobsi	Etapas fenológicas observadas interpoladas
EOS	Sistemas de Observación de la Tierra
ET (mm)	Evapotranspiración del cultivo
ETo	Evapotranspiración de referencia
EUA	Eficiencia en el uso del agua
EUR o ε (g MJ ⁻¹)	Eficiencia en el uso de la radiación
EVI	Índice de Vegetación Mejorado
EWT (g cm ⁻²)	Espesor de agua equivalente
F	F de Fisher
FMC	Contenido de humedad del combustible
fRFAA	Fracción de radiación fotosintéticamente activa absorbida
fRFAI	Fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada
GDD (°C días)	Grados días de crecimiento
gl	Grados de libertad
GNDVI	Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada con la banda verde
GPS	Sistema de Posicionamiento Global
GTI (°C días)	Índice Térmico General
GVMi	Índice de Humedad Global de la Vegetación
IAF	Índice de área foliar
IC o HI	Índice de cosecha
ICV	Índice de Condición de la Vegetación
INTA	Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria
IV	Índice espectral de vegetación

L	Factor de ajuste de suelo
LANDSAT	Satélite de observación de la tierra
MAE	Error Absoluto Medio
MBE	Error Desvío Medio
MI1, MI2 y MI3	Índices espectrales de humedad que incorporan distintas combinaciones de bandas NIR y SWIR
MODIS	Espectroradiómetro de Imágenes de Resolución Moderada
MODIS	Espectroradiómetro de Imágenes de Resolución Moderada
MRT	MODIS Reprojection Tool
MS	Materia seca
MYD13Q1	Producto desarrollado por la NASA con datos de AQUA-MODIS
MYD09A1	Idem anterior
NDII	Índice Infrarrojo de la Diferencia Normalizada
NDVI	Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada
NDWI	Índice de humedad de la diferencia normalizada
NIR o irc	Banda del infrarrojo cercano
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
OSAVI	Índice de Vegetación Ajustado por el Suelo Optimizado
P o p	Nivel de probabilidad
PEM	Modelos de eficiencia de la producción primaria
r	Coefficiente de correlación
R o r	Banda del rojo
R ²	Coefficiente de determinación
Rc	Reflectancia de la superficie superior de la canopia vegetal
RFAA	Radiación fotosintéticamente activa absorbida
RFAI (Mj d ⁻¹)	Radiación fotosintéticamente activa interceptada
R _i	Etapas reproductivas de la escala fenológica
RMSE	Raíz cuadrada del error medio
RMSE(ns)	RMSE no sistemático
RMSE(s)	RMSE sistemático
R _s	Reflectancia de la superficie del suelo desnudo
R _{sc}	Reflectancia de la escena
SAVI	Índice de Vegetación Ajustado por el Suelo
SDVI	Índice de Vegetación de la Diferencia Escalada
SIWSI	Índices espectrales de estrés hídrico que emplean bandas del infrarrojo medio
SR=NIR/R	Índice del cociente de bandas
SWIR o MIR	Reflectancia de onda corta del infrarrojo medio
t	t de Student
Ta (°C)	Temperatura media diaria
Tb (°C)	Temperatura base
TERRA-MODIS	Satélite de observación y radiómetro
Tmax (°C)	Temperatura máxima diaria
Tmin (°C)	Temperatura mínima diaria

TSAVI	Índice de Vegetación Ajustado por el Suelo Transformado
TT	Tiempo térmico
VARI	Índices del Visible Atmosféricamente Resistentes
VE	Emergencia
V_i	Etapas vegetativas de la escala fenológica
VT	Panojamiento
VWSI	Índice de Estrés Hídrico de la Vegetación
WBI	Índice de la Banda de Agua
WDRVI	Índice de Vegetación del Rango de Ancho Dinámico
ρ_{irc}	Reflectancia del infrarrojo cercano
ρ_r	Reflectancia del rojo
$\Delta NDVI/\Delta GTI$	Tasa de cambio del NDVI respecto al tiempo térmico

INTRODUCCIÓN GENERAL

El maíz es un cultivo importante en la producción agropecuaria de Córdoba, Argentina, no sólo desde el punto de vista de la productividad y rentabilidad sino también por su aporte a la sustentabilidad de los sistemas productivos, concepto abarcativo que involucra la consideración integrada del beneficio económico en un contexto de protección ambiental (Blackmore *et al.*, 1995). El valor económico de esta especie de metabolismo C4 está fundado en su alto potencial de rendimiento, con niveles de productividad en biomasa y grano crecientes que, al menos en la región agrícola de Estados Unidos de América, no presentan aún signos de estancamiento (Egli, 2008). Si bien el cultivo de la soja en los últimos años ha visto incrementada su área de producción de manera inusitada en toda la región agrícola de la Argentina, en desmedro del maíz y de otros cultivos alternativos, incluso con una tendencia peligrosa al monocultivo, toda planificación agrícola sustentable debe cimentarse sobre un esquema de rotaciones, entre otras prácticas, en el que la participación del maíz es fundamental.

El seguimiento, relevamiento o monitoreo de los cultivos a lo largo del ciclo constituye una práctica agronómica habitual, que se realiza de manera más o menos sistemática y objetiva para obtener información cuali y cuantitativa sobre la evolución de la cosecha. De esta forma, es posible detectar oportunamente los factores limitantes de distinta índole (de carácter sanitario, nutricional, por competencia, etc) que pueden restringir la productividad de los cultivos. A modo de una evaluación diagnóstica, dicha tarea debe identificar el factor que opera de manera restrictiva y decidir, en tiempo y forma, sobre la intervención agronómica correctiva. En relación a la práctica de fertilización de un cultivo, el rendimiento potencial constituye precisamente un dato de referencia que es relevante de conocer previo a la cosecha (Teal *et al.*, 2006). El rendimiento alcanzado a nivel de lote o región tiene un valor estratégico tanto para el productor, a fin de resolver una comercialización ventajosa, como para los organismos

privados y estatales responsables de establecer las políticas, gestión y comercialización de la producción primaria.

Cuando el seguimiento de un cultivo se realiza en forma tradicional, la recorrida a campo tiene las limitaciones propias del alcance visual y el nivel de experiencia de quien lo realiza, lo que le confiere un carácter absolutamente subjetivo y cualitativo. En la actualidad, el seguimiento de los cultivos sobre una base cuantitativa se puede efectuar también a partir de distintas tecnologías que la investigación agronómica ha ido desarrollando en procura de alcanzar mayor objetividad en las evaluaciones. Haciendo una síntesis no exhaustiva, estas tecnologías se pueden agrupar a grandes rasgos en tres categorías: teledetección satelital (Ma *et al.*, 2001; Bastiaanssen y Ali, 2003; Elwadie *et al.* 2005), modelado de cultivos (Whisler *et al.*, 1986; Thornley y Johnson, 2000) y, más recientemente, la integración de ambas (Weiss *et al.*, 2001; Doraiswamy *et al.*, 2003).

1. Teledetección: AQUA-MODIS.

El advenimiento de la tecnología satelital abrió la posibilidad de emplear datos radiométricos, no sólo para identificar cultivos y cuantificar la extensión territorial que ocupan en una región, sino también a fin de estimar el rendimiento alcanzado (Dawbin *et al.*, 1980). El principio que utiliza la teledetección de tipo pasiva a fin de interpretar cada escena de una región agrícola (lo que sucede a campo) se basa en la respuesta espectral del complejo suelo-vegetación y su modo particular de interactuar con la radiación solar en las diferentes bandas del espectro electromagnético (Hatfield *et al.*, 2008). Si bien la teledetección ha tenido un considerable avance en los últimos 30 años a los efectos de identificar cultivos y detectar eventuales problemas de productividad, la técnica no puede ser utilizada completamente independiente de la información de campo y, de esta forma, ambos procedimientos coexisten, se precisan mutuamente y retroalimentan.

Los datos radiométricos que producen los sistemas de teledetección, debidamente sistematizados e interpretados, se utilizan desde las décadas finales del siglo XX para múltiples propósitos agronómicos (Hatfield *et al.*, 2008). En relación directa con el seguimiento y evaluación de la condición de los cultivos, algunos de estos usos son:

determinar diferentes propiedades biofísicas del cultivo como el IAF, la fracción de suelo cubierta por el follaje y la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada (North, 2002; Gitelson, 2004; Jiang *et al.*, 2006); evaluar el estado fenológico de cultivos (Zhang *et al.*, 2003; Viña *et al.*, 2004); estimar el contenido de agua de la vegetación, para establecer su estado de hidratación y eventualmente la condición de estrés hídrico subyacente (Fensholt y Sandholt, 2003; Jackson *et al.*, 2004; Chen *et al.*, 2005); desarrollar cartografía sobre el uso de la tierra y establecer patrones estacionales de la cubierta vegetal (Cihlar, 2000; Wardlow *et al.*, 2007), estimar el consumo de agua o evapotranspiración del cultivo (ET) (Zhang y Wegehenkel; 2006; Venturini *et al.*, 2008); evaluar los requerimientos de fertilización nitrogenada (Blackmer *et al.*, 1996) y establecer el momento de aplicación más oportuno (Clay *et al.*, 2006; Teal *et al.*, 2006), etc.

Todas estas aplicaciones se proyectan de manera directa al objetivo de producir herramientas científicas y técnicas destinadas a realizar el seguimiento de los cultivos y determinar su estado durante el ciclo. Además, constituye información que permite evaluar las condiciones de estrés a las que un cultivo puede estar eventualmente sometido y, por extensión, estimar el nivel de productividad alcanzado haciendo uso de modelos ya existentes, o desarrollando otros a propósito a partir de datos radiométricos (Doraiswamy *et al.*, 2005; Prasad *et al.*, 2006; Rojas, 2007). La estimación remota del rendimiento de los cultivos tiene un alcance tanto regional como local, como así también es imprescindible para establecer la variabilidad interna de un lote de producción a los efectos de implementar el manejo localizado o de tasa variable que propone la agricultura de precisión (Moran *et al.*, 1997; Chang *et al.*, 2005).

La posibilidad de desarrollar tales herramientas o de mejorar su aptitud predictiva depende fuertemente de la configuración que presentan los distintos sistemas de teledetección, relacionada con la resolución espacial, temporal y radiométrica a partir de las cuales se producen los datos de reflectancia y de emisión espectral.

Los datos del satélite LANDSAT TM/ETM+ han sido tradicionalmente los más explorados para realizar la evaluación detallada de los cultivos a nivel de predio, en virtud de un instrumental que opera en múltiples bandas espectrales, desde la región visible hasta

la infrarroja media, con una resolución espacial de 30 m. El uso de datos LANDSAT (o similares, tales como los del satélite SPOT) para realizar una cartografía repetitiva de grandes superficies se ve limitada principalmente por el costo elevado de las imágenes y el tiempo requerido para la adquisición y el procesamiento de un gran número de escenas. También resultan limitantes aspectos relacionados con la disponibilidad de datos, ya que el periodo de revisita es de 16-17 días, y su calidad (por ejemplo, la cobertura de nubes) vinculada con la oportunidad de adquisición de imágenes (DeFries y Belward, 2000).

La alta resolución temporal (adquisición diaria de imágenes y periodos compuestos de 10 a 14 días de duración) del Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada (NDVI) que se obtiene del sensor *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR) de la serie de satélites de órbita polar *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA), ha sido ampliamente explorada, tanto a escala regional (Loveland *et al.*, 1991, 1995), como continental y mundial (DeFries y Townshend, 1994; Loveland y Belward, 1997; DeFries *et al.*, 1998; Hansen *et al.*, 2000; Loveland *et al.*, 2000). Asimismo, la alta correlación del NDVI con parámetros biofísicos (por ejemplo, IAF y biomasa verde) (Asrar *et al.*, 1984; Baret y Guyot, 1991), ha permitido realizar la discriminación adecuada de los distintos tipos de cobertura vegetal sobre la base de su respuesta fenológica (estacional) característica (Reed *et al.*, 1994; Jakubauskas *et al.*, 2002). Sin embargo, la resolución de 1 km limita el detalle espacial y temático de la información que se puede extraer de los datos AVHRR, de forma tal que la mayoría de los píxeles AVHRR constituyen una respuesta espectral y temporalmente integrada de distintos tipos de cobertura de suelo (Townshend y Justice, 1988; Zhan *et al.*, 2002). Como resultado de ello, los sensores de resolución más gruesa son particularmente adecuados para cartografiar sistemas naturales, pero la mayor variabilidad espacial y complejidad de los sistemas de producción agrícola requiere para su análisis de datos de mayor resolución que los provistos por AVHRR (Turner *et al.*, 2004).

En este sentido, los datos del Espectroradiómetro de Imágenes de Resolución Moderada (MODIS), a bordo de los satélites TERRA y AQUA, ofrecen importantes ventajas ya que su configuración particular los hace aptos para mejorar las técnicas y

procedimientos destinados a realizar tanto el seguimiento de los cultivos como estimar su comportamiento productivo (Doraiswamy *et al.* 2005).

Wardlow *et al.* (2006) señalan que los datos MODIS constituyen una alternativa mas apropiada para caracterizar con mayor detalle los patrones estacionales de uso del suelo en regiones extensas, al proporcionar datos de alta calidad, con una cobertura mundial de alta resolución temporal (1-2 días) y de resolución espacial intermedia (250 m) (Justice y Townshend, 2002). En la actualidad, se dispone sin costo alguno de información similar a la que produce AVHRR pero con una resolución de 250 metros, incluyendo una serie temporal de valores de reflexión de superficie del rojo visible (620-670 nm) y el infrarrojo cercano (841-876 nm), como así también índices de vegetación espectrales (NDVI y EVI) en composiciones de 16 días que se producen directamente a bordo del satélite. En este sentido, se ha sugerido que las características espaciales, espectrales y temporales de los datos MODIS 250 m son apropiados para realizar una cartografía detallada de los cultivos y las actividades de vigilancia en la región de las Grandes Llanuras de los Estados Unidos de Norteamérica. Tanto en Córdoba, Argentina, como en otras regiones agrícolas del mundo, son pocos aún los estudios que han puesto el énfasis en evaluar el potencial de esta información para realizar el seguimiento de los cultivos, conocer su estado de evolución y estimar la productividad a nivel de lote o predio (Lobell y Asner, 2004; Wardlow *et al.*, 2006).

Los instrumentos satelitales destinados al seguimiento de la condición de la vegetación requieren conciliar una adecuada resolución espacial, para mejorar la identificación de escenarios y paisajes, con la escala temporal, a propósito de captar oportunamente los cambios acontecidos o realizar el seguimiento más detallado de los procesos biofísicos de interés. Los datos radiométricos de MODIS, con una resolución espacial de 250 m y una cobertura temporal diaria, presentan un atractivo especial para generar información sobre los parámetros biofísicos de los cultivos en procura de mejorar la capacidad de estimación del rendimiento (Doraiswamy *et al.*, 2005), de manera particular cuando se intenta pasar de una escala de resolución global a la de predio o lote (Clevers *et al.*, 2002).

El seguimiento de la evolución de parámetros biofísicos como el IAF o la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada (fRFAI), que se obtienen a partir de datos radiométricos del MODIS con una alta frecuencia durante el ciclo, acoplado a modelos de rendimiento de cultivos, ha facilitado el análisis de la variabilidad temporal y espacial de la condición y el rendimiento de los cultivos (Doraiswamy *et al.*, 2004).

El alcance territorial de la predicción y los procedimientos utilizados son otros aspectos relevantes de considerar. En este sentido, ha sido tradicional producir modelos destinados a estimar la productividad a escala regional, de manera particular a partir de métodos de correlación estadística que utilizan directamente las bandas multiespectrales en diferentes fechas del ciclo (análisis multitemporal) como variables independientes (Chang *et al.*, 2003), diferentes índices de vegetación, como el NDVI, Índice de Vegetación Mejorado (EVI), TSAVI, GNDVI (Shanahan *et al.*, 2001), o indicadores de sequía de origen satelital, como el Índice de Condición de la Vegetación (ICV) elaborado a partir del NDVI (Unganai y Kogan, 1998; Seiler *et al.*, 1998). Distintos estudios han demostrado que valores acumulados estacionales de NDVI se correlacionan significativamente con datos de rendimiento de cultivos en regiones semiáridas (Groten, 1993), como así también en áreas más húmedas (Mika *et al.*, 2002; de la Casa y Ovando, 2007).

2. Modelos de cultivos.

Un modelo constituye una representación matemática de un sistema real (Mize y Cox, 1968) que, por ser virtualmente imposible de incluir todas las interacciones existentes entre el ambiente externo y el sistema modelado, se debe considerar una versión reducida y, por lo tanto, simplificada de la realidad (Hoogenboom, 2000).

La integración cuantitativa de experimentos y observaciones con una teoría requiere el uso de la matemática para expresar una idea científica mediante un lenguaje sucinto y no ambiguo, y también poder obtener soluciones numéricas o predicciones como consecuencia de tales ideas o conceptos científicos (Thornley y Johnson, 2000). A partir de la teoría de sistemas surgió una nueva área del conocimiento agronómico denominada modelado matemático de cultivos, a fin de realizar la simulación de un sistema productivo a distintas escalas de resolución (Monteith, 1996). En este sentido, existe un espectro

amplio de procedimientos matemáticos que se vienen utilizando, desde los modelos estadísticos más simples de correlación y regresión, hasta los complejos modelos de cultivo estructurados en un esquema modular a partir del lenguaje informático. La evolución incesante que han tenido los modelos de rendimiento de cultivos se ha comparado con el propio proceso de desarrollo ontogénico de un individuo, extendido desde la infancia hasta la madurez (Sinclair y Seligman, 1996).

Los modelos de cultivo, entre sus rasgos particulares, ponen el énfasis en ofrecer una mirada global de la realidad que trasciende la percepción fragmentada y propia de la concepción analítica tradicional de la ciencia. Los primeros prototipos de modelos tuvieron un carácter empírico, ya que consistían en funciones matemáticas elegidas de manera más o menos arbitraria de acuerdo a su ajuste con las mediciones de laboratorio o de campo. En la actualidad, se dispone también de esquemas dinámicos, determinísticos y mecanísticos a partir de los cuales el crecimiento y desarrollo de un cultivo se cuantifican sobre una base física y biológica, y ambos procesos son integrados en tiempo y espacio para confluir en un valor de rendimiento (Whisler *et al.*, 1986).

El fundamento subyacente de un modelo de cultivo es interpretar el comportamiento fenológico y fenométrico como consecuencia de la interacción del genotipo de un individuo o población con el ambiente atmosférico, edáfico y tecnológico donde es cultivado. Esta interpretación ha derivado también en el concepto de rendimiento potencial (Evans, 1993; Grassini *et al.*, 2009), el cual se expresa cuando los factores del ambiente actúan en forma no restrictiva y, por lo tanto, el crecimiento y desarrollo depende sólo de las condiciones genético-biológicas que son propias del individuo o población. De todos modos, a través de la radiación solar interceptada por el cultivo y la temperatura del aire durante el ciclo, el ambiente climático regula la tasa de crecimiento potencial. Siguiendo este esquema conceptual, que estima la biomasa acumulada en función de la radiación fotosintéticamente activa interceptada y la tasa de desarrollo de acuerdo al régimen térmico, han sido estructurados los modelos mecanísticos de simulación para diversos cultivos (Sinclair y Seligman, 1996; Monteith, 1996).

Uno de los objetivos principales de los modelos de simulación de cultivos es estimar la producción agrícola en función de las condiciones de clima y suelo, así como del manejo tecnológico del cultivo. Los elementos meteorológicos tales como radiación solar, temperatura del aire y precipitación, son las variables de entrada esenciales en los modelos de simulación que destacan el carácter agroclimático de estas herramientas informáticas (Hoogenboom, 2000).

2.1. Aproximaciones a la estimación de la productividad.

La estimación de la productividad que realizan los modelos de simulación de cultivos ha sido implementada por dos vías metodológicas diferentes. La primera alternativa, haciendo uso del principio de eficiencia en el uso de la radiación (EUR), consiste en proyectar la producción de biomasa y el rendimiento final del cultivo a partir de información sobre la fracción de radiación fotosintéticamente activa que es absorbida (fRFAA) o interceptada (fRFAI) por el cultivo y la tasa de conversión de esta energía en materia seca (Sinclair y Muchow, 1999).

La EUR, por su parte, que constituye un parámetro parcialmente conservativo bajo condiciones de cultivo no restrictivas, reduce su valor en situaciones de estrés biótico o abiótico. En maíz, Lindquist *et al.* (2005) presentaron valores de EUR obtenidos bajo condiciones óptimas de crecimiento y destacan que tanto la naturaleza empírica de EUR como la escasa precisión con que puede estimarse su valor, son causa de incertidumbre respecto a las predicciones de los modelos de cultivos estructurados de esta forma.

Esta alternativa de análisis, que ha sido muy utilizada tanto en modelos de cultivo de carácter genérico (Brisson *et al.*, 2003), como para maíz en particular (Jones y Kiniry, 1986), emplea por lo general el valor del índice de área foliar (IAF) como parámetro biofísico para generar información acerca de la capacidad del cultivo de interceptar la radiación solar. La cobertura del follaje a los efectos de representar la fracción de radiación interceptada por el cultivo, por su parte, constituye una instancia que ha sido menos explorada (Steven *et al.*, 1986).

El rendimiento de maíz queda establecido, en parte, por el número de granos a cosecha que, siendo sensible a las condiciones ambientales (Lizaso *et al.*, 2003), no depende enteramente de la producción de biomasa total (Rajcan y Tollenaar, 1999). El método más eficaz para estimar el número de granos por planta depende del promedio diario de radiación fotosintéticamente activa que es interceptada (RFAI) alrededor de floración femenina (Lizaso *et al.*, 2003). Por lo tanto, la predicción exacta de RFAI es a menudo un componente crítico de los modelos de simulación de maíz, ya que determina el incremento diario de la biomasa, así como del número de granos.

El rendimiento puede disminuir como consecuencia del suministro insuficiente de agua para satisfacer la demanda de los cultivos. Por lo tanto, en ambientes donde la oferta de agua es limitada por escasa o inoportuna, la producción queda determinada por el genotipo, la radiación solar, temperatura, factores de manejo agronómico y el grado que alcanza la restricción hídrica (Grassini *et al.*, 2009). Por su parte, Bergamaschi *et al.* (2004; 2006) han establecido que la mayor disminución de la productividad en maíz ocurre como consecuencia de la deficiencia de agua durante la polinización, formación del cigoto y desarrollo inicial del grano, periodo que, por su mayor sensibilidad, se considera de carácter crítico para el cultivo.

La deficiencia de agua reduce la productividad del maíz y de otros cereales por tres mecanismos principales. En primer lugar, la canopia en su conjunto puede absorber menos radiación solar incidente como consecuencia de un menor desarrollo, inducido por una menor expansión foliar, por marchitamiento temporario y enrolamiento foliar o senescencia temprana. En segundo término, el estrés por sequía reduce el valor de eficiencia con que la RFA absorbida se utiliza en convertir nueva materia seca. Por último, la sequía también puede limitar el rendimiento de granos disminuyendo el índice de cosecha (IC) (Earl y Davis, 2003). Siguiendo este esquema, Earl y Davis (2003) propusieron un procedimiento para analizar el efecto del estrés hídrico sobre la pérdida de productividad en cultivos de maíz que considera de manera secuencial la influencia de la disminución de la radiación fotosintéticamente activa interceptada (RFAI), de la eficiencia en el uso de la radiación (EUR) y del índice de cosecha (IC).

Por su parte, la otra opción que los modelos de rendimiento de cultivos utilizan para programar la estimación del rendimiento de los cultivos es aplicando el concepto de eficiencia o productividad en el uso del agua (EUA) (Stanhill, 1986). Esta lógica es la que sigue el modelo AquaCrop, de reciente presentación (Stedutto *et al.*, 2009; Raes *et al.*, 2009). Este modelo, basado en el principio de eficiencia en el uso del agua, realiza una estimación de la productividad de acuerdo al desarrollo que experimenta la cobertura del cultivo a lo largo de su ciclo. La estructura de cálculo de AquaCrop, que utiliza la cobertura como elemento central de la interacción suelo-planta-atmósfera, se presenta muy apropiada para realizar la integración de este modelo de cultivo con información derivada de los datos radiométricos. En este sentido, la disponibilidad de datos de cobertura obtenidos a campo ofrece la oportunidad de evaluar con precisión la rutina que utiliza AquaCrop a fin de parametrizar el desarrollo del canopeo de maíz. Asimismo, la información radiométrica de origen satelital puede ser utilizada como un elemento de control para verificar los alcances y limitaciones de la información producida a partir de información independiente.

3. Integración de modelos de cultivos y datos radiométricos.

La estimación del rendimiento a partir de modelos de cultivo tiene un alcance local más estricto, en la medida que las proyecciones sobre la productividad se obtienen para una serie de condiciones particulares de clima, suelo y manejo que, por lo general, no se mantienen constantes en una región. Por el contrario, la ventaja de emplear información satelital para la predicción del rendimiento agrícola radica en su capacidad de observación global del territorio, si bien es una tecnología que presenta también algunos puntos débiles.

Así, en una primera etapa de su aplicación para el seguimiento de cultivos se utilizó de manera preponderante información del satélite LANDSAT, cuyas imágenes poseen una alta capacidad para identificar coberturas, pero son de baja frecuencia temporal. La baja frecuencia de paso (por su propio funcionamiento y la ocurrencia de nubosidad) impone una limitación importante para evaluar la situación productiva, ya que los procesos de crecimiento y desarrollo vegetal son esencialmente dinámicos. A los efectos de superar este inconveniente, Maas (1988; 1993) propuso salvar la discontinuidad propia de esta información satelital realizando el acoplamiento de los datos radiométricos con

estimaciones derivadas de un modelo de cultivo, cuyas simulaciones, por lo general, se realizan a una escala de resolución diaria.

Actualmente, también existe interés en usar la tecnología satelital para realizar proyecciones de rendimiento a escala de predio o lote. En este sentido, la posibilidad de identificar la variabilidad interna dentro de una unidad de producción a través de procedimientos que vinculen las imágenes multiespectrales del satélite con las observaciones de campo, por medio de sistemas de información geográfica (Petersen *et al.*, 1995), ha permitido avanzar en lo que se ha dado en llamar agricultura de precisión o de tasa variable (Batchelor *et al.*, 2002; Clevers *et al.*, 2002). Los primeros estudios conducidos a escala de predio han mostrado que los datos obtenidos de manera remota pueden ser incorporados en los modelos de simulación de cultivos para calibrar o ajustar sus parámetros durante el periodo de simulación con la finalidad de asegurar que las condiciones simuladas del crecimiento, desarrollo o rendimiento del cultivo concuerden con las observadas a campo (Lobell *et al.*, 2002; Doraiswamy *et al.*, 2003).

Por su parte, existen distintos niveles de complejidad en la incorporación de los datos de satélite a los modelos de simulación (Mass, 1988; Weiss *et al.*, 2001; Doraiswamy *et al.*, 2003), de tal forma que es necesario evaluar el procedimiento más conveniente en cada caso para realizar el acoplamiento de la información disponible. Las alternativas metodológicas deben considerar principalmente la selección de un modelo de cultivo apropiado al objetivo perseguido, una evaluación del alcance de la información radiométrica que origina el sistema satélite-sensor con respecto a su escala de resolución espacial y temporal, como así también la estrategia más conveniente para efectuar la calibración del modelo de simulación.

3.1. Parámetros biofísicos.

El índice de área foliar (IAF) es una de las variables más utilizadas para caracterizar el estado y densidad foliar de la vegetación, porque se vincula tanto con la intercepción de la radiación solar como con la tasa de transpiración de los cultivos. Por esta razón, su estimación por teledetección es objeto de distintos procedimientos de análisis (Wathall *et al.*, 2004) y, de un modo particular, con el propósito de utilizar su determinación como

elemento de nexo o acople entre los datos radiométricos y los modelos de cultivos (Maas, 1993; Clevers *et al.*, 2002; Doraiswamy *et al.*, 2005). En este sentido, es usual derivar los valores de IAF a partir de índices de vegetación espectrales (IV), si bien la relación entre ambos presenta un comportamiento de saturación cuando el canopeo es denso ($IAF > 3$), lo que dificulta apreciar diferencias en los valores estimados de IAF en tales condiciones (Myneni *et al.*, 1997; Gitelson, 2004; Coyne *et al.*, 2009).

La fracción del suelo cubierto por el follaje o cobertura del cultivo constituye otro parámetro ampliamente utilizado para caracterizar el estado de la vegetación y, asimismo, existe mucha evidencia que demuestra la posibilidad de estimar su valor de manera precisa a partir de datos radiométricos (Gitelson *et al.*, 2002; Jiang *et al.*, 2006; Maas y Rajan, 2008). La cobertura es un parámetro ligado directamente con la fracción de radiación interceptada por el cultivo (Steven *et al.*, 1986; Purcell, 2000), de modo que su empleo puede conducir a la estimación de la biomasa producida en base al principio de eficiencia en el uso de la radiación (EUR) (Sinclair y Muchow, 1999). Por otra parte, se ha utilizado también para modelar el desarrollo de la parte aérea del cultivo, y estimar la tasa de transpiración en procura de determinar la productividad agrícola a partir del principio de eficiencia en el uso del agua (Stedutto *et al.*, 2009; Raes *et al.*, 2009). El seguimiento de un cultivo a partir de la fracción de cobertura verde estimada de manera remota constituye información objetiva para evaluar tanto el proceso de crecimiento vinculado a la acumulación de materia seca como también aquellos relativos a su desarrollo fenológico (Viña *et al.*, 2004).

Un aspecto de particular interés en la evaluación de la marcha de un cultivo reside en conocer la etapa de desarrollo fenológico que presenta en cada momento de su ciclo. Esta información ha sido particularmente útil para estimar el rendimiento potencial del cultivo de maíz antes de completar su ciclo (Teal *et al.*, 2006), como así también para ajustar la práctica de fertilización nitrogenada de media estación (Raun *et al.*, 2005; Sripada *et al.*, 2006). Por su parte, Clay *et al.* (2006) utilizan las etapas fenológicas para discriminar distintos momentos del ciclo de maíz a los efectos de analizar la influencia particular del estrés de agua y de nitrógeno sobre la disminución del rendimiento a partir de datos radiométricos. Elwadi *et al.* (2005) estiman el rendimiento de maíz a partir de

datos espectrales, y alcanzan los mejores resultados cuando el cultivo se encuentra en R5 (grano dentado), es decir que la precisión de la estimación depende del estado de desarrollo fenológico en que se la realiza. Si bien este resultado es contradictorio, ya que el periodo crítico de maíz a la falta de agua ocurre entre VT (panojamiento) y R2 (formación de los granos) (Bergamaschi *et al.*, 2004; 2006), sirve de ejemplo para jerarquizar el valor de esta información.

El contenido de agua de la vegetación es otro parámetro biofísico que se ha procurado estimar de manera remota. Las determinaciones del contenido de agua de la vegetación resultan de interés para evaluar su estado de hidratación, y detectar síntomas de estrés hídrico tanto en la producción agrícola como silvícola y natural (Gao y Goetz, 1995; Gao, 1996; Peñuelas *et al.*, 1997; Ustin *et al.*, 1998; Zarco-Tejada *et al.*, 2003; Ghulam *et al.*, 2008). Esta información también se ha utilizado para analizar la ocurrencia de sequía (Peñuelas *et al.*, 1993) y predecir la susceptibilidad o riesgo de incendios forestales (Chuvienco *et al.*, 2004; Riaño *et al.*, 2005; Ustin *et al.*, 1998; Yebra *et al.*, 2008).

Como un método alternativo a las mediciones de la temperatura de la canopia (canales térmicos) para estimar el estrés agua de los cultivos, se utilizan distintos indicadores espectrales sensibles al agua derivados de datos de reflectancia de onda corta del infrarrojo medio (SWIR), que es sensible al espesor de agua equivalente (EWT, g cm^{-2}), y también de la combinación del SWIR e infrarrojo cercano (NIR, una región sensible a la variación contenido de materia seca) para detectar efectos de la sequía sobre el contenido de agua y estrés hídrico de la vegetación (Ghulam *et al.*, 2008).

Osborne *et al.* (2002) analizan asimismo el potencial de los datos radiométricos hiperespectrales para estimar la variación del nitrógeno (N) y la biomasa total bajo la ocurrencia de estrés hídrico, a partir de las bandas NIR y de absorción de agua. Las reflectancias en el verde y las regiones NIR se utilizaron para estimar la biomasa y N total sin estrés hídrico. Por su parte, las reflectancias a 510, 705 y 1135 nm fueron empleadas para estimar de manera particular el contenido de clorofila, procedimiento que resultó independiente del año o fecha de muestreo (etapa fenológica).

Sin embargo, la estimación satelital del contenido de agua es un tema complejo porque se presenta un desajuste de escala entre el nivel de dosel y de hoja. De acuerdo con esto, los índices sensibles al agua que han sido propuestos rara vez se utilizan para evaluar el estrés hídrico de los cultivos a partir de imágenes de satélite (Ghulam *et al.*, 2008). Claudio *et al.* (2006) determinaron una correlación significativa entre el índice de la banda de agua (WBI, por sus siglas en inglés) y el NDVI, revelando una fuerte relación entre el contenido de agua del dosel y la estructura de la cubierta verde. Sin embargo, esta relación se altera con diferentes especies y contenidos de agua, lo que constituye evidencia acerca de la independencia de estos dos índices ópticos. Consideran que las respuestas particulares de la relación NDVI-WBI pueden proporcionar indicadores útiles sobre las diferencias estructurales y fisiológicas y, de una manera sutil pero potencialmente de gran alcance, identificar tipos de vegetación y respuestas a la sequía funcionalmente distintas.

4. Método y estructura de la tesis.

La mayoría de la investigación empírica se realiza bajo dos modalidades de análisis: por correlación y de manera experimental. Mientras las variables independientes en la primera alternativa por lo general no son alteradas por el investigador, en la investigación experimental se realiza la manipulación de algunas variables o factores y luego, a partir de un diseño estadístico particular, se evalúa su efecto sobre las variables de respuesta o dependientes. Sólo en este caso se puede establecer fehacientemente una relación causal entre variables dependientes e independientes. El análisis por correlación es más limitado en tal sentido porque sólo permite interpretar causalidad basado en una concepción teórica previa. Si bien el método de correlación no comprueba causalidad de manera concluyente, es una alternativa ampliamente utilizada en estudios agroclimáticos de carácter observacional aprovechando, como en este caso, la contingencia favorable que presentan las variables independientes para poner de relieve diferencias de productividad entre regiones.

Por otra parte, buscando la coherencia necesaria entre el conjunto y las partes que lo constituyen, la investigación procuró alcanzar consistencia siguiendo el criterio de convergencia de la evidencia. De este modo, el estudio se sostiene y se torna convincente más por la integración de distintos resultados válidos, que por la consideración de algún

suceso positivo pero desarticulado. Este criterio fue eficaz tanto para integrar la información de campo con los datos radiométricos, así como en la conexión entre las distintas temáticas abordadas en los sucesivos capítulos.

En un contexto científico, también es importante destacar que el presente estudio sobre teledetección corresponde a una instancia vinculada con una fase de verificación o comprobación del procedimiento, en contraposición a lo que es propio para una etapa de descubrimiento inicial. En este sentido, en los últimos años el conocimiento ha progresado sobre los distintos aspectos teóricos y prácticos inherentes tanto al fundamento como a la implementación de la tecnología satelital, y existe mucha evidencia acumulada a favor de las posibilidades que ofrece en diversos campos de la agronomía (Hatfield et al., 2008). Lo que está en juego todavía se vincula en particular al desarrollo de nuevos sensores que potencian el alcance de la técnica, y también de procedimientos que permiten hacer un uso más efectivo de la información producida.

De acuerdo a las premisas presentadas en esta Introducción (Capítulo I), el contenido de la tesis se organizó siguiendo una estructura que, de acuerdo a la Figura 1.1, tiene a la cobertura del cultivo como elemento central del esquema, y que se vincula de manera particular con los diferentes aspectos abordados respecto al monitoreo sobre la condición del cultivo y la estimación del rendimiento de maíz a nivel de lote. El Capítulo II presenta el análisis de la estimación remota de esta variable biofísica a partir de los datos de AQUA-MODIS. En el Capítulo III, los valores de cobertura se utilizan para evaluar el grado de correspondencia entre la ubicación geográfica del sitio de muestreo a campo y el píxel seleccionado de la imagen. El Capítulo IV analiza el alcance que presenta la serie de tiempo del NDVI para producir información fenológica. Por su parte, la estimación del contenido de agua del maíz se realiza en el Capítulo V, de una manera general en la primera parte, y aplicando la técnica del árbol de clasificación y regresión como metodología de análisis en la segunda. El Capítulo VI aborda el tema referido a la estimación del rendimiento. En la primera parte, además de analizar la influencia de distintos factores sobre la pérdida de productividad, la cobertura del cultivo se utiliza como sucedánea de la fracción interceptada de radiación y también como nexo entre un modelo simple de estimación del rendimiento y la información satelital. En la segunda parte, las

mediciones de cobertura se incorporan al modelo de cultivo AquaCrop, procedimiento que estima la productividad siguiendo el principio de eficiencia en el uso del agua, y la información satelital se aplica como un elemento independiente de control. Finalmente, el Capítulo VII presenta las conclusiones generales y se hacen sugerencias a tener en cuenta para un trabajo futuro.

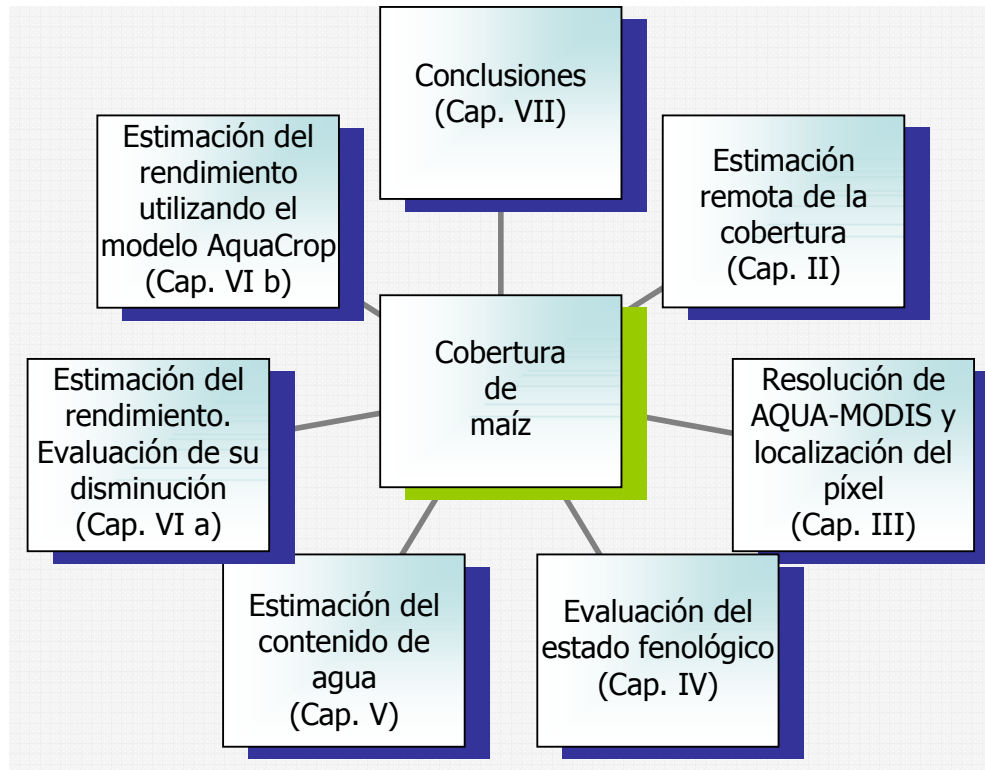


Figura 1.1: Estructura de la tesis.

OBJETIVO GENERAL

Esta investigación propone realizar un monitoreo a campo de cultivos de maíz en el área central de la provincia de Córdoba, y evaluar la utilización de datos radiométricos que produce el sistema sensor AQUA-MODIS para estimar de manera remota distintos parámetros biofísicos de la vegetación y, en particular, el rendimiento del cultivo a nivel de lote de producción.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Estimar la cobertura o fracción de suelo cubierta con maíz utilizando datos del sensor espectral AQUA-MODIS.

Evaluar la correspondencia espacial entre el sector de dónde se obtuvo la información de campo y los datos radiométricos de AQUA-MODIS.

Analizar el desarrollo fenológico del cultivo en lotes de maíz con información de campo y datos radiométricos de AQUA-MODIS.

Desarrollar un modelo para estimar la ocurrencia de las principales etapas fenológicas en maíz a partir de series de tiempo de NDVI-MODIS.

Estimar el contenido de agua en maíz con información espectral de AQUA-MODIS y evaluar su empleo para representar la condición de estrés hídrico.

Estimar el rendimiento de maíz a escala de lote a partir de datos de cobertura del cultivo e información espectral de AQUA-MODIS.

Evaluar el comportamiento predictivo del modelo de cultivo AquaCrop para estimar el rendimiento de maíz a partir de datos radiométricos de AQUA-MODIS.

BIBLIOGRAFÍA

- Asrar, G., M. Fuchs, E. T. Kanemasu, and J. L. Hatfield. 1984. Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agron. J.* 76:300-306.
- Baret, F., and G. Guyot, 1991. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sens. Environ.* 35:161-173.

- Bastiaanssen, W.G.M., and S. Ali, 2003. A new crop yield forecasting model based on satellite measurements applied across the Indus Basin, Pakistan. *Agriculture Ecosystems & Environment* 94:321-340
- Batchelor, W.D., B. Basso, and J.O. Paz, 2002. Examples of strategies to analyze spatial and temporal yield variability using crop models. *Europ. J. Agronomy* 18:141-158.
- Bergamaschi, H., G.A. Dalmago, J.I. Bergonci, C.A. Menegassi Bianchi, A.G. Müller, F. Comiran, B.M. Machado Heckler, 2004. Distribuição hídrica no período crítico do milho e produção de grãos. *Pesq. Agropec. Bras.* 39:831-839.
- Bergamaschi, H., G.A. Dalmago, F. Comiran, J.I. Bergonci, A.G. Müller, S. França, A.O. Santos, B. Radin, C.A. Menegassi Bianchi, e P.G. Pereira, 2006. Deficit hídrico e produtividade na cultura do milho. *Pesq. Agropec. Bras.* 41:243-249.
- Blackmer, T.M., J.S. Schepers, G.E. Varvel y G.E. Meyer, 1996. Analysis of aerial photography for nitrogen stress within corn fields. *Agron. J.* 88:729-733.
- Blackmore, B.S., P.N. Wheeler, J. Moris, R.M. Moris, and R.J.A. Jones. 1995. The role of precision farming in sustainable agriculture: A European perspective. p. 777-793. *In* P.C. Robert et al. (ed.) *Site-specific management for agricultural systems*. ASA, CSSA, and SSSA, Madison, WI.
- Brisson, N., C. Gary, E. Justes, R. Roche, B. Mary, D. Ripoche, D. Zimmer, J. Sierra, P. Bertuzzi, P. Burger, F. Bussière, Y.M. Cabidoche, P. Cellier, P. Debaeke, J.P. Gaudillère, C. Hénault, F. Maraux, B. Seguin, and H. Sinoquet, 2003. An overview of the crop model STICS. *Europ. J. Agronomy* 18:309-332
- Chang, J., D.E. Clay, K. Dalsted, S. Clay, and M. O'Neill, 2003. Corn (*Zea mays* L.) yield prediction using multispectral and multirate reflectance. *Agron. J.* 95:1447-1453.
- Chang, K-W, Y. Shen, and J-Ch Lo, 2005. Predicting rice yield using canopy reflectance measured at booting stage. *Agron. J.* 97:872-878.
- Chen, D., J. Huang, T.J. Jackson, 2005. Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near- and short-wave infrared bands. *Remote Sens. Environ.* 98:225-236.
- Chuvieco, E., D. Cocero, D. Riaño, P. Martín, J. Martínez-Vega, J. de la Riva, and F. Pérez, 2004. Combining NDVI and surface temperature for the estimation of live fuels moisture content in forest fire danger rating. *Remote Sens. Environ.* 92:322-331.
- Cihlar, J., 2000. Land cover mapping of large areas from satellites: Status and research priorities. *International Journal of Remote Sensing* 21:1093-1114.
- Claudio, H.C., Y. Cheng, D.A. Fuentes, J.A. Gamon, H. Luo, W. Oechel, H-L. Qiu, A.F. Rahman, D.A. Sims, 2006. Monitoring drought effects on vegetation water content and fluxes in chaparral with the 970 nm water band index. *Remote Sens. Environ.* 103:304-311.
- Clay, D.E., K-I. Kim, J. Chang, S.A. Clay, and K. Dalsted, 2006. Characterizing water and nitrogen stress in corn using remote sensing. *Agron. J.* 98:579-587.
- Clevers, J.G.P.W., O.W. Vonder, R.E.E. Jongschaap, J.F. Desprats, C. King, L. Prévot, and N. Bruguier, 2002. Using SPOT data for calibrating a wheat growth model under mediterranean conditions. *Agronomie*, 22:687-694.
- Coyne, P.I., R.M. Aiken, S.J. Maas, and F.R. Lamm, 2009. Evaluating YieldTracker forecasts for maize in western Kansas. *Agron J.* 101:671-680.
- Dawbin, K.W., J.C. Evans, M.J. Duggin, and E.K. Leggett, 1980. Classification of wheat areas and prediction of yields in North-western New South Wales by repetitive Landsat data. *Aust. J. Agric. Res.* 31:449-453.

- DeFries, R., and J.R.G. Townshend, 1994. NDVI-derived land cover classification at global scales. *International Journal of Remote Sensing* 15:3567-3586.
- DeFries, R., M. Hansen, J.R.G. Townshend, and R. Sohlberg, 1998. Global land cover classifications at 8 km spatial resolution: The use of training data derived from Landsat imagery in decision tree classifiers. *International Journal of Remote Sensing* 19:3141-3168.
- DeFries, R., and A.S. Belward, 2000. Global and regional land cover characterization from satellite data: An introduction to the special issue. *International Journal of Remote Sensing* 21:1083-1093.
- de la Casa, A., y G. Ovando, 2007. Integración del Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada (NDVI) y del ciclo fenológico de maíz para estimar el rendimiento a escala departamental en Córdoba, Argentina. *Agricultura Técnica (Chile)* 67:362-371.
- Doraiswamy, P.C., S. Moulin, P.W. Cook, and A. Stern, 2003. Crop yield assessment from remote sensing. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 69:665-674.
- Doraiswamy, P.C., J.L. Hatfield, T.J. Jackson, B. Akhmedov, J. Prueger y A. Stern, 2004. Crop condition and yield simulations using Landsat and MODIS. *Remote Sens. Environ.* 92:548-559.
- Doraiswamy, P.C., T.R. Sinclair, S. Hollinger, B. Akhmedov, A. Stern y J. Prueger, 2005. Application of MODIS derived parameters for regional crop yield assessment. *Remote Sens. Environ.* 97:192-202.
- Earl, H.J., and R.F. Davis, 2003. Effect of drought stress on leaf and whole canopy radiation use efficiency and yield of maize. *Agron. J.* 95:688-696.
- Egli, D.B., 2008. Comparison of corn and soybean yields in the United States: Historical trends and future prospects *Agron. J.* 100:S79-S88.
- Elwadi, M.E., F.J. Pierce, and J. Qi, 2005. Remote sensing of canopy dynamics and biophysical variables estimation of corn in Michigan. *Agron. J.* 97:99-105.
- Evans, L.T., 1993. *Crop evolution, adaptation and yield.* Cambridge University Press, Cambridge, UK.
- Fensholt, R., and I. Sandholt, 2003. Derivation of a shortwave infrared water stress index from MODIS near- and shortwave infrared data in a semiarid environment. *Remote Sens. Environ.* 87:111-121.
- Gao, B.-C., and A.F.H. Goetz, 1995. Retrieval of equivalent water thickness and information related to biochemical components of vegetation canopies from AVIRIS data. *Remote Sens. Environ.* 52:155-162.
- Gao, B.C., 1996. NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sens. Environ.* 58(3):257-266.
- Ghulam, A., Z. Li, Q. Qin, H. Yimit, and J. Wang, 2008. Estimating crop water stress with ETM+ NIR and SWIR data. *Agric. Forest Meteorol.* 148:1679-1695.
- Gitelson, A.A., Y.J. Kaufman, R. Stark, and D. Rundquist, 2002. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sens. Environ.* 80:76-87.
- Gitelson, A.A., 2004. Wide Dynamic Range Vegetation Index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation. *J. Plant Physiol.* 161:165-173.
- Grassini, P., H. Yang, and K.G. Cassman, 2009. Limits to maize productivity in Western Corn-Belt: A simulation analysis for fully irrigated and rainfed conditions. *Agric. For. Meteorol.* 149:1254-1265.
- Groten, S.M.E., 1993. NDVI-crop monitoring and early yield assessment of Burkina Faso. *International Journal of Remote Sensing* 14:1495-1515.

- Hansen, M., R. DeFries, J.R.G. Townshend, and R. Sohlberg, 2000. Global land cover classification at 1km resolution using a decision tree classifier. *International Journal of Remote Sensing*. 21:1331-1365.
- Hatfield, J.L., A.A. Gitelson, J.S. Schepers, and C. L. Walthall, 2008. Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. *Agron. J.* 100:S117-S131.
- Hoogenboom, G., 2000. Contribution of agrometeorology to the simulation of crop production and its applications. *Agric. For. Meteorol.* 103:137-157.
- Huete, 2003. Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sens. Environ.* 84:471-475.
- Jackson, T.J., D. Chen, M. Cosh, F. Li, M. Anderson, C. Walthall, P. Doriaswamy, and E.R. Hunt, 2004. Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. *Remote Sens. Environ.* 92:475-482.
- Jakubauskas, M.E., D.L. Peterson, J.H. Kastens, and D.R. Legates, 2002. Time series remote sensing of landscape-vegetation interactions in the southern Great Plains. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 68:1021-1030.
- Jiang, Z., A.R. Huete, J. Chen, Y. Chen, J. Li, G. Yan, and X. Zhang, 2006. Analysis of NDVI and scaled difference vegetation index retrievals of vegetation fraction. *Remote Sens. Environ.* 101:366-378.
- Jones, C.A., and J.R. Kiniry. 1986. CERES-Maize: A simulation model of maize growth and development. Texas A&M Univ. Press, College Station.
- Justice, C.O., and J. Townshend, 2002. Special issue on the moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS): a new generation of land surface monitoring. *Remote Sens. Environ.* 83:1-2.
- Lindquist, J.L., T.J. Arkebauer, D.T. Walters, K.G. Cassman, and A. Dobermann, 2005. Maize radiation use efficiency under optimal growth conditions. *Agron. J.* 97:72-78.
- Liu, W.T., and F.N. Kogan, 1996. Monitoring regional drought using the Vegetation Condition Index. *Int. J. Remote Sensing* 17:2761-2782.
- Lizaso, J.I., W.D. Batchelor, M.F. Westgate, and L. Echarte. 2003. Enhancing the ability of CERES-Maize to compute light capture. *Agric. Syst.* 76:293-311.
- Lobell, D.B., J.I. Ortiz-Monasterio, C.L. Addams, and G.P. Asner, 2002. Soil, climate, and management impacts on regional wheat productivity in Mexico from remote sensing. *Agric. For. Meteorol.* 114:31-43.
- Lobell, D.B., and G.P. Asner, 2004. Cropland distributions from temporal unmixing of MODIS data. *Remote Sens. Environ.* 93: 412-422.
- Loveland, T.R., J.W. Merchant, D.O. Ohlen, and J.F. Brown, 1991. Development of a land cover characteristics database for the conterminous U.S. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 57:1453-1463.
- Loveland, T.R., J.W. Merchant, B.C. Reed, J.F. Brown, D.O. Ohlen, and P. Olson, 1995. Seasonal land cover regions of the United States. *Annals of the Association of American Geographers*, 85:339-355.
- Loveland, T.R., and A.S. Belward, 1997. The IGBP-DIS global 1 km land cover data set, DISCover: First results. *International Journal of Remote Sensing* 18:3289-3295.
- Loveland, T.R., B.C. Reed, J.F. Brown, D.O. Ohlen, Z. Zhu, L. Yang, and J.W. Merchant, 2000. Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* 21:1303-1330.
- Ma, B.L., L.M. Dwyer, C. Costa, E.R. Cober, and M.J. Morrison, 2001. Early prediction of soybean yield from canopy reflectance measurements. *Agron. J.* 93:1227-1234.

- Maas, S.J., 1988. Using satellite data to improve model estimates of crop yield. *Agron. J.* 80:662-665.
- Maas, S.J., 1993. Within-season calibration of modeled wheat growth using remote sensing and field sampling. *Agron. J.* 85:669-672.
- Maas, S.J., and N. Rajan, 2008. Estimating ground cover of field crops using medium-resolution multispectral satellite imagery. *Agron. J.* 100:320-327.
- Mika, J., J. Kerényi, A. Rimóczi-Paál, Á. Merza, C. Szinell, and I. Csiszár, 2002. On correlation of maize and wheat yield with NDVI: Example of Hungary (1985-1998). *Adv. Space Res.* 30:2399-2404.
- Mize, J.H., and J.G. Cox, 1968. *Essentials of simulation*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Monteith, J.L., 1996. The quest for balance in crop modeling. *Agron. J.* 88:695-697.
- Moran, M.S., Y. Inoue, y E. M. Barnes, 1997. Opportunities and Limitations for Image-Based Remote Sensing in Precision Crop Management. *Remote Sens. Environ.* 61:319-346.
- Myneni, R.B., Nemani, R.R., and S.W. Running, 1997. Algorithm for the estimation of global land cover, LAI and FPAR based on radiative transfer models. *IEEE Trans. Geosc. Remote Sens.* 35:1380-1393.
- North, P.R.J., 2002. Estimation of f_{APAR} , LAI, and vegetation fractional cover from ATSR-2 imagery. *Remote Sens. Environ.* 80:114-121.
- Osborne, S.L., J.S.Schepers, D.D. Francis, and M.R. Schlemmer, 2002. Use of spectral radiance to estimate in-season biomass and grain yield in nitrogen- and water-stressed corn. *Crop Sci.* 42:165-171.
- Peñuelas, J., I. Filella, C. Biel, L. Serrano, and R. Savé, 1993. The reflectance at the 950–970 nm region as an indicator of plant water status. *Int. J. Remote Sens.* 14: 1887-1905.
- Peñuelas, J., J. Piñol, R. Ogaya, and I. Filella, 1997. Estimation of plant water concentration by the reflectance Water Index WI (R900/R970). *International Journal of Remote Sensing*, 18:2869-2875.
- Petersen G.W., J.C. Bell, K. McSweeney, G.A. Nielsen, and P.C. Robert, 1995. Geographic information systems in agronomy. *Adv. Agron.* 55:67-111.
- Prasad, A.K., L. Chai, R.P. Singh, y M. Kafatos, 2006. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 8:26-33.
- Purcell, L.C., 2000. Soybean canopy coverage and light interception measurements using digital imagery. *Crop Sci.* 40:834-837.
- Raes, D., P. Steduto, T.C. Hsiao, and E. Fereres, 2009. AquaCrop-The FAO crop model to predict yield response to water: II Main algorithms and soft ware description. *Agron. J.* 101:438-447.
- Rajcan, I., and M. Tollenaar, 1999. Source:sink ratio and leaf senescence in maize: I. Dry matter accumulation and partitioning during grain filling. *Field Crops Res.* 60:245-253
- Raun, W.R., J.B. Solie, K.L. Martin, K.W. Freeman, M.L. Stone, G.V. Johnson, and R.W. Mullen. 2005. Growth stage, development, and spatial variability in corn evaluated using optical sensor readings. *J. Plant Nutr.* 28:173-182.
- Reed, B.C., J.F. Brown, D. VanderZee, T.R. Loveland, J.W. Merchant, and D. Ohlen, 1994. Measuring phenological variability from satellite imagery. *Journal of Vegetation Science* 5:703-714.
- Riaño, D., P. Vaughan, E. Zarco-Tejada, and P.J. Ustin, 2005. Estimation of fuel moisture content by inversion of radiative transfer models to simulate equivalent water thickness

- and dry matter content. Analysis at leaf and canopy level. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 43:819-826.
- Rojas, O., 2007. Operational maize yield model development and validation based on remote sensing and agro-meteorological data in Kenya. *International Journal of Remote Sensing*, 28:3775-3793.
- Seiler, R.A., F. Kogan, and J. Sullivan, 1998. AVHRR-Based vegetation and temperature condition indices for drought detection in Argentina. *Adv. Space Res.* 21:481-484.
- Shanahan, J.F., J.S. Schepers, D.D. Francis, G.E. Varvel, W.W. Wilhelm, J. M. Tringe, M.R. Schlemmer, and D.J. Mayor, 2001. Use of remote-sensing imagery to estimate corn grain yield. *Agron. J.* 93:583-589.
- Sinclair, T.R., and N.G. Seligman, 1996. Crop modeling: from infancy to maturity. *Agron. J.* 88:698-704.
- Sinclair, T.R., y R.C. Muchow, 1999. Radiation use efficiency. *Adv. Agron.* 65:216-265.
- Sripada, R.P., R.W. Heiniger, J.G. White, and A.D. Meijer, 2006. Aerial color infrared photography for determining early in-season nitrogen requirements in corn. *Agron. J.* 98:968-977.
- Stanhill, G., 1986. Water use efficiency. *Advances in Agronomy* 39:53-85.
- Steduto, P., T.C. Hsiao, D. Raes, y E. Fereres, 2009. AquaCrop-The FAO crop model to simulate yield response to water: I. Concepts and underlying principles. *Agron. J.* 101:426-437.
- Steven, M.D., P.V. Biscoe, K.W. Jaggard y J. Paruntu, 1986. Foliage cover and radiation interception. *Field Crop Research* 13:75-87.
- Teal, R.K., B. Tubana, K. Girma, K.W. Freeman, D.B. Arnall, O. Walsh, and W.R. Raun, 2006. In-season prediction of corn grain yield potential using Normalized Difference Vegetation Index. *Agron. J.* 98:1488-1494.
- Thornley, J.H.M., and I.R. Johnson, 2000. *Plant and crop modeling: A mathematical approach to plant and crop physiology.* 669 p. The Blackburn Press. P.O. Box 287. Caldwell, New Jersey 07006. USA
- Townshend, J.R.G., and C.O. Justice, 1988. Selecting the spatial resolution of satellite sensors required for global monitoring of land transformations. *International Journal of Remote Sensing* 9:187-236.
- Turner, D.P., S.V. Ollinger, and J.S. Kimball, 2004. Integrating remote sensing and ecosystem process models for landscape- to regional-scale analysis of the carbon cycle. *BioScience* 54:573-584.
- Unganai, L., and F. Kogan, 1998. Drought monitoring and corn yield estimation in Southern Africa from AVHRR data. *Remote Sens. Environ.* 63:219-232.
- Ustin, S.L., D.A. Roberts, J. Pinzón, S. Jacquemoud, M. Gardner, G. Scheer, C.M. Castañeda, and A. Palacios-Orueta, 1998. Estimating canopy water content of chaparral shrubs using optical methods. *Remote Sens. Environ.* 65:280-291.
- Venturini, V., S. Islam, and L. Rodriguez, 2008. Estimation of evaporative fraction and evapotranspiration from MODIS products using a complementary based model. *Remote Sens. Environ.* 112:132-141.
- Viña, A., A.A. Gitelson, D.C. Rundquist, G. Keydan, B. Leavitt y J. Schepers, 2004. Monitoring maize (*Zea mays* L.) phenology with remote sensing. *Agron. J.* 96:1139-1147.
- Walthall, C., W. Dulaney, M. Anderson, J. Norman, H. Fang, S. Liang, 2004. A comparison of empirical and neural network approaches for estimating corn and

- soybean leaf area index from Landsat ETM+ imagery. *Remote Sens. Environ.* 92:465-474.
- Wardlow, B.D., J.H. Kastens, and S.L. Egbert, 2006. Using USDA crop progress data for the evaluation of greenup onset date calculated from MODIS 250-meter data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 72:1225-1234.
- Wardlow, B.D., S.L. Egbert, and J.H. Kastens, 2007. Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the U.S. Central Great Plains. *Remote Sens. Environ.* 108:290-310.
- Weiss, M., D. Troufleau, F. Baret, H. Chauki, L. Prévot, A. Olioso, N. Bruguier, and N. Brisson, 2001. Coupling canopy functioning and radiative transfer models for remote sensing data assimilation. *Agric. For. Meteorol.* 108:113-128.
- Whisler, F.D., B. Acock, D.N. Baker, R.E. Fye, H.F. Hodges, J.R. Lambert, H.E. Lemmon, J.M. McKinion, and V.R. Reddy, 1986. Crop simulation models in agronomic systems. *Advances in Agronomy* 40: 141-208.
- Yebra, M., E. Chuvieco, and D. Rian, 2008. Estimation of live fuel moisture content from MODIS images for fire risk assessment. *Agric. For. Meteorol.* 148:523-536.
- Zarco-Tejada, P.J., C.A. Rueda, and S.L. Ustin, 2003. Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods. *Remote Sens. Environ.* 85:109-124.
- Zhan, X., R.A. Sohlberg, J.R.G. Townshend, C. DiMiceli, M.L. Carroll, J.C. Eastman, M.C. Hansen, and R.S. DeFries, 2002. Detection of land cover changes using MODIS 250 m data. *Remote Sens. Environ.* 83:336-350.
- Zhang, X.Y., M.A. Friedl, C.B. Schaaf, A.H. Strahler, J.C.F. Hodges, F. Gao, B.C. Reed, and A. Huete, 2003. Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sens. Environ.* 84:471-475.
- Zhang, Y., and M. Wegehenkel, 2006. Integration of MODIS data into a simple model for the spatial distributed simulation of soil water content and evapotranspiration. *Remote Sens. Environ.* 104:393-408.

CAPÍTULO II

ESTIMACIÓN DE LA FRACCIÓN DE SUELO CUBIERTO CON MAÍZ UTILIZANDO DATOS DEL SENSOR ESPECTRAL AQUA-MODIS

INTRODUCCIÓN

Distintos aspectos estructurales de la canopia se utilizan para representar el desarrollo del cultivo y su estado fenológico en diversas evaluaciones agronómicas, entre los cuales se pueden señalar por su importancia: el índice de área foliar (IAF), la fracción de radiación fotosintéticamente activa absorbida/interceptada (fRFAA/I) y la fracción de suelo cubierto con vegetación o cobertura del cultivo (%C, VF o f) (North, 2002; Gitelson, 2004; Jiang *et al.*, 2006).

Mientras el IAF y la fRFAA/I han sido intensamente evaluados en su carácter de elementos biofísicos, la fracción de suelo cubierta con vegetación o cobertura del cultivo, en cambio, es un parámetro relativamente menos considerado para representar el estado de la vegetación. Sin embargo, la variación que experimenta %C a lo largo del ciclo de cultivo desempeña un papel fundamental en diversos procesos de interés agronómico, porque controla la energía solar que puede interceptar y absorber un cultivo (Steven *et al.*, 1986), determina la relación entre la tasa de evaporación del suelo y la transpiración de la planta (Sandholt *et al.*, 2002; Seaquist *et al.*, 2003; Steduto *et al.*, 2009), regula el régimen de la temperatura del suelo al modificar el balance calórico de la superficie (Goetz, 1997), etc.

Con el desarrollo de la tecnología satelital la estimación remota de estos parámetros biofísicos ha sido un tema de interés permanente a los efectos de obtener información sobre la condición de los cultivos en un contexto tanto territorial como temporal. La estimación de dichos parámetros se ha realizado tradicionalmente por medio de índices de vegetación (IV) desarrollados a partir de información espectral, tanto de origen satelital

como de datos obtenidos con radiómetros a campo, siendo el Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada (NDVI) el que ha tenido un uso más generalizado (Anderson *et al.*, 2004; Jiang *et al.*, 2006).

De acuerdo a una firma espectral típica de material foliar, la energía reflejada en la porción visible del espectro es muy baja como resultado de la alta absorción por los pigmentos fotosintéticos en las longitudes de onda azul (470 nm) y roja (r , 670 nm). Por el contrario, casi toda la radiación infrarroja cercana es dispersada (reflejada y transmitida) de una manera que depende de las propiedades estructurales de una canopia (IAF; distribución del ángulo foliar, morfología de la hoja, etc). El contraste entre la absorción de la radiación solar en el rojo y la reflexión en el infrarrojo es una medida válida de la cantidad de vegetación presente, de forma tal que la diferencia ($irc-r$) alcanza valores máximos sobre una canopia completa y mínimos sobre suelo sin vegetación.

Según Carlson y Ripley (1997), quienes analizaron la relación entre el NDVI y los parámetros biofísicos que describen la condición de la vegetación, el NDVI no es intrínsecamente una entidad física, sino que expresa una correlación con las características vegetativas de la canopia y, en tal sentido, se trata de una información global del cultivo que alcanza suma utilidad práctica. Sin embargo, el uso del NDVI como indicador de estos parámetros ha sido criticado en razón de mostrar los siguientes defectos:

- Existen diferencias entre el NDVI determinado a campo y el que se estima mediante información satelital debido al efecto de la atenuación que ejercen tanto la atmósfera como los aerosoles sobre las energías electromagnéticas incidente y reflejada.
- La sensibilidad del NDVI al IAF se atenúa cuando este se incrementa por encima de 2 o 3 (efecto de saturación).
- La variación en el brillo del suelo produce grandes alteraciones en el NDVI estimado a partir de imágenes (Liu y Huete, 1995).

El NDVI se incrementa de manera aproximadamente lineal con el aumento del IAF, y luego entra en una fase asintótica, en la que el NDVI aumenta de manera muy lenta con el crecimiento del IAF. Sobre superficies cubiertas densamente, el NDVI responde de manera primaria a la reflectancia del canal rojo y es relativamente insensible a las

variaciones del infrarrojo cercano, por lo tanto, resulta incapaz o limitado, al menos, para mostrar variaciones del IAF bajo estas condiciones (Huete *et al.*, 1997). Mientras Huete *et al.* (1985) establecieron que el NDVI alcanza sus valores máximos para coberturas entre 80 y 90%, Díaz y Blackburn (2003) señalaron que el NDVI presenta valores asintóticos con fracciones de cobertura de 60% (Jiang *et al.*, 2006). Verstraete y Pinty (1991), por su parte, argumentaron que el NDVI resulta más controlado por variaciones en la cobertura del suelo que por cambios en el espesor óptico del canopy. También sostienen que en las áreas que presentan cobertura parcial, en particular en regiones semiáridas, resulta más directo y razonable utilizar el NDVI para derivar la fracción de suelo cubierto en lugar del IAF.

La fRFAA constituye otra información relevante que se utiliza como dato de entrada de los modelos de eficiencia de la producción primaria (PEM) (Hanan *et al.*, 1995). Numerosos estudios (Asrar *et al.*, 1992; Sellers, 1985) sostienen que fRFAA puede ser estimada de manera remota usando el NDVI y, de acuerdo con esto, distintos PEM han sido propuestos para estimar la producción primaria neta (Seaquist *et al.*, 2003, Running *et al.*, 2004) y el rendimiento de los cultivos (Reeves *et al.*, 2005). Daughtry *et al.* (1992) obtuvieron en maíz y soja, desde siembra hasta el periodo medio de llenado de granos, una relación lineal entre NDVI y fRFAA, que se utilizó para estimar la producción de biomasa, a partir de su relación linear con la radiación fotosintéticamente activa absorbida (RFAA) acumulada. Bastiaanssen y Ali (2003) utilizaron esta relación en maíz, y similares para girasol y otros cereales, con el propósito de estimar el crecimiento de cultivos bajo riego en Pakistán, aplicando los conceptos de intercepción de la radiación y de eficiencia de conversión. De igual forma, Samarasinghe (2003) utilizó información satelital para desarrollar un modelo de producción de biomasa a escala global en Sri Lanka.

Con respecto a la fracción de suelo cubierta con vegetación (VF) o cobertura del cultivo (%C), distintos autores han evaluado el alcance de esta información para el seguimiento de cultivos y aplicarla a la estimación del rendimiento (Gitelson *et al.*, 2002a). Steven *et al.* (1986) mostraron en distintas especies que la relación entre la intercepción de la radiación y la cobertura del cultivo es suficientemente estrecha como para usar este parámetro en sustitución de la intercepción lumínica, que requiere de mediciones más

laboriosas y difíciles de obtener. A propósito de la interdependencia que existe entre el IAF y %C, Carlson y Ripley (1997) sostienen que se debe tener mucho cuidado cuando se utilizan ambos parámetros en un modelo porque el primero puede tener en cuenta parcialmente al segundo.

Las mediciones de %C como valor sustituto de la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada (fRFAI) han sido evaluadas por Purcell (2000) en soja, Edwards *et al.* (2005) en maíz y de la Casa *et al.* (2007) en papa. Estos resultados avalan el empleo de %C en lugar de la fracción de radiación interceptada para estimar la cantidad de biomasa producida y, a partir de ella, determinar el valor de rendimiento agrícola.

Por otra parte, la utilización de fotografías en estudios agronómicos constituye un recurso que ha tenido aplicación creciente, de manera particular, con el desarrollo de la tecnología digital y de las técnicas de análisis de imágenes, cuya utilización permite realizar evaluaciones de muy diversa índole sobre una base cuantitativa (Ewing y Horton, 1999; Rodríguez *et al.*, 2000). El empleo de métodos fotográficos ha dado buenos resultados, entre otras cosas, para cuantificar la porosidad de cortinas rompevientos, discriminando el área cubierta del espacio abierto (Kenney, 1987), establecer la condición de estrés de nitrógeno en maíz (Blackmer *et al.*, 1996), y realizar estudios no destructivos en poblaciones de *Zostera japonica* Aschers. & Graebn., destinados a estimar el porcentaje de cobertura, la biomasa producida y el índice de área foliar (Lee, 1997). Ovando *et al.* (1999) y Rodríguez *et al.* (2000) emplearon fotografías digitales y técnicas de interpretación de imágenes para determinar %C en papa y Purcell (2000), de igual modo, desarrolló un método para determinar la proporción de suelo cubierto por hojas verdes en soja.

Gitelson *et al.* (2002a) señalan tres métodos básicos para estimar %C a partir de datos espectrales: los modelos de mezcla espectral (Adams y Smith, 1986; Ustin *et al.*, 1996; Maas, 2000), las redes neuronales (Baret *et al.*, 1995) y los índices de vegetación (IV). Los IV son indicadores espectrales de las variaciones temporales y espaciales que presentan la estructura y los parámetros biofísicos de la vegetación. Asimismo, también ha

sido demostrada ampliamente su importancia en el seguimiento y evaluación de los cambios que experimentan las distintas variables biofísicas: %C, IAF, fRFAI y biomasa (Gitelson, 2004; Liu *et al.*, 2004).

Tanto el NDVI como la mayoría de los IV combinan la información contenida en dos bandas espectrales: la roja (*r*) y la infrarroja cercana (*irc*). Un esfuerzo considerable se ha realizado tendiente a mejorar la capacidad del NDVI y en desarrollar nuevos IV que permitan compensar la influencia tanto de la atmósfera (Kaufman, 1989; Kaufman y Tanre, 1992) como de la canopia (Huete, 1988; Huete *et al.*, 1994) sobre los datos espectrales. No obstante, los IV presentan limitaciones asociadas a la resolución espectral utilizada y al hecho de que la reflectancia del *irc* en media estación del cultivo se nivela o, incluso, disminuye respecto del incremento de %C (Gitelson *et al.*, 2002b). Este comportamiento puede restringir la capacidad de IV para estimar %C en condiciones de coberturas moderadas a elevadas.

Como expresión alternativa al NDVI, Gitelson (2004) propuso utilizar el Índice de Vegetación del Rango de Ancho Dinámico (WDRVI, por sus siglas en inglés) que, además de las bandas *r* e *irc*, utiliza un coeficiente de ponderación *a* con valores entre 0,1 y 0,2, con el propósito de hacer lineal la relación con %C. De esta forma, logró incrementar con respecto al NDVI la correlación en conopeos de trigo, soja y maíz. La sensibilidad de WDRVI a condiciones de moderadas a altas de IAF (entre 2 y 6) fue al menos tres veces mayor a la que mostró el NDVI. Por medio del aumento del rango dinámico, y utilizando básicamente la misma información que contiene el NDVI, el WDRVI permitiría obtener una representación más robusta de las características fenológicas y fisiológicas de estos cultivos.

Baret *et al.* (1995), al igual que Campbell y Norman (1998), desarrollaron una relación genérica de naturaleza semi empírica entre la fracción de abertura vertical del canopeo y el IV, y propusieron un método para derivar la fracción de vegetación (*f*) (es decir %C), a partir del NDVI. Este procedimiento básicamente configura un método que escala el rango del NDVI entre un valor mínimo (NDVI del suelo desnudo) y máximo (NDVI para una condición de vegetación con IAF infinito). Este método también fue

considerado por Carlson y Ripley (1997) quienes, utilizando un modelo de transferencia radiativa simple, obtuvieron el valor de f a partir del NDVI escalado.

Reconociendo la influencia determinante del suelo subyacente sobre los registros de NDVI, distintos autores han sugerido el uso de indicadores espectrales que consideren su efecto de manera particular. Así, han surgido diversos IV que incorporan información adicional sobre el comportamiento reflectivo del suelo, como el Índice de Vegetación Ajustado por el Suelo (SAVI; Huete, 1988), el Índice de Vegetación Ajustado por el Suelo Transformado (TSAVI - Baret *et al.*, 1989) o el Índice de Vegetación Ajustado por el Suelo Optimizado (OSAVI - Rondeaux *et al.*, 1996).

El índice TSAVI fue utilizado por Shanahan *et al.* (2001) para analizar las variaciones de rendimiento asociadas a diferentes tasas de fertilización nitrogenada en maíz. En la determinación de TSAVI se utiliza información acerca de los parámetros característicos de una recta de ajuste (pendiente y ordenada), que surge de un diagrama de dispersión de los valores de reflectancia del canal r respecto al irc , considerando el suelo desnudo bajo distintas condiciones: seco, húmedo, liso o rugoso. A fin de obtener la pendiente y ordenada de esta relación, es necesario efectuar la calibración local del procedimiento, de manera particular cuando el sistema de labranza utilizado de manera preponderante en la región de estudio es el de siembra directa.

El uso cada vez más difundido de la siembra directa en los sistemas de producción agrícola de Córdoba, con la presencia característica de rastrojo sobre el suelo, ha tenido un importante impacto sobre distintos aspectos estructurales y dinámicos del recurso edáfico (Álvarez y Barraco, 2005; Dalmago *et al.*, 2009). Asimismo, la existencia de esta cobertura formada por los residuos más o menos abundantes de las cosechas, y en distinto estado de descomposición, altera profundamente también las propiedades físicas relativas a la reflectividad y emisividad natural del suelo. La modificación del brillo del suelo por la presencia de cobertura de rastrojo puede producir grandes alteraciones sobre el NDVI (Liu y Huete, 1995) y, en este sentido, representa un factor necesario de considerar cuando se procura determinar el valor de %C utilizando este indicador.

Por su parte, a partir de observaciones de reflectancia de la escena Maas (1998) desarrolló una técnica destinada a estimar %C de un cultivo de algodón que minimiza el efecto de distorsión del sombreado. Esta técnica aplica un procedimiento de mezclado lineal a partir del cual desarrolla una ecuación simple para obtener %C, empleando valores de reflectancia correspondientes a las bandas *r* e *irc*. Maas (2000) evaluó este procedimiento usando imágenes satelitales multiespectrales de LANDSAT, y considera que es superior al método empírico de correlación, cuya principal debilidad surge de manera inevitable porque los datos de campo contienen los efectos de factores inherentes a la localidad y momento en que fueron obtenidos, tales como color y textura del suelo, espaciamiento y orientación del cultivo, latitud, hora y fecha de la observación, etc. Como el sombreado modifica la reflectancia de la escena, estos factores de manera implícita alteran la variable independiente (de origen remoto) que es usada para desarrollar una relación empírica. De esta forma, tales efectos pueden dar lugar a estimaciones imprecisas cuando la relación es utilizada bajo condiciones de espaciamiento, orientación, latitud, fecha y hora de observación diferentes de aquellas en las que fue desarrollada la función.

Considerando que el NDVI puede resultar inadecuado para inferir la fracción de vegetación (%C), en razón de su no linealidad y por efectos de escala, Jiang *et al.* (2006) propusieron utilizar el Índice de Vegetación de la Diferencia Escalada (SDVI). Se trata de un índice de escala invariable, basado también en el concepto de mezcla espectral lineal de las reflectancias del *r* y del *irc* que, con respecto a otros indicadores, mostró mejor comportamiento para estimar la fracción de cobertura en todo el rango de variación y bajo diferentes condiciones de suelo. El error medio y la raíz cuadrada del error cuadrático de SDVI resultaron las menores: 5,42% y 7,11%, respectivamente. La desviación estándar reducida indicó que la variación debida a las condiciones del suelo produjo una influencia menor sobre SDVI, por lo que es suficientemente robusto para derivar la fracción de vegetación en un rango diverso de condiciones de suelos.

Otros IV que han sido utilizados con el propósito de mejorar la estimación remota de %C son los Índices del Visible Atmosféricamente Resistentes, denominados VARI_v y VARI₇₀₀ (Gitelson *et al.* 2002a y b) que utilizan las reflectancias de los canales azul, verde y rojo, del sensor MODIS, y la reflectancia del canal 695nm-705nm del sensor MERIS.

Gitelson *et al.* (2002a) presentaron resultados promisorios para determinar %C en trigo y maíz a partir de $VARI_v$ y $VARI_{700}$, que obtuvieron con un radiómetro hiperspectral portátil de banda estrecha directamente sobre el cultivo. Sin embargo, como los mismos autores sugieren, se requiere de una verificación particular de estas observaciones utilizando información espectral de origen satelital, como paso previo al desarrollo de procedimientos de seguimiento de la condición de los cultivos de carácter operativo.

En la estimación de %C a partir de datos radiométricos, dos aspectos son centrales: uno es acerca de la naturaleza de la relación (lineal o curvilínea) y el otro sobre la escala, o sea, la compatibilidad necesaria que debe existir entre la resolución del satélite y el dato de campo. Respecto de la primera consideración existen resultados que avalan por igual una y otra condición. Wittich y Hansing (1995) estudiaron la relación entre NDVI y la fracción de vegetación en cinco áreas testigo de Alemania y mostraron que %C fue descrita de manera adecuada por la expresión lineal del NDVI sobre un amplio rango de densidades de vegetación. En un estudio basado en datos de reflectancias de superficie obtenidos a campo, Jiang *et al.* (2006) sostienen que la variación del brillo del suelo introdujo una alteración insignificante en SDVI a cobertura constante, y que este resultó casi directamente proporcional a la fracción de cobertura. Díaz y Blackburn (2003) calificaron de óptimos a aquellos indicadores espectrales que producen relaciones lineares robustas con IAF y el porcentaje de cobertura. En cambio, otros autores (Gillies y Carlson, 1995; Carlson y Ripley, 1997) han presentado funciones raíz cuadrada para ajustar la relación entre el NDVI escalado y %C. Asimismo, Purevdorj *et al.*, (1998) utilizaron un polinomio de segundo grado como mejor modelo para estimar %C a partir de NDVI en regiones de pastoreo de Mongolia y Japón, y Leprieur *et al.* (2000) hicieron lo propio utilizando funciones curvilíneas en una región cuya vegetación mostraba un gradiente al sur del Sahel.

En cuanto a la escala de resolución que es utilizada para derivar los IV, algunos autores sostienen que el NDVI derivado de una resolución gruesa puede ser usado sin mucho error en lugar del NDVI integrado a partir de una resolución espacial de mayor detalle (Aman *et al.*, 1992; Wood y Lakshmi, 1993). Otros, en cambio, han hecho notar que en regiones donde existe una heterogeneidad marcada en la vegetación, con áreas de

vegetación densa y otras totalmente sin vegetación, se producen discrepancias importantes en los valores de NDVI que se obtienen a partir de sistemas con distinta resolución espacial (Prince, 1992; Hu e Islam, 1997). La relación entre el NDVI y la fracción de suelo cubierto con vegetación está influenciada directamente por el efecto de escala del NDVI, por lo que una comprensión mayor de este efecto es esencial para derivar valores confiables de este parámetro (Jiang *et al.*, 2006).

Uno de los objetivos primarios del programa Sistemas de Observación de la Tierra (EOS), es estudiar el rol de la vegetación terrestre en los procesos ambientales de gran escala, con el propósito de comprender el funcionamiento del planeta Tierra como sistema global (Myneni *et al.*, 2002). Este objetivo requiere considerar la distribución de los diferentes tipos de vegetación, así como de sus propiedades biofísicas y estructurales, tanto en un contexto temporal como espacial. Las observaciones satelitales ofrecen la oportunidad de monitorear, cuantificar e investigar los cambios de la vegetación a gran escala, en respuesta a la acción climática y humana. La vegetación influye sobre el balance de energía, el clima, la hidrología y los ciclos biogeoquímicos de los elementos, y puede servir a modo de indicador sensible de la influencia climática y antropogénica sobre el ambiente.

En el programa EOS se consideró la puesta en órbita de sistemas sensores destinados a producir de manera rutinaria información específica sobre los ecosistemas terrestres. Los sistemas de teledetección como el TERRA-MODIS (lanzado en 1999) y el AQUA-MODIS (lanzado en 2002) producen IV de un modo operativo que se utilizan para monitorear la actividad fotosintética de los ecosistemas terrestres, la actividad fenológica, detectar cambios y derivar parámetros biofísicos estructurales y radiométricos de la vegetación. Los IV del sensor MODIS han sido diseñados con el propósito de realizar distintos estudios, algunos propios del EOS y, en otros casos, para formar parte integral de muchos modelos biosféricos regionales y de los ciclos biogeoquímicos.

En este sentido, el programa EOS produce dos IV a partir de algoritmos específicos a bordo del sistema de teledetección AQUA-MODIS. Uno es el NDVI, al que se designa “índice de continuidad” por ser una continuación de la serie originada por el NOAA-AVHRR, que al lanzamiento del TERRA-MODIS en 1999, ya tenía una extensión de casi

20 años (1981-1999). El otro es un IV “mejorado” (EVI), al que se le asigna mayor sensibilidad para detectar diferencias en la vegetación, desde condiciones de vegetación esparcida hasta muy densa.

Como se desprende de los antecedentes anteriores, existen diversas alternativas para determinar %C a partir de información radiométrica. Algunos de los procedimientos e IV señalados fueron desarrollados con registros espectrales obtenidos a campo, de forma tal que su empleo para determinar %C a partir de datos de origen satelital, requiere ser evaluado de manera particular (Gitelson, 2004; Jiang *et al.*, 2006). Por su parte, las distintas variantes de estimación de %C a partir de datos de origen satelital comprenden: la fuente de datos utilizada y su resolución, la metodología propia de la estimación, como así también, de los IV en sus diferentes versiones, que pueden ser utilizados de manera más directa como información subrogante.

Entre distintos aspectos a dilucidar se destacan: la posibilidad de usar directamente los IV que son producidos a bordo del sistema AQUA-MODIS en un programa de seguimiento del cultivo de maíz en el ámbito de la provincia de Córdoba; con respecto a la variación que experimenta %C durante el ciclo de maíz, cuál de los distintos IV puede resultar más idóneo y conveniente para expresarla; cuál es la naturaleza de la relación entre %C e IV o, planteado de otra manera, establecer si efectivamente el NDVI muestra un efecto de saturación cuándo el cultivo alcanza los valores más altos de %C o de IAF durante el ciclo; de qué manera un escenario de sequía puede afectar las estimaciones de %C producidas con los datos radiométricos satelitales; en qué medida la dinámica de desarrollo ontogénico propia del cultivo altera la relación entre %C y IV, etc.

Los objetivos de esta investigación son: (I) Obtener distintos IV a partir de los datos espectrales del sistema MODIS-AQUA, destinados a evaluar la condición de %C del cultivo de maíz en la región central de Córdoba (Argentina); (II) Analizar la precisión de estos IV para estimar la %C de maíz al nivel de lote, comparando de manera particular la capacidad que tienen NDVI-MODIS y EVI-MODIS respecto a los otros IV evaluados; (III) Evaluar los cambios que experimenta la relación entre los IV y %C durante el ciclo de cultivo y bajo diferentes condiciones de humedad de suelo.

MATERIALES Y MÉTODOS

Región de estudio

El estudio se realizó en la región central de la provincia de Córdoba, durante la temporada 2005-2006. En un sector de llanura del departamento Río Segundo, se seleccionaron 10 lotes de maíz con una superficie de entre 40 ha y 100 ha, cuya ubicación geográfica se indica en la Figura 2.2. Esta extensión mínima se justifica en razón de la resolución (espacial) moderada que presenta el sensor utilizado. En todos los casos, el cultivo de maíz se realizó en siembra directa, con hileras de plantas separadas a 50 cm y una población de 8 plantas m⁻². Las características particulares de los cultivos de maíz de cada lote se presentan en la Tabla 2.1.

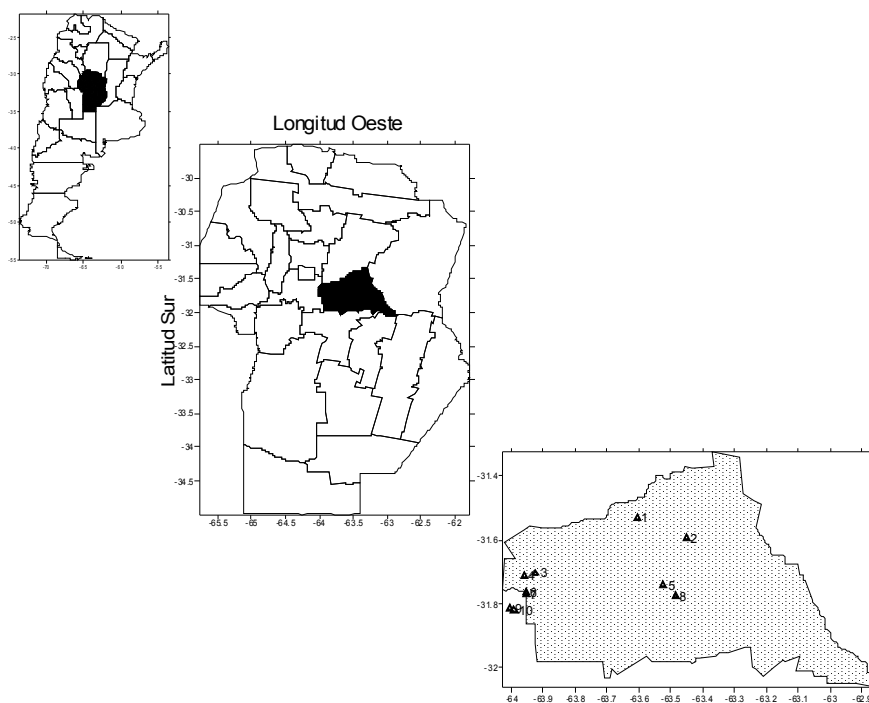


Figura 2.2: Región de estudio con la localización geográfica de los 10 lotes monitoreados en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina.

La región está comprendida dentro de la llanura central de Córdoba, en una zona de transición entre la subregión morfológica denominada plataforma basculada (pampa alta) y

la pampa plana. Los suelos en este sector corresponden a los ordenes molisol, alfisol y entisol. Dentro del primero se encuentran haplustoles, tanto típicos como énticos, predominando en la serie de Villa del Rosario y Matorrales la familia limosa fina-mixta térmica. En la serie Pilar, dentro de los alfisoles, la serie cambia a una textura franco gruesa (INTA y SMAGyRR, 1987). Algunas características sobresalientes de los suelos de este sector se pueden consultar en Dardanelli *et al.* (1997).

Tabla 2.1: Identificación de los lotes e información complementaria de los cultivos de maíz monitoreados en el Departamento Río Segundo de Córdoba, Argentina, durante la campaña 2005-2006.

Lote	Sector	Sup	Variedad	Fertilización	Siembra
1	Villa del Rosario	60	Pioneer 33 Y 09	70 kg FDA + 100 kg CAN	20/09/05
2	Villa del Rosario	76	AW 190	70 kg FDA +150 kg Sol mix	28/09/05
3	Pilar	60	Pucará TD Max (BT)	s/d	15/09/05
4	Pilar	70	ACA 2000	100 kg UAM + 9 kg S	10/09/05
5	Matorrales	48	N 890	60 kg FDA + 130 Sol mix	25/09/05
6	Pilar	100	Nidera 882 y 883 MG (BT)	s/d	15/09/05
7	Pilar	100	Pioneer 31 Y 04	75 kg 12-52-0 + 75 kg urea	20/12/05
8	Las Junturas	77	Siroco	70 kg FDA+150 kg Sol mix	10/09/05
9	Pilar	45	Nidera 882 MG (BT)	75 kg 12-52-0 + 75 kg urea	28/10/05
10	Pilar	45	AW 190 MG (BT)	75 kg 12-52-0 + 75 kg urea	28/10/05

Datos de cobertura (%C).

Durante el ciclo de cultivo se realizaron periódicamente observaciones fotográficas de la cobertura del suelo o fracción cubierta con vegetación (%C), de modo que para el análisis se dispuso de entre 4 y 8 fechas de mediciones por lote, cubriendo por completo la evolución fenológica del cultivo desde siembra a cosecha. En cada fecha se tomaron cinco fotografías en distintas posiciones al azar dentro de un sector del lote previamente georreferenciado. Las mediciones de %C se realizaron a partir de fotografías digitales adquiridas perpendicularmente al suelo, entre dos filas contiguas de plantas, con una cámara Sony Cybershoot, desde una altura aproximada superior de 2 m sobre la canopia.

Las imágenes fotográficas se procesaron con un programa de cómputo que permite clasificar los distintos elementos de una escena: superficie vegetal y superficie con suelo, a

partir de los cuales se determinó su proporción relativa, de manera similar a la metodología presentada por Ovando *et al.* (1999) y Rodríguez *et al.* (2000) para calcular el índice de área foliar (IAF). Bajo condiciones de día despejado, la presencia de sombra obligó a considerar también las categorías de vegetal y suelo con sombra. La verificación consistió en realizar, para todos los casos, un análisis visual del resultado de la imagen clasificada respecto de la original (clasificación supervisada).

Datos de humedad del suelo.

La humedad del suelo se midió por gravimetría a 0,05, 0,20, 0,40 y 0,80 m de profundidad en el sector georreferenciado de cada lote. En cada fecha de visita, las extracciones con barreno se realizaron en dos lugares diferentes entre las filas de plantas, totalizando durante el ciclo entre cuatro y ocho fechas de muestreo por lote.

Datos satelitales de reflectancia.

Se emplearon los datos de reflectancia del sistema satélite/sensor AQUA-MODIS indicados como MYD13Q1, que fueron provistos de manera gratuita por Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC) – USGS – EROS Data Center (EOS, 2005). Estas imágenes tienen una resolución espacial de 250 m y 500 m, de acuerdo a la banda considerada (Tabla 2.2), y corresponden a una composición de un período de 16 días. Se consideró el conjunto completo de imágenes entre setiembre de 2005 y mayo de 2006.

A los efectos de localizar con precisión los lotes de maíz en la región de estudio se utilizaron imágenes LANDSAT. Sobre una imagen LANDSAT con fecha de noviembre de 2005, se identificaron los 10 lotes y sus perímetros respectivos fueron vectorizados de manera individual sobre pantalla. El mayor detalle de las imágenes LANDSAT permitió reconocer de manera visual no sólo el perímetro de los lotes, sino también otras referencia geográficas de la región, de forma tal que los lotes pudieron ser ubicados y delimitados con suma precisión. Asimismo, el conocimiento de la extensión superficial de cada uno de los lotes contribuyó a darle exactitud a la delimitación. Los vectores de los lotes fueron luego superpuestos sobre la imagen de NDVI de AQUA-MODIS que, previamente, se había

georeferenciado, utilizando el programa MODIS Reprojection Tool (MRT) (LP DAAC, 2008). Esta herramienta transforma los datos de MODIS, originalmente en formato HDF y proyección sinusoidal entero (ISIN), realizando su reproyección a archivos GeoTIFF en un sistema de posicionamiento geográfico de latitud y longitud. Del conjunto de píxeles de cada lote, se utilizó aquel cuya posición geográfica resultó la más próxima al sitio de donde proceden las mediciones de cobertura de acuerdo a la lectura del Sistema de Posicionamiento Global (GPS).

Tabla 2.2: Resolución espacial de los registros del producto MYD13Q1 (imágenes compuestas de 16 días) originados por AQUA-MODIS.

Tipo de dato	Resolución espacial (m)
NDVI	250
EVI	500
Calidad del NDVI	
Calidad del EVI	
Reflectancia del rojo (r)	250
Reflectancia del infrarrojo cercano NIR (irc)	250
Reflectancia del azul (b)	500
Reflectancia del infrarrojo medio MIR	1000
Angulo cenital de visión medio	
Angulo cenital solar medio	
Angulo de azimut relativo medio	

Índices de Vegetación

Índice de vegetación de la diferencia normalizada (NDVI - Rouse *et al.*, 1974).

$$NDVI = (\rho_{irc} - \rho_r) / (\rho_{irc} + \rho_r)$$

Donde ρ_r y ρ_{irc} son las reflectividades de la banda roja e infrarroja cercana, respectivamente.

Por su estructura de cociente, el NDVI tiene la ventaja de minimizar ciertos tipos de problemas vinculados a la correlación entre bandas y a otras influencias atribuidas a variaciones en la irradiación directa/difusa, nubes y sombra de nubes, ángulos de visión y solar, topografía y atenuación atmosférica y, hasta cierto punto, errores de calibración relacionados con el instrumento (Jackson y Huete, 1991). Para objetivos terrestres, su límite inferior es aproximadamente 0 (suelo sin vegetación), y el superior aproximadamente 0,8 (suelo densamente cubierto con vegetación). Las reflectancias del r e

irc de AQUA-MODIS presentan una resolución espacial de 250 m, y de igual forma el NDVI.

Índice de vegetación mejorado (EVI - Liu y Huete, 1995; Huete *et al.*, 2002).

EVI es un NDVI modificado por medio de un factor de ajuste de suelo, L , y dos coeficientes, C_1 y C_2 , que consideran el uso de la banda azul (b), para corregir la banda roja (r) por el efecto de dispersión que producen los aerosoles atmosféricos, de acuerdo a la siguiente expresión:

$$EVI = (\rho_{irc} - \rho_r) / (\rho_{irc} + C_1\rho_r - C_2\rho_b + L) \times (1 + L)$$

La fórmula que se adoptó en este caso, propuesta por Xiao *et al.* (2006), fue:

$$EVI = 2,5 \times [(\rho_{irc} - \rho_r) / (\rho_{irc} + 6\rho_r - 7,5\rho_b + 1)]$$

A diferencia del NDVI que produce AQUA-MODIS, EVI presenta una resolución espacial de 500 m, dado que esta es la resolución que tiene la reflectancia de b .

Fracción de vegetación (f) (Baret *et al.*, 1995).

La fracción de vegetación (f), a partir de los valores de NDVI de AQUA-MODIS, se obtuvo con la siguiente expresión:

$$f = 1 - \left[\frac{(NDVI_{\infty} - NDVI)}{(NDVI_{\infty} + NDVI_s)} \right]^{0,6175}$$

donde $NDVI_{\infty}$ y $NDVI_s$ son los valores de NDVI para una vegetación con IAF infinito y para suelo desnudo, respectivamente. En este caso, se adoptó como tales a los valores máximo y mínimo de la serie de NDVI, respectivamente. Dicha expresión también fue utilizada por Campbell y Norman (1998), con un exponente de 0,6, a partir de la cual estimaron asimismo el valor de IAF.

Índice de Vegetación Ajustado por el Suelo (SAVI - Huete, 1988).

Este IV fue desarrollado para minimizar los efectos de brillo del suelo del entorno de un cultivo y ha sido definido como:

$$SAVI = (1 - L) (\rho_{ir} - \rho_r) / (\rho_{irc} + \rho_r + L)$$

donde los símbolos mantienen el significado anterior. L es un coeficiente de ajuste que representa la influencia del suelo y adoptó en esta oportunidad un valor fijo de 0,1 (North, 2002).

Índice de Vegetación Ajustado por el Suelo Transformado (TSAVI - Rondeaux *et al.*, 1996).

$$TSAVI = a[(\rho_{irc} - (a * \rho_r) - b)] / [\rho_r + a(\rho_{irc} - b) + 0,08(1 + a^2)]$$

Los coeficientes a y b son la pendiente y ordenada, respectivamente, de la relación lineal entre ρ_r y ρ_{irc} para condiciones de suelo desnudo (sin vegetación, en este caso) y bajo distintos estados: húmedo, seco, liso o rugoso. A los efectos de realizar la calibración local de estos coeficientes, la relación se determinó con los respectivos valores de reflectancia correspondientes a los 4 valores inferiores de NDVI de cada lote en estudio durante el periodo comprendido entre octubre de 2004 y mayo de 2006.

Índice de Vegetación del Rango de Ancho Dinámico (WDRVI - Gitelson, 2004).

$$WDRVI = (a * \rho_{irc} - \rho_r) / (a * \rho_{irc} + \rho_r)$$

De acuerdo con Gitelson (2004), la única forma de hacer más amplio el rango dinámico del NDVI para condiciones de moderadas a altas de biomasa, es introducir una modificación al valor de la banda *irc*. La sensibilidad del NDVI para $\rho_{irc} > 30\%$ puede ser aumentada introduciendo un coeficiente de ajuste $a < 1$, para disminuir la disparidad entre las contribuciones de ρ_{irc} y ρ_r al NDVI. En este caso, a es un coeficiente de ajuste que tiene el objetivo de hacer eventualmente lineal la relación entre el IV y %C. Para determinar el valor más adecuado de a se realizó un análisis de sensibilidad, evaluado los cambios que experimentan los coeficientes de regresión, determinación y el RMSE de la relación entre IV y %C para valores de a entre 0,05 y 1 con incrementos de 0,05.

Obtención de la cobertura del cultivo (%C) a partir de modelos de mezcla.

Modelo de Maas.

En un estudio a campo, Maas (1997) estableció que la reflectancia de la escena en un cultivo de algodón resultó más afectada por %C, que por la densidad de plantas. De esta forma, para un sensor observando en el nadir a la altura del satélite, propuso que la reflectancia de la escena (R_{sc}) para una banda espectral particular, se puede descomponer

de acuerdo a la contribución de cada componente lo que, en condiciones de cobertura incompleta, se puede plantear de la siguiente forma (Maas, 1998):

$$R_{sc} = (R_c)(\%C) + (R_s)(1 - \%C)$$

donde R_{sc} es la reflectancia de la escena, R_c es la reflectancia de la superficie superior de la canopia vegetal, R_s es la reflectancia de la superficie del suelo desnudo.

La ecuación anterior constituye un modelo simple de mezcla lineal, para dos miembros espectrales finales: las reflectancias de la canopia del cultivo y del suelo desnudo. Su reordenamiento, a los efectos de calcular $\%C$, produce la siguiente expresión:

$$\%C = (R_{sc} - R_s) / (R_c - R_s)$$

donde R_c puede ser considerada una constante para condiciones de vegetación sana y vigorosa, siendo para algodón aproximadamente 0,04 en la banda roja (600-700 nm) y 0,56 en la infrarroja (800-900 nm), y R_s puede ser determinado a partir de observaciones de la superficie de suelo desnudo en la vecindad.

Finalmente, para salvar la dificultad originada por el sombreado de la escena, que conduce a sobreestimaciones de $\%C$ en la banda roja y subestimaciones en la infrarroja, Maas (2000) propuso realizar el promedio de los resultados obtenidos de manera separada para cada una de las bandas (roja e infrarroja) utilizadas. Los valores de R_c que se utilizaron para representar una canopia sana y vigorosa de maíz, frente a la ausencia de datos regionales, se obtuvieron a partir de la recta de ajuste entre la reflectividad de cada banda y la cobertura, y proyectando la estimación para una cobertura de 100%, lo que dio como resultado 0,013 para la banda roja (600-700 nm) y 0,448 para la infrarroja (800-900 nm). Por su parte, los valores de R_s se determinaron de igual forma pero proyectando la estimación de las respectivas bandas para una cobertura de 0%, obteniendo 0,144 para la banda roja y 0,228 para la infrarroja.

Modelo de Jiang.

Recientemente, Jiang *et al.* (2006) presentaron el Índice de Vegetación de la Diferencia Escalada (SDVI), de acuerdo a la siguiente expresión:

$$SDVI = (DVI - DVI_s) / (DVI_v - DVI_s) = \%C$$

donde DVI es la diferencia entre ρ_{irc} y ρ_r ($\rho_{irc} - \rho_r$), DVI_s es ($\rho_{irc} - \rho_r$) para un suelo sin vegetación y DVI_v es ($\rho_{irc} - \rho_r$) para un suelo con vegetación densa.

SDVI presenta un valor de 0 en la isolínea del suelo y de 1 bajo condiciones de vegetación densa; de forma que SDVI o %C pueden calcularse de acuerdo a la distancia entre un punto correspondiente al píxel y la línea de suelo en el espacio ρ_{irc} vs ρ_r . A diferencia del NDVI, DVI es insensible a variaciones de %C del suelo sombreado, ya que el valor de DVI del suelo con sombra es por lo general muy bajo. Las respuestas espectrales del suelo son muy variables en función de sus constituyentes, humedad y rugosidad. La reflectancia del suelo en una banda está por lo general relacionada funcionalmente con la reflectancia de otra banda, por lo que las reflectancias de distintos suelos caerían sobre una línea recta, llamada línea del suelo, dentro del espacio espectral. Los índices de vegetación ortogonales, incluyendo PVI, GVI y DVI, fueron desarrollados sobre el concepto que un punto de vegetación se desviaría de la línea del suelo a una distancia perpendicular desde el punto a la línea de suelo, siendo una medida de la cantidad de vegetación presente en la escena (Jackson, 1983). A los efectos de calcular los valores de SDVI o %C, la función que corresponde a la línea de suelo se presenta en la Figura 2.8, a partir de la cual es posible determinar la perpendicular a la línea de suelo que pasa por un punto tomado a modo de ejemplo (la figura ejemplifica 2 casos). Previamente, a los efectos de trazar la perpendicular es necesario obtener el valor de la ordenada de esta recta. Luego, obtenida las intersecciones en x (rojo) e y (infrarrojo), se procede a calcular la distancia euclidiana entre cada punto y la línea de suelo, de modo que los valores más altos se asocian a mayor cobertura.

Comparación estadística de los modelos de estimación de %C.

El comportamiento predictivo de los modelos fue evaluado de acuerdo al criterio de Willmott (1981). A partir de la curva de ajuste lineal entre los valores observados y estimados de %C, la raíz del error cuadrado medio (RMSE), RMSE sistemático - RMSE(s) y RMSE no sistemático - RMSE(ns) fueron calculados de la siguiente forma:

$$RMSE = \sqrt{\left[\left(\sum_{j=1}^n (P_i - O_i)^2 \right) n^{-1} \right]}$$

$$RMSE(s) = \sqrt{\left[\left(\sum_{j=1}^n (\bar{P}_i - O_i)^2 \right) n^{-1} \right]}$$

$$RMSE(ns) = \sqrt{\left[\left(\sum_{j=1}^n (P_i - \bar{P}_i)^2 \right) n^{-1} \right]}$$

donde O_i es la cobertura observada promedio de cada lote en las distintas fechas y P_i es el valor estimado, y \bar{P}_i es $a + bO_i$, donde a y b son la intercepción y pendiente, respectivamente, de la relación linear. RMSE es una medida de la desviación total de los valores estimados de %C respecto a los observados. RMSE(s) mide la desviación de la %C simulada respecto a la observada atribuible a errores sistemáticos cuando la ecuación de regresión linear tiene una ordenada distinta de cero y la pendiente distinta de 1. RMSE(ns) es la desviación aleatoria sobre la línea de regresión, o el componente aleatorio de RMSE. El cuadrado de RMSE es igual a la suma del cuadrado de RMSE(s) y del cuadrado de RMSE(ns). El número de casos (n) evaluados fue 61, es decir el número completo.

Además del coeficiente de determinación (R^2), asociado con la precisión del modelo, también se calculó el coeficiente de concordancia (d), para cuantificar la homogeneidad de la dispersión en relación a la recta 1:1, de acuerdo a la siguiente expresión (Willmott, 1981):

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)^2}$$

donde \bar{O} es $\sum_{i=1}^n O_i / n$. El índice de concordancia indica el nivel de concordancia entre las desviaciones observadas respecto de la media observada y las desviaciones estimadas respecto a igual valor medio observado. También se calcularon el Error Absoluto Medio (MAE) y el Error Desvío Medio (MBE), utilizando las siguientes expresiones:

$$MAE = \sum_{i=1}^n |P_i - O_i| n^{-1}$$

$$MBE = \sum_{i=1}^n (P_i - O_i) n^{-1}$$

Análisis de la relación entre el NDVI y la cobertura (%C).

Para evaluar la influencia de la etapa del ciclo en la relación entre el NDVI y %C, los datos se clasificaron en anteriores (periodo vegetativo) y posteriores (periodo reproductivo) al valor de cobertura máxima (valor absoluto). Asimismo, para evaluar el efecto que promueve la falta de agua, contingencia que es muy frecuente en la producción de maíz de secano (Sadrás y Calviño, 2001), a partir de los datos de humedad de suelo recogidos durante el ciclo de cultivo, el conjunto de lotes fue clasificado en dos grupos: el Grupo 1 (5 lotes), con valores de humedad de suelo mayores a la media del conjunto, y el Grupo 2 (5 lotes), con valores por debajo de la media.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La Figura 2.3 presenta la evolución que experimentó la cobertura (%C) del cultivo de maíz a lo largo del ciclo 2005-2006 en los 10 lotes del estudio. Los valores de %C corresponden al promedio de las cinco mediciones realizadas cada día de visita, a partir de las cuales también se obtuvieron los respectivos desvíos estándar que se muestran en el gráfico. Las diferencias que se observan entre los valores de %C permiten comparar las distintas condiciones productivas de cada lote.

El gráfico superior muestra la condición de %C registrada en los lotes 1 a 5, cuyas diferencias permiten especular *a priori* sobre la existencia de distintos niveles de biomasa producida por estos cultivos. Se destacan claramente los valores reducidos de %C del lote 4, muy por debajo del resto, como resultado de una sequía tan intensa que obligó a resembrar el lote con soja durante el mes de enero de 2006. Por el contrario, los lotes 1 y 2 exhiben curvas que expresan una mayor capacidad potencial de crecimiento, con valores de %C que se mantienen por encima de 70% durante alrededor de 80 días, siendo las diferencias más pronunciadas en la segunda mitad del ciclo a partir de los 100 días después de la siembra.

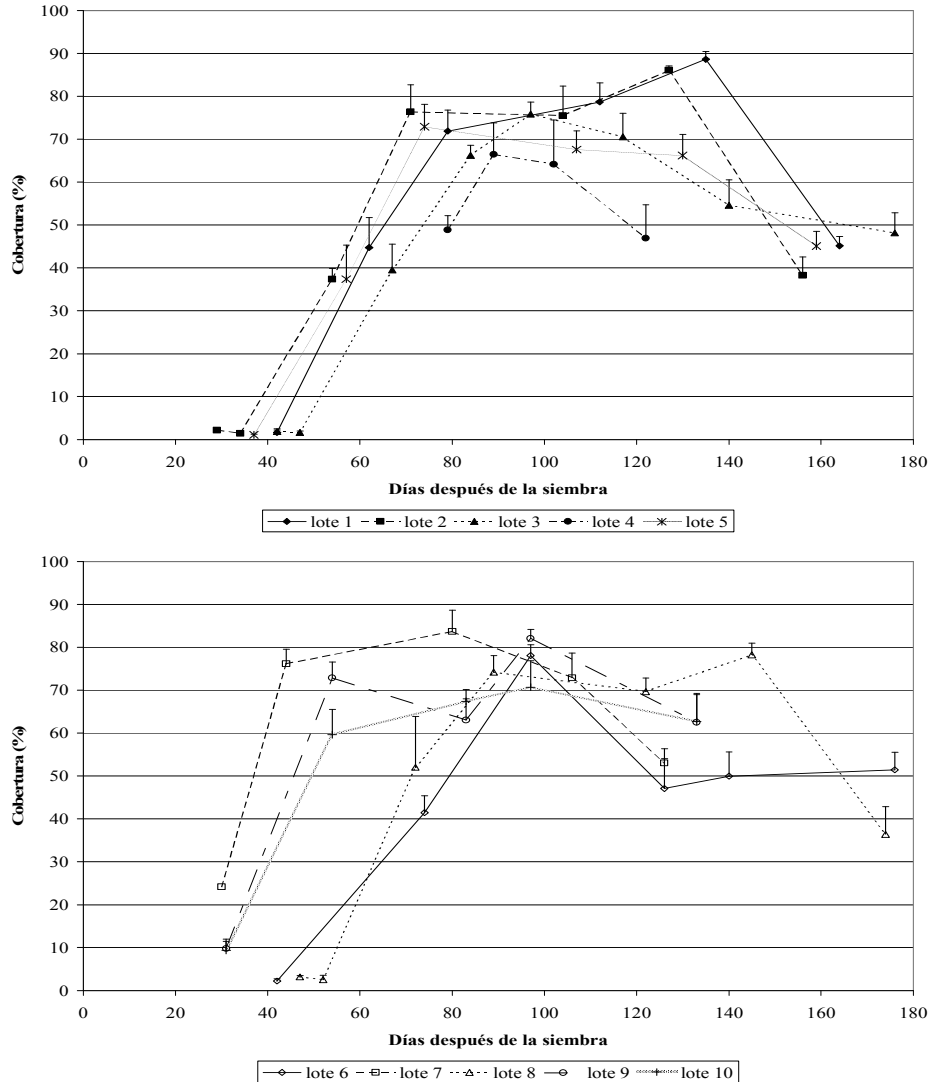


Figura 2.3: Variación que experimentó la cobertura (%C) en 10 lotes de maíz a lo largo del ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. La barra vertical por encima del valor medio indica el valor positivo de la desviación estándar.

El gráfico inferior de la Figura 2.3 (lotes 6 a 10) pone de manifiesto, en otro sentido, que en los lotes de siembra tardía los cultivos realizan el cubrimiento del suelo de manera más rápida, por efecto de la mayor temperatura y radiación solar que disponen en esa época (Russelle *et al.*, 1984; Nielsen *et al.*, 2002). Los valores máximos de %C se alcanzan en un número de días menor, y se expresa un contraste temporal bien definido entre lotes. Así, mientras el lote 7 fue sembrado en diciembre (siembra tardía), los lotes 9 y

10 son de fines de octubre, la época de siembra de los lotes 6 y 8 corresponden al mes de septiembre (siembra temprana) (Tabla 2.1). Con el propósito de analizar de un modo comparativo el desarrollo de %C, en especial cuando los cultivos son de épocas de siembra diferentes, se desprende la conveniencia de utilizar el concepto de tiempo térmico.

La Figura 2.4 presenta el diagrama de dispersión y las relaciones lineares obtenidas entre la condición de cobertura (%C) registrada a campo para el conjunto de lotes de maíz y la información de los distintos canales que produce el sistema de teledetección AQUA-MODIS, y que son distribuidos en el producto MYD13Q1 (EOS, 2005).

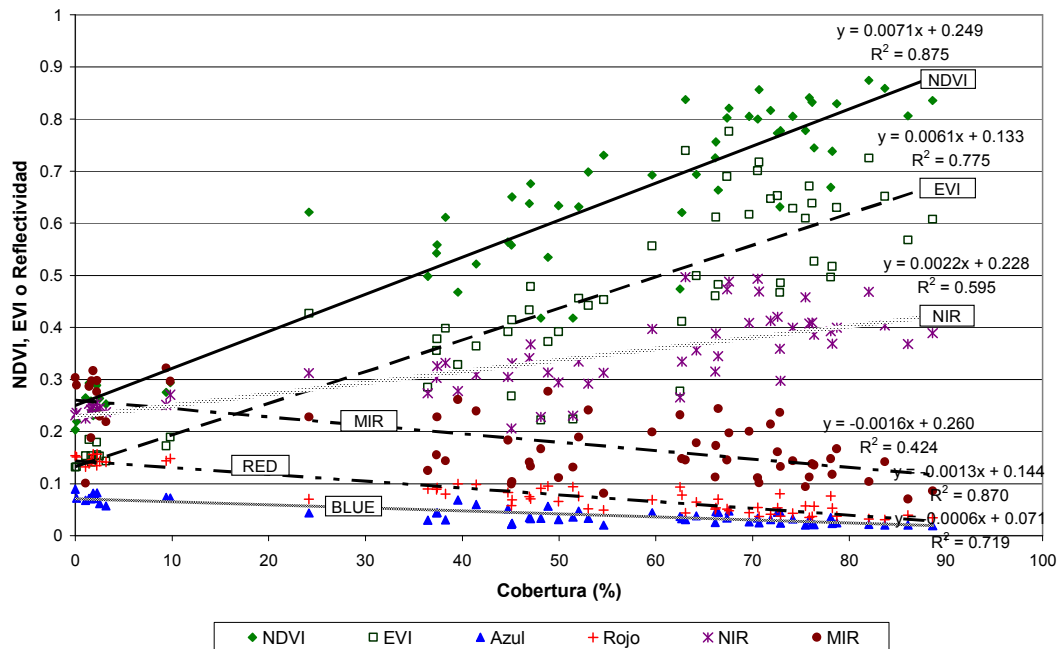


Figura 2.4: Relación de los indicadores de vegetación producidos por AQUA-MODIS (NDVI y EVI) y los valores de reflectividad registrados (banda azul (BLUE), roja (RED), infrarroja cercana (NIR) e infrarroja media (MIR)), respecto de la cobertura del suelo (%C), en 10 lotes de maíz durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.

De acuerdo con la información estadística que se presenta en la Figura 2.4, NDVI describe con mayor precisión que EVI la variación observada de %C, y muestra una relación lineal que presenta un coeficiente de determinación igual a 0,87 ($P < 0,01$). EVI, que en principio fue desarrollado para mejorar la capacidad de representar el estado de la

vegetación, muestra un coeficiente de ajuste relativamente menor (0,77 aproximadamente) e, incluso, presenta cierta tendencia a la saturación para los valores más altos de %C. Este comportamiento menos satisfactorio se explica en virtud de la menor resolución espacial de EVI (500 m) respecto a NDVI (250 m), como consecuencia de utilizar la reflectividad de la banda azul en su formulación. De forma tal que, para el nivel de detalle espacial requerido a los efectos de representar la condición de %C en lotes con menos de 100 ha, como es la superficie de los utilizados en este estudio, la información que provee EVI muestra un potencial más reducido y no alcanza a cubrir las expectativas de un mejor desempeño.

La variación de la reflectividad de las bandas roja (*r*) e infrarroja (*irc*) en relación a %C revela el comportamiento espectral característico para un cultivo. La banda *r* exhibe una relación inversa respecto a %C, denotando el aumento de la absorción de energía solar a medida que el cultivo incrementa su volumen foliar. Asimismo, esta banda óptica explica casi 87% de la variabilidad de %C, aunque su rango dinámico es escaso y comprendido sólo entre 2,7% y 18,0%. La banda *irc* tiene el comportamiento opuesto, ya que la reflectividad se incrementa a medida que el cultivo aumenta su cobertura, a raíz de la mayor dispersión de la energía solar que provoca una estructura vegetativa más desarrollada y hojas de mayor tamaño. Su rango dinámico es más amplio y se extiende entre 11,5% y 49,6%. Si bien todas las relaciones lineales resultan significativas ($P < 0,01$), el R^2 más elevado implica una mayor porción de variabilidad explicada y en ese caso las variables que presentan mayor valor predictivo de %C.

La condición observada de %C alcanzó valores máximos inferiores a 90%, es decir, que en seco y con una densidad de siembra de 8 pl m⁻² ningún lote de maíz desarrolló cobertura completa, como muestran las Figuras 2.3 y 2.4. La Figura 2.5 presenta una relación similar a la que muestra la Figura 2.4, pero tomando el NDVI como variable independiente y asignándole el rol de predictor eventual, en tanto los valores de %C se discriminaron en dos grupos: anteriores y posteriores a la cobertura máxima (máximo absoluto).

La relación lineal para el conjunto de datos analizados muestra ausencia de saturación que se puede explicar probablemente como resultado de una densidad de siembra no excesiva. Para analizar con más detalle el comportamiento de esta relación y poder hacer una interpretación más general, sería necesario realizar ensayos modificando la densidad de siembra. La relación modifica su pendiente al considerar valores crecientes o decrecientes de la variación de la cobertura de maíz durante el ciclo. Los resultados muestran que el NDVI produjo una relación de mayor capacidad predictiva de la %C cuando el cultivo se encuentra en el tramo creciente del ciclo de crecimiento y desarrollo, llegando a expresar en este periodo un coeficiente de determinación de 0,93, superior al que presenta la relación del conjunto sin diferenciar ($R^2 = 0,87$; $P < 0,001$). Además, los parámetros de regresión son muy similares a la ordenada (-24,5) y pendiente lineal (122,8) del grupo completo, significando que la curva de ajuste general representa de manera particular a este periodo de crecimiento vegetativo del cultivo. Por el contrario, una vez que el maíz supera los valores máximos de %C y, particularmente cuando entra en la fase de senescencia hacia el final del ciclo, el ajuste se torna mucho menor ($R^2 = 0,32$), y la pendiente de la relación reduce a más de la mitad su coeficiente angular.

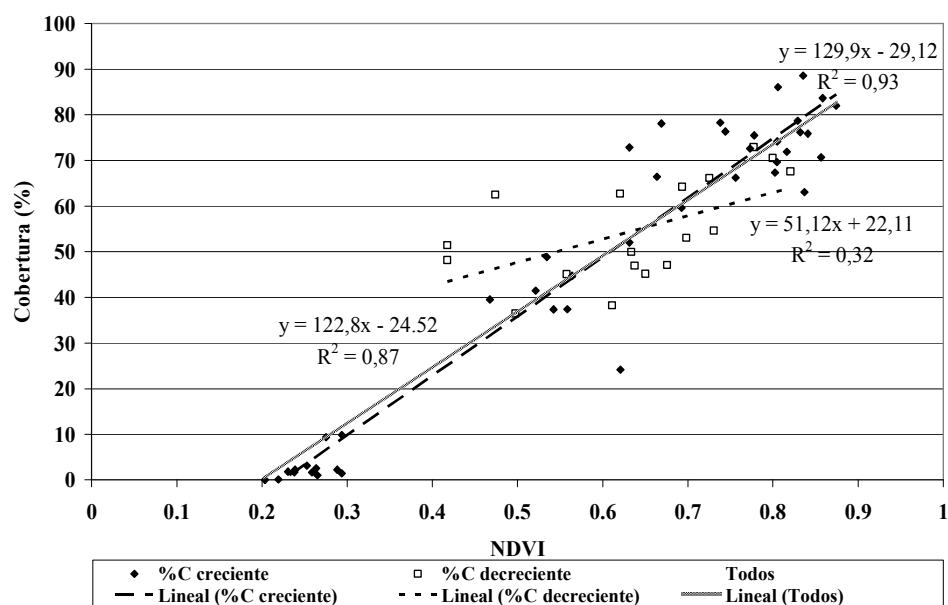


Figura 2.5: Relación entre la cobertura de maíz (%C) y el NDVI discriminado los valores anteriores y posteriores a la cobertura máxima durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.

Este comportamiento se puede explicar teniendo en cuenta que en la fase de maduración el material foliar senescente dificulta clasificar la condición de cobertura de la fotografía, como así también, porque al disminuir la concentración de clorofila de la planta el NDVI pierde su capacidad para discriminar entre la vegetación y el suelo, de manera particular por la presencia de rastrojo producto de la siembra directa. Además, también justifica que algunos autores establecen la relación entre los parámetros biofísicos del cultivo y los IV excluyendo la etapa de maduración (Daughtry *et al.*, 1992).

Para analizar la robustez de estos resultados generales, la Tabla 2.3 presenta un análisis de correlación y regresión de la relación entre NDVI y %C al nivel de lote, de donde se desprende que al quitar de la muestra completa la información de cada uno de los lotes en forma individual, la relación no modifica su estructura lineal, ni tampoco se alteran de un modo apreciable los parámetros característicos de la curva.

Tabla 2.3: Análisis de correlación y regresión lineal de la relación entre la cobertura (%C) y el NDVI para cada lote de maíz y distintas muestras conformadas al extraer uno de los lotes durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.

Lote	n	Ordenada	Pendiente	R ²	F(1,n-2)	P	RMSE
1	6	-35,74	137,87	0,96	98,91	0,00057	
2	7	-47,23	158,80	0,97	159,31	0,00006	
3	8	-16,69	109,79	0,90	56,49	0,00029	
4	4	-8,78	103,42	0,50	1,97	0,2956	
5	6	-31,35	129,74	0,97	135,21	0,00031	
6	6	-15,72	115,49	0,66	7,76	0,04954	
7	5	-118,97	238,94	0,95	59,23	0,00456	
8	7	-30,86	133,27	0,97	178,03	0,00004	
9	6	-13,59	111,71	0,79	14,61	0,01873	
10	6	-19,84	112,68	0,96	86,43	0,00074	
Todos	61	-24,52	122,79	0,87	411,75		9,96
Sin 1	55	-23,58	121,42	0,87	339,99		10,26
Sin 2	54	-21,70	118,45	0,87	340,64		9,98
Sin 3	53	-26,20	125,44	0,87	348,16		10,08
Sin 4	57	-24,71	122,70	0,88	394,89		10,12
Sin 5	55	-23,96	122,32	0,87	347,74		10,36
Sin 6	55	-25,89	124,15	0,89	443,60		9,37
Sin 7	56	-24,22	123,26	0,89	415,88		9,61
Sin 8	54	-23,54	121,24	0,86	320,12		10,41
Sin 9	55	-26,47	125,16	0,89	442,23		9,07
Sin 10	55	-25,33	124,34	0,87	342,28		10,26

Sólo en el lote 4 la relación lineal no es significativa para los estándares habituales ($P > 0,29$), en particular porque el muestreo sólo comprendió 4 casos, como consecuencia de la abrupta interrupción del ciclo mencionada precedentemente. De todos modos, el error (RMSE) sólo cambia ligeramente respecto del valor general cuando se extrae del análisis la información de un lote por vez, oscilando entre 9% y 10%.

Influencia de la condición de humedad del suelo en la estimación satelital de %C

En razón de la influencia negativa de la deficiencia de agua sobre el crecimiento foliar y estructura de la canopia de maíz (Grant *et al.*, 1989; Earl y Davis, 2003), lo cual altera la señal radiométrica tanto en la fracción visible como infrarroja del espectro, es razonable suponer una eventual modificación de la relación entre IV y %C causada por la falta de agua. A partir de los datos de humedad de suelo recogidos durante el ciclo de cultivo, los lotes se clasificaron en dos grupos: el Grupo 1 (5 lotes), con valores de humedad de suelo mayores a la media del conjunto, y el Grupo 2 (5 lotes), con valores por debajo de la media. La relación entre %C y NDVI es expresada, de esta forma, por dos funciones de ajuste lineal que se presentan en la Figura 2.6, de carácter significativo en ambos casos ($P < 0,01$).

Aunque la diferencia de las pendientes de ambas funciones resulta significativa ($P < 0,05$), de modo que para un mismo valor de %C la señal radiométrica (NDVI) es mayor cuando los cultivos no están estresados, lo que expresa un crecimiento menos limitado, esta diferencia es más notable sólo para valores bajos de NDVI. Si bien podría interpretarse que en condiciones de estrés hídrico la cobertura debe ser mayor para igualar el valor del NDVI del cultivo bien hidratado, no se encontraron otras referencias bibliográficas al respecto.

La consideración de este factor aumentó el coeficiente de determinación ($R^2 = 0,93$) respecto al del conjunto ($R^2 = 0,87$) cuando la humedad del suelo fue menos restrictiva y, por el contrario, disminuyó el ajuste ($R^2 = 0,83$) en el grupo de lotes que experimentaron algún nivel de estrés hídrico durante el ciclo. No sólo el nivel de ajuste general de la relación es modificado por acción de la condición de humedad, sino que al comparar las

funciones lineares se pone de manifiesto que para un mismo valor de NDVI, la cobertura del cultivo debe ser necesariamente mayor en el grupo de lotes que experimentaron sequía como consecuencia de la menor concentración de clorofila (Hatfield *et al.*, 2008). Si bien la tendencia lineal muestra una diferencia notable principalmente al comienzo del ciclo, la relación en este caso podría indicar un comportamiento no lineal.

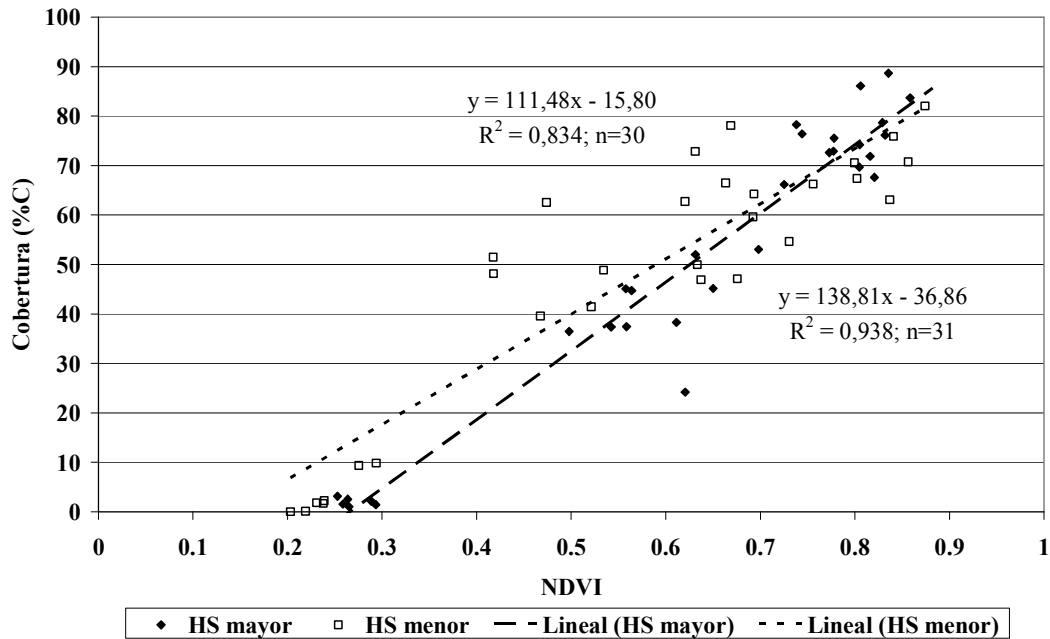


Figura 2.6: Relación entre el NDVI y la cobertura del cultivo del maíz en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006 para distintas condiciones de humedad del suelo. La humedad del suelo promedio de cada lote se encuentra por encima (Grupo 1) y por debajo (Grupo 2) del valor medio general.

Habiendo comprobado una aptitud adecuada del NDVI que produce AQUA-MODIS para estimar %C en maíz, se abre el interrogante acerca del potencial predictivo de otros IV y procedimientos de cálculo utilizados para la estimación remota de esta propiedad del canopeo. En tal sentido, la Figura 2.7 presenta los resultados de correlación y regresión entre los valores de %C observados a campo y los estimados a partir de los distintos procedimientos que se desarrollaron a partir de la información radiométrica.

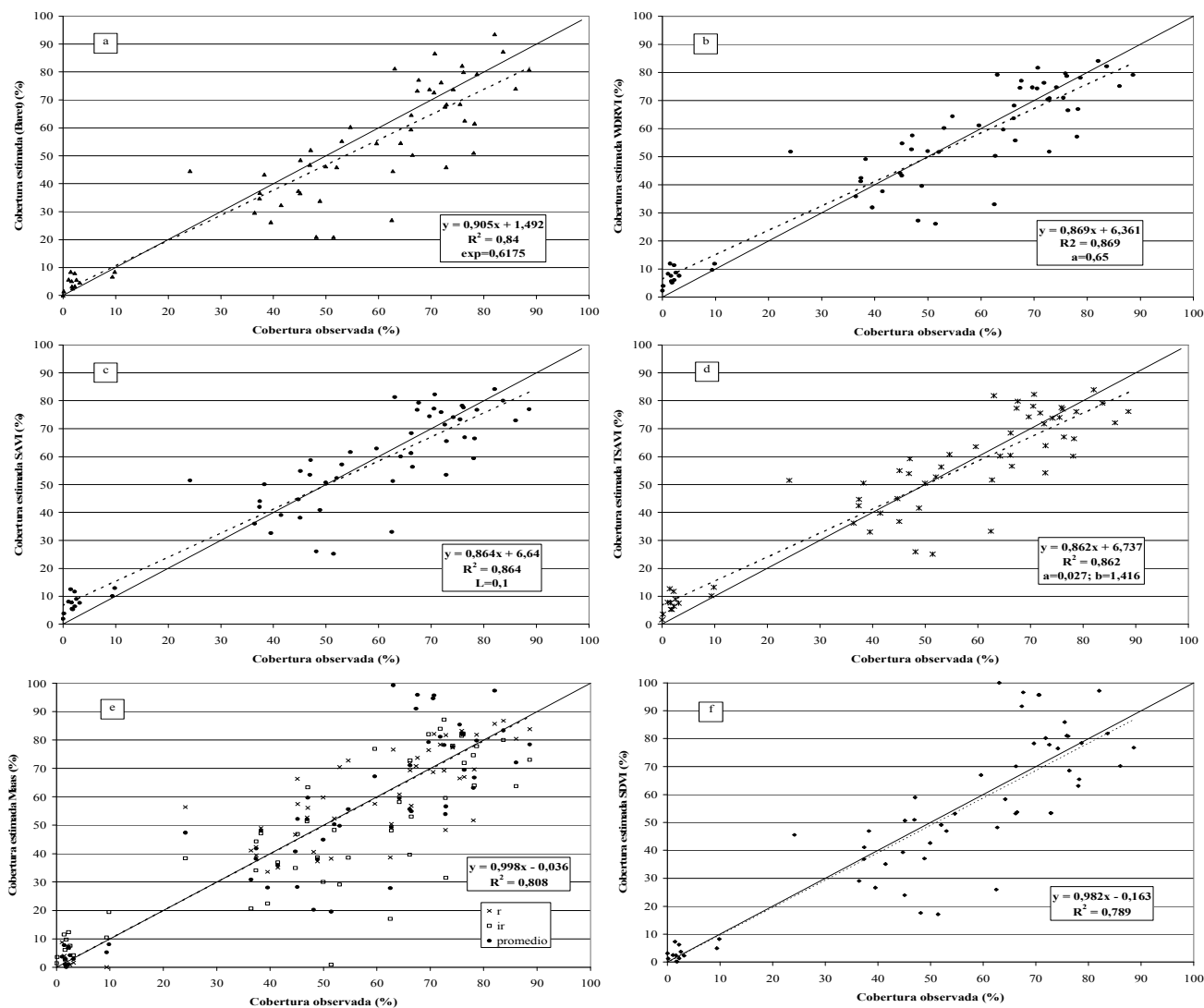


Figura 2.7: Relación entre valores observados a campo de cobertura de maíz (%C) y estimados a partir de distintas alternativas de cómputo de origen satelital: (a) Baref; (b) WDRVI; (c) SAVI; (d) TSAVI; (e) Maas (la función ajustada corresponde al promedio); (f) SDVI. En todos los casos, la línea continua corresponde a la recta identidad (1:1) y la de guiones al modelo de mejor ajuste lineal, durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.

Por su parte, la valoración estadística del comportamiento de los modelos se sintetiza en la Tabla 2.4. Estos resultados confirman que ninguno de los procedimientos utilizados para estimar %C en maíz mejora el comportamiento predictivo que puso de manifiesto el NDVI. Teniendo en cuenta que los datos radiométricos procesados involucran en general la utilización del contraste entre las bandas roja e infrarroja, los altos coeficientes de determinación obtenidos, en todos los casos entre 0,77 y 0,87, respalda el fundamento que sustenta el empleo de esta información espectral para representar la existencia, estado y vigor de la vegetación.

Tabla 2.4: Evaluación de los modelos de estimación de la cobertura del cultivo de maíz a partir de datos de AQUA-MODIS, durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.

		NDVI	EVI	SAVI	TSAVI	SDVI	Maas	WDRVI	Baret
R²		0,875	0,775	0,864	0,862	0,789	0,808	0,869	0,841
d		0,964	0,929	0,961	0,960	0,934	0,941	0,963	0,952
RMSE	(%)	9,792	13,122	10,196	10,273	14,090	13,440	9,982	11,624
RMSE(s)	(%)	3,466	6,226	3,759	3,814	1,127	0,134	3,601	4,089
RMSE(ns)	(%)	9,158	11,551	9,478	9,538	14,045	13,439	9,309	10,880
MAE	(%)	7,053	10,563	7,658	7,724	10,330	9,891	7,356	8,310
MBE	(%)	-0,0007	0,0003	0,0001	-0,0015	1,0166	0,1257	0,0001	3,140

R² es el coeficiente de determinación entre los valores observados y estimados, *d* es el índice de concordancia de Willmott (1981), RMSE es la raíz del error cuadrado medio, RMSE(s) es la raíz del error cuadrado medio sistemático y RMSE(ns) es la raíz del error cuadrado medio no sistemática, MAE es el error absoluto medio y MBE es el error desvío medio.

El índice de Willmott (1981) revela que para todos los modelos existe una elevada concordancia entre las mediciones de %C y sus correspondientes estimaciones, con valores muy elevados comprendidos entre 0,92 y 0,96. Asimismo, en todos los casos predomina el error de carácter no sistemático u aleatorio, indicando que la contribución del modelo al error total es escasa, con un mínimo en el caso de Maas (0,13%) y un máximo cuando se utiliza EVI (6,23%). En lo que respecta a %C, esta experiencia avala la conveniencia de utilizar directamente la información que produce el satélite para el propósito del seguimiento del cultivo de maíz, porque simplifica los procedimientos relativos al procesamiento de datos y evita utilizar cualquier otro tipo de información complementaria.

Existe una tendencia general en todos los procedimientos a subestimar %C para valores de moderados a altos de cobertura. Tanto el método de Baret como el SDVI

producen mejores resultados de estimación cuando se trata de valores bajos de %C, ya que en estos casos la recta de ajuste entre valores observados y estimados se confunde con la recta de identidad. Sin embargo, son los procedimientos que presentan el MBE más elevado, particularmente el primero, indicando valores medios estimados menores a los observados. Los otros métodos, en cambio, producen ligeras sobre estimaciones para valores bajos de %C pero, junto a NDVI y EVI, el MBE tiende a producir valores nulos.

Los procedimientos que tienen en cuenta la reflectividad del suelo (SAVI y TSAVI) se mostraron superiores a varios de los métodos evaluados, pero su comportamiento no superó a NDVI ni a WDRVI, que también se ajustó para las condiciones observadas. Este resultado se justifica por la uniformidad del tipo de suelo y cobertura de rastrojo que presentaron los lotes, todos realizados en siembra directa y bajo condiciones de manejo muy similares.

Entre los procedimientos que derivan del método de mezcla espectral (Maas y SDVI) los resultados son contradictorios. Por un lado, el método de Jiang *et al.* (2006) es el que produce los resultados menos ajustados, similares a los que se obtienen con EVI, y presenta el nivel de RMSE más alto (14%). Sin embargo, a pesar de producir coeficientes de determinación ($R^2 = 0,78$) y concordancia ($d = 0,93$) relativamente más bajos, el coeficiente angular de la recta de estimación es cercano a 1 y su error sistemático es muy pequeño.

Respecto al modelo de Maas (2000), que este autor desarrolló y evaluó en algodón con datos de LANDSAT, el análisis de la relación entre los valores observados y estimados de %C para maíz a partir de información radiométrica de AQUA-MODIS mostró un comportamiento también ambiguo. En este caso, si bien el RMSE es considerable (13%), su naturaleza resulta aleatoria casi en su totalidad. Considerando que los procedimientos de mezclado lineal tienen mayor base teórica y, por lo tanto, configuran una alternativa de estimación de carácter más robusta, se puede afirmar que un cambio de las condiciones de suelo, iluminación, momento de la escena, etc., alterarían en menor medida la estimación de %C. Esto, como así también el aceptable grado de precisión y concordancia alcanzado, hacen de la propuesta de Maas (2000) una alternativa particularmente atractiva.

Jiang *et al.* (2006) presentan un análisis comparativo del desempeño de distintos procedimientos para derivar la fracción de vegetación, a partir de datos de reflectancia obtenidos a campo directamente sobre el cultivo. De acuerdo a sus resultados, su método SDVI presentó el error (RMSE) más bajo de 7,11%, seguido por el método de Baret *et al.* (1995) con 8,28%. Los resultados en este caso, a partir de datos de reflectancia de superficie pero de origen satelital, muestran errores (RMSE) ligeramente más elevados, de 9,8% para el NDVI y 11,6% para el método de Baret *et al.* (1995), que de todos modos avalan el uso de la información radiométrica de AQUA-MODIS para estimar %C.

La Figura 2.7 se organizó de forma tal que, mientras los gráficos de la derecha corresponden a procedimientos aplicados de acuerdo a su formulación original, en los de la izquierda, por el contrario, se ha incorporado alguna información de carácter local o que deriva de un análisis destinado a corroborar el alcance del procedimiento. Así, por ejemplo, al estimar %C en maíz a partir de WDRVI, Gitelson (2004) utiliza para el coeficiente a valores entre 0,1 y 0,2, con la finalidad de equiparar la contribución de las bandas roja y infrarroja. En la Tabla 2.5 se presenta el análisis de sensibilidad realizado a fin de mostrar el cambio que experimentan los parámetros de correlación, regresión y RMSE de la relación al modificar el valor de a .

De acuerdo al resultado del análisis, se adoptó $a = 0,65$ en lugar de los valores propuestos por Gitelson (2004), porque de esta forma la ordenada de la relación tiende a cero y la pendiente se aproxima a 1, mientras el coeficiente de determinación permanece con ligeros cambios en una fase asintótica, al igual que el valor de RMSE. Esta diferencia se explica porque Gitelson (2004) elabora su análisis a partir de información de campo obtenida con un radiómetro portátil, la que no sufre el efecto de atenuación y alteración atmosférica, en tanto los datos radiométricos en este trabajo se obtienen desde un sistema sensor satelital.

Tabla 2.5: Análisis de sensibilidad de los parámetros de correlación, regresión y RMSE de la relación entre WDRVI y %C para cambios en el valor de a , durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.

a	Ordenada	Pendiente	R ²	RMSE (%)
0,05	117,6	116,9	0,74	14,1
0,10	78,9	88,4	0,78	12,9
0,15	62,6	81,3	0,8	12,2
0,20	52,1	79,5	0,82	11,6
0,25	44,1	79,8	0,84	11,2
0,30	37,4	81,2	0,845	10,9
0,35	31,56	83,14	0,851	10,7
0,40	26,2	85,5	0,856	10,5
0,45	21,2	88,1	0,86	10,3
0,50	16,5	90,9	0,8632	10,2
0,55	11,95	93,82	0,8658	10,1
0,60	7,6	96,8	0,868	10,1
0,65	3,31	99,91	0,8698	10,0
0,70	-0,856	103,05	0,8713	9,9
0,75	-4,94	106,2	0,8725	9,9
0,80	-8,96	109,5	0,8736	9,8
0,85	-12,92	112,7	0,8746	9,8
0,90	-16,83	116	0,875	9,8
0,95	-20,7	119,3	0,876	9,7
1,00	-24,6	122,6	0,877	9,7

En el cómputo de TSAVI y de SDVI se incorporan funciones correctivas en relación a las condiciones regionales de suelo. En tal sentido, la llamada isolínea del suelo se obtuvo a partir de la información de las bandas roja (r) e infrarojo cercana (irc), para los 4 valores más bajos de NDVI de cada lote durante todo el periodo con información disponible (entre octubre de 2004 y mayo de 2006).

La Figura 2.8 presenta el diagrama de dispersión de los canales rojo e infrarrojo, como así también las curvas producidas a los efectos de calcular SDVI. Los puntos dentro del espacio $r-irc$ son los valores que, a partir de la distancia con la línea de suelo, permiten estimar la cobertura. Las perpendiculares a la línea de suelo deben ser conocidas para poder calcular la distancia entre cada punto y la línea de suelo. Se incluye la curva de mejor ajuste lineal (línea de suelo), con los parámetros de correlación y regresión obtenidos, como así también a título de ejemplo la perpendicular a la línea de suelo que pasa por el punto 0,0716 y 0,3535, y de otra similar que pasa por 0,054 y 0,493. La línea de guiones por encima de la perpendicular es la distancia que se determina para indicar la

presencia y abundancia de vegetación (0 sobre la línea de suelo), y obtener el índice de la fracción de vegetación (f_o %C) de acuerdo a SDVI (Jiang *et al.*, 2006).

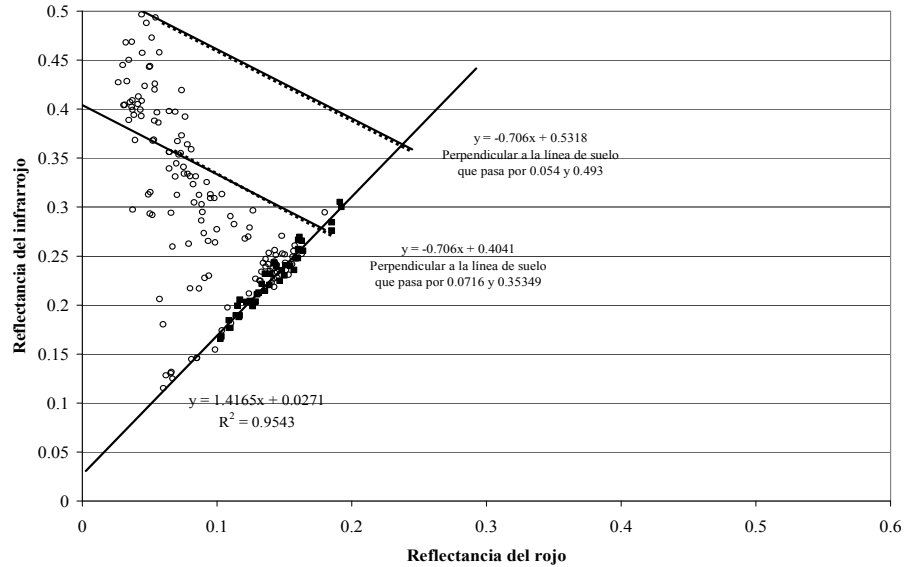


Figura 2.8: Diagrama de dispersión de los valores de reflectividad para los canales rojo e infrarrojo (\circ) durante el ciclo de maíz 2005-2006 y los propios del suelo sin vegetación (\blacksquare) utilizados para calcular la línea de suelo, en Córdoba, Argentina.

CONCLUSIONES

El Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada (NDVI) producido de manera operativa por AQUA-MODIS constituye un índice de vegetación (IV) relacionado estrechamente y de manera lineal con la condición de cobertura del cultivo de maíz (%C). Si bien sería necesario ampliar la base de datos bajo otras condiciones ambientales y de manejo, resultó apropiado para realizar el seguimiento satelital de la evolución de este cultivo a escala de lote en Córdoba, Argentina.

La capacidad de predecir %C a partir del NDVI de origen satelital se puede mejorar en la medida de disponer de información complementaria sobre el desarrollo fenológico

del cultivo y de la condición de humedad del suelo durante el ciclo. Los coeficientes de determinación más altos para evaluar la relación entre ambos se obtuvieron cuando el cultivo se encuentra en el periodo de crecimiento vegetativo (descartando los valores de %C posteriores al máximo), y bajo condiciones menos afectadas por la falta de agua.

Ninguno de los IV o procedimientos utilizados para estimar %C en maíz produjeron mejores resultados que el NDVI desarrollado por AQUA-MODIS. El Índice de Vegetación Mejorado (EVI) resultó menos preciso probablemente en razón de la resolución espacial de los datos espectrales que se utilizan en su formulación (en particular del canal azul).

Todos los IV evaluados presentaron relaciones lineales con %C y valores de RMSE entre 9 y 14%. Si bien los procedimientos fundados en el mezclado lineal no mostraron un comportamiento predictivo superior, su mayor fundamento físico y el aceptable desempeño observado los potencian como alternativas de un alcance más general para la estimación de la cobertura.

BIBLIOGRAFÍA

- Adams, J.B., M.O. Smith, and P.E. Johnson, 1986. Spectral mixture modeling: A new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site. *Journal of Geophysical Research*, 91:8089-9012.
- Álvarez, C. y M. Barraco, 2005. Efecto de los sistemas de labranzas sobre las propiedades edáficas y rendimiento de los cultivos. *Indicadores de calidad física de suelos*, Ediciones Instituto nacional de Tecnología Agropecuaria, EEA General Villegas, Boletín Técnico N° 4, 5-18
- Aman, A., H.P. Randriamanantena, A. Podaire, and R. Frouin, 1992. Upscale integration of normalized difference vegetation index: The problem of spatial heterogeneity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30:326-338.
- Anderson, M.C., C.M.U. Neale, F. Li, J.M. Norman, W.P. Kustas, H. Jayanthi, and J. Chavez, 2004. Upscaling ground observations of vegetation water content, canopy height, and leaf area index during SMEX02 using aircraft and Landsat imagery. *Remote Sens. Environ.*, 92:447-464.
- Asrar, G., R.B. Myneni, and B.J. Choudhury, 1992. Spatial heterogeneity in vegetation canopies and remote sensing of absorbed photosynthetically active radiation: a modeling study. *Remote Sens. Environ.*, 41:85-101.
- Baret, F., G. Guyot, and D. Major, 1989. TSAVI: a vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation, *in 12th Canadian Symp. On Remote Sensing and IGARSS'90*, Vancouver Canada, 10-14 July 1989.

- Baret, F., J.G.P.W. Clevers, and M.D. Steven, 1995. The robustness of canopy gap fraction estimations from red and near-infrared reflectances: A comparison of approaches. *Remote Sens. Environ.*, 54:141-151.
- Bastiaanssen, W.G.M., and S. Ali, 2003. A new crop yield forecasting model based on satellite measurements applied across the Indus Basin, Pakistan. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 94: 321-340.
- Blackmer, T.M., J.S. Schepers, G.E. Varvel, and G.E. Meyer, 1996. Analysis of aerial photography for nitrogen stress within corn fields. *Agronomy Journal*, 88: 729-733.
- Campbell, G.S., and J.M. Norman, 1998. An introduction to environmental physics (p. 268). Ed. Springer-Verlag, New York
- Carlson, T.N., and D.A. Ripley, 1997. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sensing of Environment*, 62:241-252.
- Clevers, J.G.P.W., O.W. Vonder, R.E.E. Jongschaap, J.F. Desprats, C. King, L. Prévot, and N. Bruguier, 2002. Using SPOT data for calibrating a wheat growth model under mediterranean conditions. *Agronomie*, 22: 687-694.
- Dalmago, G.A., H. Bergamaschi, J.I. Bergonci, C.A.M.B. Krüger, F. Comiran, e B.M.M. Heckler, 2009. Retenção e disponibilidade de água às plantas, em solo sob plantio direto e preparo convencional. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental* 13:855-864.
- Dardanelli, J.D., O.A. Bachmeier, R. Sereno, and R. Gil, 1997. Rooting depth and soil water extraction patterns of different crops in a silty loam Haplustoll. *Field Crop Research*, 54:29-38.
- Daughtry, C.S T., K.P. Gallo, S.N. Goward, S.D. Prince, and W.P. Kustas, 1992. Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies. *Remote Sens. Environ.*, 39:141-152.
- de la Casa, A., G. Ovando, L. Bressanini, Á. Rodríguez y J. Martínez, 2007. Uso del índice de área foliar y del porcentaje de cobertura del suelo para estimar la radiación interceptada en papa. *Agricultura Técnica (Chile)*, 67:78-85.
- Díaz, B.M., and G.A. Blackburn, 2003. Remote sensing of mangrove biophysical properties. From a laboratory simulation of the possible effects of background variation on spectral vegetation indices. *International Journal of Remote Sensing*, 24:53-73.
- Earl, H.J., and R.F. Davis, 2003. Effect of drought stress on leaf and whole canopy radiation use efficiency and yield of maize. *Agron. J.*, 95:688-696.
- Edwards, J.T., L.C. Purcell, and E.D. Vories, 2005. Light interception and yield potential of short-season maize (*Zea mays* L.) hybrids in the midsouth. *Agron. J.*, 97:225-234.
- EOS, 2005. *NASA Earth Observing System data gateway*. Disponible en: <http://edcimswww.cr.usgs.gov/pub/imswelcome/>.
- Ewing, R.P., and R. Horton, 1999. Quantitative color image analysis of agronomic images. *Agron. J.*, 91:148-153.
- Gillies, R.R., and T.N. Carlson, 1995. Thermal remote sensing of surface soil water content with partial vegetation cover for incorporation into climate models. *Journal of Applied Meteorology*, 34:745-756.
- Gitelson, A.A., Y.J. Kaufman, R. Stark, and D. Rundquist, 2002a. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sens. Environ.*, 80:76-87.
- Gitelson, A.A., R. Stark, U. Grits, D.C. Rundquist, Y.J. Kaufman, and D. Derry, 2002b. Vegetation and soil lines in visible spectral space: a concept and technique for remote estimation of vegetation fraction. *Int J Remote Sensing*, 23:2537-2562.

- Gitelson, A.A., 2004. Wide Dynamic Range Vegetation Index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation. *J. Plant Physiol.*, 161:165-173.
- Goetz, S.J., 1997. Multisensor analysis of NDVI, surface temperature and biophysical variables at a mixed grassland site. *International Journal of Remote Sensing*, 18:71-94.
- Grant, R.F., J.R. Frederick, J.D. Hesketh, and M.G. Huck, 1989. Simulation of growth and morphological development of maize under contrasting water regimes. *Can. J. Plant Sci.*, 69:401-418.
- Hanan, N.P., S.D. Prince, and A. Bégué, 1995. Estimation of absorbed photosynthetically active radiation and vegetation net production efficiency using satellite data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 76:259-276.
- Hatfield, J.L., A.A. Gitelson, J.S. Schepers, and C. L. Walthall, 2008. Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. *Agron. J.* 100:S117-S131.
- Hu, Z., and S. Islam, 1997. A framework for analyzing and designing scale invariant remote sensing algorithms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35:747-755.
- Huete, A.R., R.D. Jackson, and D.F. Post, 1985. Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. *Remote Sens. Environ.*, 17:37-53.
- Huete, A.R., 1988. A soil adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sens. Environ.*, 25:295-309.
- Huete, A., C. Justice, and H. Liu, 1994. Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. *Remote Sens. Environ.*, 49:224-234.
- Huete, A.R., H.Q. Liu, K. Batchily, and W. van Leeuwen, 1997. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote Sens. Environ.*, 59:440-451.
- Huete A., K. Didan, T. Miura, E.P. Rodríguez, X. Gao, and L.G. Ferreira, 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.*, 83:195-213.
- INTA y SMAG y RR, 1987. Carta de suelos de la República Argentina. Hoja 3163-26, Villa del Rosario. Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria y Secretaría Ministerio de Agricultura, Ganadería y Recursos Renovables. Córdoba, Argentina. 82 p
- Jackson, R.D., 1983. Spectral indices in n-space. *Remote Sensing of Environment*, 13:409-421.
- Jackson, R.D., and A.R. Huete, 1991. Interpreting vegetation indices. *Prev. Vet. Med.*, 11:185-200.
- Jiang, Z., A.R. Huete, J. Chen, Y. Chen, J. Li, G. Yan, and X. Zhang, 2006. Analysis of NDVI and scaled difference vegetation index retrievals of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 101:366-378.
- Kaufman, Y.J., 1989. The atmospheric effect on remote sensing and its corrections. in *Theory and Applications of Optical Remote Sensing* (G. Asrar, Ed.), John Wiley & Sons Inc., New York, pp. 336-428.
- Kaufman, Y.J., and D. Tanre, 1992. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 30:261-270.
- Kenney, W.A., 1987. A method for estimating windbreak porosity using digitized photographic silhouettes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 39:91-94.
- Lee, S.Y., 1997. Annual cycle of biomass of a threatened population of the intertidal seagrass *Zostera japonica* in Hong Kong. *Marine Biology*, 129:183-193.

- Leprieur, C., Y.H. Kerr, S. Mastorchio, and J.C. Meunier, 2000. Monitoring vegetation cover across semi-arid regions: Comparison of remote observations from various scales. *International Journal of Remote Sensing*, 21:281-300.
- Liu, H.Q., and A.R. Huete, 1995. A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 33:457-465.
- Liu, J., J.R. Miller, E. Pattey, D. Haboudane, I.B. Strachan, and M. Hinthner, 2004. Monitoring crop biomass accumulation using multi-temporal hyperspectral remote sensing data. *IEEE*, 1637-1640.
- LP DAAC, 2008. MODIS Reprojection Tool User's Manual. Land Processes DAAC USGS Earth Resources Observation and Science (EROS) Center in collaboration with the Department of Mathematics and Computer Science South Dakota School of Mines and Technology. 61 p.
- Maas, S.J., 1997. Structure and reflectance of irrigated cotton leaf canopies. *Agron. J.*, 89:54-59.
- Maas, S.J., 1998. Estimating cotton canopy ground cover from remotely sensed scene reflectance. *Agron. J.*, 90:384-388.
- Maas, S.J., 2000. Linear mixture modeling approach for estimating cotton canopy ground cover using satellite multispectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 72:304-308.
- Myneni R.B., S. Hoffman, Y. Knyazikhin, J.L. Privette, J. Glassy, Y. Tian, Y. Wang, X. Song, Y. Zhang, G.R. Smith, A. Lotsch, M. Friedl, J.T. Morisette, P. Votava, R.R. Nemani, and S.W. Running, 2002. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 83:214-231.
- Nielsen, R.L., P.R. Thomison, G.A. Brown, A.L. Halter, J. Wells, and K.L. Wuethrich, 2002. Delayed planting effects on flowering and grain maturation of dent corn. *Agron. J.*, 94:549-558.
- North, P.R.J., 2002. Estimation of f_{APAR} , LAI, and vegetation fractional cover from ATSR-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 80:114-121.
- Ovando, G., A. de la Casa, A. Rodríguez, R. Accietto y L. Bressanini, 1999. Determinación fotogramétrica del área foliar en papa usando una técnica estándar de interpretación de imágenes de satélites. XI Congreso Brasileiro y II Reunión Latinoamericana de Agrometeorología. Sociedade Brasileira de Agrometeorología (SBA). Florianópolis, 19 al 24 de Julio de 1999.
- Pierce, F.J., and P. Nowak. 1999. Aspects of precision agriculture. *Adv. Agron.* 67:1-85.
- Price, J.C., 1992. Estimating vegetation amount from visible and near infrared reflectances. *Remote Sensing of Environment*, 41:29-34.
- Purcell, L.C., 2000. Soybean canopy coverage and light interception measurements using digital imagery. *Crop Science*, 40:834-837.
- Purevdorj, A.J., R. Tateishi, T. Ishiyama, and Y. Honda, 1998. Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices. *International Journal of Remote Sensing*, 19:3519-3535.
- Reeves, M.C., M. Zhao, and S.W. Running, 2005. Usefulness and limits of MODIS GPP for estimating wheat yield. *International Journal of Remote Sensing*, 26(7):1403-1421.
- Rodríguez, A., A. de la Casa, R. Accietto, L. Bressanini y G. Ovando, 2000. Determinación del área foliar en papa (*Solanum tuberosum L.*, var.Spunta) por medio de

- fotografías digitales conociendo la relación entre el número de píxeles y la altura de adquisición. *Revista Brasileira de Agrometeorología*, 8: 215-221.
- Rondeaux, G., M. Steven, and F. Baret, 1996. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 55:95-107.
- Rouse, J. W., R.H. Haas, J.A. Schell, and D.W. Deering, 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ETRS. Third ETRS Symposium, NASA SP353, Washington DC (pp. 309-317).
- Running, S.W., R.R. Nemani, F.A. Heinsch, M. Zhao, M. Reeves, and H. Hashimoto, 2004. A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production. *BioScience*, 54:547-560.
- Russelle, M.P., W.W. Wilhelm, R.A. Olson, and J.F. Power, 1984. Growth analysis based on degree days. *Crop Science*, 24:28-32.
- Sadrás, V.O., and P.A. Calviño, 2001. Quantification of grain yield response to soil depth in soybean, maize, sunflower, and wheat. *Agron. J.*, 93:577-583.
- Samarasinghe, G.B., 2003. Growth and yields of Sri Lanka's major crops interpreted from public domain satellites. *Agricultural Water Management*, 58:145-157.
- Sandholt, I., K. Rasmussen, and J. Andersen, 2002. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment*, 79:213-224.
- Seaquist, J.W., L. Olsson, and J. Ardö, 2003. A remote sensing-based primary production model for grassland biomes. *Ecological Modelling*, 169: 131-155.
- Sellers, P. J., 1985. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. *Int. J. Remote Sensing*, 6:1335-1372.
- Shanahan, J.F., J.S. Schepers, D.D. Francis, G.E. Varvel, W.W. Wilhelm, J. M. Tringe, M.R. Schlemmer, and D.J. Mayor, 2001. Use of remote-sensing imagery to estimate corn grain yield. *Agron. J.*, 93: 583-589.
- Steduto, P., T.C. Hsiao, D. Raes, and E. Fereres, 2009. AquaCrop-The FAO crop model to simulate yield response to water: I. Concepts and underlying principles. *Agron. J.*, 101:426-437.
- Steven, M.D., P.V. Biscoe, K.W. Jaggard, and J. Paruntu, 1986. Foliage cover and radiation interception. *Field Crop Research*, 13:75-87.
- Tarpley, J., S. Schneider, and R. Money, 1984. Global vegetation indices from NOAA-7 meteorological satellite. *J. Climate Appl. Meteorol.*, 23: 491-494.
- Ustin, S.L., Q.J. Hart, L. Duan, and G. Scheer, 1996. Vegetation mapping on hardwood rangelands in California. *International Journal of Remote Sensing*, 17:3015-3036.
- Verstraete, M.M., and B. Pinty, 1991. The potential contribution of satellite remote sensing to the understanding of arid lands processes. *Vegetation*, 91:59-72.
- Willmott, C.J., 1981. On the validation of models. *Phys. Geogr.*, 2: 184-194.
- Wittich, K.P., and O. Hansing, 1995. Area-averaged vegetative cover fraction estimated from satellite data. *International Journal of Biometeorology*, 38:209-215.
- Wood, E.F., and E. Lakshmi, 1993. Scaling water and energy fluxes in climate systems: Three land-atmospheric modeling experiments. *Journal of Climate*, 6:839-857.
- Xiao, X., S. Hagen, Q. Zhang, M. Kelle, and B. Moore III, 2006. Detecting leaf phenology of seasonally moist tropical forests in South America with multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 103:465-473.

CAPÍTULO III

EVALUACIÓN DE LA CORRESPONDENCIA ESPACIAL ENTRE LA LOCALIZACIÓN GEOGRÁFICA DE LA INFORMACIÓN DE CAMPO Y LOS DATOS RADIOMÉTRICOS DE AQUA-MODIS

INTRODUCCIÓN

A los efectos de evaluar la aptitud de los datos radiométricos para expresar el estado y condición del cultivo es necesario disponer de información a partir de un muestreo periódico y más o menos intensivo sobre el terreno, lo que en teledetección constituye la verdad de campo. El Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada (NDVI) ha sido usado de manera generalizada como indicador del vigor de la actividad vegetativa, aprovechando la respuesta espectral característica del material foliar en los rangos del visible y del infrarrojo cercano (Gitelson, 1996). Si bien valores bajos de NDVI se han asociado a la falta de vegetación, estados de dormición o de estrés provocado por sequía, sobre-irrigación o enfermedades (Hastings, 2005), Potdar *et al.* (1999) observan que para cultivos de cereales en secano, los modelos de estimación del rendimiento requieren incorporar, además de la información del NDVI, parámetros destinados a reflejar la distribución irregular de la lluvia en tiempo y espacio a fin de mejorar su aptitud predictiva (Manjunath y Potdar, 2002; Rojas *et al.*, 2005; Rojas, 2007).

Esta tarea de seguimiento de un cultivo se realiza a los efectos de evaluar su condición y estimar el nivel de producción alcanzado, información que puede ser de utilidad tanto a nivel de lote como para una región de producción en su conjunto. En lo que respecta a la utilización de los datos radiométricos a nivel de lote, la tecnología satelital ha contribuido al desarrollo de lo que se ha dado en llamar agricultura de precisión (Robert *et al.*, 1995; Moran *et al.*, 1997; Seelan *et al.*, 2003).

Cualquiera sea la aplicación o destino que pueden tener los datos radiométricos obtenidos por teledetección de una escena, es de fundamental importancia establecer la

localización precisa del sector de donde procede la verdad de campo, en procura de hacer coincidir unos con otros en tiempo y espacio. Si bien esta exigencia es más evidente en la medida que se utiliza información de satélites de menor resolución espacial, en los que no es posible realizar una identificación visual de los elementos de una escena, en este problema son varios los factores a considerar, algunos que dependen del propio sistema de teledetección y otros relacionados al fenómeno o propiedad objeto de la evaluación.

Entre los aspectos relevantes que son propios del sistema de teledetección se destaca su capacidad de resolución, tanto espacial como temporal, porque tales características imponen un alcance acotado y restringido a los datos radiométricos para una utilización específica (Moran *et al.*, 1997). Respecto al alcance temporal, si bien AQUA-MODIS es un sistema circumpolar que realiza una visita aproximadamente diaria de cada sector del planeta, los distintos productos desarrollados y que proporciona el organismo de administración (NASA) presentan algún nivel de procesamiento tendiente a salvar aquellos datos contaminados por nubosidad o mal funcionamiento del sistema. Este proceso de depuración consiste en realizar una integración temporal de las series de registros originales para desarrollar imágenes sintéticas de periodos de 8 y 16 días, lo cual reduce considerablemente el volumen de datos almacenados. Por su parte, los datos espectrales de las distintas bandas de este sistema de teledetección presentan píxeles que tienen resoluciones, según el producto, de 250 m, 500 m y 1000 m (Justice *et al.*, 2002).

En relación al problema del monitoreo de cultivos y estimación de la productividad agrícola, la utilización de estos datos integrados temporalmente es aceptable en la medida que la tasa de evolución temporal del cultivo o de la propiedad en estudio no sea muy pronunciada. Tanto la dinámica que presenta la variación de la biomasa acumulada como el cambio de la condición de cobertura de un cultivo, por ejemplo, presentan una evolución y manifiestan una tasa de cambio relativamente lenta que, *a priori*, se muestran compatibles con la escala de integración de la información radiométrica en periodos de 16 días que presenta el producto Índices de Vegetación MODIS (MYD13Q1). Aunque esto depende, en última instancia, del atributo que es monitoreado en particular.

Con una resolución de 250 m, AQUA-MODIS posee una capacidad discriminatoria intrínseca mayor que los datos del Radiómetro Avanzado de Resolución Muy Alta

(AVHRR-NOAA), que tiene un píxel de entre 1 y 8 km, aunque distintos autores han señalado que ambas series resultan muy similares si sobre la segunda se hacen las correcciones necesarias (Gallo *et al.*, 2005). Sin embargo, la resolución de AQUA-MODIS resulta inferior a la del sistema LANDSAT, que ha sido el más utilizado en aplicaciones agronómicas cuando se requiere producir la identificación o localización precisa de una escena (Wardlow *et al.*, 2007). De esta forma, la resolución espacial relativamente gruesa de AQUA-MODIS obliga a tener especial precaución cuando este dato radiométrico es utilizado para analizar o interpretar un fenómeno de alcance regional. Con una superficie mínima de 6,25 ha en las bandas 1 y 2, que tienen 250 m de resolución, y teniendo en cuenta los efectos de borde y de la configuración geométrica propia de cada escena, al utilizar estas imágenes en una región agrícola se hace necesario considerar un tamaño de lote mínimo para realizar el análisis libre de ruido por contaminación.

Chen y Brustsaert (1998) examinaron este problema con técnicas geoestadísticas en el área donde se realizó el experimento SMEX02, que tuvo por objetivo evaluar la disponibilidad de agua del suelo en una región agrícola de los Estados Unidos de Norteamérica. El semi-variograma para los datos MODIS presentó allí un rango de 1500 m, valor que expresa la repetitividad del patrón espacial de variación en la imagen, relacionado con el tamaño de los lotes individuales de maíz o soja, que en dicho territorio tienen una extensión media de 800 m y se encuentran distribuidos de manera uniforme. El análisis de Chen y Brustsaert (1998) produjo señales positivas respecto a que los cambios en la reflectancia de cada lote aislado podían ser detectados con datos de MODIS de 250 y 500 m, al menos para distinguir los límites del predio con una cobertura mezclada de cultivos y el centro de los campos de cultivo. En base a estos argumentos, datos MODIS de las bandas 1-7 (250 y 500 m) se utilizaron para clasificar lotes de manera individual, correspondiendo entre 10 y 20 píxeles MODIS por cada lote de acuerdo a su extensión (Chen *et al.*, 2005).

Por otra parte, Wardlow *et al.* (2007) utilizaron imágenes multitemporales de IV MODIS de 250 m para clasificar los principales cultivos en la región de la Grandes Planicies Centrales de Estados Unidos de Norteamérica. En ese caso, una fracción de territorio con un tamaño mínimo de 32,4 hectáreas (el equivalente a un área de aproximadamente cinco píxeles de 250 m) fue utilizada para garantizar que los campos

tuvieran el tamaño suficiente a fin de ser representados por múltiples píxeles en las imágenes de 250 m. La mayoría de los campos seleccionados presentaban una superficie de 40,5 hectáreas o más, en tanto el mayor número de los campos más pequeños se clasificaron como casos raros y se ubicaron en el este de Kansas, donde predominan las fracciones de terreno más pequeñas.

La problemática relacionada con la utilización de píxeles mezclados debe ser considerada de manera particular cuando se utiliza información de resolución espacial baja o moderada. Esta limitación ha sido tenida en cuenta especialmente en los programas destinados a la estimación de la producción agrícola en distintas regiones. Tales programas utilizan la técnica de enmascaramiento para separar en una región lo que constituye la información útil o específica de la inconsistente (Di Gregorio y Jansen, 2000). El propósito de esta técnica consiste en aislar un subconjunto de píxeles que, por corresponder al cultivo o región de interés particular, contribuye a mejorar significativamente los resultados de una estimación. Los procedimientos de esta naturaleza han sido denominados máscara de un cultivo específico o de la región agrícola, respectivamente (Kastens *et al.*, 2005).

El objetivo de este trabajo fue analizar la influencia que reviste la selección del píxel en la imagen cuando se utiliza la información de MODIS-AQUA respecto a la localización geográfica del sector de procedencia de los datos monitoreados en el trabajo de campo. A los efectos de corroborar la correspondencia espacial, los valores de la cobertura del cultivo se utilizan a modo de información de referencia o parámetro de contraste a campo.

MATERIALES Y MÉTODOS

La evaluación se realizó en la región central de la provincia de Córdoba, durante la temporada 2005-2006, donde se seleccionaron 10 lotes de maíz con una superficie de entre 40 ha y 100 ha, cuya ubicación geográfica se indica en las Figuras 3.9 y 3.10, sobre una imagen Landsat ETM+ y en la Figura 3.11 utilizando una imagen de AQUA-MODIS. La extensión mínima de los lotes se justifica en razón de la resolución (espacial) moderada que presenta AQUA-MODIS. En todos los casos, los cultivos de maíz se realizaron en

siembra directa, con hileras de plantas separadas a 50 cm y una población de 8 plantas m⁻². Las características particulares de los cultivos de maíz de cada lote se presentan en la Tabla 3.6.

Tabla 3.6: Identificación de los lotes e información complementaria de los cultivos de maíz monitoreados durante la campaña 2005-2006 en Córdoba, Argentina.

<i>Lote</i>	<i>Sector</i>	<i>Sup (ha)</i>	<i>Variedad</i>	<i>Fertilización</i>	<i>Siembra</i>
1	Villa del Rosario	60	Pioneer 33 Y 09	70 kg FDA + 100 kg CAN	20/09/05
2	Villa del Rosario	76	AW 190	70 kg FDA +150 kg Sol mix	28/09/05
3	Pilar	60	Pucará TD Max (BT)	s/d	15/09/05
4	Pilar	70	ACA 2000	100 kg UAM + 9 kg S	10/09/05
5	Matorrales	48	N 890	60 kg FDA + 130 Sol mix	25/09/05
6	Pilar	100	Nidera 882 y 883 MG (BT)	s/d	15/09/05
7	Pilar	100	Pioneer 31 Y 04	75 kg 12-52-0 + 75 kg urea	20/12/05
8	Las Junturas	77	Siroco	70 kg FDA+150 kg Sol mix	10/09/05
9	Pilar	45	Nidera 882 MG (BT)	75 kg 12-52-0 + 75 kg urea	28/10/05
10	Pilar	45	AW 190 MG (BT)	75 kg 12-52-0 + 75 kg urea	28/10/05

La ubicación geográfica del sector de donde procede la información sobre el terreno en los diferentes lotes fue determinada a partir de mediciones realizadas con el sistema de posicionamiento global (GPS) con una precisión de +/- 10 m. Esta localización se mantuvo relativamente constante durante el estudio en cada uno de los lotes.

Verdad de campo.

La cobertura del cultivo se utilizó a modo de verdad de campo y como control de la correspondencia espacial con los datos radiométricos. Los valores de cobertura se obtuvieron a partir de fotografías digitales adquiridas sobre el cultivo en distintas fechas durante el ciclo, de modo que para el análisis se dispuso de entre 4 y 8 fechas por lote. En cada fecha se tomaron 5 fotografías en la proximidad del sector georreferenciado.

Las imágenes fotográficas se procesaron con un programa que realiza la clasificación supervisada de la imagen (Eastman, 1997). El algoritmo de clasificación discrimina 4 elementos de una escena: vegetación y suelo, bajo condiciones de exposición directa al sol y con sombra, respectivamente, y determina la proporción relativa entre los

pixeles de vegetación y de suelo. Un procedimiento similar fue presentado por Ovando *et al.* (1999) y Rodríguez *et al.* (2000) para calcular IAF.

Datos radiométricos

Se utilizó una serie de imágenes NDVI del producto Índices de Vegetación (MYD13Q1) de AQUA-MODIS entre setiembre de 2005 hasta mayo de 2006. Los datos originales, que tienen una resolución espacial de 250 m y corresponden a un periodo de 16 días, fueron interpolados a partir del método de Splines cúbicos de acuerdo a la fecha de monitoreo de la cobertura. Para realizar la verificación territorial respecto a la información satelital, se implementó un procedimiento que consistió en extraer de la imagen NDVI el conjunto de píxeles correspondientes a cada uno de los lotes. Se utilizó el NDVI como índice espectral porque AQUA-MODIS lo produce directamente a bordo a partir de las bandas del rojo (*r*) e infrarrojo cercano (*irc*) que tienen 250 m, alcanzando así el máximo detalle especial que ofrece este sistema de teledetección, como así también porque mostró una estrecha relación con la fracción de suelo cubierta con el cultivo (la verdad de campo), de acuerdo a resultados del Capítulo II de este volumen.

Procedimiento.

A los efectos de localizar los distintos lotes en la región de estudio, en una primera etapa se utilizó una imagen LANDSAT 7 ETM+ (path 229; row 082) del 28 de noviembre de 2005, considerando que la misma permite realizar una inspección visual detallada de la escena para identificar patrones del uso del suelo y cobertura de cultivos agrícolas (Wardlow *et al.*, 2007). Sobre la imagen LANDSAT 7 ETM+ se localizaron los 10 lotes de maíz y sus perímetros respectivos fueron vectorizados de manera individual sobre la pantalla como muestra la Figuras 3.9, para las fracciones de terreno ubicadas cerca de la localidad de Pilar, y la Figura 3.10, para los lotes próximos a Villa del Rosario. Si bien la imagen utilizada presenta un error de bandeo importante, la información se consideró válida para delimitar el perímetro de los lotes con la precisión necesaria, como así también, a partir de la técnica de falso color compuesto, discernir sobre la configuración particular de cada lote en esa campaña.

A pesar de las fallas de funcionamiento del sensor que muestran las Figuras 3.9 y 3.10, la resolución espacial de las imágenes LANDSAT 7 ETM+ permitió reconocer de

manera visual no sólo el perímetro de los lotes, sino también identificar otras referencias geográficas de la región, como lugares poblados, ríos y rutas, de forma tal que estas fracciones de terreno fueron localizadas y delimitadas con relativa seguridad. Asimismo, el conocimiento de la extensión superficial de cada lote contribuyó a darle precisión a esta delimitación.

Los vectores correspondientes al perímetro de los lotes fueron luego superpuestos sobre la imagen de NDVI de AQUA-MODIS, previamente georreferenciada utilizando el programa MODIS Reprojection Tool (MRT) (MODIS Reprojection Tool, User's Manual Release 4.0, 2008). Esta herramienta transforma los datos de MODIS, originalmente con un formato HDF y proyección SENO, y realiza su reproyección a archivos GeoTIFF en un sistema de posicionamiento geográfico de latitud y longitud. De acuerdo a la superficie de cada lote, con tamaños comprendidos entre 45 ha y 100 ha, se obtuvo para cada caso un conjunto de entre 8 y 16 píxeles MODIS, respectivamente. La Figura 3.11 muestra la superposición de los vectores correspondientes a los perímetros de los lotes sobre una imagen AQUA-MODIS de fin de noviembre de 2005 (día juliano 321) compuesta en falso color, con la banda infrarrojo en el rojo, la banda azul en el verde y la banda roja en el azul.

El conjunto de píxeles de NDVI de AQUA-MODIS de cada lote se analizó por correlación y regresión respecto a las mediciones de cobertura. De esta forma, se establecieron distintos criterios de control:

- Una evaluación acerca de la correspondencia puntual en la localización del sector de muestreo dentro del lote, a partir de la correlación entre el valor de la cobertura medido a campo y el NDVI del píxel más próximo a la lectura de posicionamiento de donde se extrajeron las muestras.
- Una evaluación del nivel de correspondencia general para cada lote, analizando la correlación entre la condición de cobertura medida a campo y el NDVI de cada uno de los píxeles del lote. Como criterio de selección se adoptó un nivel de seguridad estadístico del 5% ($P < 0,05$) para el coeficiente de correlación, de acuerdo al valor calculado de t (Student).
- La evaluación de la correlación a nivel de píxel permitió realizar un análisis de agrupamiento, asumiendo que en cada lote es probable la existencia de un sector

donde la relación entre la información de campo y del satélite se exprese con mayor congruencia (lo que puede ser útil eventualmente para aplicar la técnica de enmascaramiento), como así también otro que, por el efecto de borde y de mezcla, esta dependencia tiende a disminuir. Asimismo, en algunos lotes también se consideraron píxeles adyacentes al perímetro.

El nivel de correspondencia (%) alcanzado a nivel de lote y para el conjunto completo, se obtuvo del cociente entre el número de píxeles de correlación estadísticamente aceptable ($P < 0,05$) entre la cobertura de maíz y el NDVI respecto del número total de píxeles del lote.

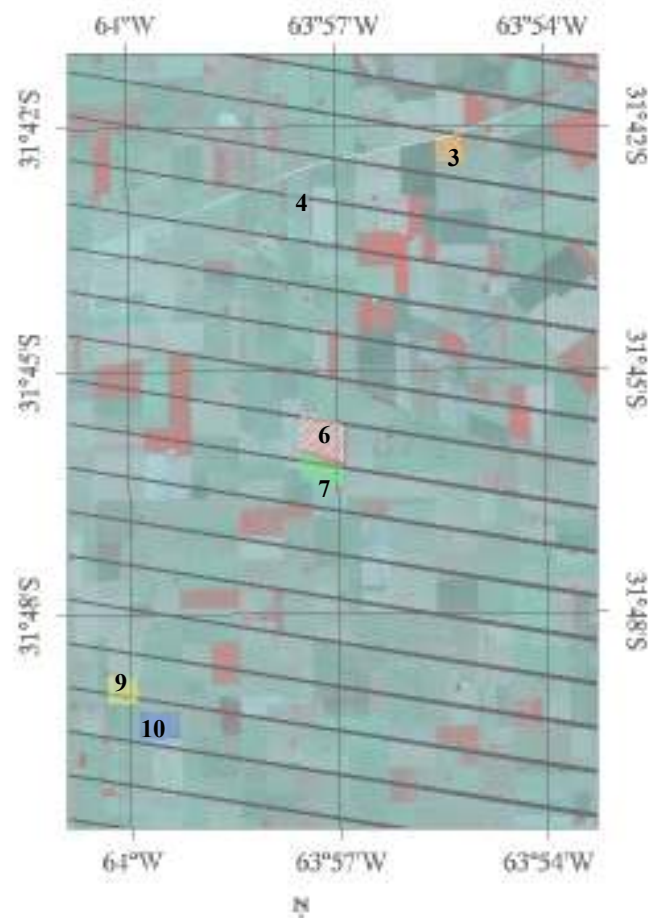


Figura 3.9: Ubicación geográfica de los seis lotes de maíz monitoreados el ciclo 2005-2006 próximos a la localidad de Pilar, en Córdoba, Argentina, sobre un imagen Landsat 7 ETM+ del 28/11/2005 presentada en una composición de falso color. El número de identificación de los lotes coincide con el de la Tabla 3.6. La imagen muestra un error de bandeo.

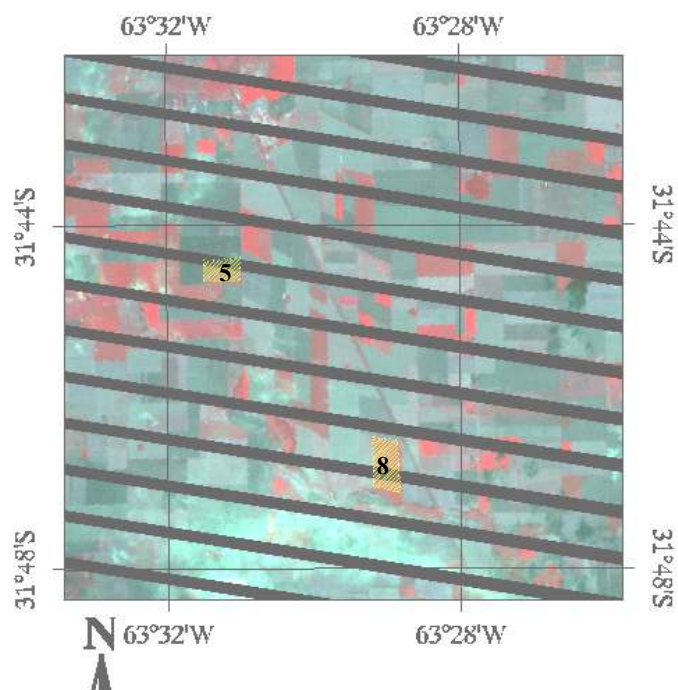
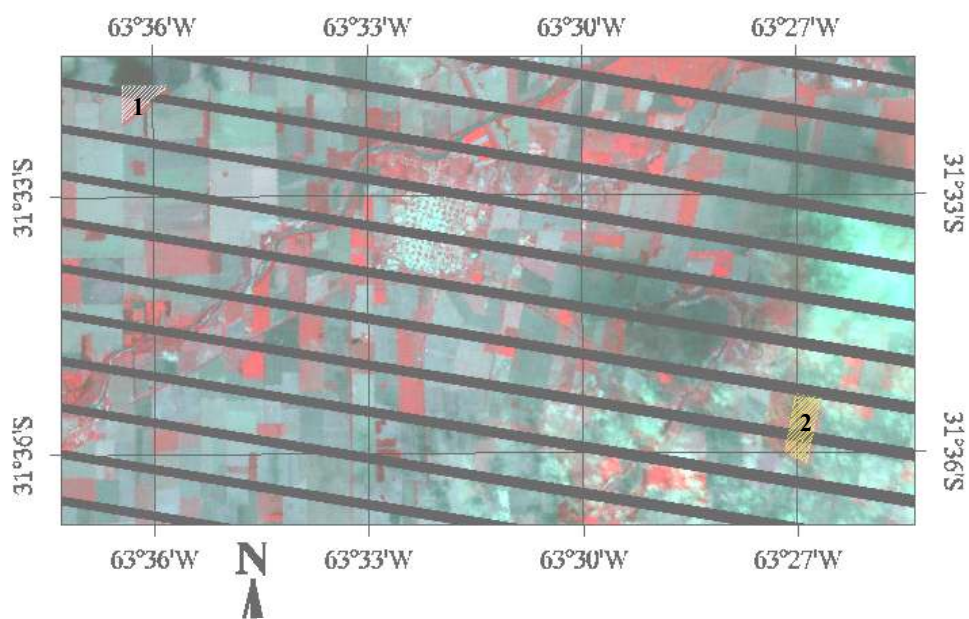


Figura 3.10: Ubicación geográfica de los cuatro lotes de maíz del ciclo 2005-2006 próximos a las localidades de Villa del Rosario (1 y 2), Matorrales y Las Junturas (5 y 8), en Córdoba, Argentina, sobre un imagen Landsat 7 ETM+ del 28/11/2005 presentada en una composición de falso color. El número de identificación de los lotes coincide con los de la Tabla 1. La imagen muestra un error de bandeo.

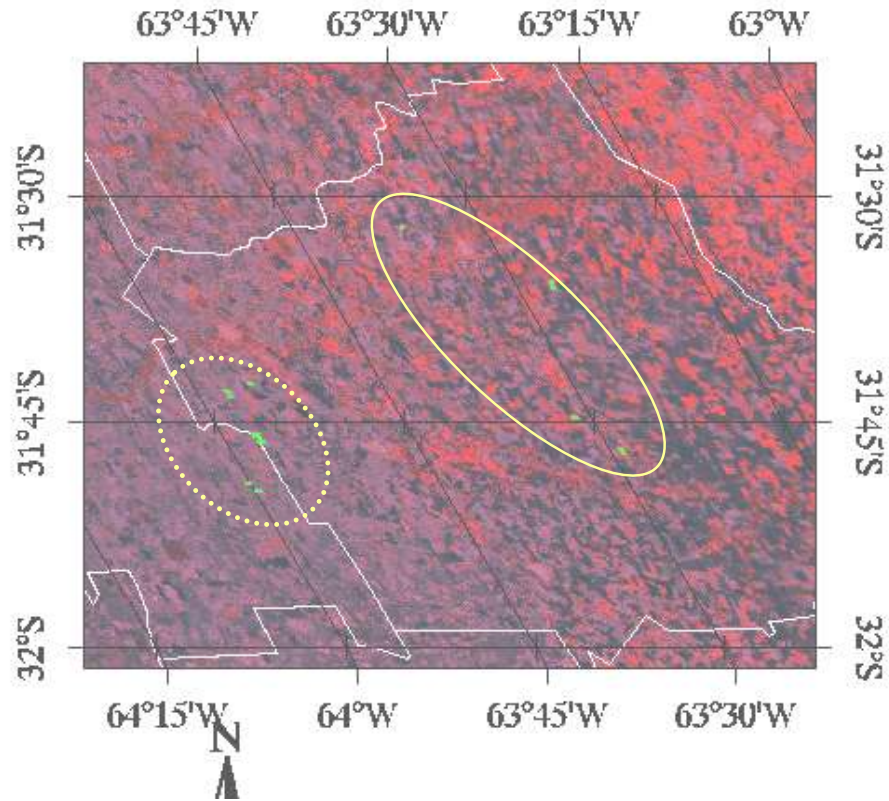




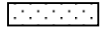

Figura 3.11: Ubicación geográfica de diez lotes de maíz (en verde) monitoreados el ciclo 2005-2006, seis próximos a la localidad de Pilar (el sector se indica por una elipse con línea de puntos) y cuatro cercanos a Villa del Rosario (sector indicado por una elipse con línea continua), en Córdoba, Argentina, sobre un imagen AQUA-MODIS del producto MYD13Q1 correspondiente al periodo centrado por el día juliano 321 (17/11/2005), presentada en una composición de falso color (con la banda NIR en el rojo, la banda roja en el verde y la banda azul en el verde).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La Tabla 3.7 presenta diagramas cuadrículados de cada uno de los 10 lotes en estudio, con la posición de cada píxel indicada de acuerdo al número de fila y columna de la imagen de AQUA-MODIS, y en cada cuadrícula/píxel el valor de correlación obtenido entre la cobertura de maíz y el NDVI para el conjunto completo de las fechas de muestreo.

Dejando de lado la información del lote 4 porque se obtuvo a partir de una muestra de menor tamaño, los resultados de la Tabla 3.7 permiten constatar que el píxel utilizado para localizar el sitio de muestreo a campo siempre presentó una correlación estadísticamente aceptable entre la cobertura de maíz y el NDVI de las imágenes MODIS-AQUA. En general, los lugares de muestreo tienen una ubicación periférica en el lote porque se establecieron en la proximidad a la ruta de acceso. Sólo en los lotes 1, 5 y 8 el píxel que corresponde exactamente a la localización del muestreo de campo presentó la correlación más alta del conjunto. En los demás casos, otro píxel vecino a esta posición muestra, en cambio, el valor más alto.

El lote 4 constituye un caso particular porque sólo se pudieron realizar 4 mediciones de cobertura durante el ciclo y, en virtud de ello, la prueba estadística no alcanzó en ninguno de los píxeles el nivel de aceptación estipulado, si bien para el píxel ubicado en la intersección de la fila 291 y la columna 424, el coeficiente de correlación es 0,883 y su nivel de probabilidad ($P < 0,056$) excede sólo ligeramente el límite establecido. De todos modos, la correlación en 6 de los 12 píxeles del lote presentó valores similares al del resto de casos analizados y, si se aplica un criterio estadístico menos estricto, su comportamiento no difiere al de los otros lotes. La fuerte sequía que afectó al sector aledaño a la localidad de Pilar, expresada sobre el cultivo de maíz tanto visualmente por su aspecto deteriorado como por la escasa biomasa producida, obligó a resembrar este lote con soja en pleno mes de enero de 2006. Esta contingencia, que se manifiesta con claridad en el espectro temporal del NDVI para todos los píxeles próximos al lugar de muestreo, constituye una evidencia muy consistente acerca de la apropiada localización del sitio relevado a campo en este lote.

Tabla 3.7: Coeficientes de correlación entre el NDVI y la cobertura de maíz en 10 lotes ubicados en el departamento Río Segundo, Córdoba, durante el ciclo 2005-2006. El encabezado de cada cuadrícula corresponde al número de fila y columna de las imágenes AQUA-MODIS. Con entramado vertical  se indica el píxel de donde se obtuvo la verdad de campo en el lote; con entramado horizontal  los píxeles del lote que presentan una relación significativa ($P < 0,05$), con entramado de puntos  se indicaron algunos píxeles adyacentes al lote y con doble entramado  los píxeles del lote 4 que no presentan la significación estipulada debido al menor tamaño de la muestra.

Lote 1: 6/10	567	568	569	570
215	-0,138	-0,057	-0,0181	-0,003
216	0,527	0,796	0,976	0,979
217	0,624	0,816	0,973	0,980

Lote 2: 13/13	629	630	631	632
239		0,848	0,638	
240		0,863	0,995	0,976
241	0,809	0,990	0,993	
242	0,985	0,992	0,991	
243	0,878	0,986	0,991	
244		0,906		

Lote 3: 7/10	437	438	439
285		0,752	0,743
286	0,760	0,746	0,776
287	0,435	0,647	0,954
288	0,140	0,849	0,951

Lote 4: 1/12	423	424	425
289	-0,361	0,154	0,570
290	-0,210	0,704	0,774
291	0,397	0,883	0,780
292	-0,063	0,812	0,866
293	0,085	0,661	0,810
294		0,503	0,265

Lote 5: 4/8	600	601	602	603
301	-0,206	-0,273	-0,153	-0,095
302	-0,271	0,194	0,945	0,886
303	0,057	-0,237	0,932	0,985

Lote 6: 6/16	423	424	425	426	427
308	0,471	0,258	0,321	0,471	0,561
309	0,331	0,469	0,498	0,597	0,610
310	0,515	0,541	0,843	0,791	0,723
311	0,377	0,491	0,666	0,812	0,791
312			0,730	0,936	0,848

Lote 7: 4/16	424	425	426	427
312	-0,187	-0,159	-0,131	-0,404
313	-0,179	0,075	0,490	0,316
314	-0,038	0,219	0,937	0,903
315	0,190	0,408	0,976	0,997

Lote 8: 6/12	616	617	618
315	-0,524	-0,638	-0,225
316	0,033	-0,189	-0,499
317	0,531	0,782	0,986
318	0,619	0,864	0,975
319	0,626	0,791	0,979

Lote 9: 8/8	405	406	407
330	0,786	0,893	0,876
331	0,754	0,896	0,906
332	0,843	0,953	0,886

Lote 10: 8/8	408	409	410	411
334	0,962	0,975	0,984	0,978
335	0,888	0,968	0,955	0,962
336	0,956	0,881	0,868	0,950

La Figura 3.12 presenta para el lote 4 la variación temporal del NDVI de 4 píxeles próximos al lugar de muestreo durante el ciclo 2005-2006 y las correspondientes mediciones de la cobertura de maíz.

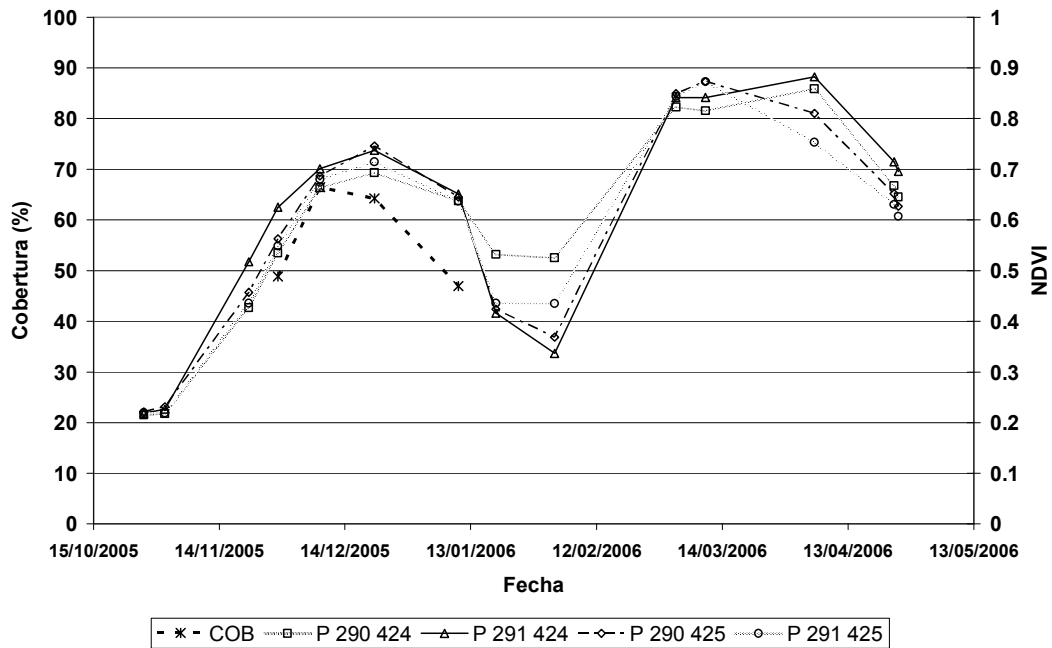


Figura 3.12: Valores de NDVI de AQUA-MODIS para los 4 píxeles (P fila, columna) más cercanos al lugar de muestreo en el lote 4 durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina, y cobertura del cultivo (COB) hasta el mes de enero cuando el lote estuvo ocupado con maíz.

Los píxeles que tienen una correlación estadísticamente aceptable se presentan agrupados y, por lo general, el nivel de correlación tiende a disminuir a medida que se considera un píxel cuya localización se aparta del sector de muestreo geoposicionado a campo. Sólo en los lotes 2, 9 y 10 se verifica una condición de correspondencia absoluta en la localización dado que la relación del NDVI con la cobertura a lo largo del ciclo se sostiene cualquiera sea el píxel considerado. Aunque esto, en principio, puede estar asociado a la condición de uniformidad del cultivo de maíz de estos lotes, una correspondencia menor puede ser consecuencia de la configuración misma del lote, más o menos rectangular, y por el contexto regional de los cultivos vecinos, incluso con diferente estado de desarrollo fenológico, sin que la uniformidad interna sea necesariamente menor.

Si bien los píxeles adyacentes al perímetro de los lotes, que se agregaron para considerar el efecto de contaminación periférica, muestran correlaciones no significativas en los lotes 1, 5, 6, 7, esto no sucede de manera sistemática, ya que en los lotes 2, 3, 9 y 10 los píxeles periféricos mantienen, en cambio, una correlación estadísticamente aceptable aún en estos casos, probablemente porque estos píxeles periféricos conservan en buena medida información del lote en cuestión.

El nivel de correspondencia que se alcanza entre la localización de la verdad de campo y el conjunto de píxeles de la imagen presenta en cada lote una configuración particular, como así también el que muestra el conjunto total de píxeles evaluados en la región, de acuerdo a lo que presenta la Figura 3.13. Un valor de correspondencia ligeramente superior a 60% para el conjunto de lotes diseminados en la región, considerando tanto el valor medio alcanzado por todo el conjunto (medio) como la proporción obtenida sin diferenciar por lote (todos), si bien denota cierto nivel de confianza respecto a la localización entre el sitio de muestreo y el dato radiométrico de la imagen, se puede considerar relativamente bajo y justifica la evaluación detallada que presenta este análisis. Además, los resultados son heterogéneos en el sentido que mientras algunos lotes presentan una correspondencia casi general (para la totalidad de los píxeles en los lotes 2, 9 y 10 el valor de correlación es significativa), para otros, en cambio, la correspondencia se circunscribe sólo al sector más próximo a donde se realizó el muestreo de campo.

Este análisis sobre del nivel de correspondencia espacial entre la información de campo y los registros de MODIS-AQUA, puede considerarse una extensión de la técnica de enmascaramiento por correlación con el rendimiento que fuera propuesta por Kastens *et al.* (2005). En lugar de un único valor de rendimiento, la evolución temporal de la cobertura del cultivo se adopta como variable de control en este caso, y su correlación con el NDVI como criterio para evaluar específicamente la correspondencia entre la localización del sector de trabajo a campo y la información radiométrica de un sistema de teledetección de resolución moderada.

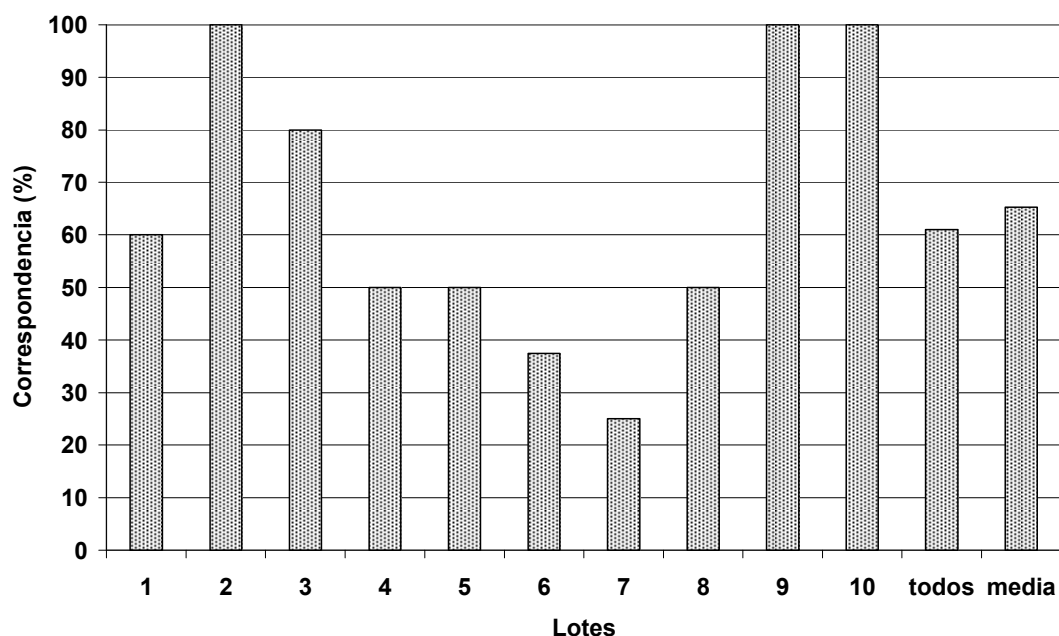


Figura 3.13: Nivel de correspondencia (%) alcanzado a nivel de lote y para el conjunto completo (todos y media) obtenido del cociente entre el número de píxeles de correlación estadísticamente aceptable ($P < 0,05$) entre la cobertura de maíz y el NDVI respecto del número total de píxeles del lote, durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.

CONCLUSIONES

La estructura espacial de correlación entre la cobertura de maíz y el NDVI a nivel de píxel que se obtuvo en este estudio, tanto para cada lote en particular como cuando es considerada toda la información en conjunto, confirma que la selección del píxel de trabajo resultó precisa. Además, teniendo en cuenta el marco regional y productivo analizado, los resultados avalan la utilización del sistema AQUA-MODIS como una alternativa de teledetección para monitorear el cultivo de maíz a nivel de lote.

De igual forma, la rápida disminución de la correlación, e incluso la ausencia de ella, a medida que se considera un píxel apartado del sector geoposicionado a campo, pone de manifiesto la necesidad imperiosa de realizar una correcta georreferenciación cuando se utilizan las imágenes y productos AQUA-MODIS de 250 m a los efectos del seguimiento

de un cultivo, tanto en el sector central de Córdoba (Departamento Río Segundo), como en otras regiones agrícolas que presentan un mosaico intrincado de lotes de distinto uso, forma y tamaño.

BIBLIOGRAFÍA

- Chen, D., and W. Brutsaert, 1998. Satellite-sensed distribution and spatial patterns of vegetation parameters over tall grass prairie. *Journal of Atmospheric Sciences* 55:1225-1238.
- Chen, D., J. Huang, and T.J. Jackson, 2005. Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near- and short-wave infrared bands. *Remote Sens. Environ.* 98:225-236.
- Di Gregorio, A., and L. Jansen, 2000. Land Cover Classification System (LCCS). Classification Concepts and User Manual. Publication of the FAO Environment and Natural Resources Service-AFRICOVER Project (Rome: FAO).
- Eastman, R.J. 1997. Clasificación de remotely sensed imagery. In: IDRISI: User's guide Idrisi for Windows, Worcester, MA, USA, Clark University.
- Gallo, K., L. Ji, B. Reed, J. Eidenshink, and J. Dwyer, 2005. Multi-platform comparisons of MODIS and AVHRR normalized difference vegetation index data. *Remote Sens. Environ.* 99:221-231.
- Gitelson, A.A., Y.J. Kaufman, and M.N. Merzlyak, 1996. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sens. Environ.* 58:289-298
- Hastings, D.A., 2005. Africa's climate observed: perspectives on monitoring and management of floods, drought and desertification. In: *Climate Change and Africa*, P. Sum Low (Ed.), pp. 50-59, Cambridge: Cambridge University Press.
- Justice, C.O., J.R.G. Townshend, E.F. Vermote, E. Masuoka, R.E. Wolfe, N. Saleous, D.P. Roy, and J.T. Morisette, 2002. An overview of MODIS Land data processing and product status. *Remote Sens. Environ.* 83:3-15.
- Kastens, J.H., T.L. Kastens, D.L.A. Kastens, K.P. Price, E.A. Martinko, and Re-Yang Lee, 2005. Image masking for crop yield forecasting using AVHRR NDVI time series imagery. *Remote Sens. Environ.* 99:341-356.
- Manjunath, K.R., and M.B. Potdar, 2002. Large area operational wheat yield model development and validation based on spectral and meteorological data. *International Journal of Remote Sensing* 23:3023-3038.
- MODIS Reprojection Tool, User's Manual Release 4.0, 2008.
- Moran, M.S., Y. Inoue, and E.M. Barnes, 1997. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. *Remote Sens. Environ.* 61:319-346.
- Ovando, G., A. de la Casa, A. Rodríguez, R. Accietto, y L. Bressanini, 1999. Determinación fotogramétrica del área foliar en papa usando una técnica estándar de interpretación de imágenes de satélites. XI Congreso Brasileiro de Agrometeorología y II Reunión Latinoamericana de Agrometeorología. Florianópolis, SC, Brasil. 19 al 24 de Julio de 1999.

- Potdar, M.B., K.R. Manjunath, and N.L. Purohit, 1999. Multi-season atmospheric normalization of NOAA AVHRR derived NDVI for crop yield modeling. *Geocarto International* 14: 51-56.
- Robert, I.C., R.H. Rust, and W.E. Larson, 1995. Preface. In *Proc Site-Specific Mgmt. for Agric. Sys.*, 27-30 March 1994, Minneapolis, MN, ASA-CSSA-SSSA, Madison, WI, pp. xiii-xiv.
- Rodríguez, A., A. de la Casa, R. Accietto, L. Bressanini, y G. Ovando, 2000. Determinación del área foliar en papa (*Solanum tuberosum L.*, var. Spunta) por medio de fotografías digitales conociendo la relación entre el número de píxeles y la altura de adquisición. *Rev. Bras. Agrometeorol.* 8:215-221.
- Rojas, O., F. Rembold, A. Royer, and T. Negre, 2005. Real-time agrometeorological crop yield monitoring in Eastern Africa. *Agronomie* 25:1-15.
- Rojas, O., 2007. Operational maize yield model development and validation based on remote sensing and agro-meteorological data in Kenya. *International Journal of Remote Sensing* 28(17):3775-3793.
- Seelan, S.K., S. Laguette, G.M. Casady, and G.A. Seielstad, 2003. Remote sensing applications for precision agriculture: A learning community approach. *Remote Sens. Environ.* 88:157-169.
- Wardlow, B.D., S.L. Egbert, and J.H. Kastens, 2007. Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the U.S. Central Great Plains. *Remote Sens. Environ.* 108:290-310.

CAPÍTULO IV (a)

EVALUACIÓN FENOLÓGICA DEL MAÍZ USANDO INFORMACIÓN DE CAMPO Y DATOS RADIOMÉTRICOS DE AQUA-MODIS EN CÓRDOBA, ARGENTINA

INTRODUCCIÓN

La fenología es la disciplina que estudia los cambios periódicos vinculados al desarrollo ontogénico de un individuo o población y, en particular, la dependencia que estas manifestaciones guardan con las condiciones del ambiente climático. El conocimiento de la secuencia de fases o etapas del ciclo de desarrollo de un cultivo constituye una guía temporal objetiva que sirve de orientación para determinar el momento más conveniente de realizar una práctica agronómica, vinculando la expresión morfológica externa o visible del cultivo con el estado fisiológico y la eficacia que se pretende alcanzar con dicha intervención. En relación al cultivo de maíz, el empleo de información fenológica ha contribuido de manera particular para optimizar la asignación de los recursos de producción en distintas prácticas agronómicas: selección de híbridos de acuerdo a la extensión potencial del periodo de crecimiento (Lauer *et al.*, 1999; Nielsen *et al.*, 2002), adopción de la fecha de siembra a fin de ajustar las necesidades bioclimáticas del cultivo a las disponibilidades regionales (Otegui *et al.*, 1995; Otegui y Bronhomme, 1998; Hall *et al.*, 1981), decisión sobre el momento más oportuno para la aplicación de fertilizantes (Raun *et al.*, 2006), etc.

Si bien existen diversos esquemas de fenofases que han sido propuestos para la observación fenológica del maíz, el modelo inicialmente desarrollado por Hanway (1963) y luego revisado por Ritchie *et al.* (1992; Iowa State University, 1993), es probablemente uno de los que alcanzó mayor difusión. Dicho esquema se presenta a modo de una guía de observación secuencial, dotado de indicaciones claras y precisas respecto de los detalles morfológicos a identificar en cada etapa de desarrollo, tanto vegetativa como reproductiva,

con la finalidad de producir registros inequívocos y comparables del estado de evolución del cultivo cuando se pone en práctica.

La observación fenológica se realiza tradicionalmente a partir de un muestreo sistemático a campo para establecer la fase o etapa de desarrollo que presenta el cultivo, y cuyo registro es interpretado luego de acuerdo a las condiciones ambientales que controlan esta expresión. A partir del avance alcanzado por las técnicas de percepción remota, desde los últimos 30 años del siglo pasado la observación y registro de la actividad vegetal se viene realizando también a partir de los datos espectrales de reflectancia producidos por los sistemas de teledetección. Cuando se la realiza desde aviones o satélites esta tarea de seguimiento presenta, de manera particular, las siguientes ventajas respecto a la forma tradicional de observación fenológica: es realizada por un único observador, ofrece una visión sinóptica del territorio, en muchos casos su uso tiene un costo nulo, y alcanza una visión repetitiva de aproximadamente toda la superficie de la Tierra (Johnson *et al.*, 1993), por lo que, en conjunto, constituye un recurso particularmente idóneo para el seguimiento de la vegetación.

La mayor parte de la modelación del desarrollo fenológico en maíz está basado en el concepto de tiempo térmico (TT) (Ritchie y NeSmith, 1991; Yin *et al.*, 1995), porque la temperatura constituye el factor primario que modula el proceso natural de desarrollo en un rango amplio de regímenes térmicos (Vinocur y Ritchie, 2001). Si bien el fotoperíodo también influye sobre el proceso de diferenciación de tejidos en maíz (Warrington y Kanemasu, 1983; Kiniry *et al.*, 1983), por lo general su acción queda enmascarada por el factor térmico, debido a que ambos elementos se manifiestan en fase (Olsen *et al.*, 1993). A pesar de constituir procedimientos de cálculo simples, estas metodologías requieren la consignación precisa de los límites y rangos térmicos que son utilizados en cada caso, con el propósito de facilitar su uso y evitar falsas interpretaciones cuando se realizan análisis comparativos (McMaster y Wilhelm, 1997). Por otra parte, estudios bioclimáticos en maíz muestran que existen diferencias entre la condición térmica del ápice de crecimiento y la temperatura del aire durante el ciclo (Ben-Haj-Salah y Tardieu, 1996; Vinocur y Ritchie, 2001), siendo probable el cómputo de tasas de desarrollo fenológico diferentes a las

observadas cuando en su determinación se utilizan valores de temperatura registrados en abrigo.

Asimismo, el empleo de índices térmicos como expresión del desarrollo se justifica porque presentan, en principio, mayor exactitud para predecir el momento de ocurrencia de etapas o estadios que la utilización directa del tiempo calendario (Russelle *et al.*, 1984; Shaykewich, 1995; McMaster y Wilhelm, 1997). Los índices térmicos más usados en maíz son los grados días de crecimiento (GDD), que realiza la acumulación térmica diaria de la diferencia entre la temperatura media y una temperatura base particular para cada especie y etapa de desarrollo (Yang *et al.*, 1995), y las unidades calóricas del cultivo (CHU, Brown y Bootsma, 1993). Entre los procedimientos de suma o acumulación de temperatura, Gilmore y Rodgers (1958) propusieron el método de los grados días efectivos, con una temperatura base (*tb*) de 10°C y un rango térmico comprendido entre 10°C y 30°C, que evaluaron experimentalmente para predecir el comienzo de la etapa reproductiva en maíz.

Reconociendo que las etapas vegetativas y reproductivas del maíz tienen requerimientos de temperatura distintos, Stewart *et al.* (1998) propusieron funciones de respuesta térmica separadas para representar el desarrollo de estas etapas y, a partir de ellas, Dwyer *et al.* (1999) elaboraron el Índice Térmico General (GTI, por sus siglas en inglés), que utilizaron para realizar la evaluación fenológica completa del ciclo de cultivo. El empleo de este procedimiento redujo a la mitad el error estándar de estimación de la duración del período entre siembra y maduración respecto a la estimación a partir de GDD, y también redujo el error estándar de estimación de la duración del período de llenado de granos de 13,6 días, cuando se utilizó el modelo de GDD, a 7 días al usar la función de respuesta térmica específica (Stewart *et al.*, 1998).

Estos procedimientos de sumas térmicas también están incorporados en las rutinas fenológicas de los modelos de cultivos a los efectos de representar los procesos de crecimiento y desarrollo, a partir de umbrales y niveles específicos para cada especie y etapa de desarrollo (Cutforth y Shaykewich, 1990; Shaykewich, 1995). En el modelo CERES-Maize (Jones y Kiniry, 1986), la tasa de aparición de hojas es uno de los coeficientes genéticos que están sujetos a calibración, y que es necesario determinar antes

de poner a esta herramienta integral de predicción en una fase operativa. De igual forma, los modelos EPIC (Williams *et al.*, 1989), STICS (Brisson *et al.*, 2003) y AQUACROP (Steduto *et al.*, 2009) utilizan el concepto de TT para estimar la tasa y duración de los distintos procesos fisiológicos de los cultivos.

El filocrono, tiempo de la aparición de las sucesivas hojas en el tallo, es usualmente expresado en unidades de TT por ápice foliar (Wilhelm y McMaster, 1995). El filocrono provee un método conveniente para describir el desarrollo vegetativo de la planta y ayuda a comprender y modelar el desarrollo del cultivo (Vinocur y Ritchie, 2001; Padilla y Otegui, 2005).

La disponibilidad en tiempo y forma de registros espectrales de carácter remoto ofrece una oportunidad única a fin de realizar evaluaciones fenológicas de la superficie de la tierra, tanto de las regiones agrícolas con cultivos (Badhwar y Henderson, 1981; Badhwar, 1984; Viña *et al.*, 2004; Sakamoto *et al.*, 2005), como de los ecosistemas naturales (Zhang *et al.*, 2003; Xiao *et al.*, 2006), y para un contexto de tiempo real o un pronóstico de corto plazo (White y Nemani, 2006).

Al realizar simultáneamente la cobertura sinóptica de la superficie terrestre y un muestreo temporal repetitivo, los datos producidos de manera remota poseen un potencial considerable para monitorear la dinámica de la vegetación a escala regional y global (Myneni *et al.*, 1997). Existen diferentes métodos propuestos para determinar a escala global el momento de comienzo y senescencia de la vegetación (comienzo y final del ciclo de crecimiento anual) que, en una primera etapa, fueron evaluados usando por lo general series de tiempo del NDVI originadas por el AVHRR, instalado en el satélite NOAA (Beck *et al.*, 2006).

Utilizando algoritmos de cálculo específicos se han derivado parámetros relacionadas con el estado fenológico de la vegetación (Petorelli *et al.*, 2005). Estos procedimientos representan, en unos casos, la serie de tiempo completa por medio de una función matemática (Jönsson y Eklundh, 2002; 2004) y, en otros, estiman la fecha de ocurrencia de un evento fenológico particular, como el comienzo de la estación de

crecimiento (Chen *et al.*, 2000; 2001; Duchemin *et al.*, 1999). Para el primero de estos casos, han sido utilizados diferentes métodos, que incluyen: análisis de componentes principales (Hirosawa *et al.*, 1996), análisis de Fourier (Azzali y Menenti, 2000), análisis armónico (Jakubauskas *et al.*, 2002), descomposición o filtrado con funciones wavelet (Sakamoto *et al.*, 2005), y el ajuste empírico de curvas, en particular exponencial y logística (Tucker *et al.*, 2001; Zhang *et al.*, 2003).

Asumiendo la relación estrecha que existe entre la vegetación y los indicadores espectrales, Tucker *et al.* (2001) detectaron la existencia de una tendencia de incremento en el crecimiento de la vegetación para el Hemisferio Norte entre 1982 y 1999, de acuerdo a la señal que de ella expresa el NDVI.

Beck *et al.* (2006), en procura de mejorar la capacidad de seguimiento de la dinámica de la vegetación de latitudes muy altas, comparan el desempeño de algunos de los procedimientos de interpolación señalados anteriormente, y proponen una nueva alternativa metodológica en base al ajuste de una curva doble logística que incluye las etapas de aumento y disminución del crecimiento. La información satelital que utilizaron corresponde a los registros de NDVI provistos por MODIS, es decir de un radiómetro de resolución moderada.

Recientemente, Xiao *et al.* (2006) presentaron un estudio multi temporal sobre la fenología foliar de los bosques tropicales de América de Sur estacionalmente secos, utilizando imágenes del Índice de Vegetación Mejorado (EVI por sus iniciales en inglés) producidas a bordo de MODIS. Este sistema de teledetección provee información de carácter operativa cada 8 o 16 días, de acuerdo a los distintos productos elaborados, en escalas espaciales de 250 m, 500 m y 1000 m, lo que ofrece la oportunidad de evaluar fenómenos y procesos que sean compatibles con estas resoluciones. Por otra parte, se señala que la señal de EVI está relacionada de manera particular con la fracción de radiación fotosintéticamente activa que es absorbida por la clorofila (Xiao *et al.*, 2004; Zhang *et al.*, 2005).

Estos estudios, si bien tienen importancia relevante en el análisis de la dinámica de la vegetación o para establecer el impacto de deterioro producido por diferentes agentes naturales o antrópicos (Holm *et al.*, 2003; Roerink *et al.*, 2003), evalúan el problema a nivel regional. Cuando el objetivo del estudio se propone a escala de predio o lote, se debió recurrir tradicionalmente a datos originados de satélites de la serie LANDSAT, cuyos instrumentos tienen mayor resolución espacial (Badhwar y Henderson, 1981). De todos modos, su escaso nivel de detalle temporal lo hace menos apto para estudios fenológicos de cultivos comerciales, cuya dinámica de desarrollo está muy asociada no sólo a las condiciones térmicas propias de cada estación, sino también a la época de siembra que adopta cada productor de acuerdo a los requerimientos particulares del sistema de producción, y a las contingencias climáticas que se manifiestan cada año.

Sakamoto *et al.* (2005) presentan un método para detectar la fenología del cultivo de arroz usando series de tiempo de datos EVI (Huete *et al.*, 2002), que son producidos diariamente por MODIS con una resolución de 500 m. La estrategia de análisis utilizada en ese caso, consistió en depurar una serie continua de datos diarios del IV eliminando aquellos registros fuera de norma o atípicos. Aplicado sobre grandes regiones, el estudio confirma la aptitud del método de filtrado por medio de funciones *wavelet* para construir un perfil temporal suavizado de EVI, al extraer la variabilidad espuria de alta frecuencia.

Viña *et al.* (2004) realizaron una evaluación del proceso fenológico en maíz con información remota, que obtuvieron a campo a partir de un radiómetro montado en un vehículo todo-terreno (Rundquist *et al.*, 2004). Utilizando mediciones de reflectancia espectral equivalentes a las que producen los radiómetros MODIS y MERIS a bordo de los satélites TERRA o AQUA, desarrollaron con este propósito índices de vegetación atmosféricamente resistentes (VARI por sus siglas en inglés) a partir de la combinación de canales en el rango sólo del visible. Los índices VARI, a diferencia del comportamiento del NDVI, presentaron relaciones lineales con la fracción de vegetación verde (o cobertura del suelo), y mostraron mayor sensibilidad para detectar condiciones de moderadas a altas de la fracción de vegetación verde. Además, demostraron su capacidad para detectar la transición fenológica entre las etapas vegetativas y reproductivas que, de manera típica en maíz, se produce con el desarrollo de la inflorescencia masculina (VT, panojamiento).

Tucker *et al.* (1979) observaron con un radiómetro de mano que el NDVI máximo en maíz ocurre entre V_{12} y el comienzo de panojamiento. Gitelson *et al.* (2003) y Vogelmann y DeFelice (2003) señalan que durante el panojamiento ocurre una caída en el valor de NDVI, que atribuyen a cambios concomitantes en la absorción de clorofila producto del incremento de la reflectancia en el visible.

Utilizando imágenes satelitales para estimar el rendimiento de maíz, Shanahan *et al.* (2001) determinaron que el uso del índice GNDVI (Gitelson *et al.*, 1996) tuvo un comportamiento predictivo superior al de otros índices de vegetación espectrales (IV). GNDVI es en esencia similar a NDVI, excepto que emplea el canal verde del espectro visible en lugar del rojo. Además, señalaron que los valores de GNDVI durante la etapa temprana a media del llenado de granos resultaron más correlacionados con la productividad del cultivo que en otras etapas tanto anteriores como posteriores del ciclo. Por su parte, en un experimento con dosis variables de N y diferente manejo del riego, Elwadie *et al.* (2005) utilizaron los valores de reflectancia de la canopia en el rango 460-810 nm para estimar el rendimiento de maíz. El rendimiento se relacionó fuertemente con los datos de reflectancia, tanto para longitudes de onda individuales como cuando se las empleó combinadas en distintos IV, de manera particular en la etapa de madurez cornea (R_5). Estas experiencias ponen de manifiesto que cuando el cultivo se presenta discriminado en sus etapas de desarrollo, es posible identificar aquellos momentos o periodos del ciclo en que este acusa mayor sensibilidad, a los efectos de estimar tanto el rendimiento como el índice de área foliar (IAF).

Muchas veces no se dispone de registros fenológicos producidos de manera sistemática y continua a través del ciclo completo del cultivo. Además, cuando se realiza el seguimiento de un cultivo a campo, la discontinuidad de la visita determina que algunas etapas o fases no puedan ser registradas. De una u otra forma, es común que los datos fenológicos disponibles se presenten de manera fragmentada y discontinua. Por otra parte, la información radiométrica de los satélites de frecuencia diaria como MODIS es sometida a procesos de composición temporal a los efectos de eliminar registros contaminados por nubes o mal funcionamiento, lo que también contribuye a reducir de manera notable el

volumen de datos almacenados. En el caso particular de algunos productos MODIS disponibles para la evaluación de los recursos vegetales, como en el caso de MYD13Q1, estos procesos de composición involucran una secuencia de etapas para pasar de la información primaria diaria al producto de interés, que se lo presenta integrando en periodos de 8 o 16 días. Este sucede con los índices espectrales NDVI y EVI que produce MODIS, aunque con diferente resolución espacial de 250 m y 500 m, respectivamente.

A diferencia de la metodología de Sakamoto *et al.* (2005), que determina de la ocurrencia de las etapas fenológicas (fecha de siembra, floración y fecha de cosecha) a partir de los registros radiométricos diarios de una curva completa y suavizada del IV, se propone realizar la evaluación fenológica de la vegetación utilizando información remota compuesta temporalmente. Además, con la finalidad de producir una serie completa de registros fenológicos del maíz se prevé integrar la secuencia discontinua de etapas fenológicas observadas, aplicando el concepto de tiempo térmico y su relación estrecha con el proceso de desarrollo. Finalmente, se realizará el acople o asimilación de la curva fenológica continua y suavizada con el perfil del IV compuesto de 16 días. El acople o asimilación de la información fenológica y radiométrica ha sido aplicada con éxito para la estimación del rendimiento del cultivo de maíz (Lee *et al.*, 2000; de la Casa y Ovando, 2007).

Para efectuar la evaluación fenológica del cultivo de maíz a escala de un lote de producción comercial, es necesario que el nivel de resolución de los datos radiométricos provea el detalle suficiente, no solo a escala temporal sino también espacial. Por esta razón, se propone utilizar los datos de un sistema de teledetección que como AQUA-MODIS, pueden ser compatibles con el tamaño de los lotes y, al mismo tiempo, con la dinámica temporal propia de la evolución de un cultivo de siembra anual.

Esta investigación propone los siguientes objetivos: (I) Analizar distintos modelos de tiempo térmico para estimar el desarrollo fenológico del maíz en el ámbito de la región central de Córdoba; (II) Evaluar el desempeño de los IV que produce AQUA-MODIS como sustitutos satelitales de la dinámica de desarrollo fenológico en lotes de maíz; (III) Estimar la dinámica de desarrollo de la secuencia foliar durante la etapa vegetativa del

cultivo y analizar su relación con la información de origen satelital; (IV) Evaluar la ocurrencia de la etapa de transición vegetativa-reproductiva a partir de información satelital, verificando con datos del sensor MODIS la metodología propuesta por Viña *et al.* (2004).

MATERIALES Y METODOS

Región de estudio.

El estudio se realizó durante la temporada 2005-2006, en dos sectores del departamento Río Segundo de la provincia de Córdoba (Argentina): uno próximo a la localidad de Villa del Rosario y otro cerca de Pilar, como se indica en la Figura 4a.14.

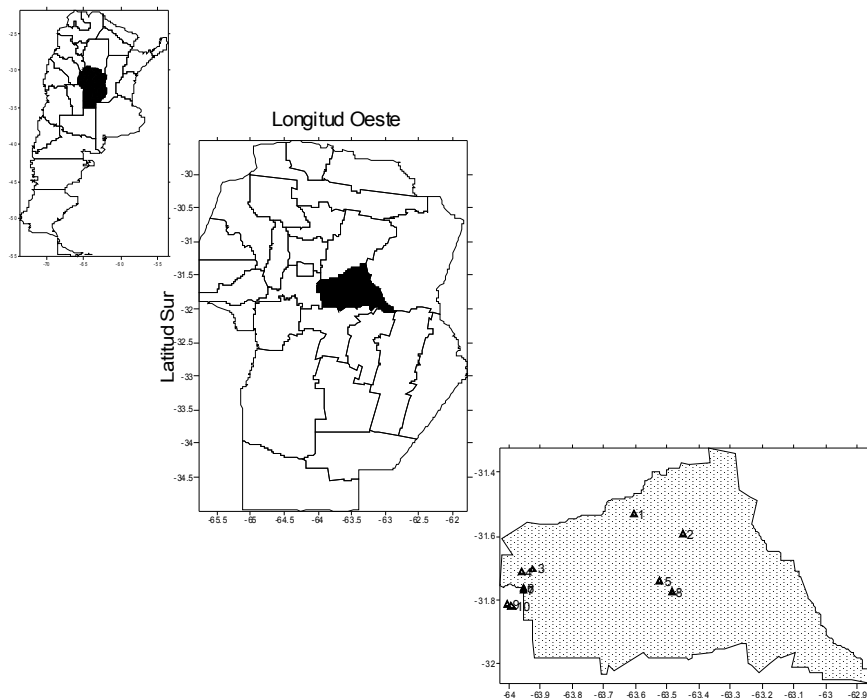


Figura 4a.14: Región de estudio con la localización de los lotes en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina.

La región en estudio está comprendida dentro de la llanura central de Córdoba, en una zona de transición entre la subregión morfológica denominada plataforma basculada (pampa alta) y la pampa plana. Los suelos del sector corresponden a los órdenes molisol,

alfisol y entisol. Dentro del primero se encuentran haplustoles, típicos y énticos, predominando en la serie de Villa del Rosario y Matorrales la familia limosa fina-mixta térmica. En la serie Pilar, dentro de los alfisoles, la serie cambia a una textura franco gruesa (INTA y SMAGyRR, 1987). En la región se evaluaron 10 lotes de maíz con una superficie de entre 40 ha y 100 ha, cuya ubicación geográfica se indica en la Figura 4a.14. Esta extensión mínima se justifica en razón de la resolución (espacial) moderada que presenta el sensor utilizado. Los cultivos de maíz se realizaron en siembra directa, con hileras de plantas separadas aproximadamente a 50 cm y una población de entre 7 y 8 pl m².

Datos satelitales de reflectancia.

Se emplearon los datos de reflectancia del sistema satélite/sensor AQUA-MODIS correspondientes al producto MYD13Q1, que fueron provistos de manera gratuita por Land Proceses Distributed Active Archive Center (LP DAAC) – USGS – EROS Data Center (EOS, 2006). Estas imágenes tienen una resolución espacial de 250 m y 500 m, de acuerdo a la banda considerada, y corresponden a datos compuestos para un período de 16 días. Se consideró el conjunto completo de 16 imágenes entre setiembre de 2005 (la primera imagen integra el periodo del 14/9 al 29/9) y mayo de 2006 (la última imagen integra el periodo del 9/5 al 24/5). Este producto presenta las bandas y características que se indican en la Tabla 4a.8.

Las imágenes MODIS originales se presentan en una proyección sinusoidal, la que fue transformada a las coordenadas geográficas de latitud y longitud utilizando el programa MODIS Reprojection Tool (MRT) (LP DAAC, 2008). Además del conjunto de imágenes compuestas de 16 días originales, también se utilizó una serie continua de valores correspondientes a las fechas del muestreo a campo, que se obtuvieron de un procedimiento de interpolación por el método de Splines cúbicos. Una función *spline* está formada por varios polinomios, cada uno definido sobre un subintervalo, que se unen entre sí obedeciendo a ciertas condiciones de continuidad. Esta implementación obedece a la necesidad de buscar la mayor concomitancia cronológica entre la información satelital y la de campo (Anderson *et al.*, 2004).

Tabla 4a.8: Resolución espacial de los registros del producto MYD13Q1 (imágenes compuestas de 16 días) originados por AQUA-MODIS.

Tipo de dato	Resolución espacial (m)
NDVI	250
EVI	500
Calidad del NDVI	
Calidad del EVI	
Reflectancia del rojo (r)	250
Reflectancia del infrarrojo cercano NIR (irc)	250
Reflectancia del azul (b)	500
Reflectancia del infrarrojo medio MIR	1000
Angulo cenital de visión medio	
Angulo cenital solar medio	
Angulo de azimut relativo medio	

Datos fenológicos y del cultivo

Cobertura del suelo.

Durante el ciclo de cultivo se realizaron periódicamente observaciones fotográficas de la cobertura del suelo o fracción cubierta con vegetación (%C), de modo que para el análisis se dispuso de entre cuatro y ocho mediciones por lote, abarcando la evolución fenológica completa del cultivo desde siembra a cosecha.

Las mediciones de %C se realizaron a partir de fotografías digitales adquiridas en forma perpendicular al suelo, entre dos filas contiguas de plantas, con una cámara Sony Cybershoot, y desde una altura aproximada de 2 m sobre la canopia. Cada día de visita se tomaron cinco repeticiones en distintos sectores del lote próximos al sitio georreferenciado.

Las imágenes fotográficas se procesaron con un programa de cómputo que clasifica los distintos componentes de una escena: superficie vegetal y superficie con suelo, a partir de los cuales se determinó su proporción relativa, de manera similar a la metodología presentada por Ovando *et al.* (1999) y Rodríguez *et al.* (2000) para calcular el índice de área foliar. Bajo condiciones de día despejado, la presencia de sombra en las escenas obligó a considerar también las categorías de vegetal y suelo con sombra. La verificación consistió en realizar, para todos los casos, un análisis visual del resultado de la imagen clasificada respecto de la original.

Observación fenológica.

Las observaciones fenológicas se realizaron siguiendo el esquema de fenofases propuesto por Ritchie *et al.* (1992), que divide el ciclo de maíz en etapas vegetativas (V) y reproductivas (R), de acuerdo a la secuencia que señala la Tabla 4a.9.

Tabla 4a.9: Secuencia de fenofases (Ritchie *et al.*, 1992) y escala numérica utilizada en el estudio.

Etapa	Símbolo	Escala numérica
Siembra		0
Emergencia	VE	1
Primera hoja	V ₁	2
Segunda hoja	V ₂	3
Tercera hoja	V ₃	4
.	.	.
Décima cuarta hoja	V ₁₄	15
Panojamiento	VT	16
Emergencia de estilos	R ₁	17
Óvulos/granos con aspecto vesiculado	R ₂	18
Madurez lechosa	R ₃	19
Madurez pastosa	R ₄	20
Madurez córnea	R ₅	21
Madurez fisiológica	MF	22

A fin de desarrollar el modelo fenológico, la escala simbólica original adoptó los valores numéricos adimensionales que indica la Tabla 4a.9. Al esquema se incorporó el valor 0 para señalar el día de siembra, y se adoptó el 16 para indicar panojamiento (VT). Badhwar y Henderson (1981) también transformaron en una escala numérica al esquema de Hanway (1963), pero sólo consideraron 12 etapas. Cada día de visita las observaciones se realizaron sobre la base de un muestreo de entre 5 y 10 plantas en distintos lugares próximos al sector georreferenciado del lote. La observación de la secuencia de hojas se realizó siguiendo el criterio propuesto por Ritchie *et al.* (1992), según el cual las etapas vegetativas se numeran correlativamente de acuerdo a la última hoja (superior) con el collar visible, es decir cuando la misma se encuentra completamente desplegada.

Datos meteorológicos y sumas térmicas.

Los datos diarios de temperatura máxima (Tmax) y mínima (Tmin) utilizados en las determinaciones del tiempo término (TT) proceden de la estación meteorológica de la EEA

INTA Manfredi (31° 49' S y 63° 46' W). Debido a su proximidad geográfica, esta información representa la condición térmica general de la región.

Se emplearon 2 técnicas para computar el TT. La primera de ellas corresponde al procedimiento clásico de los grados días de crecimiento (GDD) por el método residual (McMaster y Wilhelm, 1997), de acuerdo a la siguiente expresión:

$$GDD = \sum \left(\frac{T_{\max} + T_{\min}}{2} \right) - T_b$$

donde el símbolo de sumatoria indica la acumulación de los residuos diarios durante el periodo considerado, y se compararon dos valores para estimar la temperatura base (T_b): 8°C (Ritchie y NeSmith, 1991; Vinocur y Ritchie, 2001) y 10°C (Gilmore y Rodgers, 1958, Lindquist *et al.*, 2005).

La otra técnica que se utilizó, siguiendo la propuesta de Stewart *et al.* (1998), a partir de la temperatura media diaria (T_a) considera una función de respuesta térmica para el periodo de crecimiento (FT_{veg}) y otra diferente para el de llenado de granos (FT_{fill}), de acuerdo a las siguientes expresiones:

$$FT_{veg} = 0,0432 \times Ta^2 - 0,000894 \times Ta^3$$

$$FT_{fill} = 5,358 + 0,01128 \times Ta^2$$

Dwyer *et al.* (1999) implementaron este procedimiento, al que denominaron Índice General de Temperatura (GTI), adoptando la fecha del 1 de febrero (1/2) a los efectos de discriminar el empleo de las respectivas funciones de respuesta térmica. De esta forma, se salva el inconveniente de disponer la fecha de floración del maíz a fin de aplicar el procedimiento. Además de este criterio original, también se consideró la fecha del 1 de enero (1/1) para examinar una alternativa de contraste. El índice general de temperatura se obtuvo de la siguiente forma:

$$GTI = \sum_{i=1}^n FT \Delta t$$

Estimación y verificación de los modelos fenológicos.

Estos procedimientos de TT fueron sometidos a un análisis de regresión con respecto a las etapas fenológicas observadas con la finalidad de producir la representación integral de desarrollo fenológico de los cultivos de maíz utilizando distintas funciones de ajuste: polinomial, exponencial (Lindquist *et al.*, 2005; Zhang *et al.*, 2003) y doble lineal (Prasad *et al.*, 2006). Esta última constituye un modelo no lineal, cuya estructura consiste de dos funciones lineales separadas por un punto de quiebre que se obtiene a partir de un procedimiento de optimización Quasi-Newton (Belegundu y Chandrupatla, 1999). Los modelos fueron desarrollados con la información de 5 lotes elegidos al azar y los resultados se verificaron, luego, a partir de la información de los 5 lotes restantes.

Dado que el procedimiento bilineal ajusta las observaciones con una doble función lineal separadas por un punto de quiebre, el mismo se estableció en la etapa 16 (VT). Asimismo, al no haber encontrado diferencias con las otras escalas de tiempo térmico, su evaluación se realizó únicamente a partir de $GTI_{(1/2)}$.

Procedimiento de estimación satelital del proceso de desarrollo fenológico: establecimiento, crecimiento foliar, floración y senescencia.

La metodología consistió en examinar a lo largo del ciclo la tasa de cambio del NDVI con respecto al tiempo térmico (Viña *et al.* (2004) que, de acuerdo al buen desempeño demostrado, se expresó a partir del índice $GTI_{1/2}$. A diferencia de Viña *et al.* (2004), que presentaron la información sobre la dinámica de desarrollo fenológico para un único cultivo de maíz, analizando los cambios de un espectro temporal casi continuo (observaciones cada 2 días) y a partir de mediciones radiométricas a campo, aquí se analizó la variación que experimentan las curvas del incremento del NDVI de origen satelital respecto al incremento del indicador de tiempo térmico ($GTI_{1/2}$), considerando el comportamiento de un conjunto de lotes/cultivos en la región de estudio.

Teniendo en cuenta que las imágenes utilizadas de AQUA-MODIS resultan de composiciones de 16 días, el periodo intermedio se interpoló de manera lineal y cada imagen se consideró centrada temporalmente. Los cambios en cada lote se analizan de

manera complementaria de acuerdo a las etapas fenológicas estimadas con el modelo exponencial (empleando también la escala temporal de $GTI_{1/2}$), con el propósito, por una parte, de compensar la falta de detalle temporal de las imágenes y, por la otra, de expresar de manera completa la continuidad del proceso de desarrollo ontogénico. En vistas a que los modelos de estimación de las etapas fenológicas carecen del detalle temporal suficiente, a los efectos de implementar este proceso de control paralelo se estimó una función de ajuste particular para cada lote a partir de las respectivas observaciones fenológicas.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Evolución fenológica y fenométrica

La Figura 4a.15 muestra la dinámica temporal conjunta de los registros de cobertura del suelo (%C) y NDVI (AQUA-MODIS), como expresiones fenométricas más vinculadas al proceso de crecimiento, sobre las cuales se señalan las observaciones del estado fenológico del cultivo de maíz registrados en cada día de visita. A los efectos descriptivos y de síntesis sólo se muestra la información obtenida en 2 lotes de la región de estudio. Si bien se trata de procesos diferenciados, siendo el crecimiento de índole más cuantitativo y el desarrollo de naturaleza cualitativa, estas funciones vitales se vinculan necesariamente en la medida que la biomasa acumulada como consecuencia del crecimiento se incrementa durante el ciclo de cultivo a medida que avanza progresivamente el estado de desarrollo.

La variación de %C a lo largo del ciclo fue utilizada por Viña *et al.* (2004) para caracterizar el desarrollo del maíz en términos fenométricos, comparando la evolución de cultivos en secano y bajo riego, como así también de híbridos con y sin el carácter BT (resistencia al barrenador del tallo). El NDVI, por su parte, constituye una expresión del comportamiento espectral del cultivo, utilizado en este caso como una variable sucedánea del estado fenométrico. Durante la mayor parte del ciclo de cultivo, las estimaciones de campo de la cobertura del suelo (%C) y los registros satelitales de NDVI se presentan acopladas de manera estrecha en los 2 lotes de maíz, lo que permite inferir que la información radiométrica de AQUA-MODIS, tanto a escala espacial como temporal,

resulta apropiada para efectuar el seguimiento remoto de los cultivos de maíz en lotes de entre 40 y 100 ha y, asimismo, representar la dinámica temporal del desarrollo ontogénico que experimentaron los cultivos.

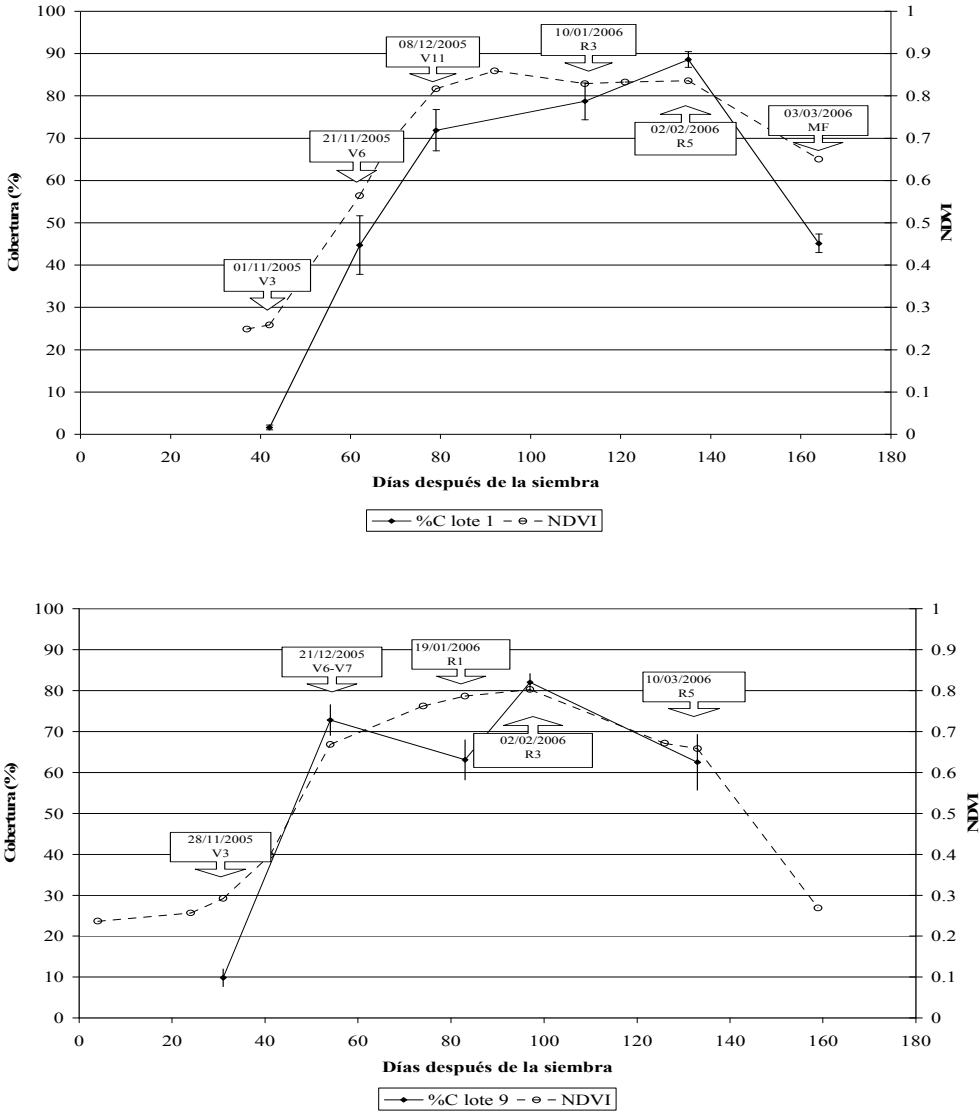


Figura 4a.15: Variación de la cobertura del suelo (%C) y el NDVI con respecto a los días después de la siembra y del estado fenológico del cultivo de maíz en cada día de visita de los lotes 1 (arriba) y 9 (abajo). La barra sobre el valor medio de %C indica su desvío estándar. Córdoba, Argentina, 2005-2006.

Las etapas fenológicas del maíz observadas durante los días de visita dieron lugar a una serie de tiempo incompleta. De todos modos, su superposición a estos gráficos permite reconocer un esquema temporal de tres etapas característico para un cultivo de ciclo anual: (I) periodo vegetativo, que involucra principalmente la aparición y expansión de los sucesivos órganos foliares (V_n) durante el tramo creciente de ambas curvas; (II) periodo reproductivo, que corresponde a la aparición de los órganos florales y el desarrollo de los frutos durante los tramos de meseta (R_n); y (III) senescencia, que señala el final del ciclo durante los tramos decrecientes de las curvas y comprende al conjunto de órganos de la planta.

La etapa vegetativa da comienzo con la emergencia del cultivo, cuando el NDVI presenta valores mínimos comprendidos entre 0,2 y 0,3, y la cobertura del suelo, en tanto, acusa valores de alrededor de 10% en V_3 . Luego, el NDVI crece en forma lineal hasta alcanzar valores máximos de entre 0,7 y 0,85. En el lote 1, después de V_{11} la curva de NDVI prácticamente entra en una etapa sin cambios, resultados similares a los que obtuvieron Raun *et al.* (2006) a campo. En el lote 9, la curva de NDVI aumenta muy lentamente después de V_7 , mostrando una condición de crecimiento más limitado.

La transición entre las etapas vegetativas y reproductivas se puede identificar de manera remota por la aparición de la panoja, de acuerdo a las observaciones de Viña *et al.* (2004), lo que produjo valores negativos en la curva de la primera derivada escalada de VARI respecto al tiempo térmico y, aunque de menor magnitud, también se observó en la curva de NDVI. Tal comportamiento es compatible con la fluctuación que muestra la curva de NDVI en el lote 1, con un máximo después de V_{11} , una disminución en R_3 , y un ligero incremento posterior (se debe considerar que las mediciones fenológicas tienen un carácter discreto). En el lote 9, en cambio, la figura que refleja este comportamiento de transición es la curva de cobertura, que registra una caída marcada en R_1 , entre dos máximos relativos en V_6 - V_7 y R_3 .

La etapa de llenado de grano del maíz se cumple por completo en el tramo superior de la curva de NDVI, es decir que el cultivo desarrolla la etapa reproductiva una vez que el crecimiento máximo fue alcanzado, lo que es propio de los cultivos que tienen un

crecimiento de tipo determinado (Viña *et al.* 2004). El proceso reproductivo del maíz transcurre íntegramente una vez que el cultivo ha completado el desarrollo foliar y alcanzó su envergadura vegetativa máxima.

En la etapa de senescencia, que comprende el tramo descendente de las curvas de %C y NDVI, se observa alguna diferencia entre los cultivos. Mientras la tasa de disminución de ambas curvas en el lote 9 es muy similar, en el lote 1 la cobertura disminuye más rápido que el NDVI. Asimismo, se observan algunas discrepancias puntuales entre ambas curvas. El lote 1 manifiesta un máximo absoluto de %C en R₅, cuando la curva de NDVI no muestra un cambio apreciable en ese momento, en tanto la %C en el lote 9 registra una abrupta caída en R₁, para volver a subir en R₃, sin que esta fluctuación sea reflejada por la curva de NDVI. En este sentido, es necesario considerar que el valor de NDVI corresponde a una composición de 16 días, en la que los procedimientos de cálculo en principio hacen una selección de los valores máximos.

La tasa de desarrollo foliar en la etapa de crecimiento inicial, sin embargo, de acuerdo a lo que expresan tanto la curva de %C como de NDVI, exhibe un incremento que se aprecia muy similar en ambas figuras. Esta variación concomitante revela una aptitud apropiada para predecir cambios en la acumulación de biomasa asociados estrechamente con la aparición y crecimiento de las hojas a partir del dato de NDVI.

Sin embargo, antes de introducir en particular la evaluación de la dinámica del crecimiento y desarrollo de los cultivos de maíz a partir de información satelital, y teniendo en cuenta que las fechas de siembra difieren de manera destacada entre los 10 lotes en la región de estudio, es necesario traducir la dimensión temporal del análisis a una escala biometeorológica, utilizando el concepto de TT. A los efectos de su aplicación, se evalúa a continuación el desempeño predictivo de distintos índices térmicos que serán utilizados para producir un modelo destinado a obtener una expresión continua del desarrollo fenológico.

Modelo de estimación de las etapas fenológicas

En esta instancia se procura desarrollar un procedimiento para estimar la ocurrencia de las etapas fenológicas de los cultivos de maíz en la región, para aplicar en particular durante el ciclo 2005-2006. Disponer de esta herramienta de estimación tiene por finalidad no sólo la elaboración una escala temporal estandarizada, a los efectos de facilitar el análisis comparativo posterior de los procesos de crecimiento y desarrollo entre los cultivos de los distintos lotes, sino también se procura pasar de la escala de observación discreta original a una forma continua y, además, que facilite la interpolación de los datos observados para extender el análisis a la serie fenológica completa.

En primer término, fueron evaluados distintos procedimientos de sumas térmicas: los grados días de crecimiento (GDD) por el método residual (McMaster y Wilhelm, 1997), comparando el desempeño de dos temperaturas base 8°C (Ritchie y NeSmith, 1991) y 10°C (Gilmore y Rodgers, 1958), y el Índice General de Temperatura (GTI) (Stewart *et al.*, 1998), con dos fechas de transición entre las etapas vegetativas y de llenado de granos (Dwyer *et al.*, 1999): 1 de enero (1/1) y 1 de febrero (1/2). Los resultados del análisis están tabulados en la Tabla 4a.10. En razón que las expresiones de tiempo térmico se calcularon con datos de temperatura del aire de la misma estación meteorológica, estos resultados al igual que las estimaciones de las etapas fenológicas obtenidas a partir de ellos, se consideran apropiados sólo para representar el proceso de desarrollo a escala regional.

Tabla 4a.10: Valores medios y de la variabilidad del tiempo calendario y las sumas térmicas de distintos modelos de 10 lotes de maíz durante la campaña 2005-2006, en Córdoba, Argentina.

	DDS (días)	GDD (°C días)		GTI (°C días)	
		Temperatura base (Tb) 8°C	10°C	Fecha de cambio 1 de enero (1/1)	1 de febrero (1/2)
Media	167,7	2012,5	1679,1	1655,4	1667,0
Desvío estándar	8,4	103,0	90,8	66,0	66,0
CV (%)	5,0	5,1	5,4	4,0	4,0

DDS: días desde la siembra; GDD: grados días de crecimiento; GTI: índice general de temperatura. CV: Coeficiente de variación.

La utilización del coeficiente de variación (CV) como criterio de selección no resulta determinante, ya que todos los métodos de cómputo del TT alcanzaron valores entre

4% y 5%, muy similares para todos los procedimientos y variantes analizadas. Mientras GDD presenta una variabilidad ligeramente superior a la de los días calendario para ambas T_b , los CV de GTI son algo inferiores para cualquiera de las 2 fechas de transición que se evaluaron.

La Figura 4a.16 presenta la relación entre las etapas fenológicas observadas durante el ciclo de maíz en 5 lotes de la región, datos que se utilizaron sólo en la etapa de desarrollo del modelo, y diferentes indicadores de TT y días calendario para expresar la escala temporal. En este caso, se presentan sólo funciones de ajuste obtenidas a partir de polinomios de 3°, con un valor nulo de la ordenada para representar el crecimiento del cultivo desde la siembra ($V_0=0$). Si bien en todos los gráficos se rescata el comportamiento típico de una curva sigmoidea de crecimiento, el coeficiente de determinación resulta de menor magnitud ($R^2 = 0,91$) cuando se utiliza como variable independiente directamente la escala de tiempo calendario. El empleo de los indicadores térmicos, ya sea producto del método residual ($T_b = 8^\circ\text{C}$) o de $\text{GTI}_{(1/2)}$ según su enunciado original, produce coeficientes de determinación superiores a 0,97 ($P < 0,01$) en cualquiera de los dos casos, lo que confirma la conveniencia de aplicar el concepto de TT para expresar la dinámica del proceso de desarrollo. También se destaca la precisión de ambos procedimientos para estimar la tasa de desarrollo y, de manera particular, el buen desempeño que mostró GTI al usar el 1 de febrero como fecha de cambio de las respectivas funciones que interpretan los requerimientos de tiempo térmico de las etapas vegetativas y reproductivas. La precisión que alcanzó el comportamiento predictivo de GTI para el conjunto de híbridos de maíz que se analizaron en el estudio confirma su carácter general, ya que el método fue desarrollado en un ambiente y con una base genética diferentes.

La relación entre los registros fenológicos observados y estimados se muestra en la Figura 4a.17, que también presenta la función identidad. La evaluación del modelo bilineal se realizó únicamente a partir de $\text{GTI}_{(1/2)}$, al no haber encontrado diferencias con las otras escalas de tiempo térmico. El modelo a partir de la doble función lineal separadas por un punto de quiebre en la etapa 16 (VT) produce estimaciones ligeramente mas ajustadas que el resto de las alternativas evaluadas.

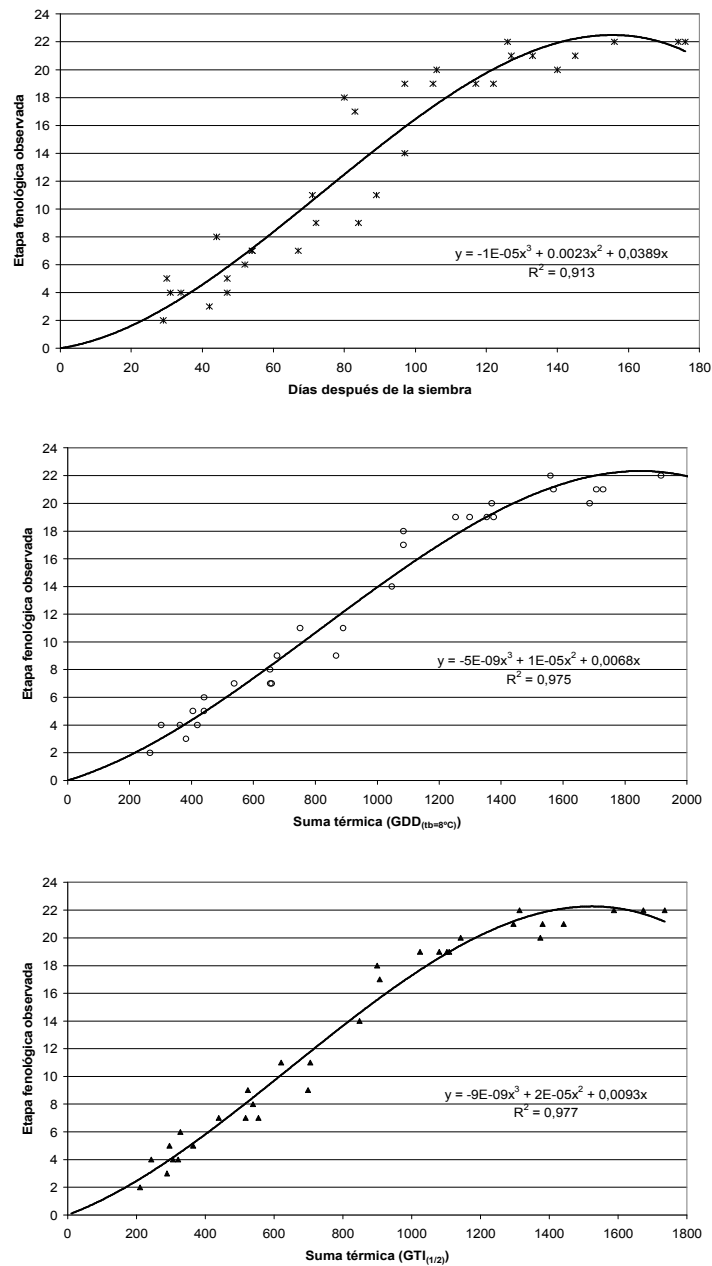


Figura 4a.16: Relación entre las etapas fenológicas de maíz, observadas en cinco lotes de la región de Córdoba, Argentina, durante 2005-2006, y distintas escalas de tiempo: días después de la siembra (arriba) y sumas térmicas: GDD con $T_b=8^{\circ}\text{C}$ (al medio) e Índice General de Temperatura ($\text{GTI}_{(1/2)}$) tomando el 1 de febrero como fecha de cambio de las funciones vegetativa y reproductiva (abajo).

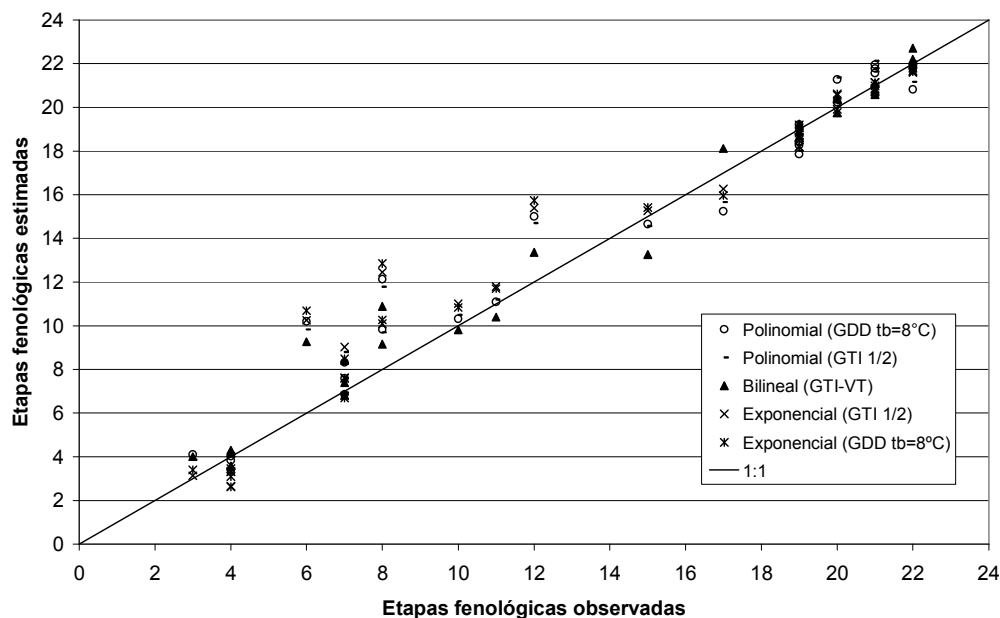


Figura 4a.17: Verificación de los modelos utilizados para estimar la ocurrencia de las etapas fenológicas de maíz durante el ciclo 2005-2006, en Córdoba, Argentina.

De acuerdo a los resultados que muestra la Tabla 4a.11, tanto los polinomios de 3° como el modelo exponencial producen estimaciones del estado fenológico menos precisas, con valores de R^2 más bajos y errores de estimación (RMSE) superiores al modelo bilineal. Aunque todos los procedimientos sobrestiman la ocurrencia de las etapas vegetativas, correspondientes a la aparición y crecimiento de los órganos foliares, el modelo bilineal se presenta relativamente más consistente, ya que no sólo corrige ligeramente la sobrestimación cuando el cultivo se encuentra en los estadios iniciales del ciclo (menor ordenada), presenta además una pendiente lineal más próxima a 1 y el valor de RMSE más bajo.

Si bien los modelos evaluados producen estimaciones satisfactorias del desarrollo del maíz a escala regional, cuando se los utiliza para determinar las etapas fenológicas de cada predio en particular, se observa el comportamiento que presenta la Figura 4a.18, donde las observaciones fenológicas de cada lote se muestran de manera separada. El sesgo entre el modelo regional y el comportamiento individual de cada lote, que puede estar asociado a diferencias entre la temperatura del tejido vegetal y la del aire (Vinocur y

Ritchie, 2001), en particular por efecto de la sequía que experimentaron algunos cultivos del sector de Pilar, pone de manifiesto que para estimar con la mayor precisión la secuencia de las etapas fenológicas de cada cultivo/lote es necesario recurrir a modelos individuales.

Tabla 4a.11: Valores estadísticos empleados para verificar la aptitud de los modelos que estiman las etapas fenológicas de los cultivos de maíz durante 2005-2006, en Córdoba, Argentina.

	Modelos				
	Polinomial de 3°		Exponencial		Bilineal
	GDD _(tb=8°C)	GTI _(1/2)	GDD _(tb=8°C)	GTI _(1/2)	GTI _(1/2) -VT
Ordenada	1,52	1,44	1,48	1,48	0,65
Pendiente	0,93	0,94	0,93	0,93	1,02
R ²	0,96	0,97	0,95	0,95	0,98
RMSE	1,50	1,56	1,66	1,55	1,30

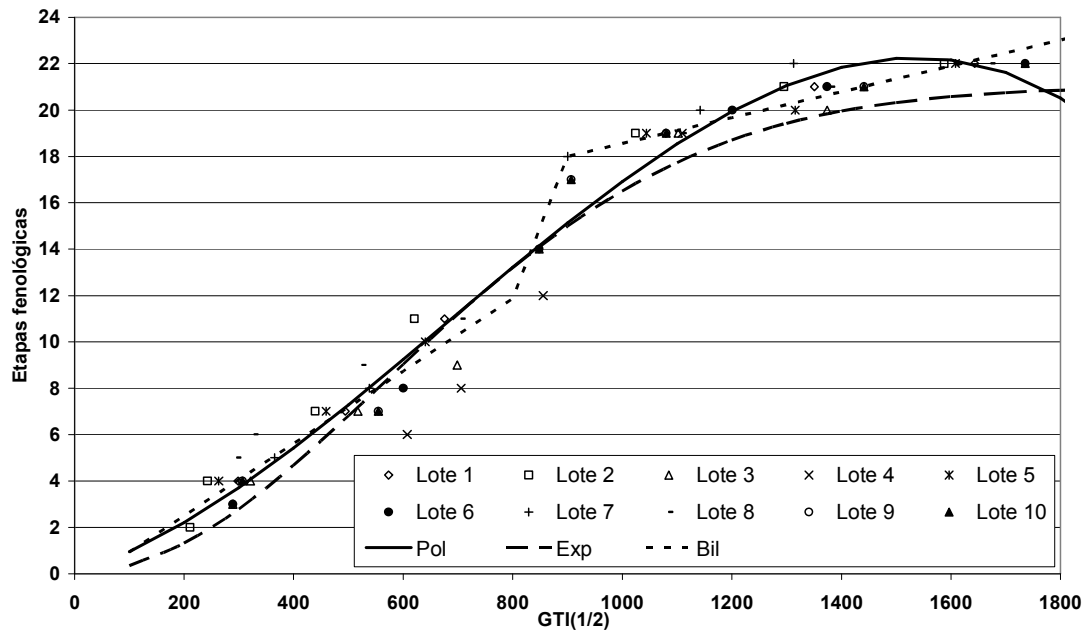


Figura 4a.18: Relación entre el Índice General de Temperatura (GTI_(1/2)) y las etapas fenológicas observadas en los 10 lotes de maíz del ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. Se incluyen las funciones de ajuste polinomial, exponencial y bilineal obtenidas para el conjunto.

Estimación satelital del proceso de desarrollo fenológico: establecimiento, crecimiento foliar, floración y senescencia.

Luego de haber analizado la influencia de la temperatura sobre el desarrollo ontogénico del maíz y de obtener por los medios tradicionales distintas formas para representar la secuencia de etapas fenológicas a lo largo del ciclo, se evalúa la utilización de datos radiométricos producidos a bordo de AQUA-MODIS como una potencial fuente de información remota del proceso de desarrollo de los cultivos a nivel de lote de producción. La Figura 4a.19 ilustra sobre el particular, usando la información producida del lote 1 a modo de ejemplo.

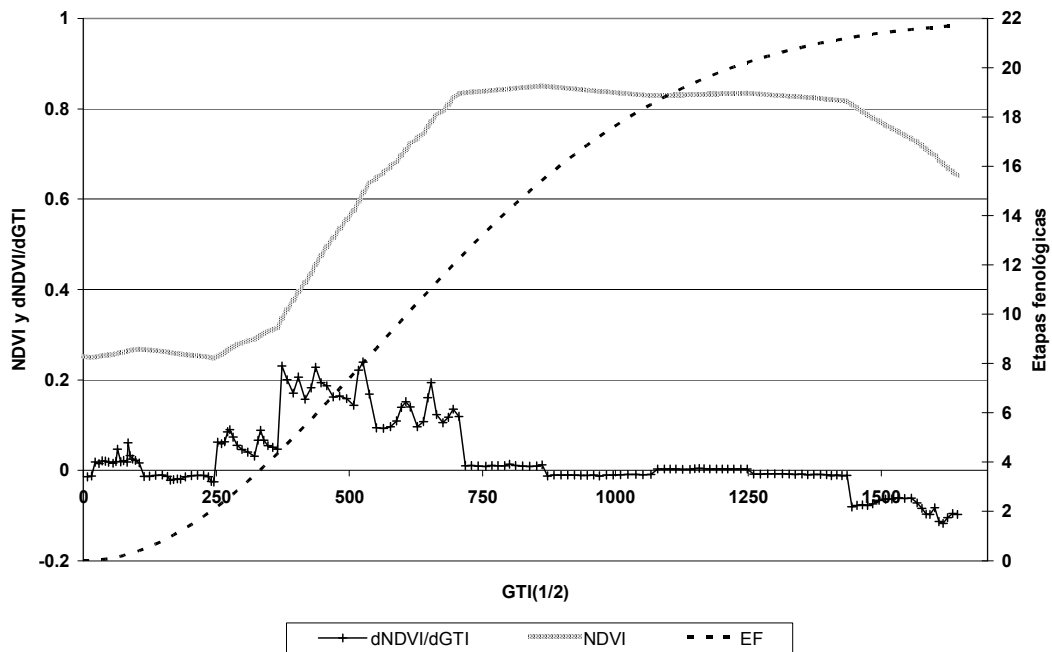


Figura 4a.19: Variación de la tasa de cambio del NDVI respecto al tiempo térmico ($\Delta\text{NDVI}/\Delta\text{GTI}$), del NDVI y la etapa fenológica (EF) estimada con el modelo exponencial respecto a la acumulación de tiempo térmico (GTI) a lo largo del ciclo de maíz, en 2005-2006 para el lote 1 en Córdoba, Argentina.

Los perfiles temporales de $\Delta\text{NDVI}/\Delta\text{GTI}$ expresan de manera conspicua los tres subperiodos característicos del ciclo, como así también la transición entre cada uno, a medida que transcurre el tiempo térmico desde la siembra. El primer subperíodo corresponde al crecimiento del verdor durante las etapas vegetativas del cultivo, que se

expresa al comienzo del ciclo con valores positivos de la tasa de cambio, primero crecientes y luego decrecientes, hasta aproximadamente 800-900 °C días en la Figura 4a.19. Este período ha sido discriminado en dos parte: la primera corresponde a la etapa de establecimiento, para evaluar con detalle el proceso de la emergencia del cultivo (hasta 200-300 °C días en la Figura 4a.19); y la segunda es la etapa de crecimiento vigoroso, para determinar el momento en que ocurre el cambio positivo más notable que, en este caso, se produce un poco antes de alcanzar 400 °C días.

El segundo subperíodo, a continuación, transcurre desde el comienzo del proceso reproductivo hasta el llenado de granos, lo que se expresa con valores de la tasa de variación prácticamente nulos (zona de meseta o de verdor constante de la curva de NDVI y valores ligeramente negativos de la tasa $\Delta\text{NDVI}/\Delta\text{GTI}$). Finalmente, la pérdida de verdor hacia el final del ciclo se visualiza según la caída abrupta de la tasa de cambio, que en este caso sucede al superar un valor de 1400 °C días, indicando la etapa de maduración y senescencia. Este esquema general dio lugar a la caracterización del proceso de desarrollo en cada lote, de acuerdo al cómputo de tiempo térmico y las etapas fenológicas estimadas que muestra la Tabla 4a.12.

Establecimiento del cultivo

La emergencia del cultivo después de la siembra es una etapa de identificación satelital dificultosa con los medios empleados. Si bien para el conjunto de los lotes el valor medio de la etapa fenológica en que se produce el establecimiento corresponde a 1,0-1,1 (VE), la dispersión resulta considerable (+/-0,9). Esta gran variabilidad se puede explicar por el estado de enmalezamiento presente en cada lote, como así también por la rapidez de cubrimiento del suelo que alcanza el cultivo en función a la fecha y la condición de siembra. A pesar de las limitaciones que puede tener aparejado el análisis de imágenes a partir de composiciones de 16 días y la dificultad para detectar cambios que acontecen durante el establecimiento anteriores a la etapa de primera hoja (V_1 o 2), una eventual determinación satelital de este estadio en ningún caso excede la etapa 2,2 (entre V_1 y V_2), es decir entre la primera y la segunda hoja completamente desplegadas, lo cual constituye una evaluación del establecimiento suficientemente temprana. Las etapas vegetativas son detectadas con mayor claridad una vez que el cultivo alcanza la etapa fenológica 2 (V_1), es

decir cuando el maíz ha desplegado completamente la primera hoja. Resulta notable que en labranza directa la operación de siembra no modifica de manera significativa las características espectrales de la cobertura de rastrojo.

Tabla 4a.12: Caracterización del proceso de desarrollo fenológico de acuerdo a la tasa de cambio del NDVI con respecto a GTI (Δ), el tiempo térmico acumulado (GTI) y la etapa fenológica estimada (EF) del cultivo de maíz para cada lote en el ciclo 2005-2006, en Córdoba, Argentina.

Lote	Subperiodos de desarrollo															
	Establecimiento (Δ de - a +)				Crecimiento vigoroso (mayor Δ)				Máximo (Δ de + a -)				Senescencia (disminución abrupta de Δ)			
	GTI		EF		GTI		EF		GTI		EF		GTI		EF	
	anter.	post.	anter.	post.	anter.	post.	anter.	post.	anter.	post.	anter.	post.	anter.	post.	anter.	post.
1	245	252	2,1	2,2	364	373	4,3	4,5	862	873	15,4	15,6	1435	1445	21,2	21,2
2	50	59	0,2	0,2	309	318	4,2	4,4	807	817	15,5	15,7	1380	1389	21,1	21,2
3	268	275	2,1	2,2	387	396	4,2	4,3	885	896	14,5	14,7	1458	1468	20,8	20,8
4	275	282	0,5	0,6	394	403	1,6	1,7	892	902	13,5	13,8	1096	1109	18,4	18,6
5	210	217	1,9	2,0	329	338	4,1	4,3	827	837	14,8	15,0	1400	1409	20,8	20,9
6	128	137	0,4	0,4	387	396	3,7	3,9	885	896	14,9	15,1	1624	1632	21,7	21,7
7	49	60	0,1	0,1	254	267	2,0	2,2	788	796	15,3	15,5	1230	1237	21,1	21,1
8	135	144	1,3	1,5	394	403	6,4	6,6	892	902	15,8	16,0	1278	1290	19,7	19,8
9	76	84	0,1	0,2	602	614	9,4	9,7	1145	1155	19,7	19,7	1461	1472	21,5	21,5
10	246	255	1,7	1,8	602	614	9,4	9,7	952	965	17,1	17,3	1461	1472	21,5	21,5

Referencias: valor anterior (anter.) y posterior (post.) de la serie diaria.

Etapas vegetativas

Luego de establecido el cultivo, se produce la aparición y crecimiento de los sucesivos órganos foliares. El máximo crecimiento ocurre en promedio alrededor de la cuarta hoja desplegada (V_4), aunque como en el caso del establecimiento la variabilidad también es considerable ($\pm 2,7$). Una identificación satelital de esta etapa podría ser conveniente para ubicar el momento más oportuno a fin de realizar la refertilización del maíz durante el ciclo (Raun *et al.*, 2002; 2006).

El lote 7, donde la siembra fue más tardía (20 de diciembre), acusa un importante adelanto en el desarrollo vegetativo y el incremento de $\Delta NDVI/\Delta GTI$ es el más elevado del conjunto de lotes, producto del régimen térmico y energético más elevados para esa época de siembra (Otegui *et al.*, 1995).

La Figura 4a.20 presenta la relación entre el NDVI y las correspondientes etapas vegetativas observadas, durante el periodo comprendido entre emergencia (V_1) y panojamiento (VT), separando la información en 2 grupos de acuerdo al contenido de agua del suelo observado durante el mismo. De esta manera se evalúa la posibilidad de utilizar el NDVI como indicador remoto de la marcha del proceso de desarrollo del subperiodo vegetativo y, complementariamente, establecer la influencia que la disponibilidad de agua ejerce sobre la relación.

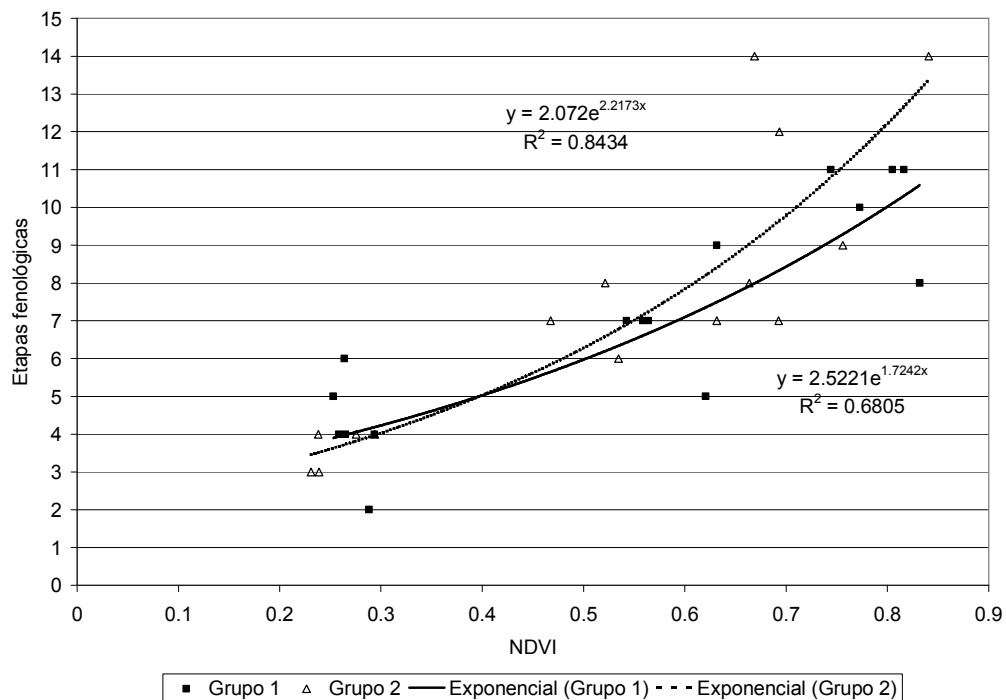


Figura 4a.20: Relación entre el NDVI y las etapas vegetativas observadas del cultivo del maíz en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006, separando los registros fenológicos que provienen de lotes cuya condición de humedad de suelo fue superior (Grupo 1) e inferior (Grupo 2) al valor medio.

El modelo no lineal muestra la tendencia de saturación característica de la señal de NDVI a medida que, junto con el incremento de la etapa fenológica, aumenta también el número y tamaño de las hojas. El mejor ajuste en cada caso lo producen expresiones exponenciales con coeficientes de determinación de 0,67 y 0,84 para las series de datos fenológicos observados en los lotes de mayor y menor disponibilidad de agua,

respectivamente. De todos modos, la comparación de estas funciones expresadas en forma logarítmica para evaluar la diferencia entre sus pendientes lineales no se presenta significativa ($t=1,1725$; $gl=27$; $p=0,2512$). Si bien la figura muestra un comportamiento diferenciado entre ambos grupos, su carácter no significativo impide considerar a la disponibilidad de agua responsable de las diferencias y, por el contrario, refleja que el estrés hídrico si bien puede reducir la tasa de expansión foliar y el desarrollo del canopeo en maíz (Grant *et al.*, 1989; Muchow y Sinclair, 1991; Stewart y Dwyer, 1994; Earl y Davis, 2003), no modificaría la tasa de aparición de las hojas.

Transición vegetativa-reproductiva: floración

Durante la transición entre el periodo vegetativo y de llenado de granos en maíz transcurre la floración, que en un sentido amplio involucra las etapas VT (panojamiento) y R₁. Estas etapas y en particular VT, que corresponde a la aparición y expansión de la panoja masculina, producen una modificación conspicua de la respuesta espectral del cultivo, de acuerdo a lo que ha sido observado en estudios de campo (Gitelson *et al.*, 2003; Viña *et al.*, 2004). Viña *et al.* (2004) analizaron este comportamiento empleando la variación de la primera derivada del IV (VARI y NDVI), en términos de incrementos finitos, respecto a la variación de un indicador de tiempo térmico.

De acuerdo a la Tabla 4a.12, el cambio de positivo a negativo de $\Delta NDVI/\Delta GTI$ ocurre con una acumulación de aproximadamente 900 grados días, y las etapas fenológicas cuando esto sucede varían entre 13 y 19 de acuerdo al lote. Con un valor medio de 15,7 +/- 1,7 para el conjunto de lotes, la variabilidad en este caso es relativamente reducida (alrededor a 10%), por lo que el cambio de positivo a negativo de $\Delta NDVI/\Delta GTI$ se revela como un indicador satelital apropiado para detectar de manera anticipada la ocurrencia de la floración, confirmando lo que Viña *et al.* (2004) observaron con un radiómetro portátil directamente sobre el cultivo. Si bien a partir del NDVI y con este procedimiento no se alcanza a producir un pico (mínimo) conspicuo de $\Delta NDVI/\Delta GTI$, tal como observaron Viña *et al.* (2004) a campo, la variación de la tasa de cambio de positiva a negativa (máximo de la curva de NDVI) resulta suficientemente destacada como para utilizarla a modo de guía en la teledetección satelital. Sólo el comportamiento que muestran los perfiles temporales de $\Delta NDVI/\Delta GTI$ en los lotes 4 y 9 no se ajusta al esquema.

Si para establecer la etapa de floración se toma como criterio sistemático la ocurrencia de un máximo en la curva de NDVI (la derivada primera es cero con valores que cambian de positivos a negativos), de acuerdo a la propuesta que Sakamoto *et al.* (2005) utilizaron en arroz, este análisis revela que el máximo ocurre de manera algo anticipada a la manifestación de esta etapa. Esto confirma observaciones a campo de Tucker *et al.* (1979), respecto a que el máximo del NDVI en maíz se encuentra entre V₁₂ y VT. De igual forma, Ruan *et al.* (2005) presentan curvas de la variación del NDVI cuyos máximos ocurren anticipados a VT. Durante el tramo comprendido por las etapas reproductivas, $\Delta\text{NDVI}/\Delta\text{GTI}$ se mantiene relativamente constante y muestra valores ligeramente negativos.

Maduración y senescencia

La tasa de incremento presenta una disminución abrupta cuando el cultivo alcanza la etapa final de llenado de granos, justo antes de la madurez fisiológica entre R₅ (20) y R₆ (21). Este estudio muestra en 8 de los 10 lotes que el cultivo se encuentra en R₅ o R₆ cuando se verifica una marcada disminución de $\Delta\text{NDVI}/\Delta\text{GTI}$ producto de la pérdida de los componentes clorofílicos hacia final del ciclo, lo que constituye una buena guía para identificar el comienzo de la senescencia. La información remota sobre el comienzo de senescencia sería de utilidad para delimitar la extensión del ciclo del maíz. Sólo el lote 4 exhibe en general un comportamiento más diferenciado del resto, como consecuencia de la intensa sequía que probablemente aceleró su ritmo de desarrollo (Ritchie *et al.*, 1992).

Modelo de desarrollo fenológico en maíz a partir de datos radiométricos de AQUA-MODIS

El seguimiento fenológico a campo es lento y costoso, resultando poco práctico cuando la vigilancia de cultivos se proyecta a regiones agrícolas extensas. Las técnicas basadas en teledetección ofrecen un potencial considerable para caracterizar a escala regional los patrones espacio-temporales y las variaciones que manifiestan las principales etapas fenológicas de los cultivos (Sakamoto *et al.*, 2010).

A los efectos de desarrollar un modelo que permita la identificación satelital de las etapas fenológicas del maíz para la región, utilizando exclusivamente información radiométrica de AQUA-MODIS, se procedió a utilizar el método no lineal que, a partir de un punto de quiebre, ajusta dos expresiones lineales a los datos observados. Este procedimiento parece apropiado de acuerdo a la buena aptitud que puso de manifiesto al producir los modelos tradicionales de estimación de fenofases, como así también por la naturaleza de GTI, que considera requerimientos térmicos distintos para los periodos vegetativo y reproductivo. En la Figura 4a.21 se presenta el diagrama de dispersión de las etapas fenológicas observadas y los valores estimados a partir del modelo empírico, para el conjunto de mediciones que integran el grupo de verificación (de igual forma al análisis de la Figura 4a.17 y resultados de la Tabla 4a.11).

Restringiendo el análisis sólo a las bandas azul (B) e infrarrojo cercano (NIR), ya que ni la roja (R) ni la infrarroja media (MIR) aportaron información significativa adicional, el modelo bilineal utilizando datos radiométricos de AQUA-MODIS se presenta como una alternativa absolutamente viable y con resultados equivalentes a los que produjeron los métodos tradicionales. La raíz cuadrada del error medio (RMSE) en la prueba de verificación resultó 1,36, que es similar al valor que se obtiene a partir del mejor método de estimación con información térmica (Tabla 4a.11), en tanto que la recta de ajuste entre los valores medidos y calculados presenta un coeficiente angular cercano a 1 y la ordena al origen resulta prácticamente nula.

Badhwar y Henderson (1981) habían producido en maíz resultados similares pero con datos de Landsat, que es la información satelital utilizada habitualmente a nivel de lote por su mayor resolución espacial. Las estimaciones de las etapas de desarrollo de Hanway (1963) respecto a las observaciones de campo tuvieron un coeficiente de determinación de 0,96 en el periodo vegetativo, precisión que no difiere mucho de los resultados de este estudio.

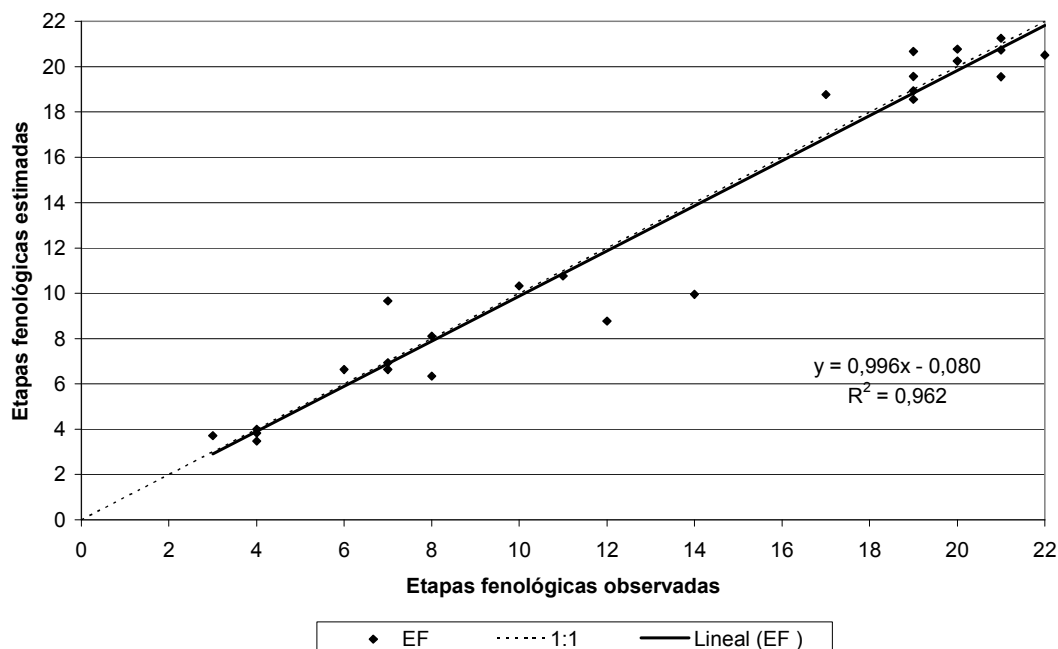


Figura 4a.21: Etapas fenológicas de maíz observadas y estimadas a partir de las bandas azul (B) e infrarroja cercana (NIR) con el modelo bilineal para el grupo de verificación, en Córdoba, Argentina, 2005-2006.

CONCLUSIONES

Los procedimientos de tiempo térmico, tanto el método residual ($T_b=8^{\circ}\text{C}$) como el índice general de temperatura (GTI), resultaron indicadores más precisos que el tiempo cronológico para representar la dinámica del desarrollo fenológico de los cultivos de maíz en la región. Por su parte, un modelo bilineal con un punto de quiebre en panojamiento (VT), no sólo expresa el requerimiento térmico diferente que tienen los periodos vegetativo y de llenado de granos, sino que además es capaz de estimar con un error más bajo la secuencia completa de fenofases durante el ciclo.

La diferencia entre las estimaciones del modelo fenológico desarrollado con la información del conjunto de lotes a partir de los registros térmicos de una única estación en la región y el comportamiento individual observado en cada lote requiere modelos de ajuste individuales a fin de representar con mayor precisión el proceso de desarrollo.

El NDVI evidenció aptitud moderada para representar el proceso de desarrollo vegetativo en términos de la observación de las hojas completamente expandidas, en particular por la tendencia a la saturación que muestra esta señal a medida que progresa el desarrollo vegetativo. La relación entre el NDVI y la etapas fenológicas durante el subperíodo vegetativo no mostró diferencias significativas cuando se compararon grupos de lotes con diferente disponibilidad de agua durante el ciclo, lo que se considera evidencia a favor de que el estrés hídrico no modifica la tasa de aparición de las hojas.

Las etapas vegetativas son reconocidas con información satelital de AQUA-MODIS en virtud de los incrementos positivos de la tasa de cambio de NDVI respecto a GTI que, para el sistema de siembra directa utilizado en la región, comienzan a detectarse con mayor claridad una vez que el cultivo alcanza la etapa fenológica 2 (entre 180 y 280 grados días), es decir cuando el maíz ha desplegado completamente la primera hoja (V_1).

La transición vegetativa-reproductiva, determinada espectralmente por la alteración que provoca la aparición de la panoja masculina, también fue distinguida a partir de la variación del incremento del NDVI respecto al incremento del índice GTI. Si bien no se detectó un pico negativo conspicuo al comienzo del proceso de diferenciación, el paso de la tasa de cambio de positiva a negativa, que expresa la ocurrencia del máximo en la curva del NDVI, puede ser empleado con buena precisión para anticipar la ocurrencia de la etapa de floración.

Las etapas de desarrollo fenológico de maíz fueron estimadas por medio de un modelo que utiliza sólo datos espectrales de AQUA-MODIS (bandas azul e infrarrojo cercano). El método empírico alcanzó una precisión adecuada y comparable a la obtenida a partir de los métodos tradicionales de tiempo térmico.

BIBLIOGRAFÍA

Anderson, M.C., C.M.U. Neale, F. Li, J. M. Norman, W. P. Kustas, H. Jayanthi, and J. Chavez, 2004. Upscaling ground observations of vegetation water content, canopy height, and leaf area index during SMEX02 using aircraft and Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 92:447-464.

- Azzali, A., and M. Menenti, 2000. Mapping vegetation–soil complexes in southern Africa using temporal Fourier analysis of NOAA AVHRR NDVI data. *International Journal of Remote Sensing*, 21:973-996.
- Badhwar, G.D., and K.E. Henderson, 1981. Estimating development stages of corn from spectral data. An initial model. *Agron. J.*, 73:748-755.
- Badhwar, G.D., 1984. Automatic corn-soybean classification using Landsat-MSS data: II. Early season crop production estimation. *Remote Sensing of Environment*, 14:31-37.
- Beck, P.S.A., C. Atzberger, K.A. Høgda, B. Johansen, and A.K. Skidmore, 2006. Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: A new method using MODIS NDVI. *Remote Sensing of Environment*, 100:321-334.
- Belegundu, A.D., and T.R. Chandrupatla, 1999. Optimization concepts and applications in engineering. Pearson Education Asia.
- Ben-Haj-Salah, H., and F. Tardieu, 1996. Quantitative effects of the combined effects of temperature, evaporative demand and light on leaf elongation rate in well-watered field and laboratory-grown maize plants. *J. Exp. Bot.*, 47:1689-1698.
- Brisson, N., C. Gary, E. Justes, R. Roche, B. Mary, D. Ripoche, D. Zimmer, J. Sierra, P. Bertuzzi, P. Burger, F. Bussie`re, Y.M. Cabidoche, P. Cellier, P. Debaeke, J.P. Gaudille`re, C. He`nault, F. Maraux, B. Seguin, and H. Sinoquet, 2003. An overview of the crop model STICS. *Europ. J. Agronomy*, 18:309-332
- Brown, D.M., and A. Bootsma, 1993. Crop heat units for corn and other warm season crops in Ontario. Ont. Minist. Agric. Food. Factsheet, Agdex 111/31. ISSN no. 0225-7882. Ontario Ministry of Agriculture and Food. Queen's Park, ON.
- Chen, X., Z. Tan, M.D. Schwartz, and C. Xu, 2000. Determining the growing season of land vegetation on the basis of plant phenology and satellite data in Northern China. *International Journal of Biometeorology*, 44:97-101.
- Chen, X., C. Xu, and Z. Tan, 2001. TAKE DOWN An analysis of relationships among plant community phenology and seasonal metrics of Normalized Difference Vegetation Index in the northern part of the monsoon region of China. *International Journal of Biometeorology*, 45:170-177.
- Cutforth, H.W., and C.F. Shaykewich, 1990. A temperature response function for corn development. *Agric. For. Meteorol.*, 50:159-171.
- de la Casa, A., y G. Ovando, 2007. Integración del Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada (NDVI) y del ciclo fenológico de maíz para estimar el rendimiento a escala departamental en Córdoba, Argentina. *Agricultura Técnica (Chile)*, 67(4):362-371.
- Duchemin, B., J. Goubier, and G. Courrier, 1999. Monitoring phenological key stages and cycle duration of temperate deciduous forest ecosystems with NOAA/AVHRR data. *Remote Sensing of Environment*, 67:68-82.
- Dwyer, L.M., D.W. Stewart, L. Carrigan, B.L. Ma, P. Neave, and D. Balchin, 1999. A general thermal index for maize. *Agron. J.*, 91:940-946.
- Earl, H.J., and R.F. Davis, 2003. Effect of drought stress on leaf and whole canopy radiation use efficiency and yield of maize. *Agron. J.*, 95:688-696.
- Elwadie, M.E., F.J. Pierce, and J. Qi, 2005. Remote sensing of canopy dynamics and biophysical variables estimation of corn in Michigan. *Agron. J.*, 97:99-105.
- EOS, 2006. *NASA Earth Observing System data gateway*. Disponible en: <http://edcimswww.cr.usgs.gov/pub/imswelcome/>.
- Flesch, T.K., and R.F. Dale, 1987. A leaf area index model for corn with moisture stress reductions. *Agron. J.*, 79:1008-1014.

- Gilmore, E.C., and J.S. Rodgers, 1958. Heat units as a method of measuring maturity in corn. *Agron. J.*, 50:611-615.
- Gitelson, A.A., Y.J. Kaufman, and M.N. Merzlyak, 1996. Use of green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 58:289-298.
- Gitelson, A.A., U. Gritz, and M.N. Merzlyak. 2003. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *J. Plant Physiol.*, 160:271-282.
- Grant, R.F., J.R. Frederick, J.D. Hesketh, and M.G. Huck, 1989. Simulation of growth and morphological development of maize under contrasting water regimes. *Can. J. Plant Sci.*, 69:401-418.
- Hall, A.J., J.H. Lemcoff, and H. Trapani, 1981. Water stress before and during flowering in maize and its effects on yield, its components, and their determinants. *Maydica*, 26:19-38.
- Hanway, J., 1963. Growth stages of corn (*Zea mays* L.). *Agron. J.*, 55:487-492.
- Hirosawa, Y., S.E. Marsh, and D.H. Kliman, 1996. Application of standardized principle component analysis to land-cover characterization using multitemporal AVHRR data. *Remote Sensing of Environment*, 58:267-281.
- Holm A. McR. S.W. Cridland, and L. Rodeick, 2003. The use of time-integrated NOAA NDVI data and rainfall to assess landscape degradation in the arid shrubland of Western Australia. *Remote Sensing of Environment*, 85:145-158.
- Huete, A., K. Didan, T. Miura, E.P. Rodriguez, X. Gao, and L.G. Ferreira, 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83:195-213.
- INTA y SMAG y RR, 1987. Carta de suelos de la República Argentina. Hoja 3163-26, Villa del Rosario. Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria y Secretaría Ministerio de Agricultura, Ganadería y Recursos Renovables. Córdoba, Argentina. 82 p
- Iowa State University, 1993. How a Corn Plant Develops, Special Report No. 48. Cooperative Extension Service, Ames, IA. (<http://maize.agron.iastate.edu/corngrows.html#v9mg>)
- Jakubauskas, M.E., D.R. Legates, and J.H. Kastens, 2002. Crop identification using harmonic analysis of time-series AVHRR NDVI data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 37: 127-139.
- Johnson, G.E., V.R. Achutuni, S. Thiruvengadachari, and F. Kogan, 1993. The role of NOAA satellite data in drought early warning and monitoring: selected case studies. En: Wilhite, D.A. (Ed), *Drought Assessment, Management, and Planning: Theory and Case Studies*. Kluwer Academic, pp. 31-49.
- Jones, C.A., and J.R. Kiniry, 1986. CERES-Maize: A simulation model of maize growth and development. Texas A&M Univ. Press, College Station.
- Jönsson, P., and L. Eklundh, 2002. Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40:1824-1832.
- Jönsson, P., and L. Eklundh, 2004. TIMESAT-a program for analyzing time-series of satellite sensor data. *Computers and Geosciences*, 30:833-845.
- Kiniry, J.R., J.T Ritchie, R.L. Musser, E.P. Flint, and W.C. Iwig, 1983. The photoperiod sensitive interval in maize. *Agron. J.*, 75:687-690.

- Lauer, J.G., P.R. Carter, T.M. Wood, G. Diezel, D.W. Wiersma, R.E. Rand, and M.J. Mlynarek, 1999. Corn hybrid response to planting date in the northern corn belt. *Agron. J.*, 91:834-839.
- Lee, R., L.A. Kastens, L.P. Price, and E.A. Martinko, 2000. Forecasting corn yield in Iowa using remotely sensed data and vegetation phenology information. Proc. Int. Conf. on Geospatial Information in Agric. and Forestry, 2nd, Lake Buena Vista, FL. 10–12 Jan. 2000. ERIM Int., Ann Arbor, MI.
- Lindquist, J.L., T.J. Arkebauer, D.T. Walters, K.G. Cassman, and A. Dobermann, 2005. Maize radiation use efficiency under optimal growth conditions. *Agron. J.*, 97:72-78.
- LP DAAC, 2008. MODIS Reprojection Tool User's Manual. Land Processes DAAC USGS Earth Resources Observation and Science (EROS) Center in collaboration with the Department of Mathematics and Computer Science South Dakota School of Mines and Technology. 61 p.
- McMaster, G.S., and W.W. Wilhelm, 1997. Growing degree-days: one equation, two interpretations. *Agric. For. Meteorol.*, 87:291-300.
- Muchow, R.C., T.R. Sinclair, and J.M. Bennett, 1990. Temperature and solar radiation effects on potential maize yield across locations. *Agron. J.*, 82:338-343.
- Muchow, R.C., and T.R. Sinclair, 1991. Water deficit effects on maize yields modeled under current and "greenhouse" climates. *Agron. J.*, 83:1052-1059.
- Myneni, R. B., C.D. Keeling, C.J. Tucker, G. Asrar, and R.R. Nemani, 1997. Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981–1991. *Nature*, 386:698-702.
- Myneni, R.B., S. Hoffman, Y. Knyazikhin, J.L. Privette, J. Glassy, Y. Tian, Y. Wang, X. Song, Y. Zhang, G.R. Smith, A. Lotsch, M. Friedl, J.T. Morisette, P. Votava, R.R. Nemani, and S.W. Running, 2002. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 83: 214-231.
- Nielsen, R.L., P.R. Thomison, G.A. Brown, A.L. Halter, J. Wells, and K.L. Wuethrich, 2002. Delayed planting effects on flowering and grain maturation of dent corn. *Agron. J.*, 94:549-558.
- Olsen, J.K., C.R. McMahon, and G.L. Hammer, 1993. Prediction of sweet corn phenology in subtropical environments. *Agron. J.*, 85:410-415.
- Otegui, M.E., M.G. Nicolini, R.A. Ruiz, and P.A. Dodds, 1995. Sowing date effects on grain components for different maize genotypes. *Agron. J.*, 87:29-33.
- Otegui, M.E., and R. Bronhomme, 1998. Grain yield components in maize. I. Ear growth and kernel set. *Field Crop Research*, 56:247-256.
- Ovando, G., A. de la Casa, A. Rodríguez, R. Accietto y L. Bressanini, 1999. Determinación fotogramétrica del área foliar en papa usando una técnica estándar de interpretación de imágenes de satélites. XI Congreso Brasileiro y II Reunión Latinoamericana de Agrometeorología. Sociedade Brasileira de Agrometeorología (SBA). Florianópolis, 19 al 24 de Julio de 1999.
- Padilla, J.M., and M.E. Otegui, 2005. Co-ordination between leaf initiation and leaf appearance in field-grown maize (*Zea mays*): Genotypic differences in response of rates to temperature. *Annals of Botany*, 96:997-1007.
- Pettorelli, N., J.O. Vik, A. Myrsterud, J.M. Gaillard, C.J. Tucker, and N.C. Stenseth, 2005. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends in Ecology and Evolution*, 20:503-510.

- Prasad, A.K., L. Chai, R.P. Singh, and M. Kafatos, 2006. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 8:26-33.
- Raun, W.R., D.H. Sander, and R.A. Olson, 1986. Emergence of corn as affected by source and rate of solution fertilizers applied with the seed. *J. Fert. Issues*, 3:18-24.
- Raun, W.R., J.B. Solie, G.V. Johnson, M.L. Stone, R.W. Mullen, K.W. Freeman, W.E. Thomason, and E.V. Lukina, 2002. Improving nitrogen use efficiency in cereal grain production with optical sensing and variable rate application. *Agron. J.*, 94:815-820.
- Raun, W.R., J.B. Solie, K.W. Freeman, M.L. Stone, G.V. Johnson, and R.W. Mullen, 2006. Growth stage, development, and spatial variability in corn evaluated using optical sensor readings. Department of Plant and Soil Sciences, Department of Biosystems and Agricultural Engineering, Oklahoma State University, Stillwater, OK 74078, USA. (On line leído agosto de 2006).
- Ritchie, J.T., and D.S. NeSmith, 1991. Temperature and crop development. p. 5-29. *In* J. Hanks and J.T. Ritchie (Ed.) *Modeling plant and soil systems*. Agron. Monogr. 31. ASA, CSSA and SSSA, Madison, WI.
- Ritchie, S.W., J. Hanway, and G.O. Benson, 1992. How a Corn Plant Develops. Special Report No. 48 (rev). Iowa State University, Cooperative Extension Service, Ames, IA.
- Rodríguez, A., A. de la Casa, R. Accietto, L. Bressanini y G. Ovando, 2000. Determinación del área foliar en papa (*Solanum tuberosum* L., var. Spunta) por medio de fotografías digitales conociendo la relación entre el número de píxeles y la altura de adquisición. *Revista Brasileira de Agrometeorología*, 8:215-221.
- Roerink G.J., M. Menenti, W. Soepboer, and Z. Su, 2003. Assessment of climate impact on vegetation dynamics by using remote sensing. *Physics and Chemistry of the Earth*, 28:103-109.
- Rundquist, D.C., R. Perk, B. Leavitt, G.P. Keydan, and A.A. Gitelson, 2004. Collecting spectral data over cropland vegetation using machine-positioning versus hand-positioning of the sensor. *Comput. Electron. Agric.*, 43:173-178.
- Russelle, M.P., W.W. Wilhelm, R.A. Olson, and J.F. Power, 1984. Growth analysis based on degree days. *Crop Science*, 24:28-32.
- Sakamoto, T., M. Yokozawa, H. Toritani, M. Shibayama, N. Ishitsuka, and H. Ohno, 2005. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 96:366-374.
- Sakamoto, T., B.D. Wardlow, A.A. Gitelson, S.B. Verma, A.E. Suyker, T.J. Arkebauer, 2010. A two-step filtering approach for detecting maize and soybean phenology with time-series MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 114:2146-2159.
- Shanahan, J.F., J.S. Schepers, D.D. Francis, G.E. Varvel, W.W. Wilhelm, J. M. Tringe, M.R. Schlemmer, and D.J. Mayor, 2001. Use of remote-sensing imagery to estimate corn grain yield. *Agron. J.*, 93:583-589.
- Shaykewich, C.F., 1995. An appraisal of cereal crop phenology modeling. *Can. J. Plant Si.*, 75:329-341.
- Steduto, P., T.C. Hsiao, D. Raes, and E. Fereres. 2009. AquaCrop-The FAO crop model for predicting yield response to water: I. Concepts and underlying principles. *Agron. J.* 101:426-437.
- Stewart, D.W., L.M. Dwyer, and L.L. Carrigan, 1998. Phenological temperature response of maize. *Agron. J.*, 90:73-79.
- Stewart, D.W., and L.M. Dwyer, 1994. A model of expansion and senescence of individual leaves of field-grown maize (*Zea mays* L.). *Can. J. Plant Sci.*, 74:37-42.

- Tucker, C.J., J.H. Elgin, J.E. McMurtrey III, and C.J. Fan, 1979. Monitoring corn and soybean crop development with hand-held radiometer spectral data. *Remote Sensing of Environment*, 8:237-248.
- Tucker, C.J., D.A. Slayback, J.E. Pinzon, S.O. Los, R.B. Myneni, and M.G Taylor, 2001. Higher northern latitude normalized difference vegetation index and growing season trends from 1982 to 1999. *International Journal of Biometeorology*, 45:184-190.
- Viña, A., A.A. Gitelson, D.C. Rundquist, G. Keydan, B. Leavitt, and J. Schepers, 2004. Monitoring maize (*Zea mays* L.) phenology with remote sensing. *Agron. J.*, 96:1139-1147.
- Vinocur, M.G., and J.T. Ritchie, 2001. Maize Leaf Development Biases Caused by Air–Apex Temperature Differences. *Agron. J.*, 93:767-772.
- Vogelmann, J.E., and T. P. DeFelice, 2003. Characterization of intra-annual reflectance properties of land cover classes in southeastern South Dakota using Landsat Tm and ETM+ data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29:219-229.
- Warrington, I.J., and E.T. Kanemasu, 1983. Corn growth response to temperature and photoperiod I. Seeding emergence, tassel initiation, and anthesis. *Agron. J.*, 75:749-754.
- White, M.A., and R.R. Nemani, 2006. Real-time monitoring and short-term forecasting of land surface phenology. *Remote Sensing of Environment*, 104:43-49.
- Wilhelm, W.W., and G.S. McMaster, 1995. The importance of the phyllocron in studying the development of grasses. *Crop Sci.*, 35:1-3.
- Williams, J.R., C.A. Jones, J.R. Kiniry, and D.A. Spanel, 1989. The EPIC crop growth model. *Trans. Am. Soc. Agric. Eng.*, 32:497-511.
- Xiao, X., Q. Zhang, B. Braswell, S. Urbanski, S. Boles, S. Wofsy, B. Moore, and D. Ojima, 2004. Modeling gross primary production of temperate deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data. *Remote Sensing of Environment*, 91:256-270.
- Xiao, X., S. Hagen, Q. Zhang, M. Keller, and B. Moore III, 2006. Detecting leaf phenology of seasonally moist tropical forests in South America with multi-temporal MODIS images. *Remote Sensing of Environment*, 103:465-473.
- Yang, S., J. Logan, and D.L. Coffey, 1995. Mathematical formulae for calculating the base temperature for growing degree days. *Agric. For. Meteorol.*, 74:61-74.
- Yin, X., M.J. Kropff, G. McLaren, and R.M. Visperas, 1995. A nonlinear model for crop development as a function of temperature. *Agric. For. Meteorol.*, 77:1-16.
- Zhang, X. Y., M.A. Friedl, C.B. Schaaf, A.H. Strahler, J.C.F. Hodges, F. Gao, B.C. Reed, and A. Huete, 2003. Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 84:471-475.
- Zhang, Q., X. Xiao, B. Braswell, E. Linder, F. Baret, and M. Berrien, 2005. Estimating light absorption by chlorophyll, leaf and canopy in a deciduous broadleaf forest using MODIS data and a radiative transfer model. *Remote Sensing of Environment*, 99:357-371.

MODELO PARA ESTIMAR LA OCURRENCIA DE LAS PRINCIPALES ETAPAS FENOLÓGICAS EN MAÍZ A NIVEL DE LOTE A PARTIR DE SERIES DE TIEMPO DE NDVI MODIS

INTRODUCCIÓN

La fenología de la vegetación y los factores que la controlan, tienen un papel importante no sólo en las evaluaciones de riesgo climático de sequías y del uso de la tierra, sino también en la modelación de ecosistemas terrestres, el ciclo del carbono y, últimamente, han alcanzado un auge inusitado como expresión del cambio climático mundial (Sellers *et al.*, 1995; Badeck *et al.*, 2004; Wang *et al.*, 2008). Los datos espectrales que obtienen los satélites de observación ambiental son particularmente eficaces para el seguimiento de las etapas fenológicas de diversas comunidades vegetales a nivel global (Zhang *et al.*, 2003; Beck *et al.*, 2006; Xiao *et al.*, 2006).

Las series de tiempo de índices de vegetación (IV) derivados de sensores como el Radiómetro Avanzado de Muy Alta Resolución (AVHRR), con cobertura mundial y frecuencia diaria, se han utilizado ampliamente en los últimos años para realizar estudios fenológicos a escala regional y mundial (Lloyd, 1994; Reed *et al.*, 1994; Moulin *et al.*, 1997; Schwartz *et al.*, 2002; Yu *et al.*, 2004). El índice de vegetación de la diferencia normalizada (NDVI) u otros IV se consideran apropiados para realizar estudios fenológicos, habida cuenta de su correlación con parámetros biofísicos como el área foliar (IAF) y la biomasa verde (Asrar *et al.*, 1989; Baret y Guyot, 1991), si bien la observación de los fenómenos periódicos de las plantas en términos estrictos tiene una connotación más cualitativa que cuantitativa, vinculada principalmente a los cambios de la apariencia externa y, en menor medida, al crecimiento y la acumulación de biomasa. Más allá de esta digresión, la variación progresiva de la reflectancia de una cubierta vegetal a lo largo del

tiempo se aborda en el campo de la teledetección como un cambio de carácter fenológico (Badeck *et al.*, 2004).

La variación de los IV a lo largo de la estación de crecimiento expresa cambios biofísicos (estructurales y fisiológicos) en la vegetación que, vinculados estrictamente a los cambios en la concentración de clorofila en el transcurso del ciclo (Hatfield *et al.*, 2008), permiten realizar distintas evaluaciones fenológicas: establecimiento inicial, comienzo de la latencia, duración de la temporada de crecimiento, etc. Las técnicas y criterios que se han aplicado a las series de tiempo de IV para identificar las etapas de desarrollo fenológico son diversos (Lloyd, 1994; Reed *et al.*, 1994; Moulin *et al.*, 1997; White *et al.*, 1997; Jonsson y Eklundh, 2002; Zhang *et al.*, 2003; Yu *et al.*, 2004). Sin embargo, son pocos los estudios que proporcionan una evaluación exhaustiva de los resultados obtenidos en base a su contraste con la información de campo, lo que continúa siendo una cuestión clave en materia de teledetección (Schwartz y Reed, 1999; Zhang *et al.*, 2003).

Las evaluaciones fenológicas detalladas son difíciles de realizar cuando se emplean datos satelitales de baja resolución espacial. El NDVI AVHRR (Prince y Goward, 1996), con una resolución espacial nominal de 1 km (cobertura local) u 8 km (cobertura global), ha sido la información más utilizada por su continuidad en la mayoría de los estudios fenológicos a escala mundial. Sin embargo, las imágenes en este caso están constituidas por píxeles que reflejan un mosaico de paisajes heterogéneos, con múltiples coberturas o tipos de vegetación que pueden presentar diferentes estados fenológicos al mismo tiempo (Reed *et al.*, 1994; Zhang *et al.*, 2003). Como resultado, la señal que es detectada por la serie temporal de NDVI a nivel de píxel es una respuesta integrada por diversos tipos y condiciones de vegetación, en lugar de expresar aquella que interesa de manera particular (Wardlow *et al.*, 2006).

Desde fines del siglo pasado, el Espectrorradiómetro de Imágenes de Resolución Moderada (MODIS) ofrece importantes ventajas para mejorar la estimación y evaluación del comportamiento fenológico de la vegetación. Las series de tiempo de MODIS se producen a mayor resolución espacial (250 m) que el NOAA AVHRR, por lo que se incrementa la oportunidad de lograr mayor proporción de píxeles puros en una escena,

propios de una condición de cobertura única (Wardlow *et al.*, 2007). Si bien la resolución temporal de MODIS (en el caso de las imágenes compuestas de periodos de 16 días de duración) permitiría detectar los principales eventos fenológicos y obtener las medidas tradicionales resulta, de todos modos, un paso de tiempo relativamente extendido cuya influencia debe ser considerada de manera particular al analizar procesos de cambio.

Otro aspecto relevante en el desarrollo y aplicación de procedimientos de teledetección es la correspondencia necesaria que debe existir entre los datos satelitales y los de campo. En un estudio llevado a cabo a partir de datos MODIS de 250 m, Wardlow *et al.* (2006) utilizaron la información fenológica (estimaciones de porcentaje de siembra y emergencia) que el Departamento de Agricultura de los Estados Unidos (USDA) obtiene a escala semanal para detectar la etapa de establecimiento inicial de cultivos estivales en Kansas (Estados Unidos de Norteamérica). Datos sistemáticos de esta naturaleza son inexistentes en Córdoba (Argentina), razón por la cual es necesario recurrir a programas de observación parciales y acotados a fin de obtener la información de campo. De esta forma, las observaciones fenológicas muchas veces resultan fragmentarias y a una escala regional más limitada. Además, dado que algunos eventos fenológicos no pueden ser detectados por los sistemas de teledetección de baja resolución (Reed *et al.*, 2004), un aspecto importante de considerar al desarrollar un modelo destinado a estimar la ocurrencia de las etapas fenológicas es, precisamente, establecer el alcance del procedimiento de identificación. Es decir, acotar de manera explícita las fases o etapas que pueden ser objeto de estimación, de acuerdo a la resolución particular de la información radiométrica empleada. En este sentido, también es importante que la información obtenida sea relevante desde una perspectiva utilitaria, ya sea para el manejo del cultivo o el seguimiento de su condición a los efectos de estimar el rendimiento. En el primer caso, la información fenológica puede contribuir a realizar una práctica eficiente de la fertilización de media estación (Raun *et al.*, 2005; Clay *et al.*, 2006; Teal *et al.*, 2006); en el segundo, el momento en que se realiza la estimación fenológica que puede resultar crítica para determinar el rendimiento potencial de un cultivo (Shanhan *et al.*, 2001; Teal *et al.*, 2006; de la Casa y Ovando, 2007). Para mejorar la estimación satelital de las anomalías de producción de maíz en Zimbabwe, Funk y Budde (2009) ajustan los datos de NDVI-MODIS de acuerdo al desarrollo fenológico.

En términos de escala, se ha discutido también la conveniencia de utilizar la información radiométrica a nivel de píxel. White y Nemani (2006), al analizar el empleo de imágenes para detectar fenología a tiempo real o realizar su pronóstico a corto plazo, sostienen que no es apropiado el uso de un píxel aislado de su contexto, particularmente por la condición ruidosa o contaminada de alguna información satelital. La teledetección proporciona la distribución estadística de una variable aleatoria, y no la representación exacta del estado de la superficie terrestre o la atmósfera en un píxel. En cambio, cuando el sistema de teledetección tiene una resolución de mayor detalle, en relación al tamaño de la porción de territorio analizada, con lotes mayores a 40 ha y en regiones agrícolas uniformes, Wardlow *et al.* (2007) utilizan el píxel de 250 m de la imagen MODIS dentro de los límites del predio para representar la condición del conjunto, lo que minimiza la posibilidad de que corresponda a un píxel mezclado. Asimismo, Wolfe *et al.* (2002) evaluaron que los datos MODIS tienen una precisión de geolocalización a nivel de sub-píxel de 50 m en el nadir, razón por la cual la influencia sobre el NDVI producida por imprecisiones geométricas sería mínima entre fechas de observación de la serie de tiempo.

El objetivo de este trabajo consistió en desarrollar un modelo para estimar la ocurrencia de las principales etapas fenológicas en cultivos de maíz observadas a nivel de lote de producción, a partir de datos NDVI-MODIS de 250 m. De esta forma, el modelo procura aprovechar la potencialidad de los datos radiométricos utilizados, en términos de su resolución espectral, temporal y espacial, para representar el comportamiento fenológico del cultivo de maíz.

MATERIALES Y MÉTODOS

Datos utilizados

Se utilizaron imágenes de MODIS-NDVI de 250 m de resolución espacial y cada una corresponde a una composición de 16 días de datos obtenidos a partir de la Función de Distribución Bidireccional de Reflectancia (BRDF). Para indicar la secuencia de imágenes/periodos se adoptó una serie numérica consecutiva desde 20 (día juliano 209) hasta 38 (día juliano 129), y se analizó en particular el ciclo de maíz 2005-2006 de 10 lotes

ubicados en la región central de la provincia de Córdoba, que tienen una extensión superior a 40 ha, a fin de incrementar la posibilidad de obtener un píxel puro (Tabla 4b.13). Si bien es lógico asumir que el valor de NDVI del periodo de 16 días, por ser obtenido a partir de una técnica del máximo valor compuesto, es más probable que corresponda a los días finales del periodo (Wardlow *et al.*, 2006), se optó por utilizar directamente la escala temporal de la imagen, sin mayor precisión cronológica.

Tabla 4b.13: Identificación de los lotes e información complementaria de los cultivos de maíz monitoreados durante la campaña 2005-2006, en Córdoba, Argentina.

N° lote	Sector	Sup. (ha)	Variedad	Fertilización	Fecha de siembra
1	Villa del Rosario	60	Pioneer 33 Y 09	70 kg FDA + 100 kg CAN	20/09/05
2	Villa del Rosario	76	AW 190	70 kg FDA +150 kg Sol mix	28/09/05
3	Pilar	60	Pucará TD Max (BT)	s/d	15/09/05
4	Pilar	70	ACA 2000	100 kg UAM + 9 kg S	10/09/05
5	Matorrales	48	N 890	60 kg FDA + 130 Sol mix	25/09/05
6	Pilar	100	Nidera 882 y 883 MG (BT)	s/d	15/09/05
7	Pilar	100	Pioneer 31 Y 04	75 kg 12-52-0 + 75 kg urea	20/12/05
8	Las Junturas	77	Siroco	70 kg FDA+150 kg Sol mix	10/09/05
9	Pilar	45	Nidera 882 MG (BT)	75 kg 12-52-0 + 75 kg urea	28/10/05
10	Pilar	45	AW 190 MG (BT)	75 kg 12-52-0 + 75 kg urea	28/10/05

Las observaciones fenológicas se realizaron de acuerdo al valor modal de un conjunto de plantas, y se registraron siguiendo el esquema de fenofases de Ritchie *et al.* (1992), que se expresó en forma numérica como indica la Tabla 4b.14.

Descripción del modelo para estimar la ocurrencia de etapas fenológicas.

Existen diversos métodos propuestos para analizar la serie de tiempo de NDVI a los efectos de determinar las etapas fenológicas de la vegetación o de alguna otra medida relacionada. Estas técnicas incluyen: asignación de umbrales a los valores de NDVI (Lloyd, 1994), divergencia de la curva suavizada del NDVI respecto a un promedio móvil autorregresivo (Reed *et al.*, 1994), mayor incremento del NDVI (Heimann y Heimann, 1996), empleo de umbrales normalizados de NDVI (White *et al.*, 1997), utilización del valor de NDVI más bajo calculado a partir de la derivada y coeficientes empíricos (Moulin *et al.*, 1997), ajuste empírico de una función continua y determinación de la curvatura

máxima (Zhang *et al.*, 2003). Teniendo en cuenta algunos de estos criterios generales, como así también la información morfológica y espectral disponible en la bibliografía para maíz, se desarrolló un modelo que estima la ocurrencia de las etapas fenológicas principales del cultivo, de acuerdo a las siguientes pautas.

Tabla 4b.14: Secuencia de etapas fenológicas (Ritchie *et al.*, 1992) y su expresión numérica utilizada en el estudio.

Etapas fenológicas	Símbolo	Etapas numéricas
Siembra		0
Emergencia	VE	1
Primera hoja	V ₁	2
Segunda hoja	V ₂	3
Tercera hoja	V ₃	4
Panojamiento	VT	16
Emergencia de estilos	R ₁	17
Óvulos/granos con aspecto vesiculado	R ₂	18
Madurez lechosa	R ₃	19
Madurez pastosa	R ₄	20
Madurez córnea	R ₅	21
Madurez fisiológica	MF	22

a) Utilización de series de tiempo del NDVI.

La función BRDF utilizada en el procesamiento de datos MODIS restringe los ruidos clásicos que presentaban las series del NDVI AVHRR originados por la contaminación de nubes, la variabilidad atmosférica y los efectos bidireccionales. Sin embargo, por la persistencia de pequeñas alteraciones originada en la naturaleza multitemporal de los datos, Zhang *et al.* (2003) proponen, en primer término, suavizar la serie de datos original para reducir los efectos transitorios que originan valores incorrectos no asociados con el cultivo. Esto trae aparejado la necesidad de reconocer los datos incorrectos para discriminarlos de los válidos, contingencia que resulta particularmente dificultosa en la etapa anterior y posterior a la siembra, cuando la presencia de vegetación espontánea puede hacer confusa la interpretación respecto a la emergencia del cultivo (Wardlow *et al.*, 2006). Por esta razón, este procedimiento emplea directamente la serie de tiempo original del NDVI correspondiente al sector georreferenciado a campo, sin realizar ningún ajuste previo.

b) Definición del modelo para estimar las etapas fenológicas (EFest) sobre la base de la curva de NDVI y su tasa de cambio.

- La información básica que usa el algoritmo de cálculo es la curva original del NDVI y su tasa de cambio, determinada por la pendiente lineal de una ventana móvil de 5 periodos consecutivos (Zhang *et al.*, 2003). Una ventana de tres periodos produce resultados similares pero, en general, con mayor variabilidad.
- La etapa de comienzo del ciclo, emergencia o establecimiento (Etapa 1) se asigna al momento durante la etapa vegetativa en que la tasa de cambio del NDVI respecto al tiempo (para la ventana de cinco periodos) presenta un valor positivo (siendo negativa la tasa de los dos periodos inmediatos anteriores y positiva la de los inmediatos posteriores). El comienzo del ciclo, de esta forma, se considera el resultado de un incremento positivo del verdor como consecuencia de la emergencia del cultivo, que se prolonga en el tiempo.
- La pendiente lineal para una ventana móvil de cinco periodos que se obtiene de la curva del NDVI determina la tasa de cambio suavizada para separar los tramos creciente (valores positivos) y decreciente de la curva (valores negativos). El máximo absoluto de esta serie durante el subperiodo vegetativo determina la etapa de máximo crecimiento (Etapa 7). Siguiendo un criterio morfológico, se interpreta que el valor máximo de la tasa ocurre cuando el ápice de crecimiento del cultivo de maíz se ha elevado por encima de la superficie del suelo posterior a V_6 , dando inicio a una etapa de máxima elongación del tallo (Ritchie *et al.*, 1992).
- El máximo de la curva de NDVI separa las etapas vegetativas de las reproductivas, transición que para maíz coincide con la ocurrencia del panojamiento (Etapa 16). El maíz es un cultivo determinado que alcanza su máximo desarrollo vegetativo un poco antes de la floración. Tucker *et al.* (1979) observaron a campo que el máximo del NDVI en maíz se encuentra entre V_{12} y VT. Por su parte, Sakamoto *et al.* (2005) adoptan, como criterio para establecer la etapa de floración en arroz, la ocurrencia de un máximo en la curva de NDVI (la derivada primera es cero con valores que cambian de positivos a negativos).
- Por su parte, el mínimo de la serie de la tasa de cambio del NDVI durante el transcurso del periodo reproductivo, corresponde al comienzo de la etapa de

madurez fisiológica (Etapa 22), directamente ligada a la pérdida de clorofila que el maíz experimenta al final del ciclo (Viña y Gitelson, 2005).

- Finalmente, a partir de la estimación de las etapas fenológicas se calcula la duración de los sub-periodos intermedios (1-7; 7-16; 1-16 y 16-22), como así también la extensión completa del ciclo. Más allá de su utilidad para caracterizar el ciclo de cultivo, esta información es relevante como elemento de control, ya que permite descartar resultados inconsistentes.

c) Análisis del error de estimación.

Las etapas fenológicas observadas (EFobs) en distintos momentos del ciclo del maíz fueron interpoladas por una función exponencial respecto a la secuencia cronológica de las imágenes, a los efectos de darle continuidad temporal a la serie de valores de cada lote (Lindquist *et al.* 2005). Las etapas fenológicas interpoladas (EFobsi) se calcularon con la siguiente expresión:

$$EFobs_i = 22 \left(1 - \text{Exp} \left(- \left(\frac{x}{b1} \right)^{b2} \right) \right);$$

donde x es el periodo de la imagen para la fecha de interpolación (20, 21, ..., 38); $b1$ y $b2$ son coeficientes de ajuste empíricos.

El error de estimación, a nivel general y de cada lote, como así también para las diferentes etapas fenológicas, se evaluó con la raíz del error cuadrado medio (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\left[\left(\sum_{i=1}^n (EFest_i - EFobs_i)^2 \right) n^{-1} \right]};$$

donde $EFest_i$ es la etapa fenológica estimada por el modelo; y la diferencia absoluta media (DAM) (Yin *et al.*, 1995):

$$DAM = \left(\sum_{i=1}^n ABS(EFest_i - EFobs_i) \right) n^{-1}$$

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El modelo propuesto, basado en el análisis combinado de las curvas de NDVI y su tasa de cambio suavizada, estima la ocurrencia de las cuatro etapas fenológicas consideradas más conspicuas durante el ciclo de maíz: establecimiento inicial, máximo crecimiento foliar, panojamiento y madurez fisiológica. Expresado en términos de la secuencia numérica de fenofases de Ritchie *et al.* (1992) estas etapas son: 1, 7, 16 y 22, respectivamente. La Figura 4b.22 presenta la serie de NDVI, su tasa de cambio suavizada para una ventana móvil de cinco periodos, y las cuatro etapas fenológicas que fueron determinadas por el modelo para el lote 1. Además, con ella se ilustra acerca del procedimiento de cálculo desarrollado.

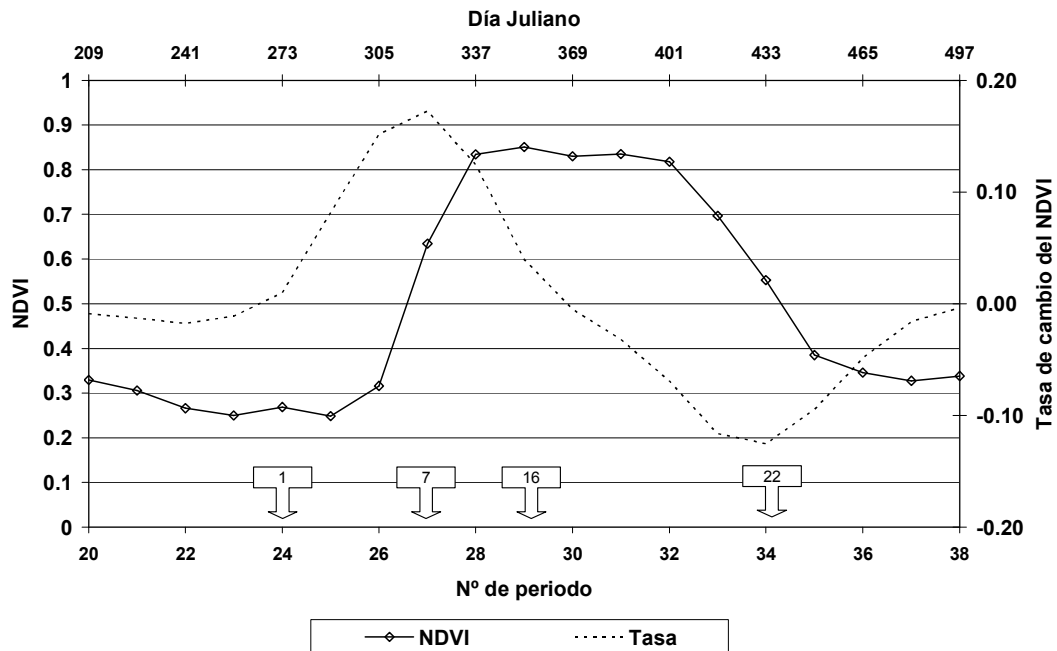


Figura 4b.22: Variación del NDVI MODIS de 250 m a lo largo del ciclo, tasa de cambio del NDVI obtenida como la pendiente lineal de una ventana móvil de cinco periodos y las etapas fenológicas estimadas (EFest), para el lote 1 en Córdoba, Argentina. Los días julianos corresponden al final de un año y comienzo del siguiente de manera consecutiva.

El periodo de establecimiento del cultivo (Etapa 1) queda establecido cuando la variación de la tasa de cambio suavizada del NDVI comienza a experimentar un comportamiento creciente, que contrasta con la condición de suelo sin vegetación y, por tratarse en todos los casos analizados de cultivos en siembra directa, corresponde a la presencia de una cobertura de rastrojo. De todos modos, la presencia de vegetación espontánea dificulta la detección del establecimiento inicial de los cultivos estivales (Wardlow *et al.*, 2006).

En la etapa vegetativa de sexta hoja desplegada (V_6) el punto de crecimiento ya está por encima de la superficie del suelo, y el tallo comienza un período de rápida elongación (Ritchie *et al.*, 1992). De esta forma, la identificación de la etapa de máximo crecimiento foliar (Etapa 7) se estableció en base al comportamiento morfológico del cultivo de maíz. Después de V_6 , el dosel comienza a cerrarse rápidamente, con las hojas de las plantas adyacentes que se entrecruzan entre sí. La información producida puede ser de utilidad para identificar el momento más conveniente de realizar la práctica de fertilización foliar (Raun *et al.*, 2005; Martin *et al.*, 2007). De igual modo, Teal *et al.* (2006) proponen la categorización de las mediciones de NDVI por etapa fenológica a fin de obtener una proyección del rendimiento potencial, necesario para estimar la tasa de refertilización, y en V_8 obtienen la relación más elevada con el rendimiento alcanzado. En términos de grados días de crecimiento, el rango entre 800-1000 GDD amplía el periodo al incluir las etapas V_7 y V_9 , lo que representa una ventana mayor de orden práctico para las aplicaciones de N durante el ciclo.

El panojamiento (Etapa 16) se identifica de acuerdo al máximo valor de la serie de NDVI. Si bien el máximo de NDVI es probable que ocurra un poco antes, entre V_{12} y VT (Tucker *et al.*, 1979), la extensión de 16 días del periodo de las imágenes hace virtualmente imposible detectar este anticipo a partir de la información de MODIS. Raun *et al.* (2005), por su parte, midieron a campo valores de NDVI que alcanzaron un máximo en V_{10} , y luego se mantuvieron estables hasta VT. En algunos casos, incluso en algunos de los lotes visitados, el NDVI manifiesta durante la transición vegetativa-reproductiva un pequeño descenso asociado con la aparición de la panoja masculina (Viña *et al.*, 2004), o un aumento de su variabilidad (Raun *et al.*, 2005), lo que tampoco parece viable de ser

identificado a partir de los datos satelitales utilizados ya que la duración de este proceso escasamente es de 2 o 3 días (Raun *et al.*, 2005).

La madurez fisiológica (Etapa 22) se asoció con un mínimo en la tasa de cambio del NDVI suavizada, considerando que este pico en el tramo descendente del NDVI se corresponde con una disminución significativa en el contenido de clorofila propio de la senescencia (Viña y Gitelson, 2005). De hecho, la merma del contenido de clorofila es el argumento utilizado para diferenciar la fracción de radiación fotosintéticamente activa.

Evaluación del error de estimación.

A los efectos de evaluar la precisión del modelo, la Figura 4b.23 presenta el comportamiento fenológico de dos lotes de maíz durante la campaña 2005-2006. De esta figura es importante destacar dos aspectos. En primer término se interpreta que, si bien las etapas fenológicas observadas (EFobs) se aproximan de manera muy estrecha a la función de ajuste utilizada para interpolar los valores (EFobsi), existen algunas discrepancias como se puede apreciar para la etapa fenológica 21, en que los dos lotes presentan un registro menor respecto al que establece la función de interpolación. Esta diferencia se explica porque el proceso de observación y registro a campo lleva implícito cierto nivel de error y, por consiguiente, no constituye una referencia absoluta.

No obstante, la relación entre los valores observados respecto a los interpolados de cada lote presenta funciones de ajuste lineal muy similar a la recta 1:1 y coeficientes de determinación mayores a 0,988 en todos los casos. En segundo término, las estimaciones obtenidas también se aproximan a la función de ajuste, pero como es lógico las diferencias son más acentuadas. Mientras en el lote 1 el error que se produce es mínimo, siendo exiguas las diferencias entre las respectivas etapas observadas y estimadas, en el lote 2 la etapa 16 resulta muy subestimada, en tanto la 22 se estima con cierto retardo respecto al valor observado.

De todos modos, de acuerdo a los resultados que muestra la Tabla 4b.15, ya sea analizando el error por lote y para cada etapa fenológica individual, el procedimiento

propuesto exhibe una precisión de estimación razonable. Para el conjunto completo de datos el error (RMSE) es 1,86, en tanto a nivel individual algunos lotes acusan un error más importante que llega al máximo de 3,04 en el lote 7.

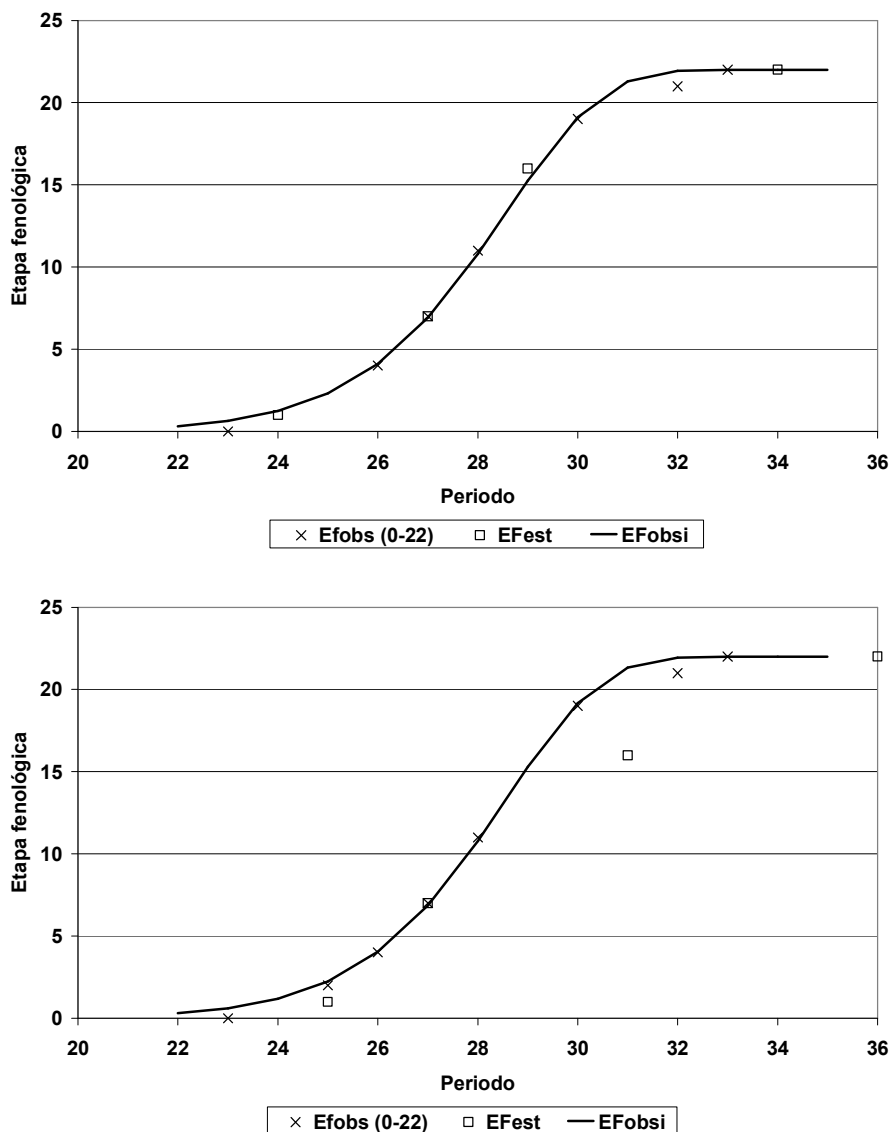


Figura 4b.23: Variación temporal de las etapas fenológicas de maíz observadas (EFobs) y estimadas (EFest) por el procedimiento satelital para el lote 1 (arriba) y el lote 2 (abajo) durante 2005-2006, en Córdoba, Argentina. EFobsi son las etapas fenológicas observadas interpoladas.

Analizado por etapas, el error que produce la estimación de la etapa fenológica 1 alcanza 0,94, y es máximo en la 16 con 3,02. Resulta digno de destacar que la etapa de

máximo crecimiento es estimada con bastante precisión, lo que puede ser de suma utilidad en el manejo de la fertilización nitrogenada de media estación.

Tabla 4b.15: Raíz del error cuadrado medio (RMSE) y Diferencia absoluta media (DAM) de las etapas fenológicas del maíz estimadas por el modelo, de acuerdo a distintos criterios de agrupamiento, en Córdoba, Argentina, 2005-2006.

	Lotes										Etapas			
	1	2	3	5	6	7	8	9	10	Todos	1	7	16	22
RMSE	1,56	2,74	0,98	0,92	0,79	3,24	1,24	2,07	2,09	1,86	0,86	1,92	3,02	0,20
DAM	0,85	1,68	0,66	0,72	0,59	2,62	1,03	1,59	1,46	1,21	0,65	1,33	2,69	0,09

Estos resultados son promisorios si se considera la simpleza del procedimiento y la condición de accesibilidad de la información radiométrica que es utilizada. Además, el procedimiento permite realizar una valoración localizada del comportamiento fenológico a diferencia de los métodos de sumas térmicas que, al emplear datos de temperatura de una única estación meteorológica más cercana, producen resultados que tienen sólo un alcance regional. De todos modos, deben ser considerados como preliminares hasta tanto se pueda disponer de más información de campo que permita verificar el procedimiento de una manera exhaustiva, y sin descartar la posibilidad de ajustar los criterios adoptados.

Un aspecto del modelo a mejorar, que merece especial atención por el mayor error observado, es la identificación de la etapa de panojamiento. El desarrollo de la panoja masculina antecede en pocos días a la floración, de modo que la ocurrencia de esta etapa en maíz está ligada a un periodo crítico a la falta de agua (Bergamaschi *et al.*, 2004; 2006). La etapa de panojamiento, al presentarse en la zona de meseta de la curva, no resulta particularmente notable y el NDVI, en este caso, no sería la señal radiométrica más conveniente de usar. Tanto para identificar esta fase como para determinar el comienzo de la senescencia, Viña *et al.* (2004) proponen el empleo de VARI verde, un índice del visible resistente atmosféricamente elaborado exclusivamente a partir de datos del visible.

CONCLUSIONES

Se desarrolló un modelo simple para estimar la ocurrencia de las principales etapas fenológicas en maíz, cuyo desempeño predictivo puede considerarse satisfactorio de acuerdo a los valores de error moderados que se obtuvieron en esta primera instancia de evaluación. No obstante, el error aumenta al considerar la etapa de floración que, por tener un carácter crítico dada su repercusión productiva en condiciones de estrés hídrico, requeriría una evaluación adicional para ajustar eventualmente la metodología. A pesar de estas limitaciones, al emplear series de tiempo de NDVI MODIS el modelo tiene la ventaja de realizar un monitoreo de los cultivos a nivel de lote de producción mayores de 35-40 ha, ya que la resolución espacial de esta información radiométrica es compatible con la dimensión de los mismos.

BIBLIOGRAFÍA

- Asrar, G., R.B. Myneni, and E.T. Kanemasu, 1989. Estimation of plant canopy attributes from spectral reflectance measurements, *Theory and Applications of Optical Remote Sensing* (G. Asrar, editor), Wiley, New York, pp. 252-296.
- Badeck, F.W., A. Bondeau, K. Böttcher, D. Doktor, W. Lucht, J. Schaber, and S. Sitch, 2004. Responses of spring phenology to climate change. *New Phytologist* 162:295-309.
- Baret, F., and G. Guyot, 1991. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sens. Environ.* 35:161-173.
- Beck, P.S.A., C. Atzberger, K.A. Høgda, B. Johansen, and A.K. Skidmore, 2006. Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: A new method using MODIS NDVI. *Remote Sens. Environ.* 100:321-334.
- Bergamaschi, H., G.A. Dalmago, J.I. Bergonci, C.A. Menegassi Bianchi, A.G. Müller, F. Comiran, & B.M. Machado Heckler, 2004. Distribuição hídrica no período crítico do milho e produção de grãos. *Pesq. Agropec. Bras.* 39:831-839.
- Bergamaschi, H., G.A. Dalmago, F. Comiran, J.I. Bergonci, A.G. Müller, S. França, A.O. Santos, B. Radin, C.A. Menegassi Bianchi, & P.G. Pereira, 2006. Deficit hídrico e produtividade na cultura do milho. *Pesq. Agropec. Bras.* 41:243-249.
- Bradley, B.A., R.W. Jacob, J.F. Hermance, and J.F. Mustard, 2007. A curve fitting technique to derive inter-annual phenologies from time series of noisy satellite data. *Remote Sens. Environ.* 106:137-145.
- Clay, D.E., K.-I. Kim, J. Chang, S.A. Clay, and K. Dalsted, 2006. Characterizing water and nitrogen stress in corn using remote sensing. *Agron. J.* 98:579-587.

- de la Casa, A., y G. Ovando, 2007. Integración del Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada (NDVI) y del ciclo fenológico de maíz para estimar el rendimiento a escala departamental en Córdoba, Argentina. *Agricultura Técnica (Chile)* 67:362-371.
- Funk, C., and M.E. Budde. 2009. Phenologically-tuned MODIS NDVI-based production anomaly estimates for Zimbabwe. *Remote Sens. Environ.* 113:115-125.
- Hatfield, J.L., A.A. Gitelson, J.S. Schepers, and C. L. Walthall, 2008. Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. *Agron. J.* 100:S117-S131.
- Heimann, J., and M. Heimann, 1996. A prognostic phenology model for global terrestrial carbon cycle models. *Clim. Research* 6:1-19.
- Jonsson, P., and L. Eklundh, 2002. Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40:1824-1832.
- Lindquist, J.L., T.J. Arkebauer, D.T. Walters, K.G. Cassman, and A. Dobermann, 2005. Maize radiation use efficiency under optimal growth conditions. *Agron. J.* 97:72-78.
- Lloyd, D., 1994. A phenological classification of terrestrial vegetation cover using shortwave vegetation index imagery. *Int. J. Remote Sens.* 11:2269-2279.
- Martin, K.L., K. Girma, K.W. Freeman, R.K. Teal, B. Tuban, D.B. Arnall, B. Chung, O. Walsh, J. B. Solie, M. L. Stone, and W.R. Raun, 2007. Expression of variability in corn as influenced by growth stage using optical sensor measurements. *Agron. J.* 99:384-389.
- Moulin, S., L. Kergoat, N. Viovy, and G.G. Dedieu, 1997. Global-scale assessment of vegetation phenology using NOAA/AVHRR satellite measurements. *J. Climate* 10:1154-1170.
- Prince, S.D., and S.N. Goward, 1996. Evaluation of the NOAA/NASA Pathfinder AVHRR Land Data Set for global primary production modeling. *Int. J. Remote Sens.* 17:1366-5901.
- Raun, W.R., J.B. Solie, K.L. Martin, K.W. Freeman, M.L. Stone, G.V. Johnson, and R.W. Mullen, 2005. Growth stage, development, and spatial variability in corn evaluated using optical sensor readings. *J. Plant Nutr.* 28:173-182.
- Reed, B.C., J.F. Brown, D. Vander Zee, T.R. Loveland, J.W. Merchant, and D.O. Ohlen, 1994. Measuring phenological variability from satellite imagery. *J. Veg. Sci.* 5:703-714.
- Reed, B.C., M. White, and J.F. Brown, 2004. Remote sensing phenology, Chapter 5.1, *Phenology: An Integrative Science* (M.D. Schwartz, editor), Kluwer, Netherlands, pp. 365-381.
- Ritchie, S.W., J. Hanway, and G.O. Benson, 1992. How a corn plant develops. Special Report No. 48 (rev). Iowa State University, Cooperative Extension Service, Ames, IA.
- Sakamoto, T., M. Yokozawa, H. Toritani, M. Shibayama, N. Ishitsuka, and H. Ohno, 2005. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. *Remote Sens. Environ.* 96:366-374.
- Schwartz, M.D., and B.C. Reed, 1999. Surface phenology and satellite sensor-derived onset of greenness: An initial comparison. *International Journal of Remote Sensing* 20:3451-3457.
- Schwartz, M.D., B.C. Reed, and M.A. White, 2002. Assessing satellite-derived start-of-season measures in the conterminous USA. *International Journal of Climatology* 22:1793-1805.
- Sellers, P.J., B.W. Meeson, F.G. Hall, G. Asrar, R.E. Murphy, R.A. Schiffer, F.P. Bretherton, R.E. Dickinson, R.G. Ellingson, C.B. Field, K.F. Huemmrich, C.O. Justice,

- J.M. Melack, N.T. Roulet, D.S. Schimel, and P.D. Try, 1995. Remote Sensing of the Land Surface for Studies of Global Change: Models Algorithms Experiments. *Remote Sens. Environ.* 51: 3-26.
- Shanahan, J.F., J.S. Schepers, D.D. Francis, G.E. Varvel, W.W. Wilhelm, J. M. Tringe, M.R. Schlemmer, and D.J. Mayor, 2001. Use of remote-sensing imagery to estimate corn grain yield. *Agron. J.* 93:583-589.
- Teal, R.K., B. Tubana, K. Girma, K.W. Freeman, D.B. Arnall, O. Walsh, and W.R. Raun, 2006. In-season prediction of corn grain yield potential using normalized difference vegetation index. *Agron. J.* 98:1488-1494.
- Tucker, C.J., J.H. Elgin, J.E. McMurtrey III, and C.J. Fan, 1979. Monitoring corn and soybean crop development with hand-held radiometer spectral data. *Remote Sensing of Environment*, 8:237-248.
- Viña, A., A.A. Gitelson, D.C. Rundquist, G. Keydan, B. Leavitt, and J. Schepers, 2004. Monitoring maize (*Zea mays* L.) phenology with remote sensing. *Agron. J.* 96:1139-1147.
- Viña, A., and A.A. Gitelson, 2005. New developments in the remote estimation of the fraction of absorbed photosynthetically active radiation in crops. *Geophysical Research Letters* 32, L17403, doi: 10.1029/2005GL023647.
- Wang, H.L., Y.T. Gan, R.Y. Wang, J.Y. Niu, H. Zhao, Q.G. Yang, and G.C. Li, 2008. Phenological trends in winter wheat and spring cotton in response to climate changes in northwest China. *Agric. For. Meteorol.* 148:1242-1251.
- Wardlow B.D., J.H. Kastens, and S.L. Egbert, 2006. Using USDA Crop Progress Data for the Evaluation of Greenup Onset Date Calculated from MODIS 250-Meter Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 72(11):1225-1234.
- Wardlow, B.D., S.L. Egbert, and J.H. Kastens, 2007. Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the U.S. Central Great Plains. *Remote Sens. Environ.* 108:290-310.
- White, M.A., P.E. Thornton, and S.W. Running, 1997. A continental phenology model for monitoring vegetation responses to interannual climatic variability. *Glob. Biogeochem. Cyc.* 11:217-234.
- White, M.A., and R.R. Nemani, 2006. Real-time monitoring and short-term forecasting of land surface phenology. *Remote Sens. Environ.* 104:43-49.
- Wolfe, R.E., M. Hishihama, A.J. Fleig, J.A. Kuyper, D.P. Roy, and J.C. Storey, 2002. Achieving sub-pixel geolocation accuracy in support of MODIS land science. *Remote Sens. Environ.* 83:31-49.
- Xiao, X., S. Hagen, Q. Zhang, M. Keller, and B. Moore III, 2006. Detecting leaf phenology of seasonally moist tropical forests in South America with multi-temporal MODIS images. *Remote Sens. Environ.* 103:465-473.
- Yin, X., M.J. Kropff, G. McLaren, and R.M. Visperas, 1995. A nonlinear model for crop development as a function of temperature. *Agric. For. Meteorol.* 77:1-16.
- Yu, X., D. Zhuang, H. Chen, and X. Hou, 2004. Forest classification based on MODIS time series and vegetation phenology. *IEEE* 2369-2372.
- Zhang, X. Y., M.A. Friedl, C.B. Schaaf, A.H. Strahler, J.C.F. Hodges, F. Gao, B.C. Reed, and A. Huete, 2003. Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sens. Environ.* 84:471-475.

CAPÍTULO V (a)

ESTIMACIÓN DEL CONTENIDO DE AGUA EN MAÍZ CON DATOS ESPECTRALES DE AQUA-MODIS: SU EMPLEO PARA EVALUAR LA CONDICIÓN DE ESTRÉS HÍDRICO

INTRODUCCIÓN

La canopia vegetal interviene en los intercambios de materia, energía y momento en la interfase biosfera-atmósfera y, de esta forma, regula el funcionamiento de los procesos hidrológicos al modificar la interceptación, infiltración y escorrentía superficial del agua de lluvia. La modificación del albedo por el follaje y la rugosidad de la canopia alteran la tasa de evapotranspiración y, por su parte, el desarrollo del sistema de raíces influye sobre las propiedades del suelo. La cantidad de vegetación presente en un territorio determina la partición de la energía solar entre calor sensible y calor latente y, en consecuencia, la modificación de la cobertura vegetal puede redundar en cambios del clima a corto o largo plazo, y tanto a escala local como global (Cayrol *et al.*, 2000).

El estrés hídrico desempeña un papel fundamental en el diseño de los modelos que estiman la producción primaria neta (PPN) de la vegetación, ya que la insuficiencia de agua constituye el principal factor primario de control de la productividad de los cultivos. En este sentido, Sadrás y Calviño (2001) determinaron que 90% de la variabilidad del rendimiento de soja y 76% de la variabilidad del rendimiento de maíz se relacionó con la deficiencia de agua durante el ciclo. La disminución de la productividad es variable de acuerdo al momento de ocurrencia de la deficiencia hídrica y en maíz alcanza su expresión máxima durante la etapa de floración (Bergamaschi *et al.*, 2006). La PPN ha sido evaluada tradicionalmente a través de los conceptos de interceptación lumínica y de su eficiencia de conversión a materia seca (Monteith, 1977). En razón de lo cual, sin información acerca del estado hídrico de la canopia, como así también de otros factores de estrés (Osborne *et al.*, 2002), este método puede redundar sólo en valores de productividad potencial en lugar de referirse a valores reales (Fensholt y Sandholt, 2003).

El estrés hídrico es un estado fisiológico causado por la falta de agua en las hojas que restringe la transpiración y se expresa limitando el crecimiento a través de una baja conductancia estomática (Ghulam *et al.*, 2008). La detección del estrés hídrico en la vegetación para analizar temporal y espacialmente la condición de sequía ha sido un objetivo prioritario de la teledetección desde el primer momento de su aplicación (Jackson *et al.*, 1981). En tal sentido, se ha considerado conveniente desarrollar métodos destinados a evaluar la falta de agua que estén basados en principios y parámetros fisiológicos de la vegetación, tanto por su particular capacidad explicativa como por la mayor facilidad de extrapolación a diferentes cultivos y situaciones (Hunt y Rock, 1989).

La evapotranspiración (ET) de los cultivos es un componente relevante del ciclo hidrológico en las regiones agrícolas, cuya tasa depende de la disponibilidad de energía y agua, como factores externos al cultivo, y del estado fisiológico de la vegetación. Por esta razón, constituye un indicador apropiado para evaluar no sólo el estrés hídrico sino también su repercusión sobre la productividad de los cultivos (Claudio *et al.*, 2006). Los valores de ET pueden ser medidos directamente por las variaciones que acusa el contenido de agua del suelo o por métodos aerodinámicos como el de correlación turbulenta, pero estas observaciones quedan restringidas, por lo general, sólo a los sitios experimentales. De esta forma, a fin de monitorear la condición hídrica de los cultivos sobre grandes extensiones geográficas, la teledetección satelital constituye un recurso altamente idóneo, ya sea para identificar una particular condición de falta de agua de los cultivos (Seiler *et al.*, 1998; Hartmann *et al.*, 2003), determinar distintos patrones locales de ET (Di Bella *et al.*, 2000), como también para diseñar y conducir programas de riego (González-Piqueras, 2006).

La reflectancia espectral de los cultivos presenta de un modo característico bandas de absorción en la región del infrarrojo medio (SWIR), dentro del rango entre 1300 nm y 2400 nm (Hunt *et al.*, 1987; Gao, 1996; Chen *et al.*, 2005), que están ligadas a la presencia de agua libre en los tejidos. Sims y Gamon (2003), de acuerdo al trabajo de Palmer y Williams (1974), incluyen además a una banda del NIR, centrada aproximadamente en 970

nm, entre las que poseen capacidad de absorción de agua, razón por la cual también se la utilizado para estimar el contenido de agua vegetal (Peñuelas *et al.*, 1993).

La interacción de la vegetación con la radiación, en especial en las bandas espectrales SWIR, depende en parte del volumen de agua contenida en las células vegetales (Hunt y Rock, 1989). La utilización de índices de vegetación espectrales (IV) basados en el NIR y SWIR, derivados de espectrómetros montados en plataformas satelitales o sobre aviones, se ha mostrado más promisorio que el empleo de los IV tradicionales para evaluar el estado de hidratación (Hunt y Rock, 1989; Ceccato *et al.*, 2001; Sims y Gamon, 2003). Estas ventajas también han sido señaladas y documentadas en estudios realizados a partir de modelos de transferencia radiativa (Ceccato *et al.*, 2001; Zarco-Tejada *et al.*, 2003), y con información obtenida de distintos satélites operacionales (Chen *et al.*, 2003; Jackson *et al.*, 2004).

La región espectral más apropiada para detectar el contenido de agua a nivel foliar se encuentra comprendida entre 1550 y 1750 nm (Tucker, 1980). Este rango es idéntico al que presenta la banda 5 de Landsat TM, razón por la cual numerosos estudios para evaluar el estrés por falta de agua desde la década del 80 y hasta la actualidad, fueron realizados a partir de registros de este sistema de teledetección (Ghulam *et al.*, 2008). Rock *et al.* (1986) usaron la relación entre las bandas 5 (1550-1650 nm) y 4 (760-900 nm) de Landsat TM para desarrollar el índice de estrés de humedad (MSI), que utilizaron a fin de localizar los sectores afectados en regiones de bosques de coníferas. Basados en estas experiencias, Hunt y Rock (1989) sugirieron el desarrollo de métodos de teledetección para identificar las áreas con vegetación bajo condición de estrés hídrico utilizando datos de NIR y SWIR.

La detección del contenido de agua de la vegetación (CAV) a partir del Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada (NDVI) ha tenido un éxito relativo, en particular por el efecto de saturación que se produce cuando la cobertura de vegetación es densa y el índice de área foliar (IAF) elevado (Chen y Brutsaert, 1998; Chen *et al.*, 2005). El NDVI es un índice espectral basado en los canales rojo (R) e infrarrojo cercano (NIR), razón por la cual la fuerte absorción de la clorofila en la región del primero y la elevada reflectancia del segundo, lo liga en mayor medida a la presencia de clorofila que con el contenido de

agua (Gao, 1996; Chen *et al.*, 2005). Por su parte, Ceccato *et al.* (2002b) explican la capacidad limitada que presenta el NDVI para estimar CAV por 3 motivos principales: Cada especie vegetal tiene su propia relación entre el contenido de clorofila y el CAV; el decrecimiento del contenido de clorofila no implica necesariamente un decrecimiento de CAV; y el decrecimiento de CAV no implica el decrecimiento del contenido de clorofila.

Sin embargo, en varios estudios se concluye que los cambios en el contenido de agua fueron menores a las variaciones producidas por otros factores, como la que se produce por la modificación en la geometría de la conopia (Cohen, 1991). En otros casos, en cambio, usando espectrorradiómetros hiperespectrales (AVIRIS) que discriminan 224 canales con un intervalo de muestreo de 10 nm y cubren el espectro solar completo (400-2500 nm), han sido obtenidos resultados más promisorios (Gao, 1996; Serrano *et al.*, 2000).

Los estudios de laboratorio, tanto a escala foliar como de todo el canopeo, indican que la relación entre el contenido de agua y la reflectividad en el rango SWIR es inversa, razón por la cual el contenido de agua puede ser claramente reconocido por la absorción que acusa esa región del espectro. Así, la mayor reflectancia de esas longitudes de onda es la señal consistente de la condición de estrés que, sin embargo, no se restringe solamente al efecto causado por la deficiencia de agua (Strachan *et al.*, 2002; Schlemmer *et al.*, 2005).

Asimismo, pasar de la demostración de la condición de falta de agua de una planta, a la observación satelital del estrés hídrico de un cultivo introduce una serie de dificultades (Fenholt y Sandholt, 2003). La principal incertidumbre se suscita por el cambio de escala ya que, al usar imágenes satelitales, la señal de reflectancia de origen diverso se mezcla con la señal propia de la planta. La reflectancia del suelo, la proporción de celulosa y lignina, la estructura interna de la hoja, la materia seca, el IAF de la canopia y la influencia de la atmósfera, son todos factores que pueden afectar el valor de reflectancia medida por el satélite, y atenuar o alterar la señal vinculada al contenido de agua del vegetal. Por otra parte, el déficit hídrico reduce la apertura de los estomas y modifica la arquitectura foliar, provocando el enrollado de las hojas de maíz como resultado de la interacción entre la disponibilidad de agua del suelo y la demanda evaporativa de la atmósfera (Earl y Davis,

2003; Müller y Bergamaschi, 2005). Esta interacción, que es muy variable de acuerdo a las diferentes condiciones micrometeorológicas presentes, resulta en una gran variabilidad de la respuesta espectral del cultivo entre un día y otro.

Strachan *et al.* (2002) y Osborne *et al.* (2002) al usar distintos índices hiperespectrales para detectar condiciones de estrés por falta de agua y de nitrógeno (N) durante el ciclo de maíz, determinaron la capacidad de estos indicadores a fin de discriminar las distintas tasas de aplicación de N durante la estación de crecimiento. En ambos casos, utilizando datos obtenidos con un espectralradiómetro portátil directamente por encima del canopeo de maíz, establecieron la variación que experimentó el crecimiento del cultivo cuando se lo expuso a una tasa reducida de aplicación de N y de disponibilidad de agua. Tal información es relevante a fin de hacer un manejo localizado de la fertilización, que permita aprovechar las ventajas potenciales de la agricultura de precisión (Moran *et al.*, 1997; Chang *et al.*, 2005). De todos modos, reconocen que aún es necesaria más información para obtener relaciones robustas y extrapolables entre los índices hiperespectrales y el estado ecofisiológico del maíz, en particular debido a las interacciones que se suscitan entre las distintas condiciones de estrés.

Fenholt y Sandholt (2003) utilizaron las bandas en la región SWIR provistas por MODIS-TERRA para desarrollar un par de índice de estrés hídrico (SIWSI) que utilizaron para evaluar la disponibilidad de agua de la vegetación espontánea en un ambiente semiárido del Sahel en Senegal, África. Mientras que el primer año de la experiencia, con precipitaciones ligeramente por debajo de los valores medios, se estableció una fuerte correlación entre los indicadores SIWSI y el régimen de la humedad del estrato superior del suelo, durante el segundo año extremadamente seco, la condición demasiado esparcida de la vegetación impidió obtener información confiable sobre el contenido de agua de la canopia.

Además, Fenholt y Sandholt (2003) señalan que la información derivada de SIWSI es sólo útil durante la fase vegetativa, después que la vegetación ha alcanzado un cierto valor de cobertura del suelo. Para determinar este valor mínimo de cobertura a partir del cual el índice de estrés funciona correctamente, utilizaron mediciones de la humedad de

suelo en sitios con diferente condición de cobertura. De esta forma, analizaron el desempeño de SIWSI con respecto a observaciones de humedad de suelo del horizonte superficial que, de acuerdo a la vegetación dominante en esa región semiárida, concentra su sistema de raíces principalmente en los 0,2 m superiores del perfil. El contenido volumétrico de agua del suelo medido a 10 cm de profundidad se adoptó como un indicador de la disponibilidad de agua necesario para mantener la actividad fotosintética de la planta.

Utilizando los canales del IR y SWIR, Gao (1996) propuso el Índice de humedad de la diferencia normalizada (NDWI) para determinar el contenido de la humedad vegetal. Con igual propósito, Ceccato *et al.* (2002 a y b) desarrollaron el índice GVMI usando modelos de transferencia radiativa a partir de las bandas del sensor SPOT-Vegetation. Ellos concluyen en este caso que el aporte del canal SWIR fue crítico para estimar CAV, y que la información del canal IR resultó también necesaria para explicar la variación de la estructura interna de la hoja y del contenido de materia seca. También Chen *et al.* (2005) señalan que un IV apropiado para estimar CAV debería utilizar datos de dos regiones del espectro: una banda de referencia donde el coeficiente de absorción de agua sea bajo, y otra banda donde la absorción sea moderada o alta y la profundidad de penetración en la canopia máxima. El IR de 858 nm ha sido identificado como una banda de referencia en estudios previos (Gao, 1996; Sims y Gamon, 2003). Es conveniente, además, a los efectos del procedimiento de normalización por su menor sensibilidad a cambios en el contenido de agua de la vegetación comparado con otros IR de mayor longitud de onda y el SWIR, como así también porque posee relativamente mayor penetración respecto a las bandas del rango visible.

La información de Chen *et al.* (2005) reafirma los fundamentos teóricos señalados y verifica resultados anteriores de Chen *et al.* (2003) y Jackson *et al.* (2004). El NDWI derivado de LANDSAT alcanzó la correlación más alta y el menor error cuadrado medio de estimación con respecto al CAV. El empleo de $NDWI_{1640}$ y $NDWI_{2130}$ (el subíndice corresponde a la longitud de onda (nm) de la banda utilizada) derivados de MODIS tuvo ligeramente menor precisión para estimar CAV en maíz, si bien los resultados son comparables a los que se obtiene con LANDSAT, a pesar de su menor resolución. En soja,

sin embargo, la relación linear entre NDWI, derivado de MODIS, y CAV resultó menos fuerte, probablemente porque el contenido de agua en esta especie presenta un rango dinámico menor ($0-1,5 \text{ kg m}^{-2}$).

Por su parte, Jackson *et al.* (2004) utilizaron imágenes LANDSAT TM y ETM+, en procura de aprovechar su mayor resolución espacial para cartografiar los valores de CAV a partir del NDWI. Establecieron relaciones funcionales para estimar CAV en cultivos de maíz y soja utilizando NDVI y NDWI, siendo superiores los resultados obtenidos en el segundo caso de acuerdo al análisis efectuado de desviación y error. Por otra parte, mientras que en maíz se empleó un polinomio de 5° grado para representar la relación funcional con el NDVI, con el NDWI la relación fue directamente lineal.

En la estimación del contenido de agua del tejido fotosintético a partir de mediciones obtenidas directamente sobre la canopia de distintas especies vegetales, Sim y Gamon (2003) identificaron tres regiones de longitudes de onda (950-970, 1150-1260 y 1520-1540 nm) que producen las mejores correlaciones con el contenido de agua. De todos modos, la comparación de esas regiones espectrales respecto a las ventanas atmosféricas donde la absorción de agua es mínima, restringe sólo a la segunda y tercera de esas bandas para la observación remota del contenido de agua (Fenholt y Sandholt, 2003). Asimismo, Sim y Gamon (2003) presentaron el índice de estructura de la canopia (CSI) que combina la información producida por las bandas de baja absorción de agua (WI_{1180}) con el índice de vegetación del cociente simple ($SR=NIR/R$), mediante el cual lograron mejorar la capacidad para estimar el área total de tejido fotosintético, respecto de la que presenta individualmente cada uno de los indicadores por separado.

Anderson *et al.* (2004) utilizaron IV, derivados de datos de reflectancia multiespectral de 1,5 m (avión) y 30 m (satélite Landsat) de resolución, para desarrollar ecuaciones de regresión destinadas a estimar diversos parámetros biofísicos de la canopia de maíz, entre ellos CAV. Los datos remotos permitieron evaluar la variabilidad espacial para pasar de la escala de muestreo a la escala de campo y a mayor escala, como así también posibilitaron estimar con precisión distintas características de la canopia.

En las aplicaciones de datos radiométricos de origen satelital para evaluar diversos atributos de la vegetación, una limitación siempre presente esta asociada a la resolución tanto espacial como radiométrica del sistema sensor/satélite que es utilizado. Jackson *et al.* (2004) emplearon imágenes Landsat TM y ETM+ para el mapeo de CAV en maíz y soja porque, por un lado, presentan una alta resolución espacial (30 m), lo que facilita la concordancia de los datos de campo con el tamaño del píxel, es decir asegurando la homogeneidad de la condición de vegetación dentro del píxel; y por el otro, dispone de la banda 5 (1550-1750 nm) que es particularmente útil para este propósito. Otros sistemas de teledetección operativos de uso muy frecuente para múltiples propósitos, tales como el NOAA-AVHRR, no incluyen ninguna de las bandas SWIR relacionadas con la absorción del agua. Sin embargo, existen nuevos sistemas de teledetección como el TERRA-MODIS o AQUA-MODIS (Sensor de Imágenes de Resolución Moderada) que no sólo presentan una resolución temporal diaria, disponen además de una colección de bandas SWIR, entre ellas una banda centrada en 1240 nm, que ha sido recomendada por Gao (1996) porque tiene similar transmitancia atmosférica que la banda NIR. De todos modos, la resolución espacial de estas bandas de MODIS es de 500 m lo que crea incertidumbre respecto a su compatibilidad con la información de campo que es utilizada.

Peñuelas *et al.* (1993) usaron con éxito el índice ρ_{970}/ρ_{900} (donde ρ es la reflectancia y el número corresponde a la longitud de onda central de la banda expresada en nm) para detectar variaciones en el contenido de agua de las plantas. Serrano *et al.* (2000) encontraron una correlación significativa entre el contenido de agua foliar del chaparral de California y los indicadores de banda angosta denominados Índice Infrarrojo de la Diferencia Normalizada (NDII por sus siglas en inglés) e Índice de Agua de la Diferencia Normalizada (NDWI por sus siglas en inglés) que tienen, respectivamente, las siguientes expresiones:

$$NDII = \frac{\rho_{819} - \rho_{1649}}{\rho_{819} + \rho_{1649}}$$

$$NDWI = \frac{\rho_{857} - \rho_{1241}}{\rho_{857} + \rho_{1241}}$$

Ceccato *et al.* (2002a) compararon el espesor de agua equivalente (EWT, por sus siglas en inglés) de 4 ambientes xéricos y méxicos con el Índice de Humedad Global de la Vegetación (GVMI por sus siglas en inglés), cuya expresión es la siguiente:

$$GVMI = \frac{(\rho_{NIR} + 0,1) - (\rho_{SWIR} + 0,2)}{(\rho_{NIR} + 0,1) + (\rho_{SWIR} + 0,2)}$$

En este caso se determinó una fuerte correlación lineal entre GVMI y EWT medidos a campo que, en general, resultó igual a 0,93, aunque para la vegetación arbustiva presentó una correlación más baja de 0,76. A diferencia de otros estudios que requieren de manera específica datos hiperspectrales, los datos radiométricos en este caso fueron obtenidos de sistemas de teledetección multispectrales de uso rutinario.

Por su parte, para monitorear la condición de humedad del follaje en ecosistemas boscosos Toomey y Vierling (2005) utilizaron índices de vegetación desarrollados a partir de datos espectrales para representar parámetros estructurales de la canopia, tales como las bandas R y NIR, junto con aquellos ligados a la absorción de agua como SWIR. De esta forma, propusieron los indicadores espectrales MI1, MI2 y MI3 que tienen las siguientes expresiones:

$$MI1 = \frac{\rho_{NIR}}{\rho_R \times \rho_{SWIR}}$$

$$MI2 = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{(\rho_{NIR} + \rho_R) \times \rho_{SWIR}}$$

$$MI3 = \frac{2,5 \times (\rho_{NIR} - \rho_R)}{(1 + \rho_{NIR} + 6 \times \rho_R - 7,5 \times \rho_B) \times \rho_{SWIR}}$$

Zarco Tejeda *et al.* (2003) utilizaron con éxito la información radiométrica del sensor MODIS (MOD09A1, es decir datos de reflectancia superficial con un intervalo de 8 días y 500 m de resolución espacial) y un modelo invertido de transferencia radiativa para estimar el contenido de agua de la vegetación. Al comparar el valor del contenido de agua de la vegetación estimada a partir de los datos de MODIS con la verdad de campo [(fw-

dw)/dw; siendo fw el peso fresco y dw el peso seco], obtuvieron un R^2 de 0,7, superior al obtenido cuando utilizaron SRWI como función de mérito ($R^2=0,54$).

De acuerdo a los antecedentes presentados, la información espectral de AQUA-MODIS tiene potencial para detectar el estado de hidratación en cultivos maíz, en particular porque dispone de tres bandas SWIR (1240 nm, 1640 nm y 2130 nm), que han sido relacionadas con la absorción del agua. De todos modos, la resolución espacial de este sistema de teledetección (de 250, 500 y 1000m) es relativamente baja, lo que demanda un área homogénea extensa de la vegetación para asegurar la coordinación adecuada de los datos de campo con el tamaño del píxel. Asimismo, el contenido de agua presenta una relación compleja con otras características estructurales de la canopia, de forma tal que para analizar la señal vinculada al contenido de agua vegetal se torna necesario evaluar simultáneamente distintos factores que la alteran: la reflectancia del suelo, la proporción de celulosa y lignina, la estructura interna de la hoja, la materia seca, el IAF de la canopia y la influencia de la atmósfera.

La forma tradicional de evaluar la ocurrencia de sequía ha sido a través del seguimiento del contenido de agua del suelo y estableciendo los límites que restringen su disponibilidad para un cultivo y etapa de desarrollo en particular (Sadrás y Calviño, 2001; Osborne *et al.*, 2002; Bergamaschi *et al.*, 2006). En este sentido, los datos del contenido de agua observados y estimados a partir de un procedimiento de balance hídrico se puede constituir en información complementaria e independiente que contribuya a perfilar con mayor detalle la condición de estrés hídrico que experimenta el cultivo (Fenholt y Sandholt, 2003; Rojas, 2007; Coyne *et al.*, 2009).

Finalmente, una vez evaluada la aptitud y alcance de los IV que se pueden elaborar a partir de la información de los productos de AQUA-MODIS para monitorear el CAV directamente por teledetección, y considerando que la manifestación de valores relativamente bajos del contenido hídrico de la canopia se produce como consecuencia de una tasa de evapotranspiración reducida, su aprovechamiento se puede canalizar para determinar las áreas en que los cultivos de maíz presentan distinto grado de deficiencia de agua y así detectar la eventual condición de sequía instalada en un territorio. En este

sentido, para analizar de manera integral este fenómeno complejo, puede ser conveniente incorporar la técnica de balance de agua como elemento de referencia, al permitir integrar en tiempo y espacio la dinámica hídrica de un territorio (lote) (Raes *et al.*, 2006).

Los objetivos de esta investigación son: (I) Verificar la capacidad de las bandas espectrales de productos AQUA-MODIS de diferente resolución espacial (MYD09A1 y MYD13Q1) para estimar el contenido de agua del cultivo de maíz al nivel de lote en una región de producción de la provincia de Córdoba, Argentina; (II) Evaluar distintos IV que utilizan información de las bandas del infrarrojo medio (SWIR) y determinar el más apropiado para este propósito comparando su desempeño con el comportamiento de NDVI; (III) Aplicar la información espectral con capacidad para detectar el contenido de agua de la vegetación para identificar la ocurrencia de la condición de estrés hídrico en la región de cultivo.

MATERIALES Y MÉTODOS

Región de estudio.

El estudio se realizó durante la temporada 2005-2006, en dos sectores del departamento Río Segundo de la provincia de Córdoba (Argentina): uno próximo a la localidad de Villa del Rosario, donde se monitorearon 4 lotes, y otro cerca de Pilar, donde se monitorearon otros 6, como se indica en la Figura 5a.24.

La región está comprendida dentro de la llanura central de Córdoba, en una zona de transición entre la subregión morfológica denominada plataforma basculada (pampa alta) y la pampa plana. Los suelos de este sector corresponden a los órdenes molisol, alfisol y entisol. Dentro del primero se encuentran haplustoles, tanto típicos como énticos, predominando en la serie de Villa del Rosario y Matorrales, la familia limosa fina-mixta térmica. En la serie Pilar, dentro de los alfisoles, la serie cambia a una textura franco gruesa (INTA y SMAGyRR, 1987). Otras características sobresalientes de los suelos de este sector se pueden consultar en Dardanelli *et al.* (1997) y en la publicación Suelos de Córdoba (Jarsún *et al.*, 2006).

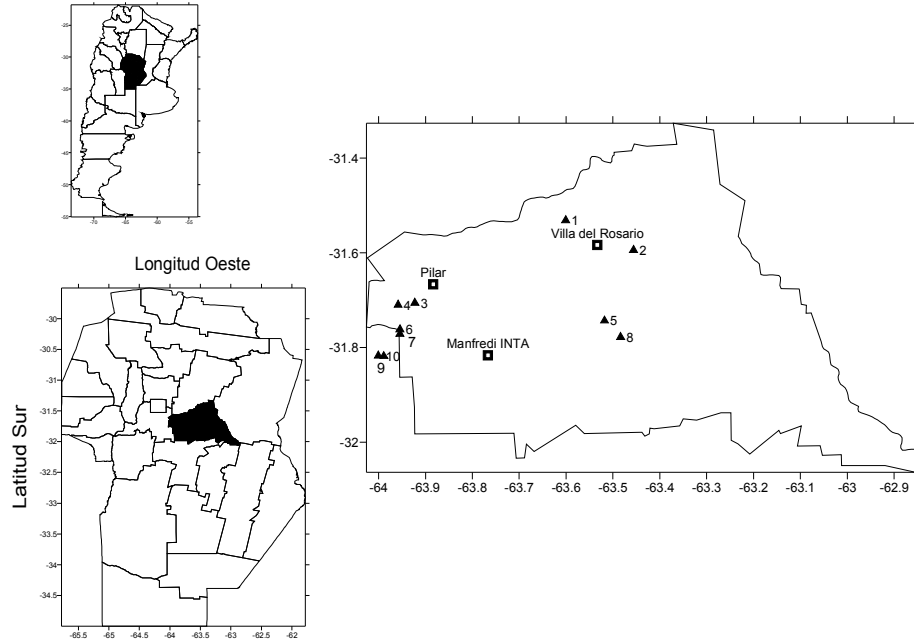


Figura 5a.24: Región de estudio con la localización de los 10 lotes en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina. También se incluye la posición geográfica de las localidades de Pilar y Villa del Rosario, y de la estación experimental Manfredi INTA.

En esta región se realizó un seguimiento de 10 lotes de maíz con una superficie de entre 40 ha y 100 ha, cuya localización se indica en la Figura 5a.24. Esta extensión mínima se justifica en razón de la moderada resolución espacial que presenta el sensor MODIS (Wardlow *et al.*, 2007). El cultivo de maíz en todos los casos se realizó en siembra directa, con hileras de plantas separadas a 52 cm y una población de entre 7 y 8 pl m⁻². En la Tabla 5a.16 se detallan las características relevantes de los cultivos de maíz en los distintos lotes del estudio.

Información meteorológica.

El índice general de temperatura (GTI_{1/2}) se obtuvo a partir del valor de la temperatura media diaria (Ta) de la estación EEA Manfredi INTA, ubicada en la proximidad del área de seguimiento (ver Figura 5a.24), acumulando los valores que se

obtienen de una expresión para el periodo de crecimiento (FT_{veg}) y otra diferente después del 1 de febrero para el de llenado de granos (FT_{fill}):

$$FT_{veg} = 0,0432 \times Ta^2 - 0,000894 \times Ta^3$$

$$FT_{fill} = 5,358 + 0,01128 \times Ta^2$$

La evapotranspiración de referencia (ET_o) se determinó por el método de Penman-Monteith (Allen *et al.*, 1998), empleando los datos meteorológicos diarios de Manfredi. Esta información se consideró común para todos los lotes dada la falta de otros registros en la región. Además, se utilizaron datos de lluvia diarios de dos pluviómetros: uno ubicado próximo a la localidad de Matorrales, cuyos registros se consideraron representativos del área de Villa del Rosario, y otro localizado en el lote 9, para representar las lluvias del sector de Pilar.

Tabla 5a.16: Posición y dimensión de los lotes y características de los cultivos de maíz evaluados en el estudio durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina.

N° lote	Sector	Sup (ha)	Latitud Sur Grados minutos	Longitud Oeste Grados minutos	Variedad	Fecha de Siembra
1	Villa del Rosario	60	31 31,9	63 36,1	Pioneer 33 Y 09	20/09/05
2	Villa del Rosario	76	31 35,7	63 27,4	AW 190	28/09/05
3	Pilar	60	31 42,4	63 55,4	Pucará TD Max (BT)	15/09/05
4	Pilar	70	31 42,6	63 57,5	ACA 2000	10/09/05
5	Matorrales	48	31 44,6	63 31,1	N 890	25/09/05
6	Pilar	100	31 45,7	63 57,3	Nidera 882 y 883 MG (BT)	15/09/05
7	Pilar	100	31 46,3	63 57,3	Pioneer 31 Y 04	20/12/05
8	Las Junturas	77	31 46,7	63 39,0	Sirocco	10/09/05
9	Pilar	45	31 49,1	64 0,0	Nidera 882 MG (BT)	28/10/05
10	Pilar	45	31 49,1	63 59,3	AW 190 MG (BT)	28/10/05

Información del cultivo.

La humedad del suelo durante el ciclo se midió por gravimetría a 0,05, 0,20, 0,40 y 0,80 m de profundidad. Si bien los cultivos pueden explorar y abastecerse de agua a mayor profundidad en los suelos de la región (Dardanelli *et al.*, 1997), los aspectos operativos del seguimiento impusieron un tiempo limitado para realizar las observaciones de cada lote y, por esa razón, la observación se limitó sólo hasta 0,80 m de profundidad. En cada fecha de visita, las extracciones con barreno se realizaron en dos lugares diferentes del lote entre las filas de plantas.

Las observaciones fenológicas del cultivo se realizaron siguiendo el esquema de fases fenológicas propuesto por Ritchie *et al.* (1992). Por su parte, las características fenométricas se relevaron a partir de datos de la fracción de suelo cubierto con vegetación (%C). En este caso, se adquirieron cinco fotografías digitales por fecha de visita, en distintas posiciones dentro del sector georreferenciado de cada lote, que fueron procesadas con un programa de cómputo que admite para clasificar hasta 4 clases diferentes: suelo, suelo con sombra, planta y planta con sombra, a partir de las cuales se calcula el porcentaje de suelo cubierto con las plantas de maíz (%C). Los resultados fueron verificados visualmente comparando la fotografía original respecto de la imagen clasificada. La información de %C se asumió relacionada de manera lineal y en proporción 1:1 con la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada por el cultivo (fRFAI), de manera similar a lo que distintos autores (Steven *et al.*, 1986; Purcell, 2000) observaron en diferentes cultivos y Edwards *et al.* (2005) aplicaron en maíz de ciclo corto para evaluar su capacidad de intercepción de la luz y el potencial de rendimiento.

Asimismo, en cada fecha de muestreo se obtuvo la materia seca de la parte aérea del cultivo a partir de la cosecha de las plantas existentes en 0,5 m² (4 plantas). El material húmedo fue pesado a campo inmediatamente después de cortado, y se secó en estufa a 60-70 °C hasta peso constante. El contenido de agua del maíz (CAV_m) se calculó a partir de los datos de peso fresco y peso seco de toda la parte aérea, y se lo expresó en kg m⁻². El tipo de estudio impidió estandarizar temporalmente la obtención de las muestras. A esta entidad se la denomina concentración de la humedad del sitio (SMC, por sus siglas en inglés) y es comparable con el espesor de agua equivalente (EWT, por sus siglas en inglés), que describe una capa de agua teórica de espesor uniforme (expresado como centímetros o kilogramos de agua por metro cuadrado) (Toomey y Vierling, 2005).

Información radiométrica.

Las imágenes utilizadas corresponden al sistema de teledetección AQUA-MODIS y fueron obtenidas de Land Processes Distributed Active Archive Center (LPDAAC) de la National Aeronautics and Space Administration (NASA) directamente desde su portal en Internet (EOS, 2006). Los productos MYD09A1 y MYD03Q1 proveyeron los datos

radiométricos empleados en este estudio. Del primero, que corresponde a datos de reflectancia de superficie, se extrajo y procesó la información de 7 bandas [Azul: 469 nm (A); Verde: 555 nm (V); Roja: 645 nm (R); Infrarroja cercana: 858 nm (NIR); Infrarroja media: 1240 nm (SWIR₁₂₄₀), 1640 nm (SWIR₁₆₄₀) y 2130 nm (SWIR₂₁₃₀)], todos con una resolución espacial de 500 m. La serie continua y completa de imágenes compuestas para un período de 8 días durante el ciclo entre setiembre de 2005 y mayo de 2006, constituye la base original del análisis. La reflectancia de superficie de MYD09A1 resulta de un procesamiento que corrige la influencia producida por la dispersión molecular, absorción del ozono y los aerosoles atmosféricos (MOD8).

Con el propósito de analizar la influencia de la resolución espacial de la información radiométrica, como así también de otras diferencias de orden geométrico, se emplearon también los datos de MYD03Q1: NDVI, EVI, Azul, Rojo, NIR, SWIR₂₁₃₀, que conforman una serie temporal de una imagen cada 16 días. Los canales Azul y SWIR₂₁₃₀ tienen una resolución original de 500 m que se remuestrean a 250 m. Los índices de vegetación y bandas del producto MYD03Q1 se elaboran a partir de los datos originales de MYD09A1, los que son sometidos a un proceso de composición que en cada píxel aplica la función de distribución de reflectancia bidireccional (BDRF) para normalizar la reflectancia a la visión del nadir y una geometría angular del sol estándar (Huete *et al.*, 2002).

El procesamiento geométrico de esas imágenes, originalmente en un sistema de proyección sinusoidal, consistió en su georeferenciación para el sistema de coordenadas de latitud y longitud geográfica, utilizando el programa Modis Reprojection Tool (MRT) (2008). Sobre las imágenes georeferenciadas se localizaron los lotes del ensayo, a partir de los datos de posición geográfica relevados a campo. La serie original luego fue interpolada temporalmente a partir del método de esplines, con el propósito de tener los registros radiométricos para cada fecha del muestreo a campo del CAV_m (Anderson *et al.*, 2004).

Desde un punto de vista analítico, la influencia de las distintas bandas respecto al CAV_m se evaluó por medio de procedimientos estándar de correlación y de regresión múltiple, en este caso con selección de variables hacia adelante (incluyendo sólo las

variables independientes que superan un valor de F establecido) y hacia atrás (removiendo las variables que no superan un valor de F establecido).

En orden a identificar el mejor comportamiento predictivo, se analizó la correlación lineal de CAV_m con un conjunto de 7 índices de vegetación constituidos por alguna combinación de las bandas Azul, Roja, NIR y SWIR, dando lugar a los siguientes expresiones genéricas: $NDWI_i$, SR_i , $MI1_i$, $MI2_i$, $MI3_i$, $wNDII_i$ y $GVMi_i$, correspondiendo el subíndice a cada una de las tres bandas de absorción de agua que provee MYD09A1: $SWIR_{1240}$, $SWIR_{1640}$ y $SWIR_{2130}$. Además, para confrontar el comportamiento particular de los indicadores en relación a la absorción de agua, se consideró al NDVI a modo de referencia. Lo mismo se realizó a partir de la información de MYD13Q1, existiendo en este caso menor posibilidad de combinaciones.

A los efectos de evaluar el comportamiento no lineal de la relación entre los IV y el CAV_m , se recurrió a una técnica de análisis piecewise, que describe la relación general a partir de sendas funciones lineales adoptadas alternativamente de acuerdo a un valor particular que asume la variable dependiente (punto de quiebre), de modo similar a los modelos de rendimiento desarrollados para maíz y soja por Prasad *et al.* (2006).

Balance hidrológico.

La estimación de los cambios que experimentó el contenido de agua del suelo en cada uno de los lotes se realizó mediante el programa de balance de agua “*Budget*” (Raes, 2002). Este procedimiento de cómputo, cuya documentación completa se puede consultar en el manual de referencia (Raes, 2002), consiste de una serie de subrutinas que describen los distintos procesos involucrados en la extracción del agua por las raíces de las plantas y el movimiento del agua del suelo bajo condiciones no saturadas.

La estimación de la cantidad de agua perdida por escorrentía superficial se basa en el método de la curva número (CN), desarrollado por el Servicio de Conservación de Suelos de EU (USDA, 1964; Steenhuis *et al.*, 1995). Se utilizó una CN de 65 como valor característico de los suelos de la región, que el programa ajusta de acuerdo a las condiciones existentes de la humedad de suelo. La máxima cantidad de agua que puede

infiltrar en el suelo está limitada por la máxima tasa de infiltración de la capa superior del suelo. La infiltración y el drenaje interno son descritos por una función de drenaje exponencial (Raes *et al.*, 1988), que tiene en cuenta la humedad inicial y las características de drenaje de las distintas capas del suelo.

A partir del procedimiento de Allen *et al.* (1998), que utiliza un coeficiente de cultivo dual, son calculadas la tasa de evaporación del suelo y la tasa de transpiración del cultivo bajo condiciones de abastecimiento completo de agua. Por su parte, la evaporación real se deriva de la condición de humedad del suelo y la cobertura del cultivo (Ritchie, 1972; Belmans *et al.*, 1983), en tanto la absorción del agua por las raíces está descrita por medio de un término de sumidero (Belmans *et al.*, 1983), que tiene en cuenta la distribución de las raíces y el contenido de agua en el perfil del suelo.

Estimación del estrés hídrico en maíz con datos radiométricos de AQUA-MODIS.

La condición de cobertura del suelo incompleta, en etapas tempranas del cultivo o cuando la densidad de plantas es baja, puede ocasionar señales de estrés falsas porque la temperatura del suelo seco suele ser mayor a la temperatura del aire. Para corregir esta contingencia, Moran *et al.* (1994) incorporaron al concepto la señal del NDVI, para tener en cuenta la cobertura de la vegetación y propusieron el índice WDI (Índice de Déficit de Agua, por sus siglas en inglés), que se obtiene a partir de un diagrama de dispersión de Tc-Ta con respecto al NDVI.

Distintos estudios (Nepomuceno *et al.*, 1998; Lacape *et al.*, 1998) han señalado que tanto el contenido de agua foliar como el potencial agua foliar son medidas efectivas de la condición de estrés hídrico ya que, si bien los cultivos tienen cierta capacidad de tolerancia, el contenido de agua foliar decrece a medida que se desarrolla la condición de estrés (Ghulam *et al.*, 2008).

Como una técnica alternativa para evaluar el estrés hídrico a partir de mediciones de termometría infrarroja, recientemente ha sido propuesto el llamado método del trapecoide, similar al esquema resolutivo de Moran *et al.* (1994), pero que utiliza

exclusivamente la información contenida en el espacio NIR-SWIR (Ghulam *et al.*, 2007; 2008). A partir de datos radiométricos de LANDSAT (ETM+ y TM) desarrollaron el Índice de Estrés Hídrico de la Vegetación (VWSI, por sus siglas en inglés) que fue evaluado con información de campo y derivada de modelos de transferencia radiativa.

Si bien la relación entre VWSI y el contenido de agua de la vegetación, utilizando en este caso el contenido de humedad del combustible (FMC, por sus siglas en inglés), alcanza niveles moderados para una función de ajuste logarítmica (en trigo, el R^2 para el rango completo resultó 0,58, mientras que mejoró a 0,64 cuando se lo restringió entre 0 y 600%, es decir que su poder predictivo se incrementa a medida que el cultivo pierde agua), la técnica presenta la ventaja de no requerir más información que los datos de reflectancia corregidos de los canales NIR y SWIR. Además, de acuerdo a los autores, un único diagrama de dispersión es suficiente para caracterizar la respuesta de un cultivo, luego de haber determinado las líneas de contenido de agua máximo y mínimo que limitan lateralmente el espacio trapezoidal (Ghulam *et al.*, 2007; 2008).

Por otra parte, esta técnica no ha sido verificada aún para el cultivo de maíz con datos radiométricos de AQUA-MODIS, de menor resolución espacial que la utilizada para desarrollar el índice de estrés hídrico propuesto por Ghulam *et al.* (2007; 2008).

A los efectos de delimitar este espacio espectral, en el lado inferior se trazó la línea de suelo desnudo utilizando los valores de NIR-SWIR en ausencia de vegetación. Para tal fin, se consideró la información de los 4 valores más bajos de la serie de NDVI de cada lote a lo largo del periodo comprendido entre 2004 y 2006, lo que permitió abarcar un amplio rango de condiciones climáticas (suelo y manejo cultural son muy similares en todo el sector en estudio). La línea de máxima (para representar las condiciones con ausencia de estrés) se trazó por regresión lineal, cuya expresión se indica en la Figura 11, a partir del conjunto de puntos localizados en el extremo izquierdo del diagrama (3 puntos). Por su parte, la línea de mínima, que representa condiciones máximas de estrés, se trazó por regresión lineal utilizando las observaciones (7 puntos) ubicadas más a la derecha en el espacio NIR-SWIR. La línea superior no se trazó de manera expresa porque es innecesaria a los efectos del procedimiento.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La temporada del cultivo 2005-2006 presentó condiciones meteorológicas contrastantes en la región central de la provincia de Córdoba, donde se realizó un seguimiento de 10 lotes de maíz. Mientras la precipitación durante el ciclo presentó valores por debajo del promedio en la zona de Pilar y sus alrededores, en el sector de Villa del Rosario la lluvia resultó superior al valor normal, lo que originó, entre otros efectos probables, diferencias importantes en el contenido de agua (CAV_m) de los respectivos cultivos. Los valores de CAV_m , expresados en función a la suma térmica acumulada, se presentan en la Figura 5a.25 y corresponden a las mediciones realizadas a lo largo del ciclo en cada uno de los lotes. La técnica de suma térmica, al producir la homogeneización temporal de la información, facilita realizar el contraste entre los distintos lotes, ya que de esta forma se consideran etapas de desarrollo fenológico aproximadamente similares.

En orden a explicar las marcadas diferencias en CAV_m de los distintos lotes que expone la Figura 5a.25, y considerando la continuidad hídrica del sistema suelo-planta-atmósfera, la disponibilidad del agua del suelo para abastecer el consumo de los cultivos de maíz en los respectivos sectores se presenta como un factor asociado necesariamente. La Figura 5a.25 muestra, en la parte superior, la relación entre CAV_m y el contenido gravimétrico del agua en el suelo correspondientes al promedio de las respectivas mediciones realizadas durante todo el ciclo en cada lote (se agrega la identificación de cada uno); y en la parte inferior, se presenta una relación similar pero con respecto a la biomasa producida.

A partir de los valores medios para el ciclo, estas relaciones indican de un modo preliminar que la variación de la humedad del suelo, tanto a 0,40 m como a 0,80 m, explica buena parte de la variabilidad que experimentó CAV_m , como así también de la cantidad de biomasa producida. Si bien las funciones de ajuste difieren en cada caso, resultando aproximadamente lineal para el CAV_m y curvilínea para la biomasa aérea, se desprende que la condición de sequía experimentada en algunos lotes (y que se expresa en los niveles

más bajos de agua del suelo) contribuyó a reducir en forma significativa ($P < 0,01$), tanto CAV_m como la materia seca producida.

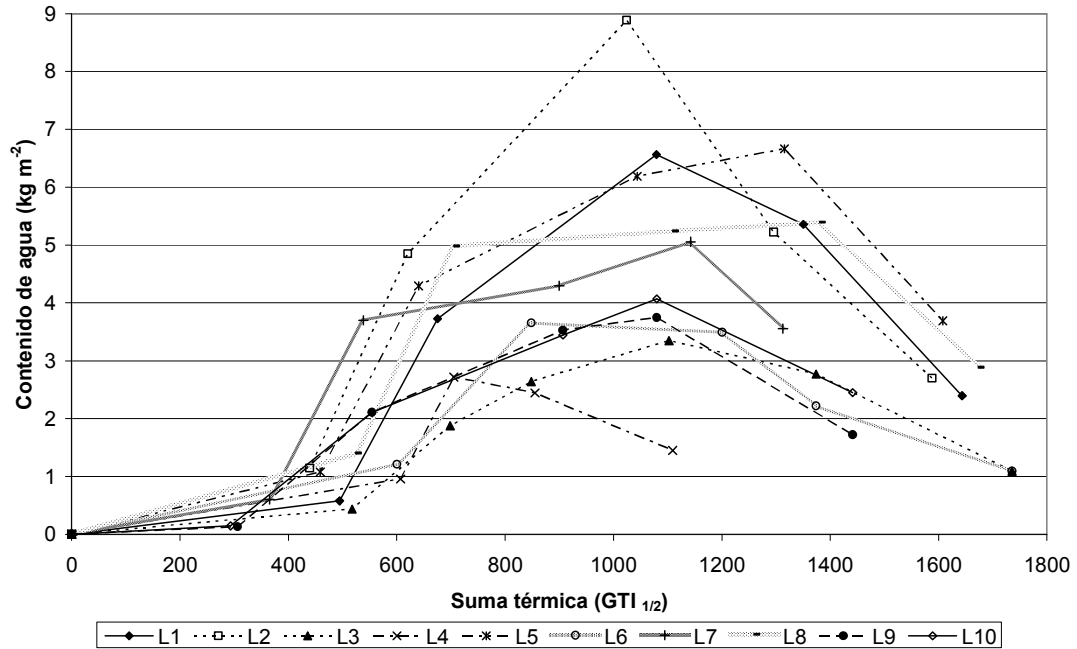


Figura 5a.25: Contenido de agua de la vegetación (CAV_m) en 10 lotes de maíz de la región central de Córdoba, Argentina, con respecto a la índice general de temperatura ($GTI_{1/2}$) durante el ciclo 2005-2006.

Tanto en la Figura 5a.25 como en la Figura 5a.26 se pone en evidencia la asociación particular de los lotes que, de acuerdo a su condición hídrica media, permite discriminar 2 grupos: el grupo 1, formado por los lotes 1, 2, 5 y 8 localizados próximos a Villa del Rosario, al que se agrega el lote 7 de Pilar (la siembra tardía de diciembre (Tabla 1) redundó en condiciones hídricas más favorables para este cultivo respecto del resto que se sembraron antes) presentaron mayor disponibilidad de agua durante el ciclo; y el grupo 2, con una disponibilidad de agua más reducida (integrado por los lotes próximos a Pilar), resultando tan extrema en el lote 4, que el cultivo de maíz no llegó a cosecha. Un análisis simple de la diferencia en el contenido de agua de la vegetación de estos dos grupos ($F_{cal} = 8,94 > F_{crit} = 4,00$) reconoce que los mismos son significativas ($P=0,004$).

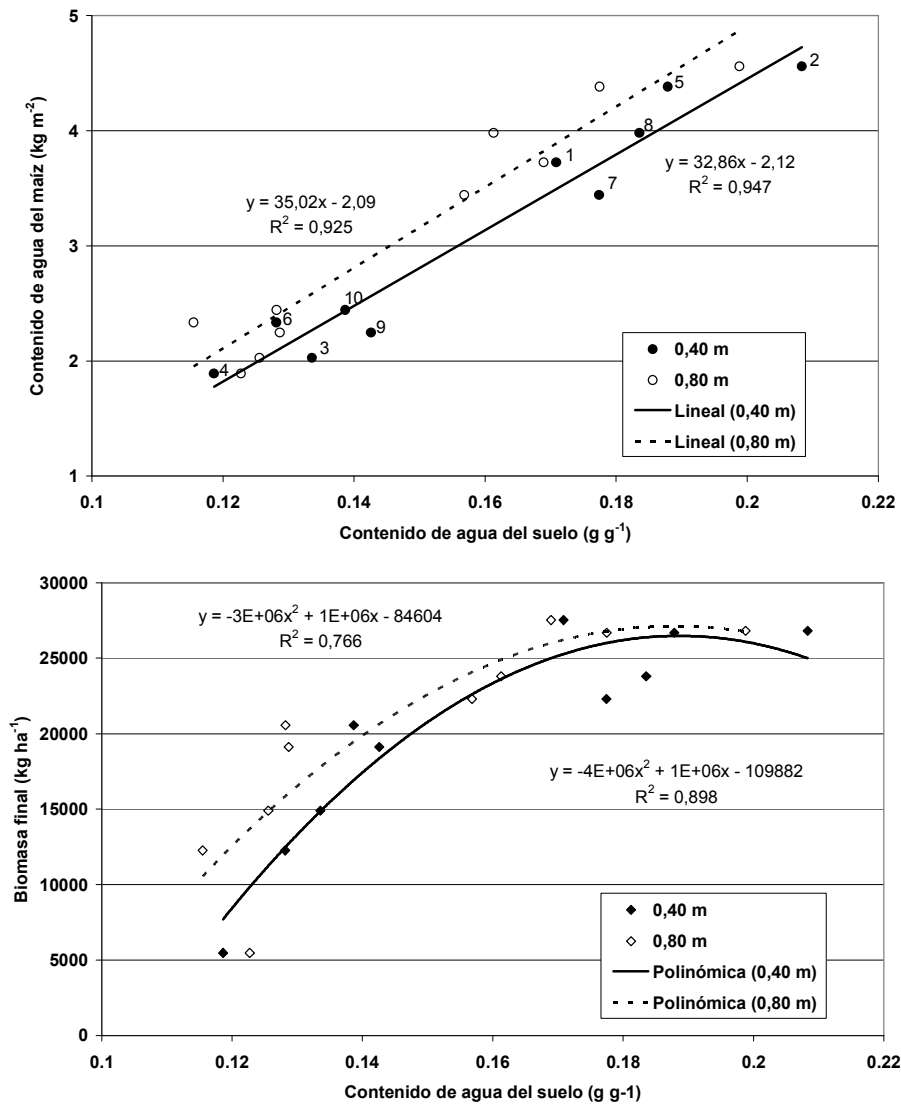


Figura 5a.26: Relación entre el contenido de agua del suelo a dos profundidades (0,40 m y 0,80 m) y el contenido de agua de la canopia de maíz (CAV_m) (arriba) y la biomasa producida (abajo) en 10 lotes de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. En la figura de arriba se ha agregado el rótulo con la designación de los lotes para los valores de humedad a 0,40 m.

Influencia de las distintas bandas espectrales sobre CAV .

El análisis de regresión múltiple constituye una técnica estadística tradicional que en este caso se utilizó para evaluar de manera exploratoria el rol particular de las distintas

bandas en la determinación del CAV_m . Con este propósito, los valores observados de CAV_m se analizaron empleando exclusivamente los datos de reflectividad de los productos MYD09A1 y MYD13Q1 como variables independientes. En la Tabla 5a.17 se presentan los resultados del procedimiento que, de acuerdo a la significación estadística alcanzada por cada variable independiente, permite seleccionar aquellas bandas que tienen potencialidad predictiva.

Si se juzga adecuado este modelo de suma de términos lineales y para un nivel de error menor de 5%, las bandas que tienen capacidad para estimar el CAV_m se restringen sólo a NIR y SWIR₂₁₃₀, en el caso de MYD09A1, en tanto para MYD13Q1 son la banda Azul, además de NIR, las que muestran esta aptitud. Además, un descarte directo de los datos de reflectividad que mostraron coeficientes no significativos ($P > 0,05$), al igual que el refinamiento de la técnica utilizando la alternativa de descarte paso a paso hacia adelante o paso a paso hacia atrás, no sólo se mantiene la significación estadística de las variables seleccionadas, sino también el nivel de ajuste (el coeficiente de determinación ajustado es similar al general), y el error general del modelo prácticamente no se modifica, como se aprecia al comparar las Tablas 5a.17 y 5a.18.

Los modelos empíricos que reseña la Tabla 5a.18 son más parsimoniosos y estadísticamente fundados que los obtenidos inicialmente, quedando conformados sólo por las bandas NIR y SWIR₂₁₃₀, cuando se utiliza la información de MYD09A1; y por las bandas NIR y Azul al emplear los datos de MYD13Q1. Si bien el modelo desarrollado a partir de los datos de reflectividad de superficie (MYD09A1) incluye a una de las bandas de absorción de agua, lo que resulta físicamente convincente, el coeficiente de determinación es relativamente bajo (0,45 o 0,42) y limita su utilidad a los efectos de estimar CAV_m .

Tabla 5a.17: Coeficientes de determinación (R^2) y regresión (b) obtenidos del análisis de regresión múltiple entre el contenido de agua en maíz (CAV_m) y las distintas bandas de AQUA-MODIS de los productos MYD09A1 y MYD13Q1, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.

MYD09A1				
R ² = 0,489; R ² ajustado= 0,404; F(7,42) = 5,755 p < 0,0001; Error típico: 1,475 (kg m ⁻²)				
	b	Error típico.	t(42)	Nivel de p
Intercepción	1,6983	2,13031	0,79719	0,429827
Rojo	41,6629	41,36768	1,00714	0,319637
NIR	19,0974	6,80165	2,80776	0,007536
Azul	72,6009	84,01561	0,86414	0,392422
Verde	-83,7171	59,56008	-1,40559	0,167200
SWIR₁₂₄₀	-3,9954	6,96155	-0,57393	0,569079
SWIR₁₆₄₀	2,7196	7,21560	0,37691	0,708138
SWIR₂₁₃₀	-24,6646	8,65413	-2,85004	0,006747
MYD13Q1				
R ² = 0,600; R ² ajustado = 0,564; F(4,45) = 16,891 p < 0,0000; Error típico: 1,261 (kg m ⁻²)				
	b	Error típico	t(45)	Nivel de p
Intercepción	3,1455	1,70102	1,84919	0,071005
Azul	-79,0321	32,40210	-2,43910	0,018731
Rojo	-12,1515	14,89629	-0,81574	0,418946
NIR	8,1803	3,52653	2,31964	0,024955
SWIR₂₁₃₀	4,2253	5,72591	0,73793	0,464386

Tabla 5a.18: Coeficientes de determinación (R^2) y regresión (b) obtenidos del análisis de regresión múltiple entre el contenido de agua en maíz (CAV_m) y las bandas de AQUA-MODIS seleccionadas, de los productos MYD09A1 y MYD13Q1, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.

MYD09A1				
R ² = 0,450; R ² ajustado= 0,426; F(2,47) = 19,232 p < 7,894E-07; Error típico: 1,447 (kg m ⁻²)				
	b	Error típico.	T(42)	Nivel de p
Intercepción	2,446	1,327	1,842	0,0717
NIR	9,057	2,837	3,192	0,0025
SWIR₂₁₃₀	-15,150	4,257	-3,558	0,0008
MYD13Q1				
R ² = 0,588; R ² ajustado = 0,57; F(2,47) = 33,582 p < 8,75672E-10; Error típico: 1,252 (kg m ⁻²)				
	b	Error típico	T(45)	Nivel de p
Intercepción	2,415	1,200	2,012	0,049
Azul	-78,822	13,933	-5,657	8,85849E-07
NIR	9,920	2,607	3,804	0,000409991

Por su parte, el modelo que se obtiene a partir de los datos de MYD13Q1 mantiene en su estructura la información de NIR como en caso anterior, pero presenta una relación negativa con los datos del canal Azul. En términos predictivos, el coeficiente de determinación que resulta entre 0,58 o 0,57 expresa un desempeño bastante más aceptable de este modelo. El mayor nivel de ajuste alcanzado a partir de datos de reflectividad de MYD13Q1, lo que se explica tanto por la mayor resolución espacial como por la utilización de la función BDRF, justifica el empleo de esta fuente de información a los efectos de producir herramientas predictivas.

Los índices de vegetación destinados a proporcionar información sobre CAV suelen consistir en una relación simple de dos bandas: una de referencia, donde el coeficiente de absorción de agua sea bajo, para lo cual se utiliza en general la señal de NIR, y otra donde la absorción de agua sea de moderada a alta y la profundidad de penetración en el dosel máxima (Gao, 1996; Chen *et al.*, 2005). El modelo obtenido a partir de MYD09A1 se ajusta a esta hipótesis ya que mientras la correlación es positiva con la banda NIR, lo que indica que el incremento de la señal se asocia con un mayor contenido de agua, es negativa en cambio para SWIR₂₁₃₀ ya que el incremento de agua en el tejido origina mayor absorción de energía y, en consecuencia, un valor de reflectividad más bajo (Zarco-Tejada *et al.*, 2003; Jackson *et al.*, 2004; Chen *et al.*, 2005).

El análisis muestra que la estimación de CAV_m por teledetección resulta compleja en la medida que la señal no sólo depende del contenido de agua, para lo cual las bandas SWIR hubieran sido suficientes, sino también de otros factores relativos a la condición y estado de la canopia (Zarco-Tejada *et al.*, 2003). En este sentido, Ceccato *et al.* (2002a) evalúan las diferencias que se suscitan a nivel de la canopia entre el NDVI (integrado por R y NIR) y GVMI (integrado por NIR y SWIR). De igual forma, Claudio *et al.* (2006) advierten que NDVI y WBI no tienen una respuesta idéntica, lo que ilustran a través de diferentes regresiones entre ambos indicadores para distintas especies y etapas de disponibilidad de agua. Basado en estas diferencias, Sims y Gamon (2003) propusieron el índice de estructura de la canopia (CSI por sus siglas en inglés), que combina la banda R (absorción de clorofila) con otra de absorción de agua, con la finalidad de aprovechar su

particular sensibilidad para discriminar entre canopias finas y gruesas. El moderado valor de R^2 que alcanzan estos modelos también es producto del propio efecto de estrés hídrico ya que, al modificar la arquitectura foliar (Earl y Davis, 2003; Müller y Bergamaschi, 2005), se altera el balance de energía de la canopia incrementando la variabilidad de la respuesta espectral. Tampoco se puede descartar el hecho de que, debido a la naturaleza del estudio, no se pudo seguir una estandarización particular respecto del horario para la extracción de las plantas.

Influencia de las distintas bandas de absorción de agua.

La condición de CAV_m observada durante el ciclo 2005-2006 en los distintos lotes/sectores, producida como consecuencia de un comportamiento pluviométrico territorial y temporalmente heterogéneo, se presenta oportuna para evaluar la potencialidad de la información radiométrica de AQUA-MODIS a los efectos de expresar el contenido de humedad de la canopia de maíz y, asimismo, para detectar y analizar espacialmente la sequía ocurrida en la región. Un aspecto importante de considerar en particular es la capacidad específica de las bandas del infrarrojo medio (SWIR) en su rol de detectar la variación del contenido de agua (Gao, 1996; Fenholt y Sandholt, 2003; Chen *et al.*, 2005).

Los productos MYD09A1 y MYD13Q1 consideran mediciones de reflectividad en el visible, infrarrojo cercano e infrarrojo medio, pero mientras que el primero presenta una resolución de 500 m, el píxel del segundo es de 250 m, excepto en las bandas Azul y SWIR que, de los 500 m originales, son llevadas a 250 m como el resto. Además, en el primer caso el sistema provee información de 3 bandas SWIR centradas a 1240 nm, 1640 nm y 2130 nm del espectro, a diferencia de MYD13Q1 que sólo dispone de esta última. Los datos de MYD09A1 corresponden a reflectancias de superficie, que son producidos a partir de distintos procedimientos de corrección para reducir la influencia atmosférica. Por su parte, la información de MYD13Q1 utiliza como información básica los datos de reflectancia de superficie. De esta forma, se presentan distintas alternativas para combinar la información de estos canales en diferentes IV a fin de evaluar su comportamiento predictivo para estimar específicamente CAV_m .

La Figura 5a.27 presenta los coeficientes de correlación (r) obtenidos entre el CAV_m y distintos IV espectrales, alcanzando en todos los casos un carácter significativo ($P < 0,01$) (para $n = 50$ el valor crítico de r es 0,36), tanto para los índices obtenidos a partir de las bandas de MYD09A1 como de MYD13Q1. Si bien esto confirma la existencia de una relación consistente, la utilidad predictiva de esta información es relativamente escasa por el bajo valor del coeficiente.

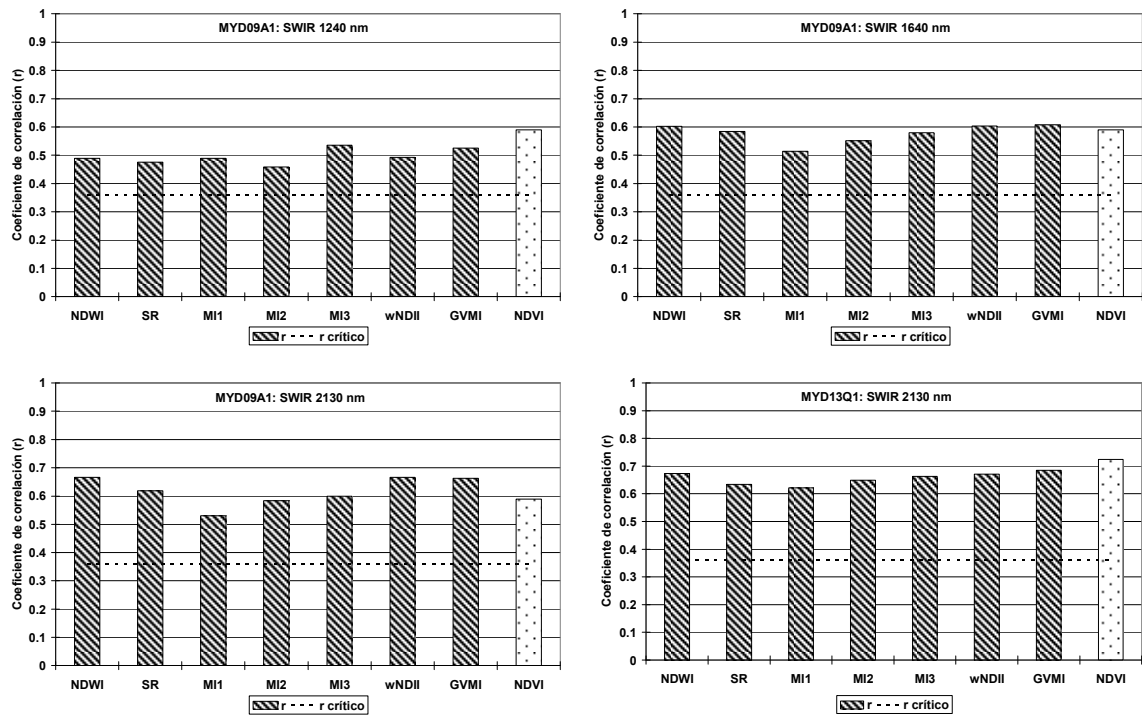


Figura 5a.27: Coeficientes de correlación (r) entre el contenido de agua de maíz (CAV_m) y distintos índices de vegetación elaborados a partir de los datos radiométricos de MYD09A1 y MYD13Q1, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. La línea de guiones señala el r crítico y la barra de puntos al NDVI.

Los indicadores conformados a partir de las bandas $SWIR_{1240}$ y $SWIR_{1640}$ del producto MYD09A1 presentan valores sistemáticamente inferiores a los que utilizan la banda $SWIR_{2130}$ y, en este caso, la correlación es ligeramente mayor cuando se emplean IV elaborados con los datos radiométricos del producto MYD13Q1. Siendo los indicadores calculados a partir de procedimientos idénticos, se desprende que la mayor resolución espacial como así también las correcciones geométricas que incorpora, son factores

determinantes de esta mejora, y deja por sentado que los datos radiométricos de MYD13Q1 cubren por completo el potencial predictivo de la información de MYD09A1 para estimar el CAV_m bajo las condiciones fisiográficas de la región en estudio. Asimismo, cuando se compara el desempeño de las distintas bandas de absorción de agua, la correlación es sistemáticamente mayor al utilizar $SWIR_{2130}$, de lo que se deduce la conveniencia de incluirla a fin de estimar esta propiedad y es, precisamente, lo que hace el producto MYD13Q1.

Al comparar el desempeño de los IV que incorporan las bandas SWIR con el NDVI, los resultados son contradictorios. Considerando en particular la información producida con los datos de MYD09A1, la correlación del NDVI en algunos casos es inferior a la que producen los indicadores que utilizan las bandas de absorción de agua, especialmente cuando participa $SWIR_{2130}$. En cambio, al analizar el desempeño de la información producida por MYD13Q1, se observa que el NDVI presenta ligeramente mayor correlación que el conjunto de los IV, lo que pone en duda el valor relativo de las bandas SWIR específicas para evaluar CAV_m . El NDVI está conformado, en este caso, a partir de las bandas R y NIR de 250 m, por lo que la resolución espacial nuevamente surge como un factor potencialmente responsable de esta mejor aptitud. Expresado en otros términos, la escasa resolución espacial de la información de los canales vinculados con la absorción de agua, impide abrir un juicio definitivo respecto a la utilidad de las mismas para estimar CAV a partir de estos recursos satelitales.

Relación entre el NDVI y CAV_m .

Con el propósito de verificar el carácter de la relación entre el NDVI y CAV_m a partir de los datos AQUA-MODIS, se procedió a relacionar ambas variables utilizando valores de NDVI de distinta fuente: el que se obtiene a partir de las bandas del producto MYD09A1, que tienen una resolución de 500 m, y el producido de manera operativa (directamente a bordo) por MYD13Q1 de 250 m. De esta forma, se puede analizar también la influencia de la resolución espacial respecto a esta dependencia. En la Figura 5a.28 se presentan estos resultados con la finalidad de establecer el alcance predictivo de este

indicador que está conformado sólo por las bandas R y NIR, y analizar a la vez la influencia de la escala de resolución en las estimaciones producidas.

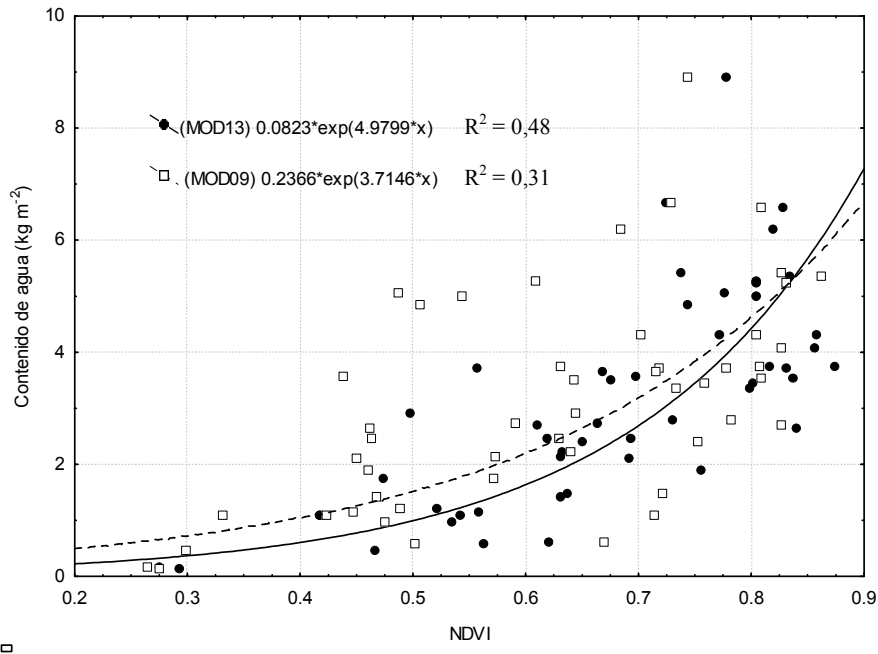


Figura 5a.28: Relación entre el NDVI y el contenido de agua en maíz a dos escalas de resolución espacial: 250 (MYD13Q1) y 500 m (MYD09A1) en 10 lotes de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.

En la Figura 5a.28 se insinúa el efecto de saturación que acontece entre el NDVI y el CAV_m cuando los valores de IAF o la altura de la canopia son elevados (Anderson *et al.*, 2004). Si bien ambas relaciones empíricas utilizando el ajuste exponencial son similares, la mayor dispersión se produce al emplear como variable independiente el NDVI de 500 m ($R^2 = 0,31$ contra $R^2 = 0,48$), lo que se explica por efecto de un incremento de la heterogeneidad dentro del píxel de mayor tamaño. A partir de un píxel de 500 m y para la fragmentación del paisaje agrícola propia de la región en estudio, los modelos de estimación de CAV_m desarrollados con registros satelitales de resolución gruesa es factible que alcancen niveles de precisión sólo moderados, inferiores a los que presenta Anderson *et al.* (2004), cuya información radiométrica es originada con una resolución de 10 m (avión) y 30 m (Landsat TM). Del mismo modo, cuando se utilizan instrumentos de resolución espacial moderada como MODIS se justifica utilizar procedimientos para identificar y remover del análisis los píxeles mezclados de una imagen (Chen *et al.*, 2005).

De todos modos, la importante dispersión observada en la relación NDVI x CAV se explica también por la variabilidad de la combinación de factores que definen las características espectrales del cultivo. La intensa variación de las condiciones micrometeorológicas determinan patrones diversos de transpiración y arquitectura foliar. Una demanda atmosférica elevada reduce la transpiración provocando marchitamientos temporarios de las hojas que se enrollan y modifican la arquitectura del dosel, como así también la firma espectral. Otro factor que puede contribuir a incrementar la dispersión es la falta de estandarización de las mediciones de CAV_m.

La información de la Figura 5a.28, no obstante las limitaciones señaladas, pone de manifiesto la existencia de una relación con un alcance predictivo potencialmente viable del contenido de agua a partir de las bandas R y NIR, por lo que es necesario evaluar el aporte específico de las bandas SWIR y, en particular, cuando se presentan asociadas a las que conforman el NDVI (Serrano *et al.*, 2000). También se abre el interrogante sobre la naturaleza lineal de la relación (Anderson *et al.*, 2004; Jackson *et al.*, 2004).

Naturaleza de la relación IV-CAV_m.

A pesar de haber manifestado un valor de correlación sólo moderado con CAV_m, se consideró pertinente analizar con más detalle el alcance y utilidad de la banda SWIR₂₁₃₀ y, al mismo tiempo, dado el comportamiento aparentemente no lineal que mostró el NDVI, similar a cuando se analiza su relación con la biomasa o el IAF (Myneni *et al.*, 1997; Anderson *et al.*, 2004; Coyne *et al.*, 2009), analizar la naturaleza de la relación para los distintos IV que emplean la información espectral del producto MYD13Q1 de AQUA-MODIS. La Tabla 5a.19 presenta coeficientes de correlación y regresión obtenidos para distintos modelos simples (lineal, exponencial, potencial y logarítmico) que utilizan IV desarrollados a partir de los datos MYD13Q1 como variables independientes a los efectos de estimar CAV_m. Con este propósito se utilizó un procedimiento iterativo quasi-Newton que minimiza la función de mérito de mínimos cuadrados [(Observados-Estimados)²].

Tabla 5a.19: Coeficientes de correlación (r), determinación (R^2) y de regresión (b_0 y b_1) obtenidos para estimar el contenido de agua de maíz (CAV_m) en función de distintos índices de vegetación (IV) y diferentes modelos simples en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. $(O-E)^2$ es la función de mérito. En cursiva los valores significativos ($P < 0,05$).

IV	$(O-E)^2$	r	R^2	b_0	b_1
Modelo: $b_0 + b_1 * IV$					
NDVI	85,066	0,725	0,52	-3,181	9,330
EVI	107,482	0,633	0,40	-0,703	7,771
NDWI	98,002	0,673	0,45	0,661	6,638
SR	107,222	0,634	0,40	0,378	1,102
MI1	109,909	0,622	0,39	1,464	0,034
MI2	103,608	0,649	0,42	0,504	0,542
MI3	100,405	0,663	0,44	0,679	0,698
wNDII	98,558	0,671	0,45	-2,451	9,008
GVMi	95,114	0,685	0,47	1,967	10,476
Modelo: $b_0 * \exp(b_1 * IV)$					
NDVI	87,890	0,714	0,51	0,314	3,265
EVI	114,529	0,601	0,36	0,979	2,253
NDWI	102,369	0,655	0,43	1,318	2,139
SR	116,576	0,591	0,35	1,516	0,274
MI1	125,554	0,547	0,30	2,127	0,007
MI2	118,156	0,584	0,34	1,662	0,124
MI3	114,404	0,601	0,36	1,688	0,165
wNDII	100,626	0,662	0,44	0,416	3,131
GVMi	101,356	0,659	0,43	2,055	3,204
Modelo: $b_0 + b_1 * \exp(IV)$					
NDVI	84,136	0,728	0,53	-6,805	5,000
EVI	109,853	0,622	0,39	-4,621	4,678
NDWI	98,873	0,669	0,45	-3,812	4,702
SR	138,191	0,478	0,23	2,514	0,025
MI1	-	-	-	-	-
MI2	171,272	0,210	0,04	3,023	0,000
MI3	160,372	0,324	0,10	2,875	0,001
wNDII	97,974	0,673	0,45	-6,414	5,088
GVMi	96,032	0,681	0,46	-7,538	9,476
Modelo: $b_0 + b_1 * \log(IV)$					
NDVI	91,987	0,698	0,49	5,282	5,131
EVI	107,649	0,632	0,40	5,664	3,316
NDWI	-	-	-	-	-
SR	98,668	0,670	0,45	0,837	2,807
MI1	81,624	0,738	0,54	-3,372	1,799
MI2	94,431	0,688	0,47	-0,405	2,434
MI3	89,583	0,707	0,50	0,632	2,263
wNDII	104,023	0,648	0,42	5,422	4,490
GVMi	-	-	-	-	-
Modelo: $b_0 * IV^{**} b_1$					
NDVI	84,570	0,727	0,53	7,203	2,283
EVI	108,357	0,629	0,39	7,198	1,186
NDWI	-	-	-	-	-
SR	105,502	0,641	0,41	1,504	0,824
MI1	93,776	0,690	0,48	0,467	0,510
MI2	100,245	0,664	0,44	0,960	0,769
MI3	95,723	0,682	0,47	1,323	0,717
wNDII	98,285	0,672	0,45	7,739	1,985
GVMi	-	-	-	-	-

La valoración estadística de estos modelos confirma que los IV evaluados presentan en general una moderada capacidad para determinar el CAV_m , con un coeficiente de determinación máximo que alcanza un valor de 0,54 cuando se emplea MI1 como variable independiente a partir de un modelo logarítmico. Si bien se trata de un IV que utiliza la banda SWIR, el coeficiente de determinación no es substancialmente mayor a los obtenidos a partir de NDVI, con valores que fluctúan entre 0,48 y 0,53 para los distintos modelos evaluados. Distinto es, en cambio, el comportamiento de EVI, el otro índice de vegetación producido a bordo por MODIS, ya que su desempeño resulta siempre bastante menos adecuado del que presenta el NDVI. También es importante destacar que los diferentes modelos que emplean el NDVI como variable independiente no redundan en resultados muy distintos de la representación lineal, a pesar de la apariencia de la Figura 5a.28, como consecuencia de la importante dispersión de los datos.

Los resultados obtenidos para los modelos elaborados a partir de SR, MI1, MI2 y MI3 señalan que la relación en estos casos no es lineal y que, por el contrario, una expresión logarítmica alcanza mayor precisión para describir la variabilidad de CAV_m . El comportamiento de NDWI, WNDII y GVMI, en cambio, parece mejor cuando el modelo es lineal o la función de ajuste que se obtiene es quasi-lineal. Ceccato *et al.* (2002a), por su parte, diseñan el índice espectral GVMI para estimar el contenido de agua expresado como equivalente de altura de lámina (ETW) y establecen una relación curvilínea entre ambos. Estos resultados, por el contrario, indican que un modelo exponencial no redundó en mejoras respecto al modelo lineal cuando se utilizó a este indicador.

El empleo de un modelo expolineal de 4 coeficientes empíricos, semejante al que Anderson *et al.* (2004) utilizaron para producir modelos robustos de estimación de IAF, CAV y altura en cultivos de maíz y soja, no resultó en niveles de ajuste superiores al de los modelos más parsimoniosos empleados en este análisis. Al utilizar información radiométrica obtenida desde un avión, con 10 m de resolución, y también datos LANDSAT TM, de 30 m de resolución, se logra reducir la dispersión y los distintos modelos desarrollados muestran un nivel de precisión más aceptable. En ese caso, tanto el índice OSAVI (Índice de Vegetación Ajustado por el Suelo Optimizado), que utiliza las bandas R y NIR, como NDWI, que emplea NIR y SWIR, producen modelos que tienden a saturar

con valores elevados de LAI, pero mientras el primero lo hace para valores que superan 3-3,5, para el segundo el límite se extiende a valores > 4 .

A propósito del NDWI, Jackson *et al.* (2004) observan un comportamiento lineal cuando evalúan un modelo para mapear el contenido de agua en maíz utilizando a este indicador como variable independiente, y recurren, en cambio, a un polinomio de 5° al utilizar al NDVI. De igual modo, Chen *et al.* (2005) presentan también sendas relaciones lineales entre NDWI₁₆₄₀ o NDWI₂₁₃₀, derivados en ambos casos de registros radiométricos de MODIS, y el contenido de agua en maíz. De todos modos, estos resultados se obtienen para un lapso breve del ciclo. Los resultados de este trabajo confirman el comportamiento lineal de NDWI para estimar CAV_m y, en este caso, cubriendo por completo el ciclo de cultivo.

Comparando distintos IV derivados de datos radiométricos de AVIRIS, Serrano *et al.* (2000) obtuvieron correlaciones lineales más altas con el contenido de agua de canopías arbustivas de chaparral (en términos relativos) utilizando $WI = NIR_{895}/NIR_{972}$, es decir un cociente de bandas que aquí se designó SR, y $NDWI = (NIR_{857}-SWIR_{1241})/(NIR_{857}+SWIR_{1241})$, especialmente bajo condiciones de cobertura $> 70\%$. Destacan que tal comportamiento se explica porque son los IV que responden mejor no sólo a la estructura de la canopia sino también al contenido de agua, lo que se deduce al presentar una relación menos estrecha con el NDVI en comparación a los indicadores formulados a partir de las bandas SWIR. Para los datos no clasificados, en cambio, obtienen niveles de ajuste similares o incluso más bajos que los presentados en la Tabla 5a.19.

Influencia del estrés hídrico en la relación IV-CAV_m.

Más allá de discutir sobre la naturaleza de la relación IV-CAV_m, que varía de acuerdo al IV utilizado, existe una marcada dispersión en los datos que es necesario analizar con mayor detalle. Conociendo que las observaciones proceden de dos situaciones marcadamente contrastantes respecto a la disponibilidad de agua, se procuró esclarecer esta diversidad diferenciando al conjunto de datos de acuerdo a su origen, según el agrupamiento de lotes que surgen de la Figura 5a.26. La clasificación de las observaciones

en base a la condición de humedad del suelo durante el ciclo permite diferenciar dos comportamientos distintos, siendo sistemáticamente más bajos los valores de CAV_m del grupo de lotes que experimentó falta de agua (sel 2), como presenta la Figura 5a.29.

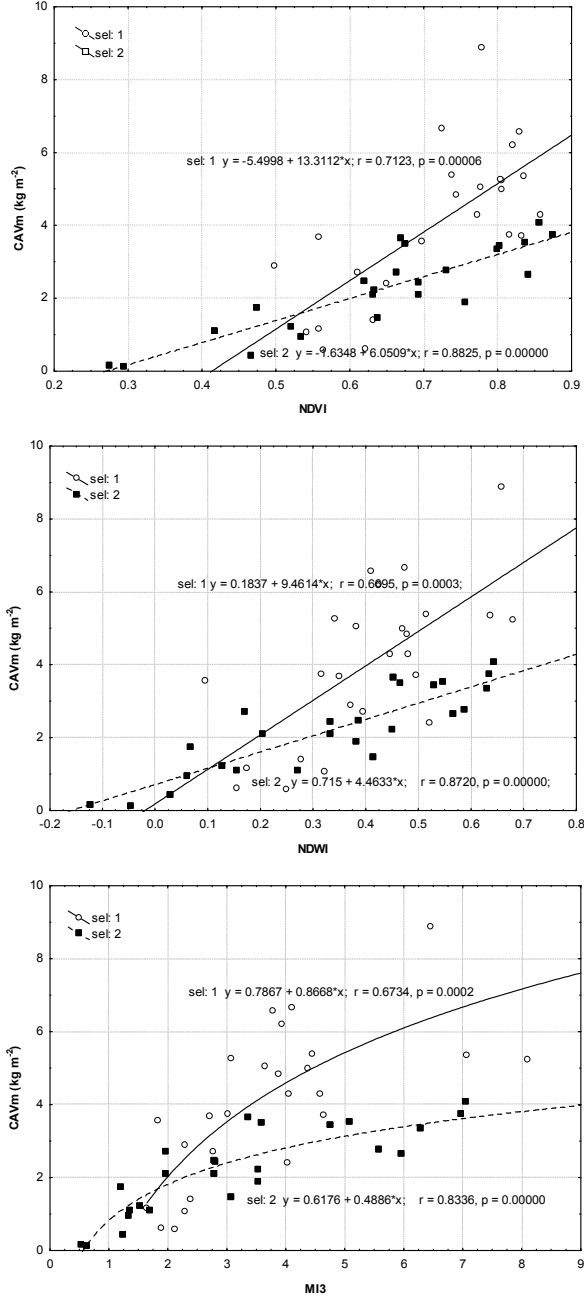


Figura 5a.29: Relación entre distintos IV (NDVI, NDWI y MI3) y el contenido de agua de la canopia de maíz (CAV_m) en dos grupos de lotes clasificados de acuerdo al contenido de agua durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. sel 1 (sel 2) se refiere al grupo de lotes con mayor (menor) contenido de agua.

El análisis realizado a partir de distintos IV, como muestra la Figura 5a.29, permite observar que los valores de CAV_m para el grupo de lotes más afectado por la falta de agua ocurren siempre por debajo de $4,5 \text{ kg m}^{-2}$ (curva inferior), en tanto las estimaciones del grupo menos afectado por la sequía alcanzan valores máximos aproximadamente de 6 kg m^{-2} (curva superior). De esta forma, si bien los indicadores espectrales traducen con cierta aproximación la variación en el contenido de agua de la canopia de maíz durante el ciclo del cultivo, el comportamiento es confuso en la medida que un mismo valor de IV expresa por igual el contenido de agua de canopias de maíz afectados por sequía y de cultivos más hidratados, dando lugar a una diferencia que se hace más acentuada a medida que el valor del índice se acrecienta. Este contraste es similar al que presentan Anderson *et al.* (2004) y Chen *et al.* (2005) cuando analizan simultáneamente la variación del contenido de agua de conopeos de maíz (más elevados) y de soja (más bajos) para un mismo valor del IV.

El punto de quiebre, que establece el uso alternativo de una u otra función lineal, puede ser calculado de manera automática por el procedimiento o, en su defecto, adoptar un valor en base a algún otro criterio que, en función al análisis precedente, se consideró igual a $4,5 \text{ kg m}^{-2}$. El análisis se planteó en dos instancias sucesivas de modo tal que, en la primera, fueron calibrados los modelos de estimación, utilizando las observaciones de 8 lotes; y, en la segunda, se verificaron los resultados obtenidos con la información de los 2 restantes (uno de cada grupo). Los modelos producidos se reseñan en la Tabla 5a.20, en tanto la relación entre los valores observados y estimados a partir de distintos IV que surge de la prueba de verificación, se presenta en la Figura 5a.30.

Los modelos obtenidos con esta metodología producen resultados que son más apropiados, como se puede apreciar en los diagramas de dispersión de la Figura 5a.30 para cada uno de los IV, con valores estimados cercanos a la recta de identidad y desvíos bien distribuidos a lo largo de todo el rango de variación. Tanto los valores inferiores como superiores a $4,5 \text{ kg m}^{-2}$ quedan perfectamente alineados respecto a la recta 1:1, aunque con una tendencia de sobreestimación para valores bajos de CAV_m . Además, tanto en la etapa de estimación como en la de verificación los modelos alcanzan coeficientes de ajuste que

explican alrededor de 80% de la variabilidad de CAV_m , aumentando apreciablemente la capacidad que habían demostrado los modelos simples de la Tabla 5a.19.

Tabla 5a.20: Coeficientes de correlación y regresión de los modelos bilineares obtenidos para estimar el contenido de agua de la vegetación (CAV_m) a partir de distintos IV (NDVI, NDWI y MI3), durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. MI3 se transformó a su expresión logarítmica.

R²	(O-E)²		b0	b1	b0	b1	Quiebre
NDVI							
0,790	29,728	Valor	-1,812	6,657	8,524	-3,462	4,50
		Error Est.	0,727	1,118	7,349	9,443	
		t(35)	-2,491	5,952	1,160	-0,367	
		nivel de p	0,018	0,000	0,254	0,716	
NDWI							
0,788	30,019	Valor	0,823	4,984	3,230	5,288	4,50
		Error Est.	0,328	0,888	1,449	2,879	
		t(35)	2,510	5,613	2,229	1,837	
		nivel de p	0,017	0,000	0,032	0,075	
Ln(MI3)							
0,807	27,366	Valor	0,837	1,707	3,344	1,661	4,50
		Error Est.	0,298	0,273	1,598	1,048	
		t(35)	2,811	6,257	2,093	1,585	
		nivel de p	0,008	0,000	0,044	0,122	

Referencias: b0 (ordenada) y b1 (pendiente) son los coeficientes de regresión; R² es el coeficiente de determinación; (O-E)² se refiere a la sumatoria del cuadrado de los residuos.

La respuesta dual que se suscita entre los IV y CAV_m , cuando se integran al análisis datos de cultivos bien hidratados y en estado de estrés, se puede explicar por las diferencias de materia seca, IAF y cobertura, entre otros factores probables, que existen entre los diferentes sectores. De esta forma, queda en evidencia la complejidad de la respuesta radiométrica en términos de la interacción entre los distintos componentes estructurales, tanto a nivel foliar como de la canopia, y aquellos relacionados con el contenido y potencial de agua de los tejidos (Serrano *et al.*, 2000; Fensholt y Sandholt, 2003; Claudio *et al.*, 2006). La condición de estrés por déficit hídrico es influenciada por diversos factores: humedad del suelo, temperatura/evapotranspiración de la canopia, contenido y potencial de agua foliar que, de manera interdependiente, reducen el crecimiento del vegetal (Ghulam *et al.*, 2008).

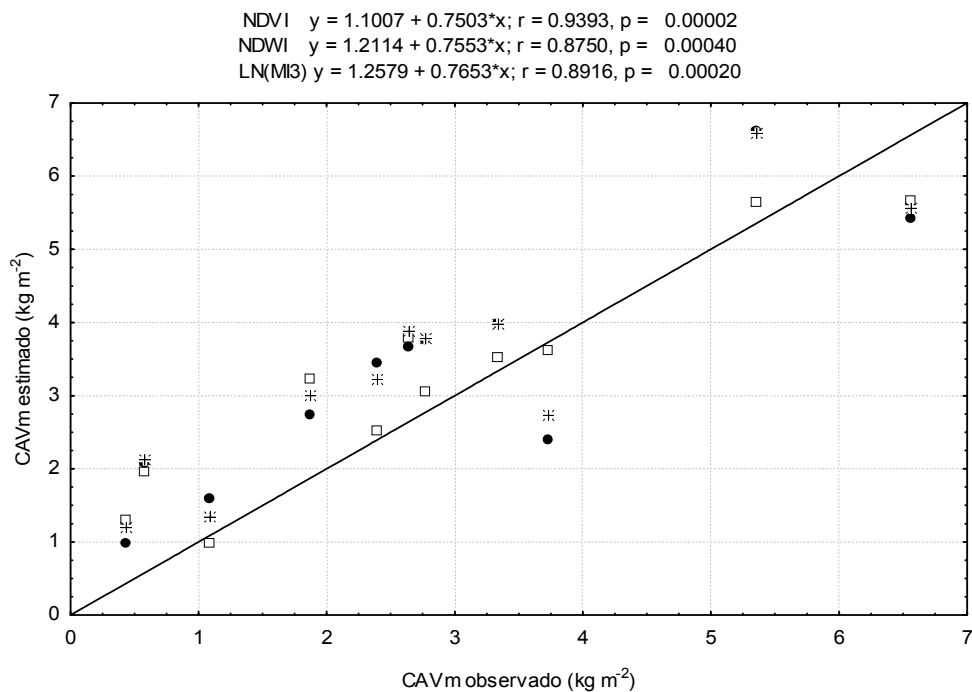


Figura 5a.30: Valores observados del contenido de agua de la vegetación en maíz (CAV_m) y estimados a partir de distintos modelos que utilizan IV como variables independientes para los lotes 1 y 3, en Córdoba, Argentina, durante 2005-2006. Los modelos se obtuvieron utilizando la técnica piecewise de pendientes parciales y un punto de quiebre de $4,5 \text{ kg m}^{-2}$.

La técnica utilizada, además de explicar el comportamiento dual observado, permite obtener expresiones robustas para estimar el CAV_m con niveles de precisión similares a los alcanzados por Anderson *et al.* (2004), Jackson *et al.* (2004) y Chen *et al.* (2005), pero utilizando información espectral de un satélite de resolución moderada. Tales modelos no sólo describen satisfactoriamente la variación de CAV_m durante el ciclo completo del cultivo, sino que además han sido desarrollados integrando la información de ambientes con un marcado contraste de humedad, lo que influyó tanto sobre los componentes estructurales de hojas y canopia, como en aquellos relacionados con la hidratación de los tejidos. Si se considera que sólo los cultivos bien hidratados pueden presentar un CAV_m superior a $4,5 \text{ kg m}^{-2}$, todas las observaciones/estimaciones que muestra la Figura 7 con tales valores proceden exclusivamente del sector que resultó menos afectado por el estrés hídrico.

En lo que respecta a la sensibilidad de las bandas de absorción de agua SWIR, se pone de manifiesto que la información radiométrica de AQUA-MODIS integrada en distintos índices de vegetación, produce estimaciones iguales o ligeramente inferiores a las que se obtienen con el NDVI, pero a partir de datos que tienen menor resolución espacial. Expresado en términos especulativos, el aumento en la resolución espacial de las bandas de absorción de agua podría redundar en un incremento del nivel de ajuste, similar a lo que muestra la Figura 5a.28 al analizar la influencia del nivel de resolución para estimar CAV_m a partir de NDVI. También debe ser considerado que los modelos obtenidos tienen mayor fortaleza explicativa que predictiva, por cuanto requieren utilizar información adicional sobre el contenido de agua de la canopia, lo que limita su alcance en términos operativos en tanto exigen la utilización de información de campo complementaria.

Contraste entre el indicador satelital de la humedad de la canopia de maíz y el contenido de agua del suelo.

Considerando la continuidad hídrica del sistema suelo-planta-atmósfera, la condición de sequía que experimentaron de manera más intensa 5 de los 10 lotes (Grupo 2) podría explicarse estableciendo la relación entre el contenido hídrico que presentó la canopia de maíz y las observaciones de la humedad de suelo a lo largo del ciclo de cultivo hasta 0,8 m de profundidad. Además, aprovechando la ventaja que supone disponer de un procedimiento de balance hidrológico validado respecto a las mediciones de humedad de suelo, se abre la posibilidad no sólo de analizar de manera continua la dinámica temporal de humedecimiento y desecamiento, sino también de revisar en forma más exhaustiva lo que sucede en la totalidad del perfil explorado por las raíces. Para tal propósito, la Figura 5a.31 muestra la variación del contenido de agua en maíz y en el suelo, respecto a la suma térmica desde siembra para el conjunto de lotes del estudio clasificados en dos grupos: Grupo 1 y Grupo 2, con valores de humedad del suelo por encima y por debajo de la media general, respectivamente. Las funciones de ajuste sólo se trazaron en la figura para representar el comportamiento generalizado de cada grupo.

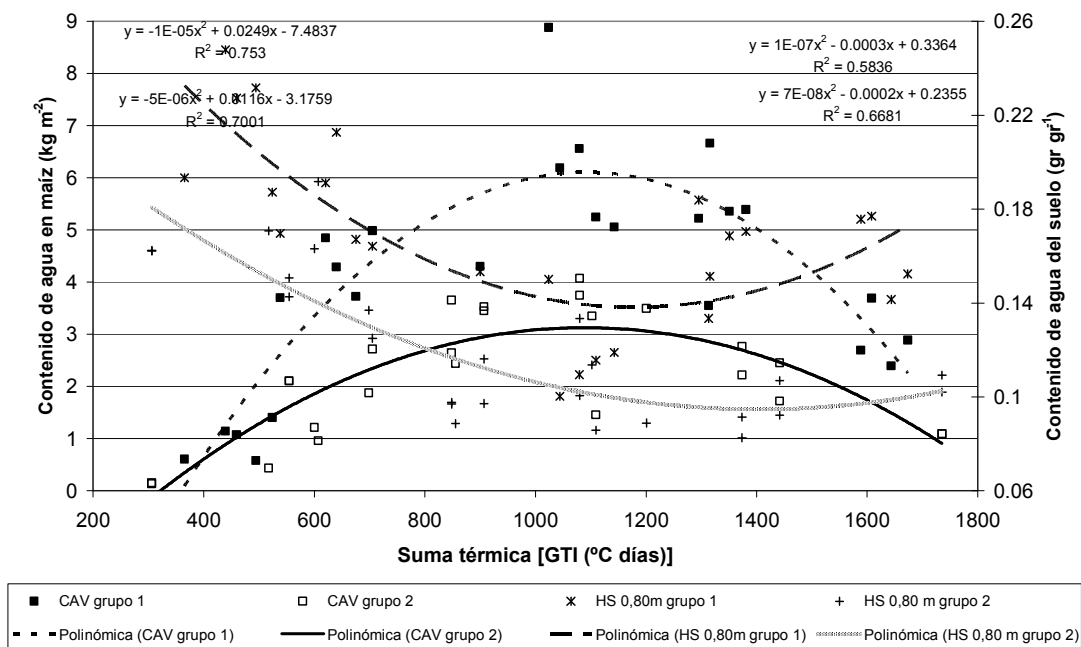


Figura 5a.31: Relaciones entre los contenido de agua en maíz (CAV_m) y del suelo (HS) a 0,80 m, con respecto a la suma térmica desde la siembra para el conjunto de lotes del estudio, divididos en dos grupos, durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. Grupo 1 (Grupo 2) con valores de humedad del suelo por encima (debajo) de la media general.

Explorando con mayor profundidad la relación de la Figura 5a.26, el análisis simultáneo del contenido de agua de la canopia de maíz y del suelo a 0,80 m (Figura 5a.31) muestra un comportamiento inverso a lo largo el ciclo. Si bien la variación del contenido de agua de la planta y del suelo para cada grupo de lotes siguen tendencias similares, de acuerdo a las respectivas funciones de ajuste polinómicas cuyas expresiones y R^2 se incluyen también en la Figura 5a.31, los cultivos más afectados por la sequía presentaron un contenido de agua en el suelo sistemáticamente menor respecto al otro grupo, lo que se traduce en valores de contenido de agua de la canopia también más reducidos. La diferencia del CAV_m entre ambos grupos no es uniforme, sino que aumenta desde la emergencia y alcanza la mayor expresión aproximadamente alrededor de 1000-1100 °C días, en el momento que el cultivo de maíz presenta su mayor expansión foliar próximo a la floración, para luego decrecer durante la maduración (Viña *et al.*, 2004).

El CAV_m de los lotes menos afectados por sequía (grupo 1) son similares a los valores máximos reportados por distintos autores (Anderson *et al.*, 2004; Chen *et al.*, 2005), lo que constituye una verificación de la condición hídrica más favorable que experimentaron los cultivos de este grupo, como lo es también la elevada producción de biomasa que alcanzaron (Figura 5a.26).

Fensholt y Sandholt (2003) presentaron relaciones entre un indicador satelital del estrés de agua (SIWSI-MODIS)) y el contenido volumétrico de agua del suelo señalando que, para condiciones pluviométricas que aseguren el crecimiento mínimo de la vegetación, el indicador satelital de estrés basado en los canales del infrarrojo medio representa fielmente (de manera exponencial inversa por la configuración del indicador) la variación en el contenido de agua del suelo a 10 cm de profundidad. De esta forma, el contenido más elevado de agua en el suelo, correspondiente a un valor mínimo (más elevado) del indicador satelital de estrés, se asoció en forma convincente con los valores más altos del contenido de agua foliar de las gramíneas anuales que predominan en ese ambiente. Dicho comportamiento contrasta absolutamente con el de esta experiencia, ya que el aumento de CAV_m se corresponde con un progresivo agotamiento de contenido de agua del suelo, de forma tal que el perfil edáfico muestra su valor mínimo a 0,80 m de profundidad aproximadamente cuando los cultivos de maíz presentan los valores más elevados de CAV_m (Figura 5a.31).

Para analizar con más detalle este comportamiento inverso, la Figura 5a.32 muestra la relación entre el contenido de agua del suelo observado en el perfil 0-0,8 m y de la vegetación en los lotes 1 y 3, para representar el comportamiento de cada grupo, y que fueron utilizados para la prueba de verificación de la Figura 5a.30. El CAV_m corresponde tanto a valores observados como estimados con los modelos de la Tabla 5a.20, es decir con valores obtenidos a partir de información satelital ($MI3_{2130}$). Si bien sólo la información del lote 3 (grupo 2) alcanzaría significación estadística más concluyente, es importante rescatar, además del evidente comportamiento inverso, que la estimación satelital de CAV_m a partir de la metodología aplicada produce resultados poco satisfactorios cuando el contenido de agua del suelo es menos limitante, como sucede en el lote 1. A pesar que cada conjunto de puntos y funciones de ajuste presentan una localización bien diferenciada en el

diagrama de dispersión (las observaciones junto a las estimaciones del respectivo grupo), mientras en el lote 3 se observa una sobreestimación sistemática de CAV_m , la relación en el lote 1 expresa, en cambio, sólo una tendencia general.

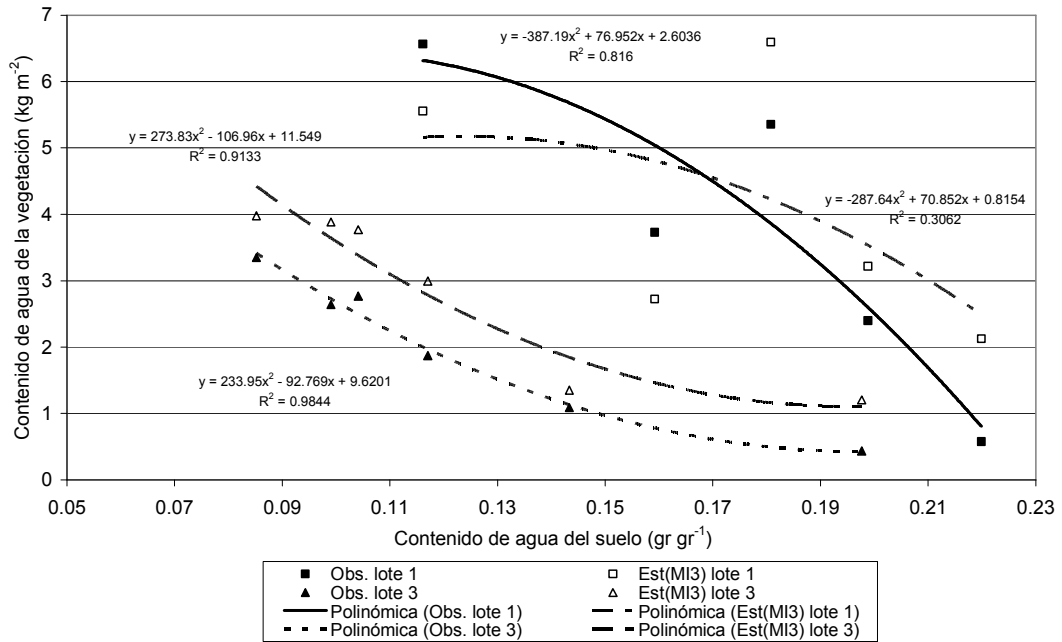


Figura 5a.32: Relación entre el contenido de agua del suelo (0-0,80 m) y de la vegetación, tanto observados como estimados con los modelos de la Tabla 5a.20, en los lotes 1 (Grupo 1) y 3 (Grupo 2).

A los efectos de explicar el mayor valor de CAV_m cuando el suelo en su estrato superior presenta los valores más bajos de disponibilidad de agua, junto con la información de la Figura 5a.32 es necesario considerar la condición hídrica del perfil edáfico completo, ya que en los suelos de esta región el cultivo de maíz se puede abastecer de agua a profundidades que superan 0,80 m (Dardanelli *et al.*, 1997). En virtud que las observaciones de la humedad del suelo fueron realizadas sólo hasta esa profundidad, para analizar este supuesto se implementó un procedimiento de balance hidrológico (Raes, 2002; Raes *et al.*, 2006) para simular la dinámica del agua y estimar el contenido de agua a lo largo del ciclo a mayor profundidad. El coeficiente de correlación entre el contenido de humedad observado en el perfil 0-0,8 m y el estimado por el balance hidrológico fue 0,93

en el lote 1, y aumentó a 0,98 en el lote 3 ($P < 0,01$), lo que indica el buen desempeño de la técnica de balance.

Los resultados que muestran la variación del contenido de agua observado y estimado se presentan en la Figura 5a.33. Esta información gráfica muestra que el cultivo de maíz en el lote 1 (grupo 1) pudo mantener valores elevados de CAV_m porque si bien el suelo reduce su contenido hídrico hasta los 0,80 m, a mayor profundidad (0,80-1,20 m) el contenido de agua le permite un abastecimiento normal. En el lote 3 (grupo 2), en cambio, no sólo existe menos agua en el estrato superior durante todo el ciclo, sino que el perfil se presenta casi agotado hasta 1,20 m de profundidad en el momento de máxima expansión foliar, lo que explica probablemente el menor CAV_m de este cultivo.

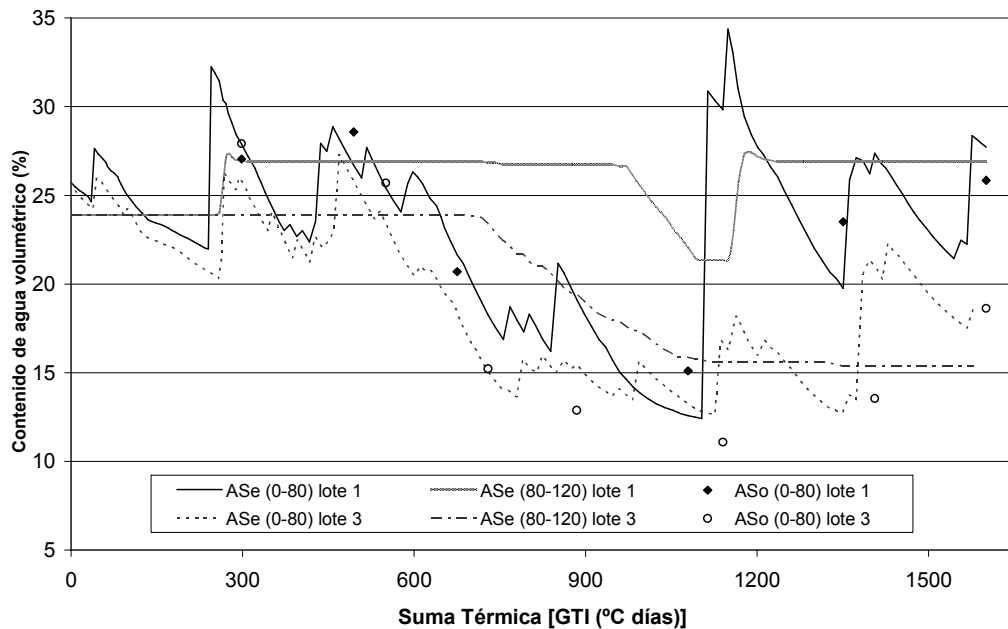


Figura 5a.33: Variación del contenido de agua estimado (ASe) y observado (ASo) a distintas profundidades con respecto a la suma térmica desde la siembra en los lotes 1 (Grupo 1) y 3 (Grupo 2).

Procedimiento para determinar Índice de Estrés Hídrico de la Vegetación (VWSI) a partir de AQUA MODIS.

La utilización de agua por el cultivo para cumplir las funciones de refrigeración y crecimiento a partir del proceso de evapotranspiración (ET), está directamente relacionada con la temperatura foliar o de la canopia y la humedad del suelo. Jackson *et al.* (1977) desarrollaron un índice destinado a detectar estrés hídrico, a partir de la normalización de la diferencia entre la temperatura de la canopia y la temperatura del aire ($T_c - T_a$). Al transpirar normalmente, se asume que la evaporación del agua enfría las hojas del cultivo por debajo de la temperatura del aire. Por el contrario, una tasa reducida de transpiración conduce al aumento de T_c por encima de T_a . Este concepto de monitoreo térmico ha sido desarrollado para detectar la condición de estrés hídrico en forma satelital en distintos estudios destinados a determinar la necesidad de riego (Alves y Pereira, 2000; Jones *et al.*, 2002; Leinonen y Jones, 2004; Park, 2004).

El desarrollo de índices de vegetación destinados a evaluar la condición del contenido de agua del cultivo (FMC), debería centrarse en las longitudes de onda NIR, SWIR o indicadores derivados de la reflectancia espectral de esas regiones (Bowyer y Danson, 2004). En el caso de AQUA-MODIS, el producto MYD13Q1 provee las bandas NIR_{858} , de 250 m, y $SWIR_{2130}$, de 500 m de resolución, respectivamente, y el espacio espectral para los días en que se midió FMC revela, como muestra la Figura 5a.34, una forma trapezoidal característica (Ghulam *et al.*, 2007; 2008).

Así, del trazado de estas líneas emerge con claridad el espacio trapezoidal y, de la intercepción de las mismas, quedan delineados 4 vértices: A, B, C y D. De acuerdo a Ghulam *et al.* (2008), el punto A describe una condición hipotética de cobertura completa para vegetación bien hidratada; el punto B indicaría la condición de cobertura completa con bajo contenido de agua; el punto C representa el suelo desnudo para condiciones húmedas; y el punto D, por último, corresponde al suelo desnudo en condiciones secas. Para un punto determinado dentro del trapecio (G), que presenta una condición particular de cobertura o biomasa, los límites de máxima y de mínima respecto al contenido de agua de la vegetación, permiten expresar el índice de estrés hídrico como: EG/EF , a partir de la combinación de paralelas y perpendiculares a la línea de base. El índice VWSI describe de manera proporcional el nivel de estrés hídrico de la canopia, en lugar del contenido de agua, y es una expresión de interés agrícola para monitorear la condición de sequía. La

Figura 5a.35 presenta las relaciones obtenidas utilizando la información radiométrica de los canales SWIR y NIR de AQUA-MODIS y la verdad de campo de los cultivos de maíz respecto al estado de hidratación de la canopia, que se expresó tanto a partir de FMC como de CAV_m .

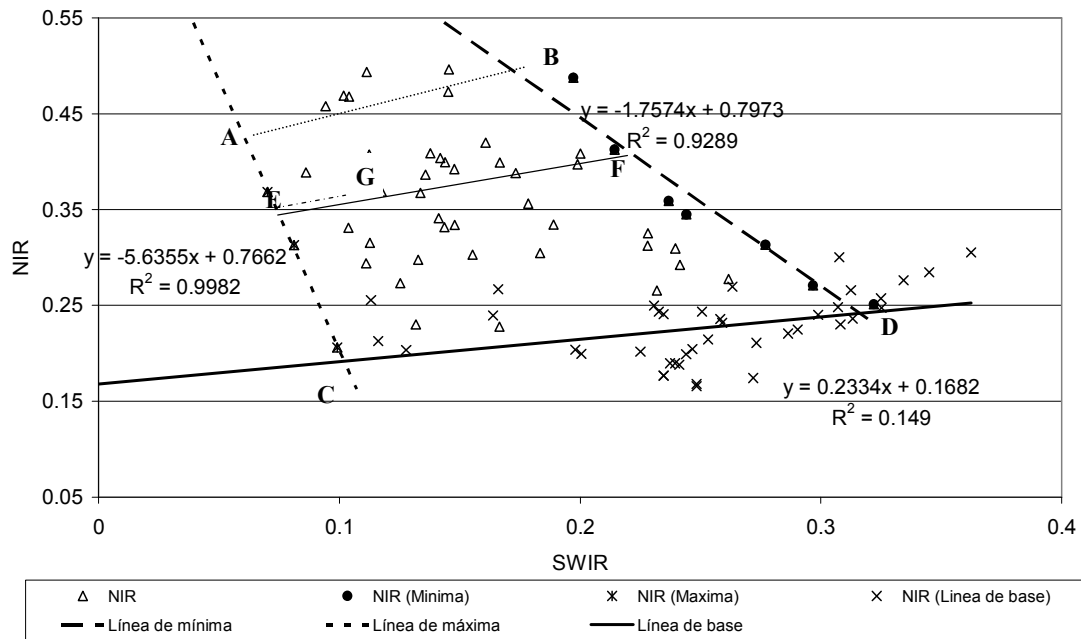


Figura 5a.34: Diagrama de dispersión de la relación entre NIR y SWIR correspondiente a los días de las mediciones de FMC en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. EG y EF son los segmentos utilizados para obtener el valor del índice de estrés de acuerdo a la expresión EG/EF.

Los valores más bajos del índice corresponden a aquellas mediciones de reflectancia de los canales SWIR y NIR que se encuentran próximos a la curva de máxima (ver Figura 5a.34). Lo opuesto vale para los niveles más altos del indicador, en que la reflectancia SWIR y NIR está próxima a la línea de mínima. De acuerdo a la lógica de este indicador, la ausencia de estrés (valores reducidos) está asociada a una canopia bien hidratada, tal como muestran Ghulam *et al.* (2008) en trigo, utilizando un modelo logarítmico inverso para representar la condición de estrés. Siempre en términos de FMC pero en contra de estas expectativas, VWSI no representó la condición de estrés hídrico en los cultivos de maíz monitoreados en Córdoba durante el ciclo 2005-2006 y, por el

contrario, se obtuvo una relación exponencial positiva respecto al indicador satelital, resultado que contrasta absolutamente con el concepto propuesto por Ghulam *et al.* (2008). El desempeño del índice es más razonable, en cambio, cuando se lo utiliza para analizar la variación del CAV porque, a pesar de la considerable dispersión existente, el indicador muestra un decrecimiento del contenido de agua a medida que incrementa su valor y, con ello, la intensidad de estrés.

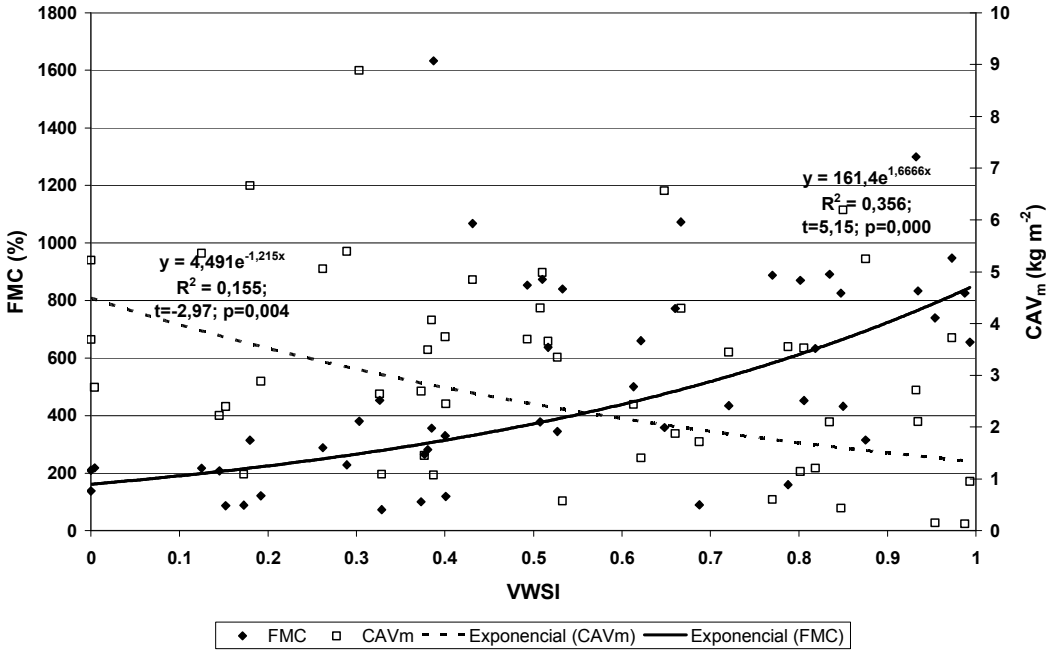


Figura 5a.35: Relación entre el índice de sequía VWSI y el estado de hidratación de la canopia de maíz, expresado como contenido de humedad del combustible (FMC = ((PF-PS)/PS) 100) y contenido de agua de la vegetación ((PF-PS)/A).

CONCLUSIONES

Las bandas espectrales de los productos AQUA-MODIS presentan una capacidad limitada para estimar el contenido de agua del cultivo de maíz (CAV_m) al nivel de lote en una región de producción de la provincia de Córdoba, Argentina. Por su mayor resolución espacial, la información que se produce con el producto MYD13Q1 iguala o mejora a la obtenida a partir de MYD09A1.

Los IV que incorporan las bandas del infrarrojo medio (SWIR) para aprovechar su capacidad de absorción de agua, no presentan un comportamiento superior al que alcanza el NDVI del producto MYD13Q1 a los efectos de evaluar la condición de hidratación del canopeo de maíz. No obstante, cuando se compara el desempeño de estas bandas SWIR, la correlación fue sistemáticamente mayor al utilizar SWIR₂₁₃₀, de lo que se deduce la conveniencia de incluirla a fin de estimar esta propiedad, como lo hace precisamente el producto MYD13Q1.

Se determinó una relación no lineal entre el CAV_m y el NDVI, similar al efecto de saturación que este presenta con la biomasa o el IAF de maíz. Al analizar esta relación a partir de un método no lineal, se verificó que un modelo bilineal con un punto de quiebre en 4,5 kg m⁻² explica alrededor de 80% de la variabilidad de CAV_m, mejorando ostensiblemente la capacidad de estimación respecto a los métodos lineales tradicionales.

La importante dispersión de la relación IV x CAV_m pone en evidencia la complejidad de la respuesta radiométrica en términos de la interacción entre los distintos componentes estructurales, tanto a nivel foliar como de la canopia, y aquellos relacionados con el contenido y potencial agua de los tejidos. Esto, junto a la intensa variación de las condiciones micrometeorológicas diarias y estacionales que determinan patrones diversos de transpiración, repercuten en la arquitectura foliar y modifican la firma espectral del cultivo. La falta de estandarización respecto a la hora de la medición de CAV_m también pudo contribuir a incrementar la dispersión. En este contexto, cuando la información espectral de AQUA-MODIS se aplicó para identificar la ocurrencia de estrés hídrico en maíz, el índice de sequía VWSI resultó una alternativa insuficiente o incierta.

BIBLIOGRAFÍA

- Allen, R.G., L.S. Pereira, D. Raes, and M. Smith, 1998. Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop requirements. Irrigation and Drainage Paper, vol. 56. Rome, Italy: FAO.
- Alves, I., and L.S. Pereira, 2000. Non-water-stressed baselines for irrigation scheduling with infrared thermometers: a new approach. Irrigation Sci. 19:101-106.

- Anderson, M.C., C.M.U. Neale, F. Li, J.M. Norman, W.P. Kustas, H. Jayanthi, and J. Chavez, 2004. Upscaling ground observation of vegetation water content, canopy height, and leaf area index during SMEX02 using aircraft and Landsat imagery. *Remote Sens. Environ.* 92:447-464.
- Belmans, C., J.G. Wesseling, and R.A. Feddes, 1983. Simulation of the water balance of a cropped soil: SWATRE. *J. of Hydrol.* 63:271-286.
- Bergamaschi, H., G.A. Dalmago, F. Comiran, J.I. Bergonci, A.G. Müller, S. França, A.O. Santos, B. Radin, C.A. Menegassi Bianchi, e P.G. Pereira, 2006. Deficit hídrico e produtividade na cultura do milho. *Pesq. Agropec. Bras.* 41(2):243-249.
- Bowyer, P., and F.M. Danson, 2004. Sensitivity of spectral reflectance to variation in live fuel moisture content at leaf and canopy level. *Remote Sens. Environ.* 92(3): 297-308.
- Cayrol, P., A. Chehbouni, L. Kergoat, G. Dedieu, P. Mordelet, and Y. Nouvellon, 2000. Grassland modeling and monitoring with SPOT-4 VEGETATION instrument during the 1997–1999 SALSALSA experiment. *Agricultural and Forest Meteorology* 105:91-115.
- Ceccato, P., S. Flasse, S. Tarantola, S. Jacquemond, and J. Gregoire, 2001. Detecting vegetation water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sens. Environ.* 77:22-33.
- Ceccato, P., N. Gobron, S. Flasse, B. Pinty, and S. Tarantola, 2002a. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: part 1-Theoretical approach. *Remote Sens. Environ.* 82(2–3):188-197.
- Ceccato, P., S. Flasse, and J. Gregoire, 2002b. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: Part 2. Validation and applications. *Remote Sens. Environ.* 82:198-207.
- Chang, K-W., Y. Shen, and J-C. Lo, 2005. Predicting Rice Yield Using Canopy Reflectance Measured at Booting Stage. *Agron. J.* 97:872-878.
- Chen, D., and W. Brutsaert, 1998. Satellite-sensed distribution and spatial patterns of vegetation parameters over tall grass prairie. *Journal of Atmospheric Sciences* 55:1225-1238.
- Chen, D., T.J. Jackson, F. Li, M.H. Cosh, C. Walthall, and M. Anderson, 2003. Estimation of vegetation water content for corn and soybeans with a Normalized Difference Water Index (NDWI) using Landsat Thematic Mapper data. *Proceeding of International Geosciences and Remote Sensing Symposium, 2003 (IGARSS'03)* (pp. 2853–2856). New York, USA' Institute of Electrical and Electronics Engineers.
- Chen, D.Y., J.F. Huang, and T.J. Jackson, 2005. Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near- and short-wave infrared bands. *Remote Sens. Environ.* 98(2–3):25-236.
- Claudio, H.C., Y. Cheng, D.A. Fuentes, J.A. Gamon, H. Luo, W. Oechel, H-L Qiu, A.F. Rahman, and D.A. Sims, 2006. Monitoring drought effects on vegetation water content and fluxes in chaparral with the 970 nm water band index. *Remote Sens. Environ.* 103:304-311.
- Cohen, W., 1991. Response of vegetation indices to changes in three measures of leaf water stress. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 57:195-202.
- Coyne, P.I., R.M. Aiken, S.J. Maas, and F.R. Lamm, 2009. Evaluating YieldTracker forecasts for maize in western Kansas. *Agron J.* 101:671-680.
- Dardanelli, J.D., O.A. Bachmeier, R. Sereno, and R. Gil, 1997. Rooting depth and soil water extraction patterns of different crops in a silty loam Haplustoll. *Field Crop Research* 54:29-38.

- Di Bella, C.M., C.M. Rebella, and J.M. Paruelo, 2000. Evapotranspiration estimates using NOAA AVHRR imagery in the Pampa region of Argentina. *Int. J. Rem. Sens.* 21:791-797.
- Earl, H.J., and R.F. Davis, 2003. Effect of drought stress on leaf and whole canopy radiation use efficiency and yield of maize. *Agron. J.* 95:688-696.
- Edwards, J.T., L.C. Purcell, and E.D. Vories, 2005. Light interception and yield potential of short-season maize (*Zea mays* L.) hybrids in the midsouth. *Agron. J.*, 97:225-234.
- EOS, 2006. *NASA Earth Observing System data gateway*. Disponible en: <http://edcimswww.cr.usgs.gov/pub/imswelcome/>.
- Fensholt, R., and I. Sandholt, 2003. Derivation of a shortwave infrared water stress index from MODIS near- and shortwave infrared data in a semiarid environment. *Remote Sens. Environ.* 87(1):111-21.
- Gao, B.C., 1996. NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sens. Environ.* 58(3):257-266.
- Ghulam, A., Z. Li, Q. Qin, Q. Tong, J. Wang, A. Kasimu, and L. Zhu, 2007. A method for canopy water content estimation for highly vegetated surfaces-shortwave infrared perpendicular water stress index. *Sci. Chin. Ser. D: Earth Sci.* 50:1359-1368.
- Ghulam, A., Z. Li, Q. Qin, H. Yimit, and J. Wang, 2008. Estimating crop water stress with ETM+ NIR and SWIR data. *Agric. Forest Meteorol.* 148:1679-1695.
- González Piqueras, J., 2006. Evapotranspiración de la cubierta vegetal mediante la determinación del coeficiente de cultivo por teledetección. Extensión a escala regional: Acuífero 08-29 Mancha Oriental. Tesis Doctoral. Departamento de Física de la Tierra y Termodinámica. Facultad de Física, Universidad de Valencia. Valencia, España.
- Hartmann, T., C. Di Bella, and P. Oricchio, 2003. Assessment of the possible drought impact on farm production in the SE of the province of Buenos Aires, Argentina. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 57:281-288.
- Huete A., K. Didan, T. Miura, E.P. Rodríguez, X. Gao, and L.G. Ferreira, 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.*, 83:195-213.
- Hunt Jr., E.R., N.B. Rock, and P.S. Nobel, 1987. Measurement of leaf relative water content by infrared reflectance. *Remote Sens. Environ.* 22:429-435.
- Hunt Jr., E.R., and B.N. Rock, 1989. Detection of changes in leaf water content using near- and middle-infrared reflectances. *Remote Sens. Environ.* 30(1):43-54.
- Irmak, S., D.Z. Haman, and R. Bastug, 2000. Determination of crop water stress index for irrigation timing and yield estimation of corn. *Agron. J.* 92:1221-1227.
- Jackson, R.D., S.B. Idso, R.J. Reginato, and W.L. Ehler, 1977. Crop temperature reveals stress. *Crop Soils* 29:10-13.
- Jackson, R.D., S.B. Idso, R.J. Reginato, and P.J. Pinter, Jr. 1981. Canopy temperature as a crop water stress indicator. *Water Resour. Res.* 17:1133-1138.
- Jackson, T.J., D. Chen, M. Cosh, F. Li, M. Anderson, C. Walthall, P. Doriaswamy, and E.R. Hunt, 2004. Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. *Remote Sens. Environ.* 92:475-482.
- Jarsún, B., J. Gorgas, E. Zamora, H. Bosnero, E. Lovera, A. Ravelo, y J. Tassile, 2006. Los suelos de Córdoba. Agencia Córdoba Ambiente e Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria, EEA Manfredi. Córdoba, Argentina.

- Jones, H.G., M. Stoll, T. Santos, C. de Sousa, M.M. Chaves, and O.M. Grant, 2002. Use of infrared thermography for monitoring stomatal closure in the field: application to grapevine. *J. Exp. Bot.* 53:2249-2260.
- Lacape, M.J., J. Wery, and D.J.M. Annerose, 1998. Relationships between plant and soil water status in five field-grown cotton (*Gossypium hirsutum* L.) cultivars. *Field Crops Res.* 57:29-43.
- Leinonen, I., and H.G. Jones, 2004. Combining thermal and visible imagery for estimating canopy temperature and identifying plant stress. *J. Exp. Bot.* 55 (401):1423-1431.
- Monteith, J.L., 1977. Climate and the efficiency of crop production in Britain. *Phil. Trans. R. Soc. Lond.*; 281:277-294.
- Moran, M.S., T.R. Clarke, Y. Inoue, and A.A. Vidal, 1994. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sens. Environ.* 49:246-263.
- Moran, M.S., Y. Inoue, and E.M. Barnes, 1997. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. *Remote Sens. Environ.* 61:319-346.
- Müller, A.G., e H. Bergamaschi, 2005. Eficiências de interceptação, absorção e de uso da radiação fotossinteticamente ativa pelo milho (*Zea mays* L.), em diferentes disponibilidades hídricas. *Revista Brasileira de Agrometeorologia* 13:27-33.
- Myneni, R.B., R.R. Nemani, and S.W. Running, 1997. Algorithm for the estimation of global land cover, LAI and FPAR based on radiative transfer models. *IEEE Trans. Geosc. Remote Sens.* 35:1380-1393.
- Nepomuceno, A.L., D.M. Oosterhuis, and J.M. Stewart, 1998. Physiological responses of cotton leaves and roots to water deficit induced by polyethylene glycol. *Environ. Exp. Bot.* 40:29-41.
- Osborne, S.L., J.S. Schepers, D.D. Francis, and M.R. Schlemmer, 2002. Use of spectral radiance to estimate in-season biomass and grain yield in nitrogen- and water-stressed corn. *Crop Sci.* 42:165-171.
- Palmer, K.F., and D. Williams, 1974. Optical properties of water in the near infrared. *Journal of the Optical Society of America* 64:1107-1110.
- Park, S-Y., 2004. Development of a Drought Detection Indicator using MODIS Thermal Infrared Data. *Korean Journal of Remote Sensing* 20:1-11.
- Peñuelas, J., I. Filella, C. Biel, L. Serrano, and R. Save, 1993. The reflectance at the 950–970 nm region as an indicator of plant water status. *Int. J. Rem. Sens.* 14:1887-1905.
- Prasad, A.K., L. Chai, R.P. Singh, and M. Kafatos, 2006. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 8:26-33.
- Purcell, L.C., 2000. Soybean canopy coverage and light interception measurements using digital imagery. *Crop Science*, 40:834-837.
- Raes, D., H. Lemmens, P. Van Aelst, M. Vanden Bulcke, and M. Smith. 1988. IRSIS–Irrigation scheduling information system. Volume 1. Manual. K.U.Leuven, Dep. Land Management, Reference Manual 3. 199 p.
- Raes, D., 2002. Budget. A soil water and salt balance model. Reference Manual, Version 5.0. K.U. Leuven, Faculty of Agricultural and Applied Biological Sciences. Institute for Land and Water Management. 79 p.
- Raes, D., S. Geerts, E. Kipkorir, J. Wellens, and A. Sahli, 2006. Simulation of yield decline as a result of water stress with a robust soil water balance model. *Agricultural Water Management* 81:335-357.

- Ritchie, J.T. 1972. Model for predicting evaporation from a row crop with incomplete cover. *Water Res. Research* 8:1204-1213.
- Ritchie, S.W., J. Hanway, and G.O. Benson, 1992. How a corn plant develops. Special Report No. 48 (rev). Iowa State University, Cooperative Extension Service, Ames, IA.
- Rock, B.N., J.E. Vogelmann, D.L. Williams, A.F. Vogelmann, and T. Hoshizaki, 1986. Remote detection of forest damage. *Bioscience* 36:439-445.
- Rojas, O., 2007. Operational maize yield model development and validation based on remote sensing and agro-meteorological data in Kenya. *Int. J. Rem. Sens.* 8(17):3775-3793.
- Sadrás, V.O., and P.A. Calviño, 2001. Quantification of grain yield response to soil depth in soybean, maize, sunflower, and wheat. *Agron. J.* 93:577-583.
- Schlemmer, M.R., D.D. Francis, J.F., Shanahan, and J. S. Schepers, 2005. Remotely measuring chlorophyll content in corn leaves with differing nitrogen levels and relative water content. *Agron. J.* 97:106-112.
- Seiler, R.A., F. Kogan, and J. Sullivan; 1998. AVHRR-Based vegetation and temperature condition indices for drought detection in Argentina. *Adv. Space Res.* 21:481-484.
- Serrano, L., S.L. Ustin, D.A. Roberts, J.A. Gamon, and J. Penuelas, 2000. Deriving water content of chaparral vegetation from AVIRIS data. *Remote Sens. Environ.* 74:570-681.
- Sims, D.A., and J.A. Gamon, 2003. Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance: a comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features. *Remote Sens. Environ.* 84:526-537.
- Steenhuis, T.S., M. Winchell, J. Rossing, J.A. Zollweg, and M.F. Walter, 1995. SCS Runoff equation revisited for variable-source runoff areas. *Journal of Irrigation and Drainage Eng.* 121:234-238.
- Steven, M.D., P.V. Biscoe, K.W. Jaggard, and J. Paruntu, 1986. Foliage cover and radiation interception. *Field Crop Research*, 13:75-87.
- Strachan, I.B., E. Pattey, and J.B. Boisvert, 2002. Impact of nitrogen and environmental conditions on corn as detected by hyperspectral reflectance. *Remote Sens. Environ.* 80:213-224
- Toomey, M., and L.A. Vierling, 2005. Multispectral remote sensing of landscape level foliar moisture: techniques and applications for forest ecosystem monitoring. *Can. J. For. Res.* 35:1087-1097.
- Tucker, C.J., 1980. Remote sensing of leaf water content in the near infrared. *Remote Sens. Environ.* 10(1):23-32.
- USDA, 1964. Estimation of direct runoff from storm rainfall. National Engineering Handbook, Washington DC, USA. Section 4 Hydrology, Chapter 4: 1-24.
- Viña, A., A.A. Gitelson, D.C. Rundquist, G. Keydan, B. Leavitt, and J. Schepers, 2004. Monitoring maize (*Zea mays* L.) phenology with remote sensing. *Agron. J.*, 96:1139-1147.
- Wardlow, B.D., S.L. Egbert, and J.H. Kastens, 2007. Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the U.S. Central Great Plains. *Remote Sens. Environ.* 108:290-310.
- Zarco-Tejada, P.J., C.A. Rueda, S.L. Ustin, 2003. Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods. *Remote Sens. Environ.* 85(1):109-124.

ESTIMACIÓN DEL CONTENIDO DE AGUA EN MAÍZ CON DATOS ESPECTRALES DE AQUA-MODIS: UTILIZACIÓN DE ÁRBOLES DE CLASIFICACIÓN Y REGRESIÓN

INTRODUCCIÓN

La estimación del contenido de agua de la vegetación (CAV) constituye una información de suma utilidad para diversos campos de aplicación, como en la prevención de incendios (Ceccato *et al.*, 2002; Bowyer y Danson, 2004; Danson y Bowyer, 2004; Yebra *et al.*, 2008), o la estimación del estrés hídrico, tanto para cultivos (Claudio *et al.*, 2006; Ghulam *et al.*, 2008) como en ecosistemas naturales (Fensholt y Sandholt, 2003). La determinación remota de este parámetro biofísico constituye un objetivo de interés, en particular porque la teledetección ofrece muchas ventajas y oportunidades para analizar los problemas mencionados en un contexto territorial, como así también con vistas a realizar un manejo localizado del cultivo (Walthall *et al.*, 2004).

Existen distintos procedimientos que se utilizan para estimar parámetros biofísicos de la vegetación a partir de información espectral. Walthall *et al.* (2004) clasifican los métodos para determinar el IAF en 3 categorías: (1) correlaciones empíricas entre mediciones de campo y diversos índices de vegetación espectral (IV); (2) técnicas de inversión de modelos de reflectancia; y (3) utilización de redes neuronales (NN). Por su parte, Gitelson *et al.* (2002) presentan un esquema resolutivo semejante a fin de estimar la fracción de suelo cubierto por vegetación. Con ventajas y desventajas en cada caso, estos métodos también han sido aplicados para estimar el CAV, aunque el empleo de IV y la técnica de correlación sea probablemente el más generalizado (Cheng *et al.*, 2006; 2008).

Los IV utilizados de manera preponderante para estimar CAV son aquellos que integran la información de dos canales: uno de referencia, donde el coeficiente de absorción de agua es bajo, y otro en que la absorción es moderada o alta y la penetración en el canopeo máxima (Gao, 1996). Mientras el canal IR (NIR) ha sido identificado como

una banda de referencia apropiada (Sims y Gamon, 2002), la parte del espectro del IR medio (MIR) presenta bandas con una fuerte capacidad de absorción de agua (Ceccato *et al.*, 2002; Chen *et al.*, 2005). Si bien las mediciones realizadas a partir de las bandas NIR y MIR proveen una estimación cuantitativa de CAV independiente de la influencia de la clorofila, ellas también son afectadas por la estructura y la materia seca foliar, la estructura de la canopia y el índice de área foliar (Gao, 1996; Jacquemoud *et al.*, 1996; Serrano *et al.*, 2000; Zarco-Tejada *et al.*, 2003).

Con la puesta en órbita del sensor MODIS a bordo de los satélites TERRA y AQUA, que tienen una resolución radiométrica moderada pero una frecuencia de paso diaria, se abrió la posibilidad de aplicar sus datos a la estimación del CAV (Chen *et al.*, 2005). La ventaja principal en este caso es su resolución espectral ya que, además de las bandas de uso tradicional en estudios de vegetación, posee 3 canales en el rango de longitud de onda del infrarrojo medio (MIR), centradas a 1240 nm, 1640 nm y 2130 nm, respectivamente. Estas bandas son sensibles al agua contenida en la vegetación y, a la vez, tienen una alta transmitancia con respecto al vapor de agua atmosférico (Fensholt y Sandholt, 2003).

Los modelos de correlación y regresión son empleados con frecuencia en diversas áreas de investigación, incluida la teledetección, para producir información ya sea analítica o predictiva. Sus resultados, sin embargo, no siempre alcanzan un potencial predictivo suficiente, lo que es particularmente crítico en modelos dinámicos como los utilizados para representar la acción de control de las condiciones climáticas sobre un sistema de producción a través del tiempo (Paruelo y Tomasel, 1997). La capacidad predictiva limitada en estos casos obedece a distintas razones, como la condición de inercia que poseen los sistemas productivos, la existencia de diferentes clases de no linealidad y una alta correlación entre las variables predictoras. Además, por su carácter empírico es una técnica cuya precisión es incierta cuando se la aplica bajo diversas condiciones ecológicas (Cheng *et al.*, 2006).

Lobell *et al.* (2005) señalan que el tipo de modelo utilizado para analizar los datos de productividad en una región constituye un factor importante a fin de comprender la variabilidad existente. La regresión lineal múltiple, que es un procedimiento analítico de

uso común, puede conducir a soluciones inexactas e inestables cuando se la aplica a un conjunto de datos con un gran número de variables de predicción insignificantes y la existencia de fuerte interacción entre ellas (Hastie *et al.*, 2001). Los datos que se emplean para investigar la variación del rendimiento de un cultivo presentan a menudo ambas características y, por lo tanto, el modelo de regresión lineal no siempre garantiza la mejor solución (Prasad *et al.*, 2006).

En los últimos años se han desarrollado distintas alternativas analíticas a los modelos lineales, que aprovechan la mayor potencia de cálculo disponible actualmente. Así, Prasad *et al.* (2006) utilizan una técnica no lineal a partir de un punto de quiebre y un procedimiento de optimización para elaborar modelos de estimación del rendimiento de maíz y soja. Otra de esas técnicas promisorias es el árbol de clasificación y regresión, que conceptualmente constituye una herramienta de análisis simple pero potente, cada vez más utilizada en estudios agrícolas y ecológicos (Plant *et al.*, 1999; De'ath y Fabricius, 2000; Lapen *et al.*, 2001). Entre las características más sobresalientes que ofrece el empleo de los árboles de regresión, se mencionan: (I) selección automatizada de variables; (II) desarrollo de una estructura que pone de relieve las interacciones entre las variables; (III) facilidad de interpretación, y (IV) capacidad para manejar los datos faltantes (Hastie *et al.*, 2001).

Lobell *et al.* (2005) aplicaron la técnica del árbol de regresión para analizar la influencia de un conjunto de variables independientes sobre el rendimiento de trigo en una región agrícola bajo riego y concluyen que, en virtud de capturar mayor no linealidad e interacciones entre las variables, el procedimiento resultó más adecuado que el modelo lineal tradicional. Attorre *et al.* (2008) obtuvieron niveles de error más bajos al utilizar el árbol de regresión respecto a la técnica de regresión múltiple para analizar la abundancia y diversidad de especies a nivel regional.

Considerando la dificultad que representa la estimación remota de CAV, supeditada a distintos factores propios de la hoja y el canopeo (Zarco-Tejada *et al.*, 2003), y asumiendo que en buena medida puede ser consecuencia de la metodología utilizada para analizar las relaciones entre las variables independientes y dependiente, como así también del procedimiento empleado a fin de desarrollar las herramientas predictivas, en muchos

casos basados en técnicas de regresión convencional, en este trabajo se propone elaborar un modelo para estimar CAV en cultivos de maíz (CAV_m) haciendo uso de la técnica del árbol de clasificación y regresión, a partir de datos radiométricos de AQUA-MODIS. Además, se emplean datos complementarios del cultivo obtenidos a campo para esclarecer el alcance o restricciones que presentan a nivel predictivo las distintas categorías de información utilizadas.

MATERIALES Y MÉTODOS

Región de origen de las observaciones de campo.

En la Figura 5b.36 se indica la localización de 10 lotes de maíz en el centro de la provincia de Córdoba, Argentina, donde se realizaron las mediciones de campo durante el ciclo 2005-2006.

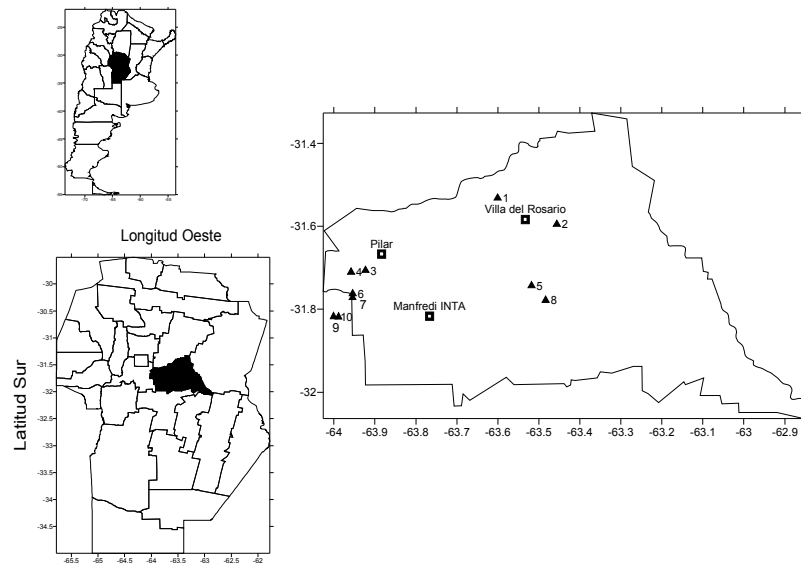


Figura 5b.36: Región de estudio con la localización de los 10 lotes de maíz en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. También se incluye la posición geográfica de las localidades de Pilar y Villa del Rosario, y de la estación experimental Manfredi INTA.

Fueron seleccionados lotes con una superficie mayor a 40 ha en razón de la moderada resolución espacial que presenta el sensor MODIS (Wardlow *et al.*, 2007)

utilizado para proveer los datos radiométricos. Los cultivos de maíz en todos los casos se realizaron en siembra directa, con hileras de plantas separadas a 52 cm y una población de entre 7 y 8 pl m⁻². En la Tabla 5b.21 se detallan las características relevantes de los cultivos de maíz en los distintos lotes.

Tabla 5b.21: Posición geográfica, dimensión de los lotes y características de los cultivos de maíz evaluados en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.

<i>Nº lote</i>	<i>Sector</i>	<i>Sup (ha)</i>	<i>Latitud Sur Grados minutos</i>	<i>Longitud Oeste Grados minutos</i>	<i>Variedad</i>	<i>Fecha de Siembra</i>
1	Villa del Rosario	60	31 31,9	63 36,05	Pioneer 33 Y 09	20/09/05
2	Villa del Rosario	76	31 35,68	63 27,37	AW 190	28/09/05
3	Pilar	60	31 42,36	63 55,36	Pucará TD Max (BT)	15/09/05
4	Pilar	70	31 42,61	63 57,5	ACA 2000	10/09/05
5	Matorrales	48	31 44,6	63 31,08	N 890	25/09/05
6	Pilar	100	31 45,73	63 57,26	Nidera 882 y 883 MG (BT)	15/09/05
7	Pilar	100	31 46,3	63 57,27	Pioneer 31 Y 04	20/12/05
8	Las Junturas	77	31 46,69	63 39,02	Sirocco	10/09/05
9	Pilar	45	31 49,05	64 0,04	Nidera 882 MG (BT)	28/10/05
10	Pilar	45	31 49,1	63 59,33	AW 190 MG (BT)	28/10/05

Información meteorológica y del cultivo.

La evapotranspiración de referencia (ET_o) se determinó por el método de Penman-Monteith (Allen *et al.*, 1998), empleando para ello los datos meteorológicos diarios de la estación EEA Manfredi INTA, ubicada en la proximidad del área donde se realizó el seguimiento (Figura 1). Esta información se consideró común para todos los lotes dada la falta de otros registros en la región.

La humedad del suelo durante el ciclo se midió por gravimetría a 0,05, 0,20, 0,40 y 0,80 m de profundidad. En cada fecha de visita, se realizaron extracciones con barreno en dos lugares diferentes del lote entre las filas de plantas. De esta forma se obtuvieron distintas variables para caracterizar el contenido de agua del suelo a distintas profundidades (AS05, AS20, AS40 y AS80), como así también para todo el perfil observado (AS0-80).

Las observaciones fenológicas del cultivo se realizaron siguiendo el esquema de etapas fenológicas propuesto por Ritchie *et al.* (1992). Tales observaciones se convirtieron

a una escala numérica (EFn) entre 0 y 22 para expresar la dinámica de desarrollo de los cultivos. Por su parte, las características fenométricas se relevaron a partir de datos de la fracción de suelo cubierto con vegetación (%C), determinada a partir de fotografías digitales en distintos lugares del lote.

Asimismo, cada fecha de muestreo se obtuvo la materia seca de la parte aérea del cultivo (MS) a partir de la cosecha de las plantas existentes en 0,5 m² (4 plantas). El material húmedo fue pesado a campo inmediatamente de cortado, y se secó en estufa a 60-70 °C hasta peso constante. El contenido de agua del maíz (CAV_m) se calculó a partir de los datos de peso fresco y peso seco de toda la parte aérea, y se lo expresó en kg m⁻². A esta entidad se la denomina concentración de la humedad del sitio (SMC, por sus siglas en inglés) y es comparable con el espesor de agua equivalente (EWT, por sus siglas en inglés), que describe una capa de agua teórica de espesor uniforme (expresado como centímetros o kilogramos de agua por metro cuadrado) (Toomey y Vierling, 2005).

Datos radiométricos.

Las imágenes utilizadas corresponden al sistema de teledetección AQUA-MODIS y fueron obtenidas directamente de Land Processes Distributed Active Archive Center (LPDAAC) de la National Aeronautics and Space Administration (NASA) desde su portal en Internet (EOS, 2006). El producto MYD03Q1 proveyó los datos radiométricos empleados en este estudio: dos índices de vegetación, NDVI y EVI, y los canales Azul (A centrado en 469 nm), Rojo (R centrado en 645 nm), Infrarrojo cercano (NIR centrado en 858 nm e Infrarrojo medio (MIR centrado en 2130 nm), que conforman una serie temporal de una imagen cada 16 días. Los canales Azul y SWIR₂₁₃₀ tienen una resolución original de 500 m, de la que son remuestreados a 250 m. Los índices de vegetación y bandas del producto MYD03Q1 se elaboran a partir de los datos originales de MYD09A1, los que son sometidos a un proceso de composición que en cada píxel aplica la función de distribución de reflectancia bidireccional (BDRF) para normalizar la reflectancia a la visión del nadir y una geometría angular del sol estándar (Huete *et al.*, 2002).

Modelo de estimación: árbol de decisión.

El análisis del conjunto de datos relevados y el contenido de agua de maíz (CAV_m) se realizó con la técnica del árbol de regresión (Breiman *et al.*, 1984). En este método, la variable de respuesta (es decir, CAV_m) se modela de un modo jerárquico y flexible a partir de funciones condicionales. El conjunto completo de datos se divide inicialmente en dos subgrupos sobre la base de aquella variable de predicción y el valor de esa variable que resulta en el mayor incremento de la varianza explicada de la variable de respuesta. Cada subconjunto o nodo derivado se analiza de manera independiente utilizando el mismo criterio de partición binario, y se establece una división únicamente si el modelo que se obtiene supera un umbral de mejora predefinido. El resultado de esta partición binaria recursiva es un modelo cuya estructura se presenta gráficamente como la de un árbol, con cada división o ramificación etiquetada con el umbral de la variable que se utiliza para definir la división (Lobell *et al.*, 2005). En este caso se empleó la rutina programada en el paquete estadístico *Statistica* (StatSoft Inc., 2004).

Estrategia para producir el modelo de estimación.

El análisis de los modelos se realizó contrastando los resultados obtenidos a partir de la inclusión o exclusión de distintas variables predictoras en las dos categorías de información disponible: observaciones de campo y datos radiométricos.

En primer término se desarrolló una versión del modelo haciendo uso exhaustivo de la información de campo, a la que se asignó el nivel de referencia. La utilización posterior de este procedimiento de cálculo supone incurrir en costos (operativos) más elevados, ya que demanda datos de obtención a campo.

En segundo lugar, se procedió a redimensionar el conjunto de variables predictoras utilizando sólo aquellas que se identificaron en las primeras etapas de la clasificación y que, por esa razón, presentan mayor capacidad de estimación. En este sentido, la variable materia seca (MS) fue quitada del conjunto de predictoras, considerando que por su naturaleza es un dato vinculado directamente a la determinación del contenido de agua.

Luego, se recurrió al empleo exclusivo de los IV y datos de reflectancia de MODIS, lo que supone el modelo de menor costo operativo. También se utilizó una variable complementaria, la única de naturaleza categórica, para identificar la región de ubicación geográfica de los lotes de acuerdo a la Tabla 5b.21 (Lotes de Villa de Rosario con el agregado del Lote 7 (1) y lotes en Pilar (2)). La inclusión de esta variable es importante porque la necesidad de especificar el origen de la información puede ser indicativa de un alcance predictivo del modelo limitado espacialmente y que, como en este caso, diferencia los lotes sujetos a contingencias climáticas contrastantes. En todos los casos, los modelos de estimación de CAV_m se obtuvieron a partir del subconjunto de datos correspondientes a 8 de los lotes monitoreados, reservando los 2 restantes, uno en Pilar y el otro en Villa del Rosario, para realizar la validación de los modelos.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Modelos obtenidos con datos de campo

El diagrama que se obtiene para estimar el contenido de agua en maíz (CAV_m) a partir de la utilización completa de la información relevada a campo se presenta en la Figura 5b.37. Atendiendo al principio de parsimonia (Lark, 2001), procurando que el modelo incorpore la menor cantidad de términos posible para obtener una representación simple y precisa, el desarrollo del árbol se acotó hasta la inclusión de la variable complementaria Región, lo que se produjo al cabo de 9 nodos terminales (línea continua).

La selección de las variables predictoras produjo resultados consistentes, ya que el modelo incluye a la cobertura del follaje (%C), la materia seca (MS) y la humedad del suelo (AS) observada a distintas profundidades, todos factores que se relacionan de manera directa con la condición hídrica de la canopia. La incorporación de la Región como variable independiente se produce recién en un nivel inferior de la estructura de árbol, lo que permite inferir que su contribución para explicar la variación de CAV_m es sólo marginal.

Para poner a prueba este supuesto, se evaluó también un modelo de predicción desarrollado a partir de un conjunto de variables independientes que excluye la variable Región y utiliza sólo las 3 variables de mayor jerarquía: cobertura del follaje, materia seca y humedad del suelo a 80 cm. El diagrama que se obtiene es similar al que muestra la Figura 5b.37, pero su estructura se proyecta sólo hasta el tercer nivel de clasificación. La valoración estadística de ambos modelos, tanto en la etapa de estimación como en la de verificación, se presenta en la Figura 5b.38.

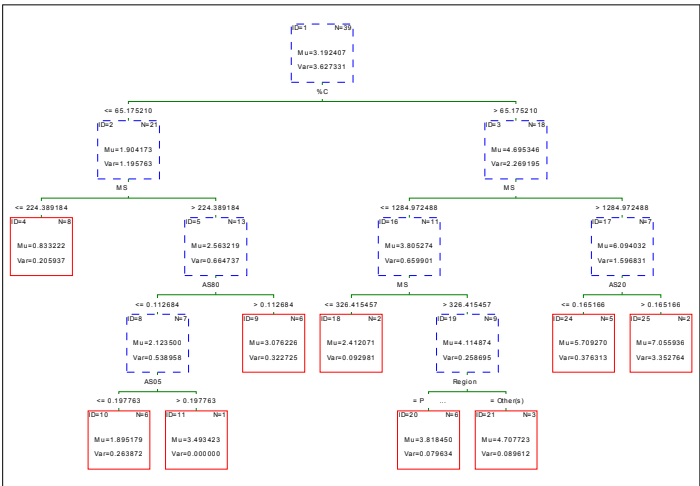


Figura 5b.37: Diagrama del árbol de regresión y resultados que se obtienen en cada nodo del modelo para estimar el contenido de agua en maíz a partir del conjunto completo de datos observados a campo en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. Los nodos terminales con línea continua. %C es la cobertura; MS es la materia seca; AS80; AS20; AS05 es la humedad de suelo a 0,8, 0,2 y 0,05 m; Región es una variable categórica: 1 para Pilar y 2 para Villa del Rosario; N es el número de casos, Mu el valor medio y Var la varianza del grupo.

La comparación de los resultados de correlación y regresión que se obtienen con ambos modelos muestra que si bien en la etapa de estimación se produce una ligera disminución del R^2 cuando se considera el modelo más simple (0,89 versus 0,86), esta menor precisión no se traslada a la etapa de validación, donde ambos modelos alcanzan exactamente el mismo nivel de ajuste para la regresión lineal entre valores observados y estimados (0,84). Todas estas relaciones se presentan significativas ($P < 0,01$).

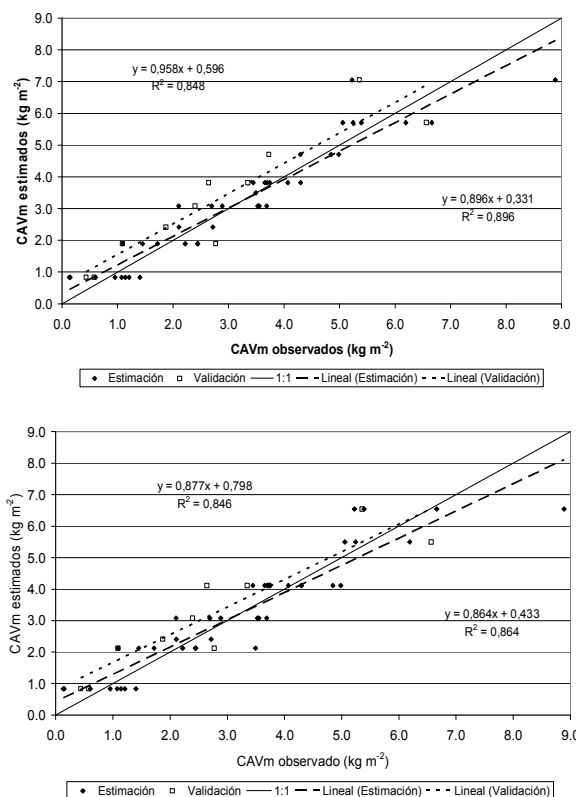


Figura 5b.38: Contenido de agua en maíz (CAV_m) observados y estimados, tanto en la etapa de estimación como de validación, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. En el gráfico de arriba se presentan los resultados del modelo desarrollado a partir del conjunto completo de datos observados a campo (incluida Región), y en el de abajo se utilizan sólo 3 variables: cobertura del follaje, materia seca y humedad del suelo a 80 cm.

El modelo que se obtiene a partir de sólo 3 mediciones de campo no sólo reduce la demanda de información para su implementación operativa, lo que configura una solución más económica, también resulta en una opción más parsimoniosa. Asimismo, confirma que la variable Región carece de relevancia predictiva en este caso y, de esta forma, se presenta como un procedimiento independiente del lugar de origen de los datos aunque los mismos procedan de condiciones climáticas contrastantes.

Sin embargo, el requerimiento del dato de materia seca (MS) redonda en un procedimiento de predicción poco operativo, ya que es una variable utilizada de manera directa para obtener el valor de CAV_m , que, por otra parte, explica su participación importante en los modelos desarrollados. Por esta razón, la materia seca se extrajo del conjunto de variables predictoras y se obtuvieron dos modelos a partir del resto de la información relevada a campo: con y sin la inclusión de la variable complementaria Región. En la Figura 5b.39 se presenta el modelo de árbol suscitado a partir de esta información con 7 nodos finales, y en la Figura 5b.40 la prueba de correlación y regresión entre valores observados y estimados en ambos casos y para las etapas de estimación y validación.

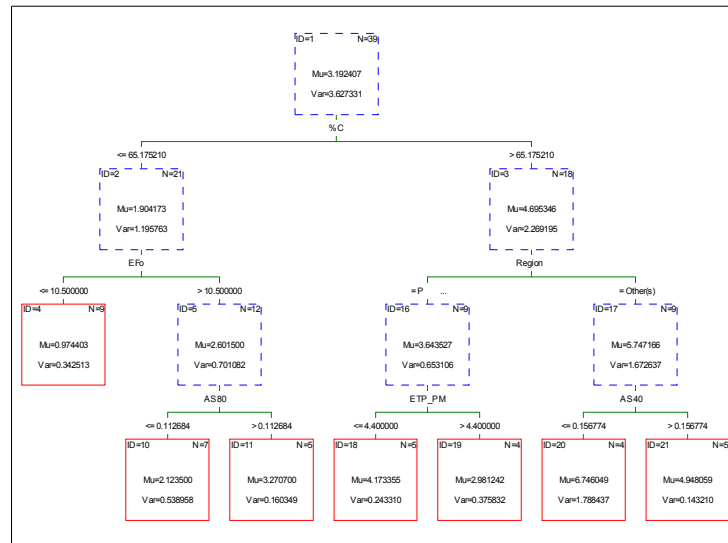


Figura 5b.39: Diagrama del árbol de clasificación y resultados obtenidos en cada nodo del modelo desarrollado para estimar el contenido de agua en maíz a partir del conjunto de datos relevados a campo (excluyendo la materia seca) en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. Los nodos terminales con línea continua. %C es la cobertura; Efo es la etapa fenológica; Región es una variable categórica: 1 para los lotes de Villa del Rosario con el lote 7 y 2 para los de Pilar; AS80 y AS40 es la humedad de suelo a 80 y 40 cm; ETP_PM es la evapotranspiración de referencia; N es el número de casos, Mu el valor medio y Var la varianza del grupo.

La extracción del análisis de la variable materia seca reduce escasamente el coeficiente de determinación en la etapa de estimación, pero el aumento del error se hace más notable en la etapa de validación, cuando el R^2 reduce su valor a 0,77. De todos modos, esta disminución se puede atribuir casi con exclusividad a la pérdida de precisión

que suscita la extracción de la materia seca del modelo, ya que la ausencia de la variable complementaria Región produce exactamente el mismo coeficiente de ajuste en la etapa de validación de ambos modelos.

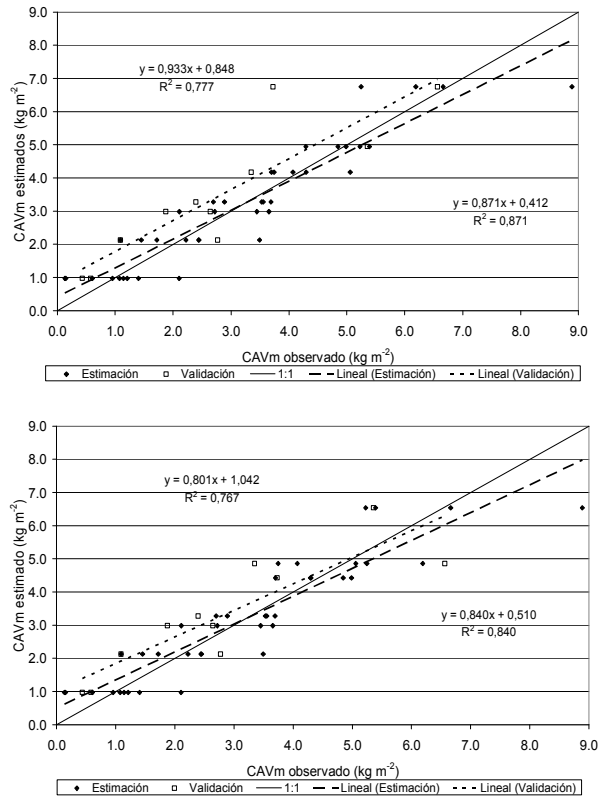


Figura 5b.40: Contenido de agua en maíz (CAV_m) observados y estimados, tanto en la etapa de estimación como de validación, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. En el gráfico de arriba se presentan los resultados del modelo desarrollado a partir del conjunto de datos observados a campo sin incluir la materia seca, y en el gráfico de abajo cuando tampoco se utiliza la variable complementaria Región.

Modelos obtenidos con datos radiométricos.

El diagrama de árbol que se obtiene para estimar CAV_m a partir de la información radiométrica junto a la variable complementaria Región, se presenta en la Figura 5b.41. La estructura del árbol se dejó desarrollar en procura de producir un esquema con la cantidad de nodos similar al caso anterior. En esta oportunidad, inmediatamente luego de la banda

roja (Red), el modelo incorpora a la variable categórica Región, lo que denota su carácter más relevante. Luego es introducida la banda azul (Blue) al segundo nivel, siguiendo por la banda NIR y el EVI. El análisis de correlación y regresión entre los valores observados y estimados por el modelo de naturaleza radiométrica se presenta en la Figura 5b.42.

La inspección de la Figura 5b.42 revela que en la etapa de desarrollo ambos modelos producen resultados muy similares y apropiados, si se toma como referencia los producidos a partir de observaciones de campo. Tanto los R^2 (0,88 y 0,87) como los coeficientes de regresión no difieren mayormente a los de la Figura 3, como tampoco se apartan demasiado de la recta de identidad. En cambio, en la instancia de verificación el desempeño predictivo se ve reducido y, en este caso, la variable Región adquiere relevancia inusitada.

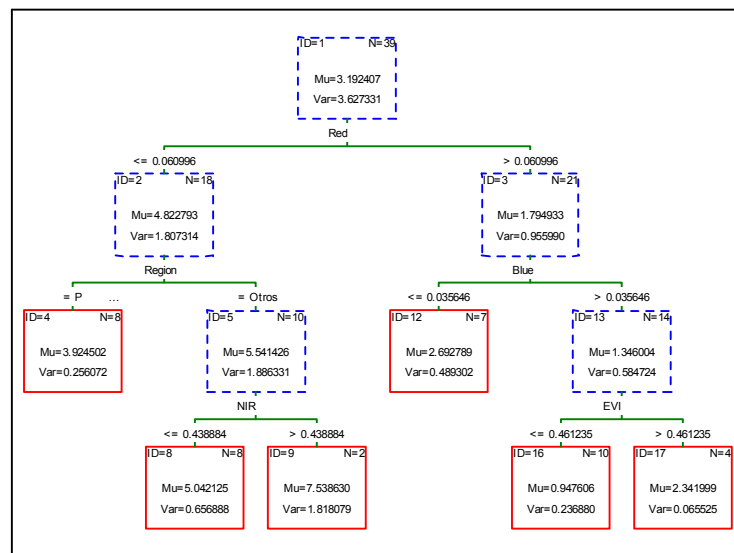


Figura 5b.41: Diagrama del árbol de clasificación y resultados que se obtienen en cada nodo del modelo desarrollado para estimar el contenido de agua en maíz a partir del conjunto de datos radiométricos de AQUA-MODIS y Región, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. Los nodos terminales con línea continua. Red, Blue, NIR y EVI son las bandas roja, azul, infrarroja cercana y el índice de vegetación mejorado, respectivamente; Región es una variable categórica: 1 para los lotes de Villa del Rosario con el lote 7 y 2 para los de Pilar; N es el número de casos, Mu el valor medio y Var la varianza del grupo.

En la etapa de verificación de los modelos, el R^2 alcanza un valor de 0,73 cuando el modelo incluye la variable complementaria, pero su exclusión lo reduce drásticamente a sólo 0,40, y la recta de ajuste presenta escasa coincidencia con la curva de identidad. De esta forma, la información radiométrica se muestra con una potencialidad predictiva menor a la que se alcanza con la información de campo, y el modelo de estimación no sería totalmente independiente de la región de origen de los datos.

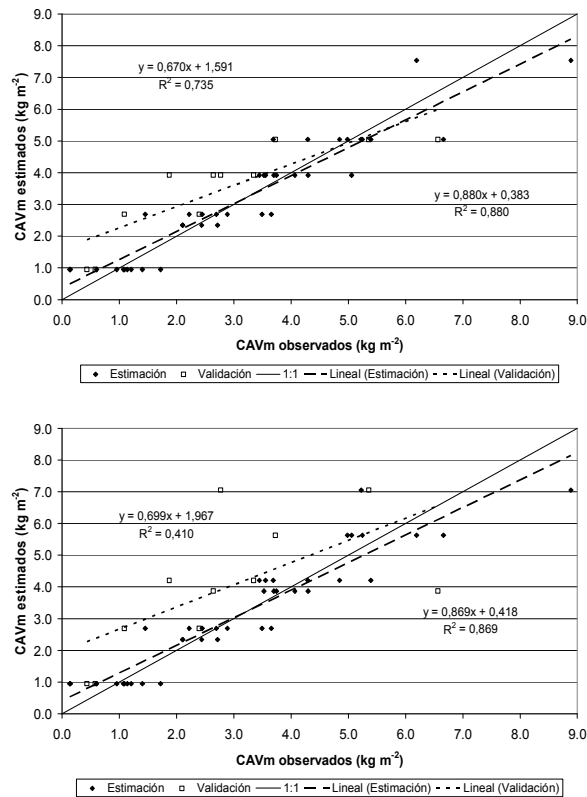


Figura 5b.42: Valores de contenido de agua en maíz observados y estimados, de acuerdo al conjunto de predictores utilizados en la etapa de estimación y de validación, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. En el gráfico de arriba se presentan los resultados del modelo desarrollado a partir del conjunto completo de datos radiométricos y en el de abajo cuando Región se excluye *a priori*.

CONCLUSIONES

La técnica del árbol de clasificación y regresión se mostró promisorio para desarrollar modelos de estimación del contenido de agua en maíz a partir de distintas fuentes de información. La técnica presenta flexibilidad para introducir o excluir variables, al igual que para cotejar el efecto que estos cambios producen sobre la capacidad predictiva del modelo desarrollado y constituye una potente herramienta de análisis. Las pruebas de validación efectuadas respaldaron en cada caso la consistencia de los modelos.

Si bien la estimación del CAV_m se puede realizar a partir de distintas fuentes de datos, los modelos producidos a partir de la información de campo no sólo resultaron más precisos, como era de esperar, sino que las herramientas de predicción se mostraron estables e independientes de la región de origen de los datos. Al excluir *a priori* a la materia seca del conjunto de variables predictoras, los modelos incrementan el error de estimación; sin embargo, no alteran de manera notable su capacidad predictiva y conservan asimismo su aptitud de independencia a nivel territorial.

Los modelos que surgen del empleo de datos radiométricos exclusivamente, si bien constituyen procedimientos de bajo costo, mostraron mayor dependencia respecto a la región de origen de la información, que corresponde a dos grupos de lotes bajo condiciones climáticas contrastantes, y pone algún límite respecto a la utilización de los datos radiométricos en general y de los productos MODIS en particular.

BIBLIOGRAFÍA

- Allen, R.G., L.S. Pereira, D. Raes, and M. Smith, 1998. Crop Evapotranspiration. FAO Irrigation and Drainage, Vol. 56, Food and Agriculture Organization.
- Attorre F., F. Francesconi, L. Scarnati, M. De Sanctis, M. Alfò, and F. Bruno, 2008. Predicting the effect of climate change on tree species abundance and distribution at a regional scale. *iForest* 1: 132-139 [online: 2008-08-27] URL: <http://www.sisef.it/iforest>
- Bowyer, P., and F.M. Danson, 2004. Sensitivity of spectral reflectance to variation in live fuel moisture content at leaf and canopy level. *Remote Sens. Environ.* 92(3):297-308.
- Breiman, L., J. Friedman, R. Olshen, and C. Stone. 1984. Classification and regression trees. Wadsworth, Belmont, CA.

- Ceccato, P., N. Gobron, S. Flasse, B. Pinty, and S. Tarantola, 2002. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data. Part 1 Theoretical approach. *Remote Sens. Environ.* 82:188-197.
- Chen, D.Y., J.F. Huang, and T.J. Jackson, 2005. Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near- and short-wave infrared bands. *Remote Sens. Environ.* 98(2-3):25-236.
- Cheng, Y.-B., P.J. Zarco-Tejada, D. Riaño, C.A. Rueda, and S.L. Ustin, 2006. Estimating vegetation water content with hyperspectral data for different canopy scenarios: Relationships between AVIRIS and MODIS indexes. *Remote Sens. Environ.* 105:354-366.
- Cheng, Y.-B., S.L. Ustin, D. Riaño, and V.C. Vanderbilt, 2008. Water content estimation from hyperspectral images and MODIS indexes in Southeastern Arizona. *Remote Sens. Environ.* 112:363-374.
- Claudio, H.C., Y. Cheng, D.A. Fuentes, J.A. Gamon, H. Luo, W. Oechel, H. Qiu, A.F. Rahman, and D.A. Sims, 2006. Monitoring drought effects on vegetation water content and fluxes in chaparral with the 970 nm water band index. *Remote Sens. Environ.* 103:304-311
- Danson, F.M., and P. Bowyer, 2004. Estimation of fuel moisture content from remotely sensed reflectance. *Remote Sens. Environ.* 92:309-321.
- De'ath, G., and K.E. Fabricius, 2000. Classification and regression trees: A powerful yet simple technique for ecological data analysis. *Ecology* 81:3178-3192.
- Fensholt, R., and I. Sandholt, 2003. Derivation of a shortwave infrared water stress index from MODIS near-and shortwave infrared data in a semiarid environment. *Remote Sens. Environ.* 87:111-121.
- Gao, B.C., 1996. NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sens. Environ.* 58:257-266.
- Ghulam, A., Z. Li, Q. Qin, H. Yimit, and J. Wang, 2008. Estimating crop water stress with ETM+ NIR and SWIR data. *Agric. Forest Meteorol.* 148:1679-1695.
- Gitelson A.A., R. Stark, U. Grits, D.C. Rundquist, Y.J. Kaufman, and D. Derry, 2002. Vegetation and soil lines in visible spectral space: a concept and technique for remote estimation of vegetation fraction. *Int. J. Remote Sensing* 23:2537-2562
- Hastie, T., R. Tibshirani, and J. Friedman, 2001. *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction.* Springer, New York.
- Huete A., K. Didan, T. Miura, E.P. Rodriguez, X. Gao, and L.G. Ferreira, 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 83:195-213.
- Jacquemoud, S., S.L. Ustin, J. Verdebout, G. Schmuck, G. Andreoli, and B. Hosgood, 1996. Estimating leaf biochemistry using the PROSPECT leaf optical properties model. *Remote Sens. Environ.* 56:194-202.
- Lapen, D.R., G.C. Topp, E.G. Gregorich, H.N. Hayhoe, and W.E. Curnoe, 2001. Divisive field-scale associations between corn yields, management, and soil information. *Soil Tillage Res.* 58:3-4.
- Lark, R.M., 2001. Some tools for parsimonious modelling and interpretation of within-field variation of soil and crop systems. *Soil Tillage Res.* 58:99-111.
- Lobell, D.B., J.I. Ortiz-Monasterio, G.P. Asner, R.L. Naylor, and W.P. Falcon, 2005. Combining field surveys, remote sensing, and regression trees to understand yield variations in an irrigated wheat landscape. *Agron. J.* 97:241-249.

- Paruelo, J.M., and F. Tomasel, 1997. Prediction of functional characteristics of ecosystems: a comparison of artificial neural networks and regression models. *Ecological Modelling* 98:173-186.
- Plant, R.E., A. Mermer, G.S. Pettyfrove, M.P. Vayssieres, J.A. Young, R.O. Miller, L.F. Jackson, R.F. Denison, and K. Phelps, 1999. Factors underlying grain yield spatial variability in three irrigated wheat fields. *Trans. ASAE* 42:1187-1202.
- Prasad, A.K., L. Chai, R.P. Singh, and M. Kafatos, 2006. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 8:26-33.
- Ritchie, S.W., J. Hanway, and G.O. Benson, 1992. How a Corn Plant Develops. Special Report No. 48 (rev). Iowa State University, Cooperative Extension Service, Ames, IA.
- Serrano, L., S.L. Ustin, D.A. Roberts, J.A. Gamon, and J. Peñuelas, 2000. Deriving water content of chaparral vegetation from AVIRIS data. *Remote Sens. Environ.* 74:570-581.
- Sims, D.A., and J.A. Gamon, 2003. Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance: a comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features. *Remote Sens. Environ.* 84:526-537.
- StatSoft, Inc. (2004). STATISTICA (data analysis software system), version 7. www.statsoft.com.
- Toomey, M., and L.A. Vierling, 2005. Multispectral remote sensing of landscape level foliar moisture: techniques and applications for forest ecosystem monitoring. *Can. J. For. Res.* 35:1087-1097.
- Walthall, C., W. Dulaneya, M. Anderson, J. Norman, H. Fang, and S. Liang, 2004. A comparison of empirical and neural network approaches for estimating corn and soybean leaf area index from Landsat ETM+ imagery. *Remote Sens. Environ.* 92:465-474
- Wardlow, B.D., S.L. Egbert, and J.H. Kastens, 2007. Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the U.S. Central Great Plains. *Remote Sens. Environ.* 108:290-310.
- Yebra, M., E. Chuvieco, and D. Riaño, 2008. Estimation of live fuel moisture content from MODIS images for fire risk assessment. *Agric. Forest Meteorol.* 148:523-536.
- Zarco-Tejada, P.J., C.A. Rueda, and S.L. Ustin, 2003. Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods. *Remote Sens. Environ.* 85:109-124.

ESTIMACIÓN DEL RENDIMIENTO DE MAÍZ A ESCALA DE LOTE A PARTIR DE DATOS DE COBERTURA DEL SUELO E INFORMACIÓN ESPECTRAL DE AQUA-MODIS

INTRODUCCIÓN

La estimación del rendimiento de los cultivos constituye un tema central de la planificación agro-económica de una región (Bach, 1998). Debido a que el rendimiento de los cultivos influye sobre precios y subsidios, el productor también necesita realizar una valoración precisa y confiable de la productividad a nivel de predio, tan anticipada como sea posible durante el ciclo de cultivo. De esta forma, la gestión de los recursos de producción puede ser realizada de manera racional, con el objetivo de optimizar los retornos a partir de la aplicación adecuada de herbicidas, fertilizantes o del agua de riego.

El empleo de la teledetección ha probado ser una herramienta muy útil en el seguimiento de la condición y estado de los cultivos (Doraiswamy *et al.*, 2004; Chang *et al.*, 2005; Prasad *et al.*, 2006), como así también para analizar el impacto de distintas contingencias ambientales y climáticas, en particular por efecto de la sequía (Liu y Kogan, 1996; Seiler *et al.*, 1998; Ungani y Kogan, 1998; Ji y Peters, 2003; Zhang *et al.*, 2005).

A los efectos de monitorear la evolución de cultivos a nivel de lote, la información radiométrica que produce el sensor MODIS ofrece una capacidad única al balancear el requerimiento de detalle espacial con la densidad temporal de los datos (Chang *et al.*, 2007). MODIS tiene siete bandas diseñadas específicamente para la vigilancia terrestre con una resolución espacial de 250 y 500 m. Los datos de MODIS son gratuitos, la adquisición es diaria, y los valores de reflectancia de superficie se obtienen a partir de un tratamiento estándar que permite elaborar productos cartográficos a escala regional, continental y global (Vermote *et al.*, 2002). La evaluación de este potencial para estimar el rendimiento

a nivel de lote de producción de maíz en la región central de Córdoba, Argentina, es la problemática que aborda este estudio.

La teledetección ha sido usada en estudios agronómicos para evaluar distintas propiedades de la vegetación, tales como el índice de área foliar (IAF), la cobertura del cultivo (%C) y la fracción de radiación fotosintéticamente activa absorbida (fRFAA) o interceptada (fRFAI) (Carlson y Ripley, 1997) y, a partir de esta información básica, estimar la cantidad de biomasa producida y el rendimiento (Casanova *et al.*, 1998; Serrano *et al.*, 2000), evaluar el estado sanitario (Everitt *et al.*, 1991), como así también analizar distintas contingencias de estrés que presentan los cultivos, fundamentalmente por falta de nitrógeno y agua (Schlemmer *et al.*, 2005).

Para tales propósitos, ha sido común el empleo tanto de las bandas espectrales individuales como de su integración en expresiones que se denominan genéricamente índices espectrales de vegetación (IV). A través del procedimiento de normalización, los IV no sólo estandarizan el rango de la variable sino que, además, presentan la ventaja de resultar menos afectados por la condición atmosférica y la geometría de la escena. El NDVI es probablemente el IV que ha sido utilizado más intensivamente para caracterizar el estado y condición de la vegetación de manera remota. Presenta un rango de variación típico entre 1 y -1, indicando los valores más elevados que la superficie del suelo se encuentra cubierta con vegetación densa y vigorosa, en tanto que los negativos señalan la presencia de nubes, nieve, agua o una superficie brillante sin vegetación (Yin y Williams, 1997).

El IAF constituye un parámetro muy importante en los modelos de simulación de cultivos porque influye simultáneamente en la intercepción de la radiación y la capacidad de evapotranspiración del cultivo (Barnes *et al.*, 1997; Elwadie *et al.*, 2005). Además, es un atributo empleado en los modelos climáticos destinado a parametrizar o representar la vegetación en los procesos de transferencia de energía, agua y CO₂ del sistema suelo-planta-atmósfera (Sellers *et al.*, 1997). Por esta razón, la relación entre el NDVI y el IAF ha sido explorada de manera intensiva con la finalidad de representar en forma remota la evolución de la vegetación y proyectar hacia toda la región esta propiedad biofísica clave

del canopy (Qi *et al.*, 2000a y b). En general, la representación del IAF en función del NDVI no presenta un carácter lineal para todo el rango de NDVI y, por el contrario, a partir de valores de moderados a altos de IAF se produce un efecto de saturación, de forma tal que para valores superiores a 2 o 3 los cambios resultan muy poco perceptibles (Serrano *et al.*, 2000; Gitelson *et al.*, 2003; Haboudane *et al.*, 2004). Carlson y Ripley (1997) señalan, analizando resultados de un modelo simple de transferencia radiativa, que las distintas propiedades biofísicas de la canopia: IAF, fracción de suelo cubierto y la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada, son parámetros interdependientes.

A diferencia del carácter no lineal de la relación entre el IAF y la fRFAI, lo que ha sido documentado en maíz por Gallo *et al.* (1993), en maíz y soja por Daughtry *et al.* (1992) y en trigo por Asrar *et al.* (1984), el porcentaje de suelo cubierto con vegetación o, simplemente, cobertura del cultivo (%C), presenta un comportamiento lineal con fRFAI, como fuera observado en distintos cultivos (Steven *et al.*, 1986; Casanova *et al.*, 1998; Purcell, 2000; de la Casa *et al.*, 2007). Este comportamiento supone una ventaja toda vez que la determinación de %C resulta más sencilla de realizar, es independiente de la condición de iluminación y de la hora del día (ángulo cenital) y, en general, tiende a presentar una relación 1:1 (Steven *et al.*, 1986; Purcell, 2000; de la Casa *et al.*, 2007). A estas ventajas se suma la posibilidad de emplear fotografías digitales y procedimientos automatizados de clasificación de imágenes para obtener %C (Purcell, 2000; Ewing y Horton, 1999; Rodríguez *et al.*, 2000). Por otra parte, muchos investigadores han señalado que existe una relación lineal entre el NDVI y fRFAI (Asrar *et al.*, 1984; Daughtry *et al.*, 1992; Gallo *et al.*, 1993), en particular cuando el NDVI es observado directamente por encima de la canopia (Myneni y Williams, 1994).

En lo que se refiere a la estimación satelital del rendimiento agrícola, Doraiswamy *et al.* (2003, 2004) consideran la existencia de diversos procedimientos, cada uno con sus propios alcances y limitaciones. Dentro de los más simples y difundidos, las imágenes de NOAA AVHRR han sido utilizadas con frecuencia para estimar o predecir el rendimiento de cultivos por correlación y regresión. Varios estudios en distintas regiones del mundo muestran que los valores de NDVI acumulados durante el ciclo acusan correlaciones significativas con los valores de rendimiento, por lo general a escala territorial (Groten,

1993; Smith *et al.*, 1995; Unganai y Kogan, 1998; Mika *et al.*, 2002; Mkhabela *et al.*, 2005; de la Casa y Ovando, 2007). La principal limitación de esta metodología radica en el carácter empírico de sus resultados, de forma tal que la función predictiva sólo es aplicable de manera estricta para la región y el mismo rango de condiciones tecnológicas y climáticas donde fue desarrollada (Doraiswamy *et al.*, 2004).

Otra alternativa que ha sido propuesta consiste en utilizar modelos de cultivos asociados con datos satelitales, realizando la estimación de la productividad sobre una base de mayor rigor ecofisiológico, y desde una perspectiva de la realidad sistémica y global. Si bien son muchas las variantes a través de las cuales se incorporan o asimilan los datos radiométricos a un modelo de cultivo, la más difundida consiste en reemplazar el IAF estimado por el modelo de cultivo con el valor que se obtiene a partir de la información radiométrica (Barnes *et al.*, 1997; Clevers *et al.*, 2002; Doraiswamy *et al.*, 2005).

Por su parte, otra corriente utiliza modelos más simplificados para representar las principales interacciones del cultivo con su ambiente. En una de las primeras experiencias de asimilación, Maas (1988; 1993a y b) utilizó modelos de cultivo simples para corregir las estimaciones de IAF durante el ciclo a partir de los valores de NDVI obtenidos del satélite LANDSAT. Con igual criterio de simplicidad, distintos autores han adoptado el concepto de eficiencia en el uso de la radiación (EUR o RUE por sus siglas en inglés) (Monteith, 1972; 1977), y lo han adaptado para realizar estimaciones de la productividad primaria neta incorporando parámetros de origen satelital, a fin de expresar en particular la capacidad de intercepción de la luz de la canopia.

El modelo de captación y eficiencia en el uso de la luz se expresa de la siguiente forma (Lobell *et al.*, 2003):

$$\text{Rendimiento} = \text{RFAA} \times \varepsilon \times \text{IC} \quad (1)$$

$$\text{RFAA} = \sum (\text{RFA} \times \text{fRFAA}) \Delta t \quad (2)$$

Siendo RFAA la cantidad de radiación fotosintéticamente activa absorbida (RFA, MJ entre 400 y 700 nm m⁻²) que se acumula durante el ciclo (Σ), ε es la eficiencia en el uso de la luz

(gr de biomasa MJ⁻¹ RFAA), e IC es el índice de cosecha o la relación entre la masa del grano cosechado y la biomasa aérea total.

Esta metodología, con ligeras modificaciones a fin de adaptarla al empleo de datos radiométricos, se ha utilizado en forma exhaustiva para evaluar la productividad de numerosos cultivos. Daughtry *et al.* (1983; 1992) la aplicaron para estimar la materia seca de cultivos de maíz; Casanova *et al.* (1998) en arroz; Serrano *et al.* (2000) y Lobell *et al.* (2002; 2003) en trigo; Liu *et al.* (2004) en maíz, soja y trigo; Bastiaansen y Ali (2003) en trigo, arroz, algodón y caña de azúcar; Samarasinghe (2003) en arroz, te y otros cultivos tropicales, etc.

El empleo de este procedimiento para estimar la producción primaria neta (PPN) a gran escala resulta convincente porque la evidencia fisiológica indica que las plantas bajo cultivo ajustan la cosecha de luz para hacerla coincidir con la disponibilidad de otros recursos limitantes (Field *et al.*, 1995). En algunos casos, el valor de ϵ se asume constante a nivel de bioma o globalmente, pero en otros, como propone el método CASA (Carnegie-Ames-Stanford-Approach) (Field *et al.*, 1995), es utilizado un valor óptimo de eficiencia en el uso de la luz (ϵ^*) para describir condiciones potenciales de crecimiento, el cual es eventualmente modificado por los efectos limitantes de la temperatura y el agua (Fensholt y Sandholt, 2003; Seaquist *et al.*, 2003). En lugar de considerar al NDVI una medida subrogante directa de la producción primaria, estos modelos lo utilizan como una información ligada a la capacidad de intercepción de la radiación y, en este sentido, representa una expresión del potencial fotosintético del canopeo (Runyon *et al.*, 1994).

En la actualidad, a partir del sensor MODIS (TERRA o AQUA) e información meteorológica de superficie es posible obtener el valor de la productividad primaria bruta (GPP), a modo de un producto satelital estándar, por medio de un algoritmo de productividad vegetal (Running *et al.*, 2000; Heinsch *et al.*, 2003). Tal información, cuyo aprovechamiento se encuentra aún en las primeras etapas de análisis, fue utilizada para estimar el rendimiento de trigo en los estados de Montana y Dakota del Norte (Estados Unidos de Norteamérica); como así también se definieron los límites prácticos dentro de

los cuales es posible estimar el rendimiento de trigo a partir de esta información de alcance macro regional en razón de su resolución espacial de poco detalle (Reeves *et al.*, 2005).

En un análisis compatible con el modelo de intercepción y eficiencia en el uso de la luz, Earl y Davis (2003) señalan que el estrés hídrico disminuye el rendimiento de maíz y de otros cultivos de granos, principalmente por tres mecanismos: (I) reduciendo la absorción de radiación solar fotosintéticamente activa, (II) disminuyendo la eficiencia del uso de la radiación (EUR), y (III) restringiendo el índice de cosecha (IC). Bajo condiciones de sequía moderada y severa el rendimiento de maíz se redujo durante un ciclo 63% y 85% del control, respectivamente, y al año siguiente las mermas fueron 13% y 26%, respectivamente, que se atribuyeron principalmente a valores reducidos de EUR y de IC, siendo menores las causadas por la disminución de la radiación fotosintéticamente activa interceptada (RFAI).

Antecedentes sobre la estimación satelital del rendimiento de maíz

En uno de los primeros estudios acerca de la utilización de datos espectrales para estimar el rendimiento de maíz, Daughtry *et al.* (1983) mostraron que los valores acumulados diariamente de la radiación solar interceptada, obtenida tanto a partir del IAF relevado a campo como de una expresión derivada de las bandas espectrales, estuvieron asociados escasamente con alrededor de 65% de la variación del rendimiento de grano. La moderada capacidad de predicción se explica por la manifestación simultánea de otros factores de estrés ambientales por agua o temperatura, que acotan el alcance de la señal radiométrica y convierten en extremadamente limitado al modelo de intercepción lumínica, tanto más en la medida que las condiciones reales de campo se apartan de las potenciales. Esta hipótesis fue contrastada utilizando el modelo de energía de crecimiento del cultivo (ECG) de Coelho y Dale (1980), a fin de simular los efectos diarios de las condiciones atmosféricas sobre el crecimiento del maíz. De esta forma, lograron mejorar la aptitud de estimación del modelo de intercepción lumínica y postularon la necesidad de dotar a estas herramientas de predicción de elementos de control, especialmente cuando la temperatura y la humedad del suelo son factores que limitan el rendimiento (Muchow y Sinclair, 1991).

Kaul *et al.* (2005) presentaron modelos empíricos derivados de redes neuronales para maíz y soja, utilizando datos de la precipitación semanal como variables de entrenamiento, al asumir que la disponibilidad de agua es con frecuencia uno de los factores más críticos para estimar el rendimiento en la agricultura de secano. En este sentido, Sadrás y Calviño (2001) establecieron que 90% de la variabilidad del rendimiento de soja y 76% de la de maíz estuvo relacionada con la deficiencia de agua durante el ciclo. Por su parte, Bergamaschi *et al.* (2005) determinaron que la mayor reducción en la producción de granos de maíz ocurrió como consecuencia de déficit de agua durante polinización y los estados iniciales de desarrollo del grano. En este período, la relación ETr/ETm explicó casi 80 % de la variación del rendimiento.

Strachan *et al.* (2002) usaron indicadores derivados de datos de reflectancia hiperespectral obtenidos directamente por encima de la canopia para establecer la dinámica temporal del crecimiento de maíz expuesto a condiciones de estrés de N y falta de agua. En términos del seguimiento remoto de esta dinámica compleja, se señala que ningún índice mostró capacidad para describir por sí solo el estado del maíz durante el ciclo y, por el contrario, fue necesario utilizar distintas expresiones de naturaleza espectral para representar correctamente la evolución ecofisiológica del cultivo.

Báez-González *et al.* (2002) realizaron la estimación del rendimiento de maíz en Méjico con datos satelitales y de campo integrados en un modelo de cultivo. Sus resultados muestran valores estimados similares a los observados, particularmente en los cultivos bajo riego, con diferencias entre 0,1 y 0,5 t ha⁻¹. Concluyen que esta metodología puede ser mejorada evaluando RFA directamente por medio de imágenes, lo que tornaría innecesario el trabajo de campo. En condiciones de secano esta apreciación se puede considerar menos apropiada, ya que la falta de seguimiento de campo impide, de una forma u otra, disponer de información complementaria sobre potenciales condiciones de estrés (de naturaleza biótica y abiótica), haciendo más inciertos los resultados obtenidos y dificultando la tarea de interpretación. Por el contrario, Lobell *et al.* (2005) sugieren que los sensores remotos ofrecen la oportunidad de incrementar en cantidad y calidad los datos necesarios para identificar restricciones productivas al nivel de lote. Utilizando la técnica del árbol de regresión (Breiman *et al.*, 1984) como herramienta de análisis, evaluaron durante dos

campañas las causas de la variación del rendimiento de trigo entre lotes e identificaron los factores que limitan su productividad.

En otro estudio destinado a estimar los rendimientos de maíz bajo riego en una región extensa de Méjico, Báez-González *et al.* (2005) utilizaron un modelo de predicción basado en el valor máximo del IAF, al que luego sustituyen con las estimaciones obtenidas a partir datos del satélite LANDSAT. En uno y otro caso, el modelo predijo el rendimiento con un error medio de simulación menor a 12%. El error absoluto medio del modelo para toda el área de estudio fue $-1,2 \text{ t ha}^{-1}$, cuando se utilizó el IAF máximo obtenido a campo, y aumentó a $-1,5 \text{ t ha}^{-1}$ al emplear el valor derivado de la información satelital. Los resultados promisorios que fueron alcanzados con este procedimiento se justifican por provenir de una región bajo riego, que probablemente no presentó demasiado contraste respecto a la disponibilidad de agua. De todos modos, sostienen que la baja resolución temporal de este sistema de teledetección constituye una limitación (Inoue, 2003), y que para obtener mayor ventaja en el uso de esa metodología sería esencial disponer de imágenes lo más próximas posible al pico de crecimiento.

Por su parte, Daughtry *et al.* (1983) sostienen que la presencia de una canopia vigorosa no garantiza necesariamente altos niveles de rendimiento, en la medida que el maíz y otros cultivos de tipo determinado son susceptibles de experimentar estrés hídrico o térmico durante polinización y llenado de granos, lo que afecta de manera particular la productividad (Bergamaschi *et al.*, 2005). En este sentido, consideran que la correlación del rendimiento de granos con variables espectrales producto de una única escena puede resultar espuria y que su interpretación debería ser hecha con precaución. El rendimiento de maíz queda determinado, en parte, por el número de granos a la cosecha (Tollenaar *et al.*, 2000), un componente del rendimiento que es sensible a las condiciones ambientales (Lizaso *et al.*, 2003) y no completamente dependiente de la producción total de biomasa (Rajcan y Tollenaar, 1999).

Prasad *et al.* (2006) realizaron la estimación del rendimiento de maíz y soja para el estado de Iowa (EE.UU.), con modelos empíricos integrados por información satelital (NDVI) y parámetros de superficie, considerando en particular datos de precipitación,

temperatura y humedad de suelo. Obtuvieron coeficientes y ecuaciones a partir de un método de estimación no lineal que calcula el punto de quiebre de la serie de tiempo mediante una rutina de optimización. Los modelos explicaron una buena parte de la variabilidad de los rendimientos en maíz ($R^2=0,78$) y soja ($R^2=0,86$), de lo cual se deduce que la variación de la producción estatal de estos cultivos extensivos depende en buena medida de las particulares condiciones del tiempo y el clima de cada campaña.

Chang *et al.* (2003) desarrollaron modelos predictivos de maíz a partir de datos de reflectancia multispectrales, aplicando técnicas de regresión múltiple y de componentes principales. Los modelos que incorporan varias fechas de muestreo aumentaron la aptitud para explicar la variabilidad el rendimiento, respecto de utilizar datos de una única escena. Esta mejora se atribuyó a la diferente información que aporta cada fecha de muestreo. Así, la información satelital al principio del ciclo reflejó la condición inicial de agua del suelo y de materia orgánica, en tanto los datos de agosto y setiembre (en la etapa de máximo crecimiento) aportaron específicamente información sobre el estado del cultivo. La correlación negativa entre el rendimiento de maíz y la banda NIR de la primera fecha se atribuyó a la cantidad de agua del suelo presente en el perfil, de forma tal que la alta reflectancia de esta banda se interpretó debida a un contenido de humedad escaso que redundó en un rendimiento también bajo en ese sector. Por su parte, la correlación positiva entre la reflectancia del NIR y el rendimiento hacia la finalización del ciclo fue atribuida a diferencias de biomasa o de madurez entre las distintas áreas.

Shanahan *et al.* (2001) estimaron el rendimiento de maíz, pero en este caso a partir de imágenes multispectrales obtenidas desde un avión, y compararon el desempeño de tres IV: NDVI, TSAVI (Baret *et al.*, 1989) y GNDVI (Gitelson *et al.*, 1996). Este último, que en la expresión del NDVI reemplaza la información del canal rojo por la del canal verde, mostró el mejor comportamiento, particularmente durante el período medio de llenado del grano.

Teniendo en cuenta que el rendimiento, el contenido de clorofila y el IAF resultan relevantes para desarrollar e implementar sistemas destinados al manejo localizado del maíz, y considerando que tales variables se pueden estimar espacial y temporalmente por

medio de sensores remotos, Elwadie *et al.* (2005) determinaron las bandas espectrales y los IV que fueron más sensibles para detectar deficiencia de N y estimar el rendimiento de este cultivo. Concluyeron que para estimar el rendimiento de maíz es posible usar tanto las bandas individuales, en el rango de 510 a 760 nm, como diferentes IV, y de manera particular si las mediciones son obtenidas próximas a la etapa R5 (grano dentado) de desarrollo. El empleo de IV que utilizan la banda verde en lugar de la roja produjo mejores resultados para estimar el rendimiento, pero en la estimación del IAF se obtuvo mejores resultados a partir del NDVI.

La estimación del rendimiento de maíz se puede realizar a escala de lote a partir del modelo simple de intercepción de la radiación solar y su conversión en materia seca, usando información satelital de AQUA-MODIS, espacial y temporalmente relacionada con la condición de cobertura del cultivo, y con datos complementarios de la humedad de suelo para corregir el nivel de productividad potencial.

El trabajo presenta tres objetivos interdependientes: (I) Verificar el alcance de la metodología propuesta por Earl y Davis (2003) para estimar las pérdidas de productividad en maíz ocasionadas por el estrés hídrico; (II) Evaluar la aptitud de un modelo de estimación del rendimiento de maíz de naturaleza simple que, haciendo uso de datos de cobertura del cultivo para estimar la Productividad Primaria Neta (PPN), sea ajustado de acuerdo a la condición de disponibilidad de agua observada durante el ciclo en el área central de la provincia de Córdoba (Argentina); (III) Extender la capacidad predictiva de este modelo al reemplazar las observaciones de cobertura obtenidas a campo con información radiométrica de AQUA-MODIS, sensor que presenta la resolución espacial y temporal adecuada para realizar evaluaciones a nivel de lote, y considerar la disponibilidad de humedad de suelo a partir de las estimaciones obtenidas con un balance hidrológico, en vistas a elaborar un sistema operativo de seguimiento y predicción de cosecha para la región.

MATERIALES Y MÉTODOS

Región de estudio

El estudio se realizó durante la temporada 2005-2006, en dos sectores del departamento Río Segundo de la provincia de Córdoba (Argentina): uno próximo a la localidad de Villa del Rosario y otro cerca de Pilar, como se indica en la Figura 6a.43. La región está comprendida dentro de la llanura central de Córdoba, en una zona de transición entre la subregión morfológica denominada plataforma basculada (pampa alta) y la pampa plana. Los suelos del sector corresponden a los órdenes molisol, alfisol y entisol. Dentro del primero se encuentran haplustoles, típicos y énticos, predominando en la serie de Villa del Rosario y Matorrales la familia limosa fina-mixta térmica. En la serie Pilar, dentro de los alfisoles, la serie cambia a una textura franco gruesa (INTA y SMAGyRR, 1987). Algunas características sobresalientes de los suelos de este sector se pueden consultar en Dardanelli *et al.* (1997).

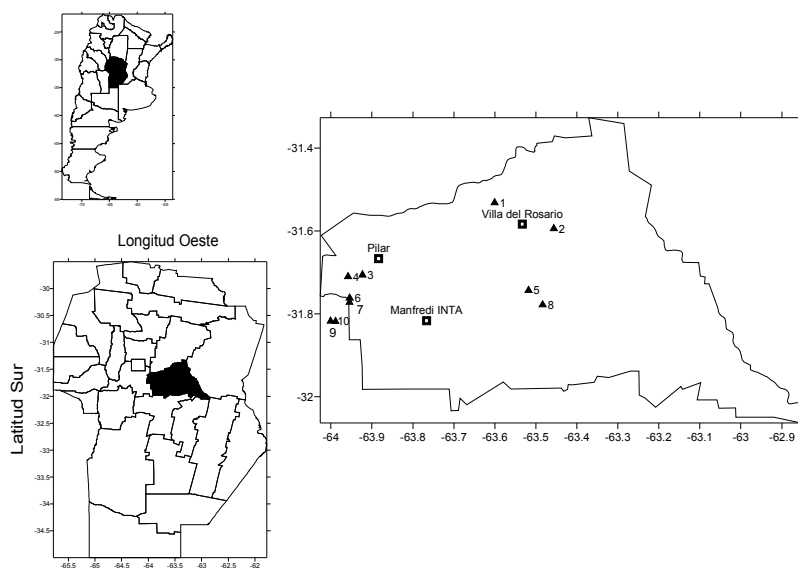


Figura 6a.43: Región de estudio con la localización de los 10 lotes en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina.

En la región se realizó un seguimiento de 10 lotes de maíz con una superficie de entre 40 ha y 100 ha, cuya ubicación geográfica se indica en la Figura 6a.43. Esta

extensión mínima se justifica en razón de la resolución (espacial) moderada que presenta el sensor radiométrico utilizado, que para los canales rojo e infrarrojo produce un píxel de 250 m. En todos los casos, el cultivo de maíz se realizó en siembra directa, con hileras de plantas separadas aproximadamente a 50 cm y una población de entre 7 y 8 pl m⁻².

Información meteorológica

La evapotranspiración de referencia (ET_o) se determinó por el método de Penman-Monteith (Allen *et al.*, 1994), empleando para ello los datos meteorológicos de la estación EEA Manfredi INTA, que se encuentra ubicada en la proximidad del área de seguimiento (ver Figura 1). Asimismo, la radiación fotosintéticamente activa (RFA) se obtuvo a partir del valor diario de radiación solar global registrada también en Manfredi multiplicada por 0,5 (Sinclair y Muchow, 1999; Earl y Davis, 2003). Esta información se consideró común para todos los lotes dada la falta de otros registros en la región. Se utilizaron además los datos de lluvia diarios de dos pluviómetros: uno ubicado próximo a la localidad de Matorrales, cuyos registros se consideraron representativos del área de Villa del Rosario, y otro localizado en el lote 9, para representar las lluvias del sector de Pilar (Tabla 6a.22).

Información del cultivo

La humedad del suelo durante el ciclo se midió por gravimetría a 0,05, 0,20, 0,40 y 0,80 m de profundidad. Si bien los cultivos pueden explorar y abastecerse de agua a mayor profundidad en los suelos de la región (Dardanelli *et al.*, 1997), los aspectos operativos del seguimiento impusieron un tiempo limitado para realizar las observaciones de cada lote y, por esa razón, la observación se limitó sólo hasta 0,80 m. En cada fecha de visita, las extracciones con barreno se realizaron en dos lugares diferentes del lote entre las filas de plantas.

La observación fenológica del cultivo se realizó utilizando el esquema de fases fenológicas propuesto Ritchie *et al.* (1992). Por su parte, las características fenométricas se relevaron a partir de datos de la fracción de suelo cubierto con vegetación (%C). En este caso, se adquirieron cinco fotografías digitales por fecha de visita, en distintos sectores de cada lote, que fueron procesadas a partir de un programa de cómputo que admite para

clasificar hasta 4 clases diferentes: suelo, suelo con sombra, planta y planta con sombra. De esta forma, se calculó el porcentaje de suelo cubierto con las plantas de maíz (%C). Los resultados fueron verificados visualmente comparando la fotografía original respecto de la imagen clasificada. La información de %C se asumió relacionada de manera lineal y en proporción 1:1 con la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada por el cultivo (fRFAI), de manera similar a lo que distintos autores (Steven *et al.*, 1986; Purcell, 2000) observaron en diferentes cultivos y Edwards *et al.* (2005) aplicaron en maíz de ciclo corto para evaluar su capacidad de intercepción de la luz y el potencial de rendimiento.

Asimismo, cada fecha se obtuvo la materia seca de la parte aérea del cultivo a partir de la cosecha de las plantas existentes en 0,5 m² (4 pl), cuyo peso fresco se obtuvo a campo inmediatamente después de cortadas. De igual forma, la cosecha de granos al final del ciclo para conformar el dato de rendimiento se obtuvo de la medición de cuatro plantas. El material húmedo, se secó en estufa a 60-70 °C hasta peso constante. Los rendimientos observados que surgen de esta muestra reducida de un sector del lote, presentó una correlación estadísticamente significativa ($r=0,89$; $P < 0,001$) respecto a los rendimientos reportados a la cosecha para el lote completo. La obtención del índice de cosecha (IC) se obtuvo para cada lote del cociente entre la materia seca del grano respecto a la materia seca aérea total.

Información radiométrica

Las imágenes utilizadas corresponden al sistema de teledetección AQUA-MODIS y fueron obtenidas directamente del sitio NASA DAA en Internet (EOS, 2006). Se utilizó el producto MYD13Q1 del cual se extrajo y procesó la información de NDVI con una resolución espacial de 250 m. La serie completa de imágenes compuestas para un período de 16 días durante el ciclo entre setiembre de 2005 y mayo de 2006 totalizó un conjunto de 16. A partir de una imagen LANDSAT se identificó de manera visual no sólo el perímetro de los lotes, sino también otras referencia geográficas de la región, de forma tal que los lotes pudieron ser localizados y delimitados con suficiente certeza. Los vectores perimetrales de los lotes fueron luego superpuestos sobre la imagen de NDVI AQUA-MODIS que previamente se había georeferenciado utilizando el programa MODIS Reprojection Tool (MRT) (LP DAAC, 2008). Esta herramienta transforma los datos de

MODIS, originalmente en formato HDF y proyección Sinusoidal entero (ISIN), realizando su reproyección a archivos GeoTIFF en un sistema de posicionamiento geográfico de latitud y longitud. Del conjunto de píxeles correspondientes a cada lote, se adoptó aquel más próximo a la posición geográfica del sitio relevado. La información fue luego interpolada temporalmente utilizando el método de splines, con el propósito de tener un registro de NDVI para cada fecha del muestreo.

Balance hidrológico

La estimación de los cambios que experimentó el contenido de agua del suelo en cada uno de los lotes se realizó mediante el modelo de balance de agua *BUDGET* (Raes, 2002). *BUDGET*, cuya documentación completa se puede consultar en el manual de referencia (Raes, 2002), consiste de una serie de subrutinas que describen los distintos procesos involucrados en la extracción del agua por las raíces de las plantas y el movimiento del agua del suelo en condiciones no saturadas.

La estimación de la cantidad de agua perdida por escorrentía superficial se basa en el método del número de curva (CN) desarrollado por el Servicio de Conservación de Suelos de EU (USDA, 1964; Rallison, 1980; Steenhuis *et al.*, 1995). Se utilizó una CN de 65 como valor característico de los suelos de la región, que el programa ajusta de acuerdo a las condiciones existentes de la humedad de suelo. La máxima cantidad de agua que puede infiltrar en el suelo está limitada por la máxima tasa de infiltración de la capa superior del suelo. La infiltración y el drenaje interno son descritas por una función de drenaje exponencial (Raes, 1982; Raes *et al.*, 1988), que tiene en cuenta la humedad inicial y las características de drenaje de las distintas capas del suelo. Si bien no se utilizó en esta experiencia, el módulo de riego permite manejar el agua siguiendo criterios de tiempo o profundidad, similares a los utilizados en los programas IRSIS (Raes *et al.*, 1988) y CROPWAT (Smith, 1992).

A partir del procedimiento de Allen *et al.* (1998), que utiliza un coeficiente de cultivo dual, son calculadas la tasa de evaporación del suelo y la tasa de transpiración del cultivo bajo condiciones de abastecimiento completo de agua. Por su parte, la evaporación real se deriva de la condición de humedad del suelo y la cobertura del cultivo (Ritchie,

1972; Belmans *et al.*, 1983), en tanto la absorción del agua por las raíces está descripta por medio de un término de sumidero (Feddes *et al.*, 1978; Hoogland *et al.*, 1981; Belmans *et al.*, 1983), que tiene en cuenta la distribución de las raíces y el contenido de agua en el perfil del suelo.

La estrategia aplicada para ajustar la metodología de balance a las condiciones particulares de esta experiencia, aprovechando la rutina del procedimiento que estima el nivel de pérdida de rendimiento que se produce por la falta de agua en cada subperíodo del ciclo de maíz (Raes *et al.*, 2006), consistió en combinar la información disponible de clima, suelo y cultivo a los efectos de reproducir *a priori* los resultados productivos alcanzados en cada lote. A modo de una verificación *a posteriori*, se procedió a comparar los valores de humedad estimados por el modelo respecto de los observados durante el ciclo. De acuerdo a esta propuesta, el balance de agua de cada lote se simuló teniendo en cuenta la información de base que resume la Tabla 6a.22.

Tabla 6a.22: Información utilizada *a priori* para calcular la humedad del suelo de cada lote con el programa de balance de agua (Raes, 2002), en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. El maíz de ciclo largo corresponde a un cultivo de 160 días y, el de ciclo corto, a uno de 130 días.

Lote	Sector	Fecha de siembra	Fecha de madurez	Ciclo (días)	Ciclo del cultivo	Datos de lluvia	Datos de ETo	Humedad inicial	Rinde esperado (%)
1	Villa del Rosario	20/09/05	03/03/06	164	ciclo largo	Matorrales	Manfredi	80% CC	81
2	Villa del Rosario	28/09/05	03/03/06	156	ciclo largo	Matorrales	Manfredi	80% CC	81
3	Pilar	15/09/05	03/03/06	169	ciclo largo	L9	Manfredi	80% CC	42
4	Pilar	10/09/05	10/01/06	122	ciclo corto	L9	Manfredi	50% CC	16,8
5	Villa del Rosario	25/09/05	03/03/06	159	ciclo largo	Matorrales	Manfredi	80% CC	80
6	Pilar	15/09/05	03/03/06	169	ciclo largo	L9	Manfredi	80% CC	42
7	Pilar	20/12/05	30/04/06	131	ciclo corto	L9	Manfredi	80% CC	80
8	Villa del Rosario	10/09/05	03/03/06	174	ciclo largo	Matorrales	Manfredi	80% CC	76
9	Pilar	28/10/05	10/03/06	133	ciclo corto	L9	Manfredi	80% CC	30,4
10	Pilar	28/10/05	10/03/06	133	ciclo corto	L9	Manfredi	80% CC	30,4

Mientras los datos de precipitación se asignaron de acuerdo a la proximidad geográfica de cada lugar, la demanda atmosférica de referencia (ETo) se calculó de manera general a partir de la información meteorológica de Manfredi. De acuerdo a la extensión del ciclo de cada lote, la variación del contenido de agua del suelo se simuló para dos

cultivos tipo: de 160 (ciclo largo) y 130 (ciclo corto) días, respectivamente. Por su parte, la humedad inicial adoptó un valor próximo a Capacidad de Campo (80 %), excepto en el lote 4 que debió ser reducida a 50 % para simular la importante merma de rendimiento que se produjo en este caso. El rendimiento esperado se seleccionó de acuerdo a los valores observados de rendimiento y, por esa razón, el procedimiento de balance se verificó a partir de los datos de humedad de suelo observados.

Procedimiento de análisis

Para la estimación de biomasa y rendimiento máximos se utilizaron las ecuaciones (1) y (2), asumiendo un valor de eficiencia en el uso de la luz (ϵ o EUR) igual a 3,8 gr de biomasa MJ⁻¹ RFAI (Lindquist *et al.*, 2005) y un índice de cosecha (IC) igual a 0,475 (Sinclair *et al.*, 1990), valor que excluye los casos bajo condiciones severas de estrés hídrico. La biomasa máxima se obtuvo a partir del mismo procedimiento sin la reducción por el IC. En ambos casos, el valor de %C se consideró sucedáneo de fRFAI. El empleo de valores observados de %C supone, de esta forma, que la capacidad productiva está condicionada al desarrollo alcanzado por la cobertura y la extensión del ciclo. Además, teniendo en cuenta que las diferencias entre la radiación absorbida e interceptada son pequeñas una vez que el cultivo cubre el suelo, y en ausencia de valores de radiación absorbida, la determinación de EUR se realizó a partir de RFAI (Gallo *et al.*, 1993; Edwards *et al.*, 2005).

De acuerdo a Earl y Davis (2003), la disminución del rendimiento se puede estimar a partir de un esquema simple integrando tres componentes: RFAI, EUR e IC. La pérdida de productividad (P) de cada componente en particular se asume que ocurre en un orden específico, consistente con la formación del rendimiento que opera en un modelo mecanístico: primero se reduce RFAI, luego actúa la disminución asociada con EUR y finalmente la inducida por IC. En primer lugar, la pérdida de rendimiento asociada con la disminución de RFAI (P_{RFAI}) se estimó de la siguiente forma:

$$P_{RFAI} = Y_c \times \left(1 - \frac{RFAI_s}{RFAI_c} \right) \quad (3)$$

donde Y_c es el rendimiento de materia seca del grano del lote de máxima productividad (control) que asumió un valor de 14590 kg ha⁻¹, y $RFAI_s$ e $RFAI_c$ corresponden al valor de

RFAI acumulada durante el ciclo para cada lote en particular y el control, respectivamente. Luego, la pérdida de rendimiento asociada con EUR (P_{EUR}) fue estimada de la siguiente forma:

$$P_{EUR} = (Y_c - P_{RFAI}) \times \left(1 - \frac{EUR_s}{EUR_c}\right) \quad (4)$$

donde EUR_s y EUR_c corresponden a la eficiencia en el uso de la radiación del ciclo completo para cada lote en particular y el control, respectivamente. Finalmente, la pérdida de rendimiento asociada con el índice de cosecha disminuido (P_{IC}) se calculó así:

$$P_{IC} = (Y_c - P_{RFAI} - P_{EUR}) \times \left(1 - \frac{IC_s}{IC_c}\right) \quad (5)$$

donde IC_s e IC_c son los índices de cosecha para cada lote en particular y el control, respectivamente.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Estimación del rendimiento de maíz con información de campo y análisis de las pérdidas de productividad

La Figura 6a.44 presenta los valores de biomasa acumulada de maíz que fueron observados y estimados diariamente a partir del modelo de productividad máxima, es decir sólo limitada por el desarrollo de la cobertura (%C) y la extensión del ciclo, para cuatro de los lotes monitoreados durante la temporada de cultivo 2005-2006: dos en el sector de Villa del Rosario y dos próximos a Pilar. Las estimaciones de la biomasa se realizaron asumiendo que existe una relación 1:1 entre %C y fRFAI (Steven *et al.*, 1986; Purcell, 2000; Edwards *et al.*, 2005), y calculando los valores diarios de cobertura (o fRFAI) por interpolación lineal entre dos fechas de muestreo sucesivas.

Los lotes seleccionados presentan fechas de siembra similares, de modo que las curvas son comparables temporalmente y permiten observar dos situaciones productivas contrastantes. Mientras que en los lotes 1 y 5 la materia seca estimada por el modelo de intercepción y eficiencia de conversión lumínica se ajusta con mucha precisión a los valores observados, en los lotes 3 y 6, el modelo en su carácter máximo sobrestima las mediciones durante todo el ciclo de cultivo. Además, las mediciones de biomasa, al igual

que las estimaciones, son más semejantes entre sí en cada uno de los dos sectores, lo que pone de manifiesto la ocurrencia de un fenómeno regionalmente distribuido que prácticamente no limitó la productividad en el sector de Villa del Rosario, y restringió sensiblemente la producción de materia seca en el sector próximo a Pilar. Esto mismo se desprende, aunque de manera menos acentuada, a partir de los valores más bajos de biomasa potencial que fue estimada en los lotes de Pilar.

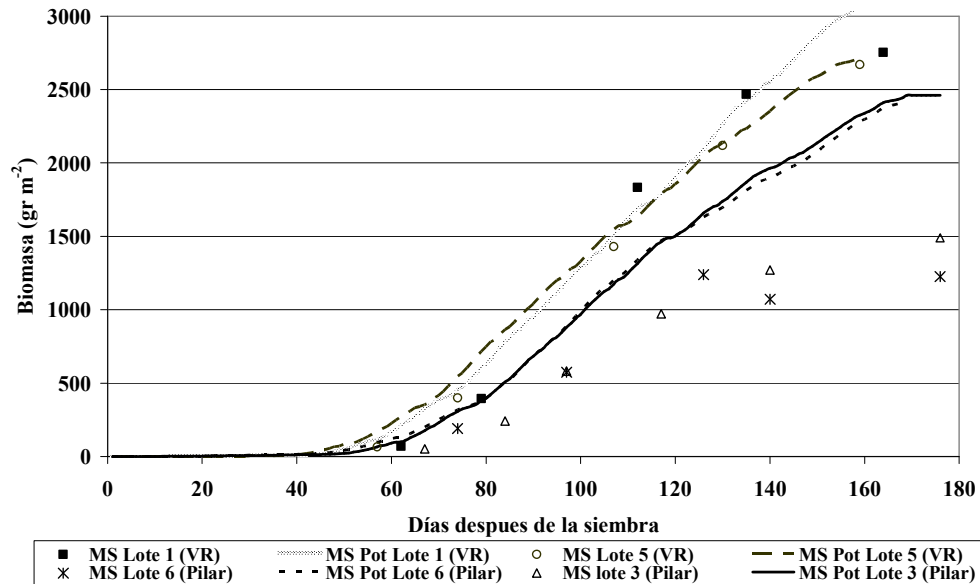


Figura 6a.44: Evolución que presentaron los valores observados (puntos) y estimados de carácter máximo (líneas) de la biomasa aérea en 4 lotes de maíz durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. Entre paréntesis se indica el sector de procedencia: Villa del Rosario (VR) o Pilar.

Estas estimaciones redundan en niveles máximos de biomasa (Fensholt y Sandholt, 2003; Lindquist *et al.*, 2005) ya que el modelo de intercepción (ecuaciones 1 y 2) adopta un valor de eficiencia de conversión lumínica (EUR) de $3,8 \text{ g MJ}^{-1}$ y, por lo tanto, el comportamiento observado en los lotes 1 y 5 denota condiciones de cultivo no restrictivas durante el ciclo de maíz. Por el contrario, la diferencia entre los valores estimados (máximos) y observados pone de manifiesto la ocurrencia de condiciones limitantes en los lotes 3 y 6. En ausencia de factores ambientales que reduzcan el valor de %C, la intercepción de la radiación adopta valores más elevados en la medida que el cultivo presenta una condición de cobertura mayor durante un periodo más prolongado del ciclo; y

otro tanto cabe esperar de la EUR, que expresará el valor máximo siempre que no ocurran contingencias ambientales adversas, asociadas en particular a la falta de agua (Sinclair y Muchow, 1999; Earl y Davis, 2003; Müller y Bergamaschi, 2005). A los efectos de tener el cuadro completo de situación, incluyendo lotes sembrados en distintas épocas lo que determina distinta potencialidad climática, la Figura 6a.45 presenta la relación obtenida entre los valores de biomasa observada al final del ciclo y la estimada con el modelo de productividad potencial para el conjunto completo de lotes.

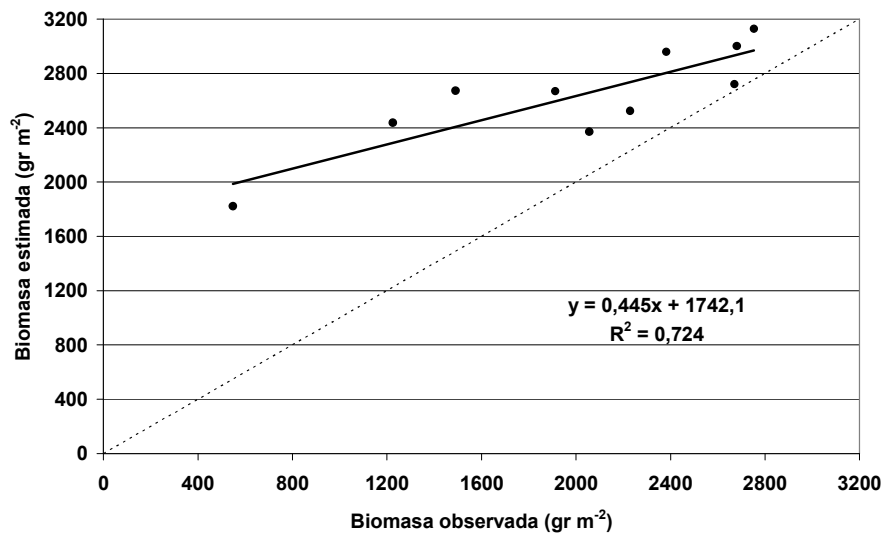


Figura 6a.45: Relación entre los valores observados de biomasa al final del ciclo y estimados con el modelo de productividad máxima en 10 lotes de Córdoba, Argentina, durante la temporada 2005-2006.

La pendiente de la regresión es estadísticamente significativa ($t = 4,5793$; $p < 0,002$), al igual que el valor estimado de la intercepción ($t = 8,5$; $p < 0,00003$), lo que señala una ordenada distinta de cero. Además, la figura expresa que mientras las estimaciones más elevadas se aproximan en mayor medida a las mediciones de biomasa, lo que denota condiciones ambientales más favorables, los valores de biomasa máxima más bajos resultan claramente sobrestimados por el modelo.

Este contraste entre los valores de biomasa observada y estimada, que probablemente están relacionados con la ocurrencia de sequía, se evaluaron a partir del

esquema propuesto por Earl y Davis (2003), quienes analizaron el efecto del estrés hídrico sobre el rendimiento del maíz conforme a las mermas que producen de manera secuencial tres factores: la intercepción de la radiación, la eficiencia de conversión a materia seca y el IC. En ausencia de resultados emanados de una parcela de control, se adoptó como tal a la medición o estimación del lote que presentó el valor más elevado en cada caso. Los resultados de este análisis se presentan en la Tabla 6a.23.

Tabla 6a.23: Radiación fotosintéticamente activa interceptada (RFAI), eficiencia en el uso de la radiación (EUR), índice de cosecha (IC) y pérdida de rendimiento (P) de maíz que se atribuye a la reducción de cada uno de estos componentes, en 10 lotes de Córdoba, Argentina, durante la temporada 2005-2006.

Lote	Sector	RFAI MJ m ⁻²	1-(RFAI _s /RFAI _c) %	P _{RFAI} kg ha ⁻¹	EUR gr MJ ⁻¹	1-(EUR _s /EUR _c) %	P _{EUR} kg ha ⁻¹	IC	1-(IC _s /IC _c) %	P _{IC} kg ha ⁻¹
1	VR	823,0	0,00	0,0	3,35	0,10	1503,6	0,53	0,20	2555,6
2	VR	789,5	0,04	594,7	3,40	0,09	1252,2	0,53	0,20	2493,8
3	Pilar	703,3	0,15	2123,0	2,12	0,43	5383,0	0,33	0,50	3511,2
4	Pilar	479,4	0,42	6092,0	1,14	0,69	5892,6	0,36	0,45	1161,9
5	VR	716,0	0,13	1898,0	3,73	0,00	0,0	0,44	0,33	4203,8
6	Pilar	641,1	0,22	3225,0	1,91	0,49	5540,2	0,66	0,00	0,0
7	Pilar	663,8	0,19	2821,9	3,36	0,10	1170,2	0,44	0,34	3553,3
8	VR	778,3	0,05	792,0	3,06	0,18	2476,5	0,46	0,30	3432,5
9	Pilar	702,2	0,15	2142,5	2,72	0,27	3358,3	0,42	0,36	3293,3
10	Pilar	623,6	0,24	3535,7	3,30	0,12	1281,0	0,41	0,37	3652,6

Referencias: Los subíndices s y c se refieren al valor del lote con estrés y control, respectivamente.

En negrita y cursiva el valor de control.

La Figura 6a.46 es una representación gráfica de la relación entre los valores observados y estimados de rendimiento, mostrando en este caso la contribución individual de cada uno de los factores que considera el modelo de disminución del rendimiento. Los rendimientos observados y estimados a partir del modelo de disminución del rendimiento tienden a la recta de identidad (1:1), excepto cuando se incorpora el efecto de disminución producido por IC, es decir al considerar la relación final entre la biomasa del grano cosechado respecto a la biomasa aérea. La curva que resulta al adoptar el valor más elevado de IC (0,66) produce claramente subestimaciones del rendimiento, tanto mayor cuanto más alto es el rendimiento, lo cual obliga, por su incongruencia, a la evaluación particular de este factor.

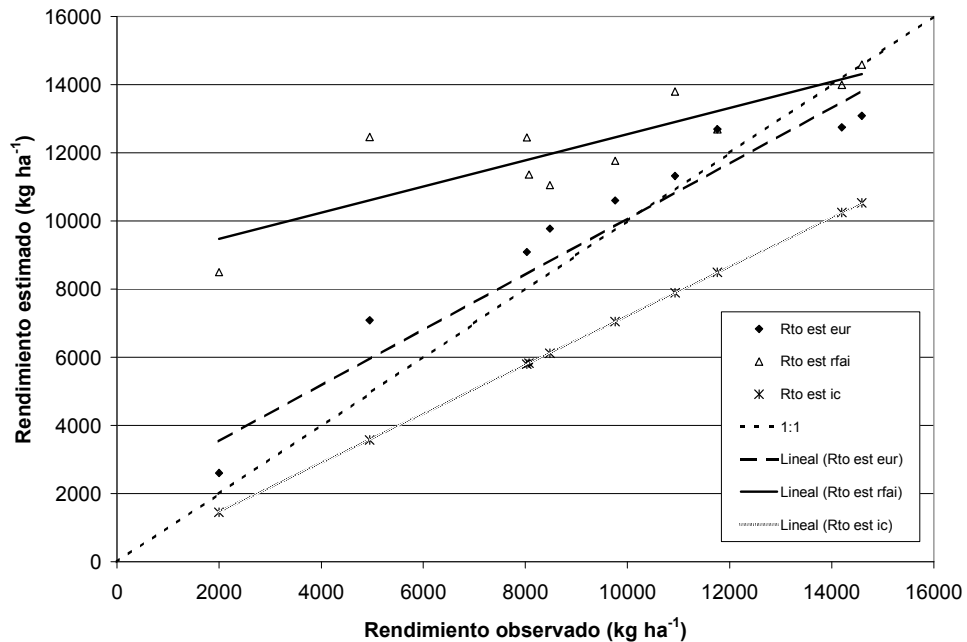


Figura 6a.46: Relación entre el rendimiento en granos observado y estimado a partir del modelo de disminución del rendimiento ocasionado por la merma de la radiación fotosintéticamente activa interceptada (RFAI), la eficiencia en el uso de la radiación (EUR) y el índice de cosecha (IC) para 10 lotes de maíz durante el ciclo 2005-2006 en Córdoba, Argentina. El valor estimado se obtiene haciendo la diferencia entre el rendimiento observado y la pérdida de rendimiento asociada al respectivo factor de merma: primero RFAI, luego RFAI y EUR y, por último, RFAI, EUR e IC.

En un estudio con maíz sometido a diversas condiciones de severidad de déficit hídrico, Sinclair *et al.* (1990) observaron altas correlaciones lineares entre el rendimiento de materia seca de los granos y la biomasa acumulada, de forma tal que IC se mantuvo estable bajo estrés hídrico moderado con un valor alrededor de 0,475. Sólo por debajo de 1100 g m⁻² de biomasa acumulada el rendimiento de granos fue reducido en mayor proporción. Edwards *et al.* (2005) obtuvieron IC entre 0,3 y 0,54 para híbridos de maíz de distinta duración de ciclo y densidades de siembra correspondientes a 3 años de ensayos, rango similar al de esta experiencia excepto por el valor máximo. Hsiao *et al.* (2009) emplean un IC de 0,48 en el modelo de cultivo AquaCrop (Steduto *et al.*, 2009), en tanto Rivetti (2007) determina un valor de 0,49 en un ensayo con maíz bajo riego en Río Cuarto, Córdoba.

En la Figura 6a.47 se presenta la relación entre la biomasa aérea final y la materia seca del grano cosechado en los 10 lotes del estudio, a los efectos de obtener el valor de IC que representa a este experimento en su conjunto. La ordenada de la relación no difiere significativamente de cero y, por esa razón, fue excluida de la recta de regresión. De esta forma, la pendiente de la relación lineal resulta 0,469 ($t = 7,26$; $p < 0,01$), valor similar al obtenido por Sinclair *et al.* (1990). En virtud a este comportamiento, se considera más razonable utilizar el valor de IC obtenido en la Figura 6a.47 o, en su defecto, directamente el propuesto por Sinclair *et al.* (1990), en lugar de emplear el valor máximo de IC que muestra la Tabla 6a.23 para el lote 6.

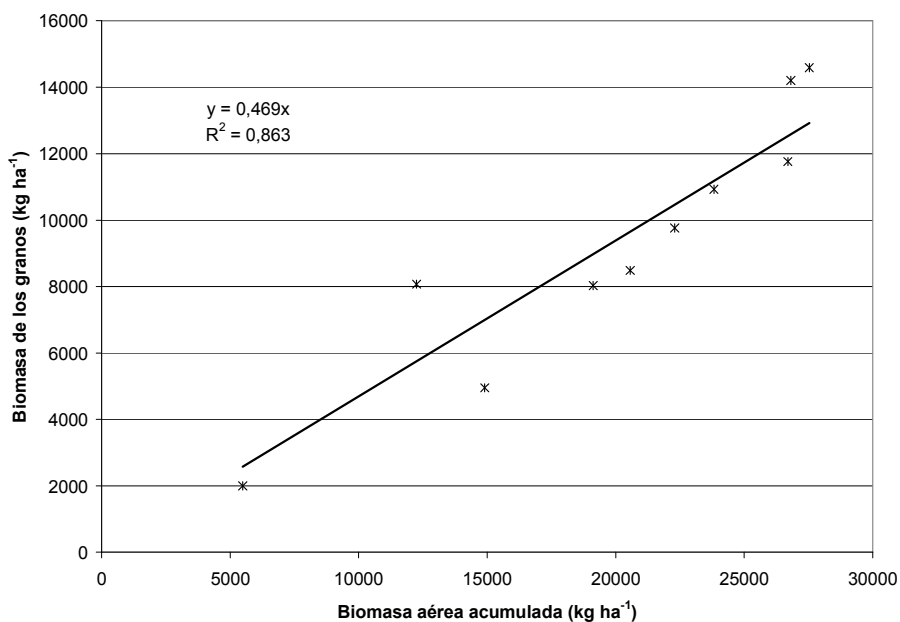


Figura 6a.47: Relación entre la biomasa área acumulada y el rendimiento en granos en 10 lotes de maíz de la campaña 2005-2006. La pendiente de la relación corresponde al índice de cosecha (IC) del experimento.

Por su parte, el valor más elevado de EUR para el conjunto de lotes fue 3,73 gr MJ⁻¹ RFAI. Si bien Sinclair y Muchow (1999) reportan valores máximos de EUR algo más reducidos, en un rango de 3,2 a 3,4 gr MJ⁻¹ de acuerdo a distintos estudios considerados, el máximo de esta experiencia es muy aproximado a los propuestos por Lindquist *et al.* (2005) cuando determinan esta tasa de conversión a partir de diferentes métodos (relación entre la tasa de crecimiento y RFAA y relación entre los respectivos valores acumulados de

biomasa y RFAA) en cultivos de maíz bajo condiciones de crecimiento óptimas. De hecho, Lindquist et al. (2005) obtuvieron para EUR un valor de 3,84 gr MJ⁻¹ RFAA a partir del método acumulativo, que es exactamente igual al utilizado como máximo en esta experiencia cuando se lo expresa en términos de RFAI. Por su parte, Müller y Bergamaschi (2005) determinaron bajo riego un valor ligeramente inferior de 3,58 gr MJ⁻¹ RFAI en condiciones latitudinales semejantes a las de Córdoba, que se redujo a 2,47 gr MJ⁻¹ RFAI en secano.

De acuerdo con esta información, el modelo de estimación de rendimiento que propone la expresión (1) se podría poner en términos operativos utilizando datos diarios de radiación solar de una estación próxima y valores de la fracción de radiación interceptada obtenidos a partir de %C, un IC de 0,47 y un valor de EUR que, siendo máximo para condiciones de crecimiento óptimas (3,73 gr MJ⁻¹ RFAI), acuse una reducción en función de la situación de estrés predominante. Siendo la disponibilidad de agua el factor de estrés más frecuente en la producción de agrícola de secano (Sadrás y Calviño, 2001; Bergamaschi *et al.*, 2005) y, de acuerdo a los resultados obtenidos en esta experiencia, su incidencia se puede expresar por medio de la relación entre la humedad del suelo promedio del perfil (entre 0 y 0,80 m) y EUR, como presenta la Figura 6a.48 para el ciclo completo de cultivo.

De esta forma, la tasa de conversión resulta disminuida significativamente ($P < 0,01$) en forma proporcional a medida que se reduce el contenido de agua. El efecto de disminución que acusa EUR como consecuencia de la restricción hídrica es discutido en particular por Müller y Bergamaschi (2005). Si bien la disminución de agua del suelo reduce asimismo RFAI, como también se desprende de la Figura 6a.48, este efecto ya es considerado en aquellos lotes afectados por la falta de agua en función de la reducción que expresa la condición de cobertura (%C). De igual forma, la Figura 6a.48 muestra que la correlación de la humedad del suelo con IC no es significativa al nivel de 1% y, por lo tanto, es razonable utilizar un valor constante para caracterizar el comportamiento general.

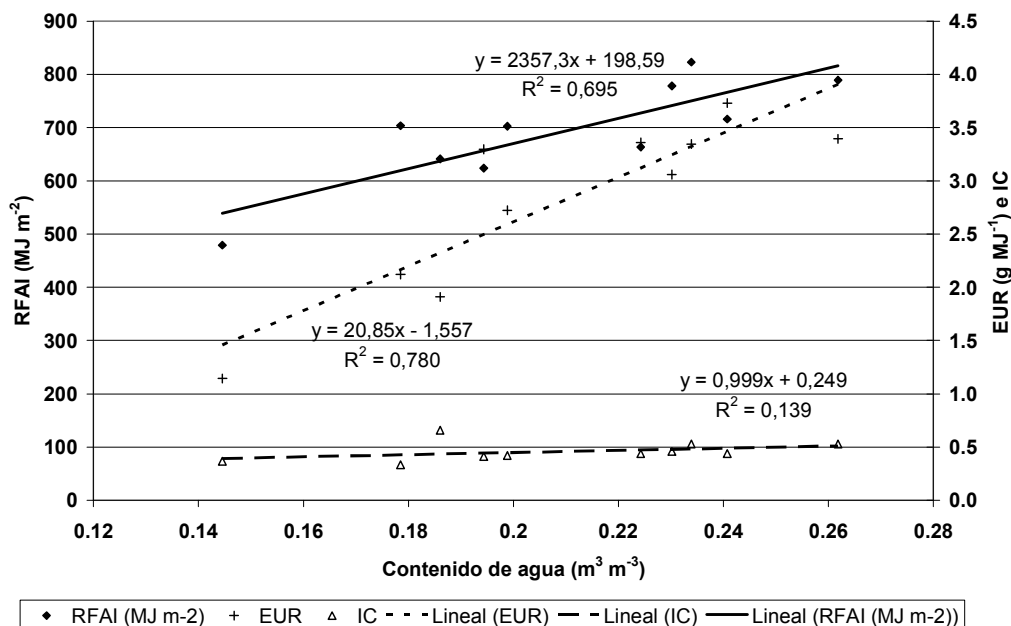


Figura 6a.48: Relación entre la humedad del suelo promedio del perfil (0-80 cm) con la radiación fotosintéticamente activa interceptada (RFAI), la eficiencia en el uso de la radiación (EUR) y el índice de cosecha (IC) en 10 lotes de maíz de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.

Una vez evaluada la influencia del déficit hídrico sobre la tasa de conversión de energía en biomasa con los datos de humedad de suelo observados, se puede componer el modelo para estimar el rendimiento de cada lote, como se presenta en la Figura 6a.51. A partir de la expresión (1), el rendimiento estimado se obtuvo de la siguiente forma:

$$\text{Rendimiento}_{\text{lote}} = \sum_s^{\text{mf}} (RFA \times \%C_i) \times \varepsilon^* \times 0,47 \quad (6)$$

siendo \sum el valor acumulado diariamente del producto entre paréntesis desde siembra a madurez fisiológica; $\%C_i$ es el valor de cobertura interpolado de manera lineal entre dos fechas de muestreo sucesivas; ε^* es la eficiencia en el uso de la radiación ajustada de acuerdo al valor medio del contenido de agua del suelo durante el ciclo observado en el perfil de 0-0,80 m, a partir de la siguiente expresión: $\varepsilon^* = 0,24 \ln(x) + 9,504$; y 0,47 es el valor que adopta IC.

La relación entre los valores medidos y calculados de rendimiento es estadísticamente significativa ($F_{1,8} = 95,31$; $p < 0,01$) y explica alrededor de 92% de la variabilidad de los datos observados. Además, la curva de regresión resulta muy similar a la recta de identidad con un valor de la raíz error cuadrado medio (RMSE) de 1116 kg ha^{-1} .

Sistema de estimación del rendimiento de maíz con información de AQUA-MODIS

En orden a desarrollar para la región un sistema satelital de monitoreo del rendimiento de maíz a nivel de lote, existen diversas opciones metodológicas: desde procedimientos que hacen uso exclusivo de datos radiométricos (Seaquist *et al.*, 2003), hasta esquemas mixtos que integran los datos satelitales con información de superficie (Báez González *et al.*, 2002; Rojas, 2007). La alternativa que se implementó en este caso, tomando de base el procedimiento articulado anteriormente, como así también otras experiencias previas (Doraiswamy *et al.*, 2004; Rojas, 2007), utiliza información satelital del sistema AQUA-MODIS y la integra con datos meteorológicos, de suelo y de cultivo para expresar la condición particular de disponibilidad de agua de cada lote.

El primer componente de este modelo (RFAI) se obtuvo a partir de los registros del NDVI y su relación con la cobertura del cultivo (%C) que, de acuerdo a la relación lineal obtenida en el Capítulo II, corresponde a la siguiente expresión: $\%C = 122,79 \times \text{NDVI} - 24,52$. El segundo componente es el IC que, según fue discutido y determinado en esta experiencia, se puede asumir constante e igual a 0,47. Por último, el tercer componente es el más difícil de resolver porque, como también se analizó antes, EUR es el componente del modelo que resulta particularmente afectado por el estrés hídrico (Müller y Bergamaschi, 2005) y requiere ser ajustado en consecuencia.

Si bien no se descarta de manera absoluta la posibilidad de acceder a datos de humedad del suelo observada a lo largo del ciclo para evaluar la condición de estrés hídrico del cultivo, su disponibilidad en una región se restringe por lo general a algunos pocos sitios experimentales. Esta problemática común en estudios agronómicos, de proyectar resultados o recomendaciones obtenidos a escala experimental (particular) hacia toda la región (general), cuenta para este caso en particular con el recurso del balance hidrológico que, para una implementación adecuada, requiere estar adaptado o ajustado de

acuerdo a las condiciones de cultivo y edáficas locales. En este caso, se implementó el procedimiento de balance de agua BUDGET (Raes, 2002) ajustado para un suelo Haplustol Éntico típico de la región (Dardanelli *et al.*, 1997). BUDGET simula diariamente la redistribución del agua en el perfil y calcula el estado de humedad de cada estrato de acuerdo a los flujos de entrada y salida de agua de un sistema de compartimentos asociados verticalmente.

Con la finalidad de evaluar la pertinencia de la metodología y el grado de precisión alcanzado con la simulación, la Figura 6a.49 presenta la relación entre los valores estimados del contenido de agua del suelo en el perfil hasta 0,80 m, respecto al promedio para esta profundidad del conjunto de mediciones gravimétricas efectuadas los días de visita a los lotes. Las mismas se expresaron en términos volumétricos considerando una densidad aparente de $1,3 \text{ kg m}^{-3}$ (Núñez Vázquez *et al.*, 1996). El análisis se restringió hasta la profundidad del perfil en que se realizaron las mediciones de humedad durante el ciclo.

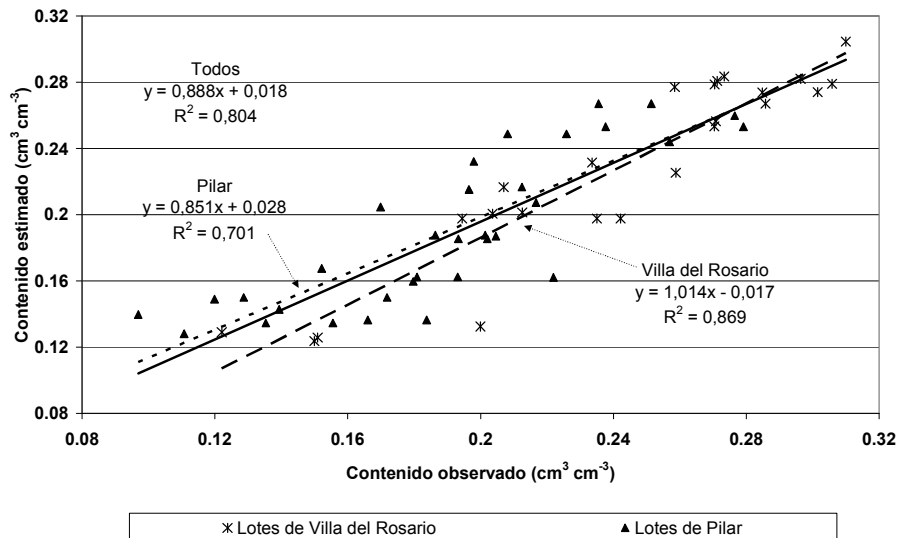


Figura 6a.49: Relación entre el contenido volumétrico de agua observado en el perfil (0-0,80 m) y el correspondiente valor estimado a partir del modelo de balance de agua calibrado para las condiciones regionales, en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. Se discrimina la información indicando se proximidad geográfica de los lotes a Pilar o Villa del Rosario.

Como muestra la Figura 6a.49, se obtuvo una función de ajuste lineal altamente significativa ($p < 0,01$) entre ambas variables y muy aproximada a la recta de identidad, lo que pone de manifiesto la capacidad del modelo, configurado para representar las condiciones regionales, para representar de manera apropiada la condición de humedad del suelo en el conjunto de lotes. De todos modos, la clasificación de los datos de acuerdo con su procedencia indica que existen diferencias de las propiedades hidrológicas entre los suelos de ambos sectores, que se acrecientan para los niveles bajos de humedad. Basado en la información presentada, las estimaciones del contenido de agua y su variación durante el ciclo se pueden admitir representativas y ajustadas a la condición hídrica que experimentaron los cultivos en los distintos lotes. Además, esta tendencia general hacia la recta de identidad pone de manifiesto que la estimación de EUR a partir de las determinaciones del balance de agua debería producir resultados similares a los obtenidos a partir de los registros observados del contenido de agua del suelo (Figura 6a.48).

A los efectos de obtener el valor de EUR a partir de los registros de humedad derivados del procedimiento de balance de agua, la Figura 6a.50 muestra la relación entre la eficiencia de conversión y la condición estimada del contenido de humedad a dos profundidades. Fueron consideradas dos profundidades: 0,80 m y 1,2 m, con el propósito de aprovechar integralmente la información de la dinámica del agua en el perfil del suelo que provee el balance de agua, y en procura de superar limitaciones que están asociadas al carácter puntual de las mediciones de la humedad edáfica.

Aunque el valor de EUR se puede estimar con la información del contenido de agua en el perfil hasta 0,80 m, que es la profundidad hasta donde se extrajeron las muestras de suelo, la relación alcanzó mayor precisión predictiva al utilizar la información que se produce cuando el perfil es considerado a mayor profundidad (1,2 m). La variación de la disponibilidad de agua entre los lotes explica, en este caso, más de 90% de la variabilidad de EUR, y estaría indicando la necesidad de considerar la variación del contenido de agua para un perfil de extracción del cultivo de maíz más completo (Dardanelli *et al.*, 1997).

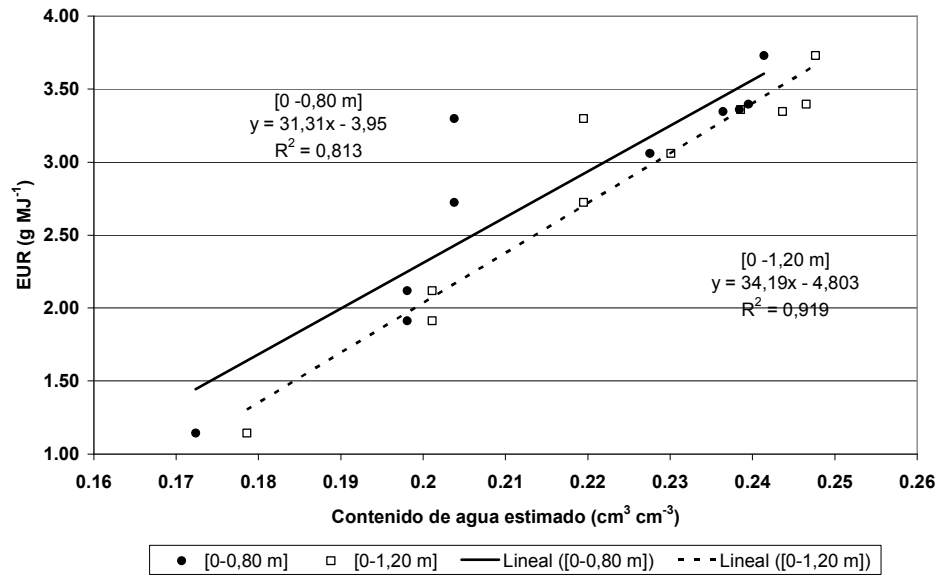


Figura 6a.50: Relación entre el contenido de agua del suelo estimado a dos profundidades con el modelo de balance hidrológico y la eficiencia en el uso de la radiación (EUR) en 10 lotes de maíz de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.

De esta forma, habiendo analizado la obtención de los componentes del modelo de interceptación y eficiencia de conversión de la luz, el rendimiento de maíz también puede ser determinado directamente a partir de datos radiométricos producidos por AQUA-MODIS e información complementaria derivada del balance de agua (Rojas, 2007). El modelo que se utilizó en este caso tiene la expresión siguiente:

$$\text{Rendimiento}_{\text{lote}} = \sum_s^c (RFA \times (122,79 \times \text{NDVI} - 24,52))_i \times \varepsilon^* \times 0,47 \quad (7)$$

Siendo \sum el valor acumulado diariamente del producto entre paréntesis desde siembra a cosecha; $122,79 \times \text{NDVI} - 24,52$ corresponde a la expresión para estimar fRFAI a partir del NDVI interpolado entre dos fechas de muestreo sucesivas; ε^* es la eficiencia en el uso de la radiación ajustada de acuerdo al valor medio del contenido de agua del suelo estimado en el perfil de 0-1,20 m durante el ciclo. El cociente entre el contenido de agua estimado respecto al contenido máximo del horizonte (IHS) es la variable independiente para estimar ε^* a partir de la siguiente expresión: $\varepsilon^* = -4,8 + 9,73 \times \text{IHS}$.

La Figura 6a.51 presenta para el conjunto de lotes los valores de rendimiento de maíz estimados a partir de esta metodología que combina información satelital y estimaciones del contenido de agua, con respecto a los valores observados, como así también los resultados que se obtienen a partir de la información relevada completamente a campo, incluyendo las mediciones gravimétricas de la humedad de suelo. Si bien en términos del coeficiente de determinación la estimación del rendimiento que se obtiene a partir de datos satelitales y de la humedad de suelo estimada presenta ligeramente mayor dispersión respecto del procedimiento que utiliza sólo mediciones de campo, el coeficiente angular de la relación con respecto a los valores observados se aproxima en mayor medida a la recta identidad, lo cual compensa esta menor precisión.

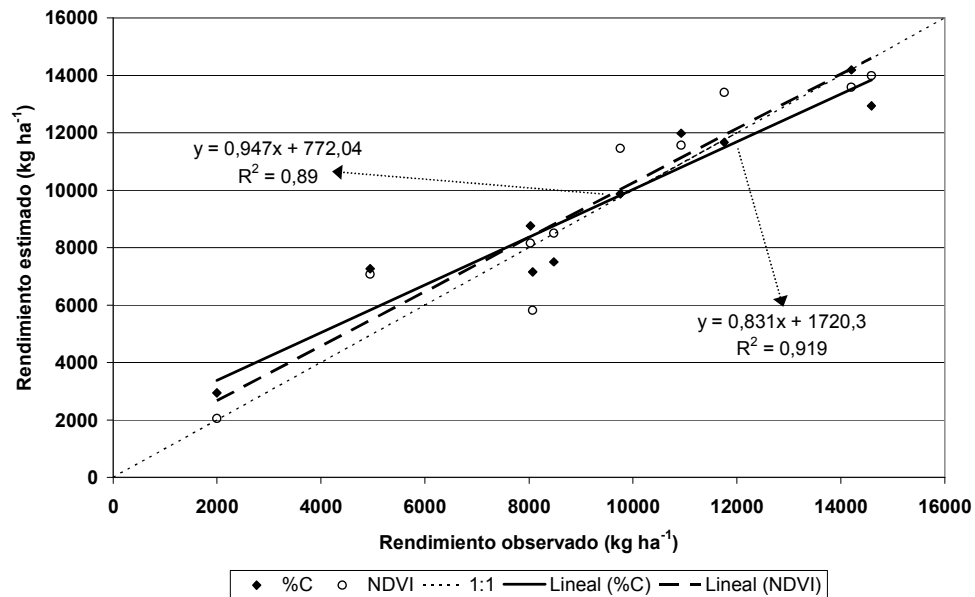


Figura 6a.51: Relación entre los rendimientos de maíz observados en 10 lotes de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006, y estimados con sendos modelos: uno que utiliza sólo mediciones de campo y otro que utiliza valores de NDVI (AQUA-MODIS) y la eficiencia de conversión de la luz es evaluada según el contenido de agua estimado por un modelo de balance hidrológico ajustado a las condiciones regionales.

Aunque el carácter de estos resultados es todavía preliminar y requieren de su verificación bajo otras condiciones y ciclos de producción, ambas versiones representan modelos viables y relativamente simples de implementar a los efectos de desarrollar un

sistema de seguimiento y estimación del rendimiento de maíz a nivel de lote para la región. Si bien sobre este particular ya existe experiencia generada de la utilización de imágenes LANDSAT (Rudorff y Batista, 1991), cuya resolución es de mayor detalle, el aporte de este trabajo radica en que se obtuvieron estimaciones de rendimiento muy aceptables a partir de un sistema satélite sensor de menor resolución, aprovechando información radiométrica de acceso directo que se produce a bordo del satélite de manera rutinaria y requiere de un procesamiento posterior mínimo. Asimismo, se verificó la mayor potencialidad que presenta la integración de datos radiométricos con información derivada del balance de agua propuesta en otras investigaciones para estimar el rendimiento de los cultivos en general y de maíz en particular (Reynolds *et al.*, 2000; Rojas, 2007; Coyne *et al.*, 2009).

Sin embargo, el resultado de mayor interés que surge de este análisis es que pone de manifiesto la insuficiencia de la información espectral (NDVI) para estimar el rendimiento de cultivos de maíz sometidos a condiciones de estrés hídrico de intensidad y oportunidad variables. El estrés hídrico puede reducir el rendimiento de maíz por tres mecanismos principales (Earl y Davis, 2003). En primer lugar, la sequía reduce la capacidad de absorción de radiación incidente al disminuir el tamaño de la canopia, ya sea limitando la expansión foliar, produciendo un marchitamiento temporario de las hojas o su enrollamiento (Müller y Bergamaschi, 2005) y, cuando el estrés es severo, provocando también la senescencia temprana de las hojas. En segundo lugar, la sequía reduce la eficiencia de conversión de la energía en materia seca, lo que se puede detectar por el decrecimiento de la materia seca acumulada por unidad de RFA absorbida en un periodo de tiempo determinado, o por la reducción de la tasa de intercambio instantáneo neto de CO₂ de la canopia por unidad de RFA absorbida. En tercer lugar, la sequía limita el rendimiento de granos en maíz reduciendo el IC, lo que puede ocurrir aún en ausencia de una fuerte reducción de la materia seca total acumulada del cultivo si un breve periodo de estrés coincide con la etapa crítica de desarrollo alrededor de floración, fecundación y formación del grano (Bergamaschi *et al.*, 2005; Grassini *et al.*, 2009). De este complejo y no exhaustivo conjunto de factores responsables de la disminución del rendimiento de maíz, es evidente que el NDVI sólo puede tener capacidad para detectar de manera más directa aquella vinculada con la disminución del tamaño del aparato de intercepción

lumínica. De esta forma, la información de cultivo, meteorológica y edáfica obtenida a campo continua siendo un componente imprescindible para desarrollar metodologías efectivas de estimación y pronóstico del rendimiento de cultivos en secano.

CONCLUSIONES

La metodología de evaluación de las pérdidas de productividad en maíz por efecto del estrés hídrico asociadas a la disminución que experimentan la radiación fotosintéticamente activa interceptada (RFAI), la eficiencia de conversión de la radiación en materia seca (EUR) y el índice de cosecha (IC), se mostró apropiada para analizar la influencia de los distintos factores responsables de la variación del rendimiento que presentaron 10 lotes en Córdoba, durante la temporada 2005-2006.

El modelo de intercepción lumínica y eficiencia en el uso de la radiación que utiliza a la cobertura del cultivo como sucedánea de la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada (fRFAI), constituye un procedimiento adecuado para estimar el rendimiento de maíz a nivel de lote, siempre que se le incorpore información complementaria para consignar las particulares condiciones de estrés hídrico que prevalecen en cada campaña y reducen de manera particular el valor de EUR.

Ese mismo modelo genérico mostró ser igualmente viable y preciso cuando se lo articuló a partir de registros radiométricos de AQUA-MODIS, estimando %C en función del NDVI a los efectos de estimar fRFAI, y la condición de humedad de suelo se determinó con un procedimiento de balance de agua ajustado previamente a las condiciones edáficas y de cultivo de la región. En este sentido, el análisis de la condición de humedad debería abarcar el perfil completo de exploración de raíces.

BIBLIOGRAFÍA

Allen, R., L.A. Pereira, D. Raes, and M. Smith. 1998. Crop Evapotranspiration. Guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper N° 56. Rome, Italy. 293 p.

- Allen, R.G., M. Smith, A. Perrier, and L.S. Pereira, 1994. An update for the definition and calculation of reference evapotranspiration, *ICID Bull.* 43(2):1-34.
- Asrar, G., M. Fuchs, E.T. Kanemasu, and J.L. Hatfield, 1984. Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agron. J.* 76:300-306.
- Bach, H., 1998. Yield estimation of corn based on multitemporal LANDSAT-TM data as input for an agrometeorological model. *Pure Appl. Opt.* 7:809-825.
- Báez-González, A.D., J.R. Kiniry, S.J. Maas, M. Tiscareño L., J. Macias C., J.L. Mendoza, C.W. Richardson, J. Salinas G., and J.R. Manjarres, 2005. Large-area maize yield forecasting using leaf area index based yield model. *Agron. J.* 97:418-425.
- Báez-González, A.D., P. Chen, M. Tiscareño-López, and R. Srinivasan, 2002. Using satellite and field data with crop growth modeling to monitor and estimate corn yield in Mexico. *Crop Sci.* 42:1943-1949.
- Baret, F., G. Guyot, and D. Major, 1989. TSAVI: a vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation, in *12th Canadian Symp. On Remote Sensing and IGARSS'90*, Vancouver Canada, 10-14 July 1989.
- Barnes, E.M., P.J. Pinter Jr., B.A. Kimball, G.W. Wall, R.L. LaMorte, D.J. Husaker, F. Adamsen, S. Leavitt, T. Thompson, and J. Mathius, 1997. Modification of Ceres-Wheat to accept leaf area index as an input variable. ASAE Annual International Meeting, Paper N° 973016, Minneapolis Convention Center, Minneapolis, Minnesota, USA.
- Bastiaanssen, W.G.M., and S. Ali, 2003. A new crop yield forecasting model based on satellite measurements applied across the Indus Basin, Pakistan. *Agriculture Ecosystems & Environment* 94:321-340.
- Belmans, C., J.G. Wesseling, and R.A. Feddes, 1983. Simulation of the water balance of a cropped soil: SWATRE. *J. of Hydrol.* 63:271-286.
- Bergamaschi, H., G.A. Dalmago, F. Comiran, J.I. Bergonci, A.G. Müller, S. França, A.O. Santos, B. Radin, C.A. Menegassi Bianchi, e P. Gabert Pereira, 2005. Deficit hídrico e produtividade na cultura do milho. *Pesq. Agropec. Bras.* 41(2):243-249.
- Breiman, L., J. Friedman, R. Olshen, and C. Stone, 1984. Classification and regression trees. Wadsworth, Belmont. CA.
- Carlson, T.N., and D.A. Ripley, 1997. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sens. Environ.* 62:241-252.
- Casanova, D., G.F. Epema, and J. Goudriaan, 1998. Monitoring rice reflectance at field level for estimating biomass and LAI. *Field Crops Research* 55:83-92.
- Chang, J., D.E. Clay, K. Dalsted, S. Clay, and M. O'Neill, 2003. Corn (*Zea mays* L.) yield prediction using multispectral and multirate reflectance. *Agron. J.* 95:1447-1453.
- Chang, K.W., Y. Shen, and J.C. Lo, 2005. Predicting rice yield using canopy reflectance measured at booting stage. *Agron. J.* 97:872-878.
- Chang, J., M.C. Hansen, K. Pittman, M. Carroll, and C. DiMiceli, 2007. Corn and soybean mapping in the United States using MODIS time-series data sets. *Agron. J.* 99:1654-1664.
- Clevers, J.G.P.W., O.W. Vonder, R.E.E. Jongschaap, J.F. Desprats, C. King, L. Prévot, and N. Bruguier, 2002. Using SPOT data for calibrating a wheat growth model under Mediterranean conditions. *Agronomie* 22:687-694.
- Coelho, D.T., and R.F. Dale, 1980. An energy-crop growth variable and temperature function for predicting corn growth and development: planting to silking. *Agron. J.* 72:503-510.

- Coyne, P.I., R.M. Aiken, S.J. Maas, and F.R. Lamm, 2009. Evaluating YieldTracker forecasts for maize in western Kansas. *Agron J.* 101:671-680.
- Dardanelli, J.D., O.A. Bachmeier, R. Sereno, and R. Gil, 1997. Rooting depth and soil water extraction patterns of different crops in a silty loam Haplustoll. *Field Crop Research* 54:29-38.
- Daughtry, C.S.T., K.P. Gallo, S.N. Goward, S.D. Prince, and W.P. Kustas, 1992. Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies. *Remote Sens. Environ.* 39:141-152.
- Daughtry, C.S.T., K.P. Gallo, and M.E. Bauer, 1983. Spectral estimates of solar radiation intercepted by corn canopies. *Agron. J.* 75:527-531.
- de la Casa, A., G. Ovando, L. Bressanini, Á. Rodríguez, y J. Martínez, 2007. Uso del índice de área foliar y del porcentaje de cobertura del suelo para estimar la radiación interceptada en papa. *Agricultura Técnica (Chile)* 67(1):78-85.
- de la Casa, A., y G. Ovando, 2007. Integración del Índice de Vegetación de la Diferencia Normalizada (NDVI) y del ciclo fenológico de maíz para estimar el rendimiento a escala departamental en Córdoba, Argentina. *Agricultura Técnica (Chile)* 67(4):362-371.
- Doraiswamy, P.C., S. Moulin, P.W. Cook, and A. Stern, 2003. Crop yield assessment from remote sensing. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 69(6):665-674.
- Doraiswamy, P.C., J.L. Hatfield, T.J. Jackson, B. Akhmedov, J. Prueger, and A. Stern, 2004. Crop condition and yield simulations using Landsat and MODIS. *Remote Sens. Environ.* 92:548-559.
- Doraiswamy, P.C., T.R. Sinclair, S. Hollinger, B. Akhmedov, A. Stern, and J. Prueger, 2005. Application of MODIS derived parameters for regional crop yield assessment. *Remote Sens. Environ.* 97:192-202.
- Earl, H.J., and R.F. Davis, 2003. Effect of drought stress on leaf and whole canopy radiation use efficiency and yield of maize. *Agron. J.* 95:688-696.
- Edwards, J.T., L.C. Purcell, and E.D. Vories, 2005. Light interception and yield potential of short-season maize (*Zea mays* L.) hybrids in the midsouth. *Agron. J.* 97:225-234.
- Elwadi, M.E., F.J. Pierce, and J. Qi, 2005. Remote sensing of canopy dynamics and biophysical variables estimation of corn in Michigan. *Agron. J.* 97:99-105.
- EOS, 2006. *NASA Earth Observing System data gateway*. Disponible en: <http://edcimswww.cr.usgs.gov/pub/imswelcome/>.
- Everitt, J.H., D.E. Escobar, R. Villarreal, J.R. Noriega, and M.R. Davis, 1991. Airborne video systems for agricultural assessment. *Remote Sens. Environ.* 35:231-242.
- Ewing, R.P., and R. Horton, 1999. Quantitative color image analysis of agronomic images. *Agron. J.* 91:148-153.
- Feddes, R.A., P.J. Kowalik, and H. Zaradny, 1978. Simulation of field water use and crop yield. Pudoc, Simulation Monographs, Wageningen, The Netherlands. 189 p.
- Fensholt, R., and I. Sandholt, 2003. Derivation of a shortwave infrared water stress index from MODIS near- and shortwave infrared data in a semiarid environment. *Remote Sens. Environ.* 87:111-121.
- Field, C.B., J.T. Randerson, and C.M. Malmström, 1995. Global net primary production: Combining ecology and remote sensing. *Remote Sens. Environ.* 51:74-88.
- Gallo, K.P., C.S.T. Daughtry, and C.L. Wiegand, 1993. Errors in measuring absorbed radiation and computing crop radiation use efficiency. *Agron. J.* 85:1222-1228.
- Gitelson, A.A., U. Gritz, and M.N. Merzlyak. 2003. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *J. Plant Physiol.* 160:271-282.

- Gitelson, A.A., Y.J. Kaufman, and M.N. Merzlyak, 1996. Use of green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sens. Environ.* 58:289-298.
- Grassini, P., H. Yang, and K.G. Cassman, 2009. Limits to maize productivity in Western Corn-Belt: A simulation analysis for fully irrigated and rainfed conditions. *Agric. For. Meteorol.* 149:1254-1265.
- Groten, S.M.E., 1993. NDVI-crop monitoring and early yield assessment of Burkina Faso. *Int. J. Rem. Sens.* 14:1495-1515.
- Haboudane, D., J.R. Miller, E. Pattey, P.J. Zarco-Tejada, and I.B. Strachan, 2004. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sens. Environ.* 90(3):337-352.
- Heinsch, F.A., M.C. Reeves, C.F. Bowker, P. Votava, S. Kang, C. Milesi, M. Zhao, J. Glassy, W.H. Jolly, J.S. Kimball, and R.R. Nemani, 2003. User's guide: GPP and NPP (MOD17A2/A3) products NASA MODIS land algorithm v. 2.0. University of Montana, Missoula, MT.
- Hsiao, T.C., L.K. Heng, P. Steduto, D. Raes, and E. Fereres. 2009. AquaCrop-The FAO crop model for predicting yield response to water: III. Model parameterization and testing for maize. *Agron. J.* 101:448-459.
- Hoogland, J.C., C. Belmans, and R.A. Feddes, 1981. Root water uptake model depending on soil water pressure heads and maximum water extraction rate. *Acta Hort.* 119: 123-135.
- Inoue, Y., 2003. Synergy of remote sensing and modeling for estimating ecophysiological processes in plant production. *Plant Prod. Sci.* 6:3-16.
- INTA y SMAG y RR, 1987. Carta de suelos de la República Argentina. Hoja 3163-26, Villa del Rosario. Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria y Secretaría Ministerio de Agricultura, Ganadería y Recursos Renovables. Córdoba, Argentina. 82 p
- Ji, L., and A.J. Peters, 2003. Assessing vegetation response to drought in the northern Great Plains using vegetation and drought indices. *Remote Sens. Environ.* 87:85-98.
- Kaul, M., R.L. Hill, and C. Wathall, 2005. Artificial neural networks for corn and soybean yield prediction. *Agric. Systems* 85:1-18.
- Lindquist, J.L., T.J. Arkebauer, D.T. Walters, K.G. Cassman, and A. Dobermann, 2005. Maize radiation use efficiency under optimal growth conditions. *Agron. J.* 97:72-78.
- Liu, J., J.R. Miller, E. Pattey, D. Haboudane, I.B. Strachan, and M. Hinthner, 2004. Monitoring crop biomass accumulation using multi-temporal hyperspectral remote sensing data. *IEEE* 1637-1640.
- Liu, W.T., and F.N. Kogan, 1996. Monitoring regional drought using the Vegetation Condition Index. *Int. J. Remote Sensing* 17:2761-2782.
- Lizaso, J.I., W.D. Batchelor, M.F. Westgate, and L. Echarte, 2003. Enhancing the ability of CERES-Maize to compute light capture. *Agric. Syst.* 76:292-311.
- Lobell, D.B., J.I. Ortiz-Monasterio, C.L. Addams, and G.P. Asner, 2002. Soil, climate, and management impacts on regional wheat productivity in Mexico from remote sensing. *Agric. For. Meteorol.* 114:31-43.
- Lobell, D.B., G.P. Asner, J.I. Ortiz-Monasterio, and T.L. Benning, 2003. Remote sensing of regional crop production in the Yaqui Valley, Mexico: estimates and uncertainties. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 94:205-220.
- Lobell, D.B., J.I. Ortiz-Monasterio, G.P. Asner, R.L. Naylor, and W.P. Falcon, 2005. Combining field surveys, remote sensing, and regression trees to understand yield variations in an irrigated wheat landscape. *Agron. J.* 97:241-249.

- LP DAAC, 2008. MODIS Reprojection Tool User's Manual. Land Processes DAAC USGS Earth Resources Observation and Science (EROS) Center in collaboration with the Department of Mathematics and Computer Science South Dakota School of Mines and Technology. 61 p.
- Maas, S.J., 1988. Using satellite data to improve model estimates of crop yield. *Agron. J.* 80:662-665.
- Maas, S.J., 1993a. Within-season calibration of modeled wheat growth using remote sensing and field sampling. *Agron. J.* 85:669-672.
- Maas, S.J., 1993b. Parameterized model of gramineous crop growth: I. Leaf area and dry mass simulation. *Agron. J.* 85:348-353.
- Mika, J., J. Kerényi, A. Rimóczi-Paál, Á. Merza, C. Szinell, and I. Csiszár, 2002. On correlation of maize and wheat yield with NDVI: Example of Hungary (1985-1998). *Adv. Space Res.* 30:2399-2404.
- Mkhabela, Ma.S., Mi.S. Mkhabela, and N.N. Mashinini, 2005. Early maize yield forecasting in four agro-ecological regions of Swaziland using NDVI data derived from NOAA's-AVHRR. *Agric. For. Meteorol.* 129:1-9.
- Monteith, J.L., 1972. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. *Applied Ecology* 9:747-766.
- Monteith, J.L., 1977. Climate and the efficiency of crop production in Britain. *Phil. Trans. R. Soc. Lond.* 281:277-294.
- Muchow, R.C., and T.R. Sinclair, 1991. Water deficit effects on maize yields modeled under current and "greenhouse" climates. *Agron. J.* 83:1052-1059.
- Müller, A.G., e H. Bergamaschi, 2005. Eficiências de interceptação, absorção e de uso da radiação fotossinteticamente ativa pelo milho (*Zea mays* L.), em diferentes disponibilidades hídricas. *Revista Brasileira de Agrometeorologia* 13:27-33.
- Myneni, R.B., and D.L. Williams, 1994. On the relationship between FAPAR and NDVI. *Rem. Sens. Environ.* 49:200-211.
- Nuñez Vázquez, F., H.P. Salas, O. Bachmeier, W. Robledo, E.F. Lovera, y A. Rollan, 1996. Cap.6: Labranzas en la región central de la provincia de Córdoba. Labranzas en la región semiárida argentina. Ed: D.E. Buschiazzo, J.L. Panigatti y F.J. Babinec. pp. 49-66. INTA Centro Regional La Pampa-San Luis. Santa Rosa, La Pampa, Argentina.
- Prasad, A.K., L. Chai, R.P. Singh, and M. Kafatos, 2006. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 8:26-33.
- Purcell, L.C., 2000. Soybean canopy coverage and light interception measurements using digital imagery. *Crop Science* 40:834-837.
- Qi, J., Y. H. Kerr, M. S. Moran, M. Weltz, A. R. Huete, S. Sorooshian, and R. Bryant, 2000a. Leaf area index estimates using remotely sensed data and BRDF models in a semiarid region. *Remote Sens. Environ.* 73:18-30.
- Qi, J., R.C. Marsett, M.S. Moran, D.C. Goodrich, P. Heilman, Y.H. Kerr, G. Dedieu, A. Chehbouni, and X.X. Zhang, 2000b. Spatial and temporal dynamics of vegetation in the San Pedro River basin area. *Agric. For. Meteorol.* 105:55-68.
- Raes, D., 1982. A summary simulation model of the water budget of a cropped soil. *Dissertationes de Agricultura* n° 122. K.U. Leuven University, Leuven, Belgium. 110 p.
- Raes, D., H. Lemmens, P. Van Aelst, M. Vanden Bulcke, and M. Smith, 1988. IRSIS-Irrigation scheduling information system. Volume 1. Manual. K.U. Leuven, Dep. Land Management, Reference Manual 3. 199 p.

- Raes, D., 2002. Budget: A soil water and salt balance model. Reference Manual, Version 5.0. June 2002. 88 p.
- Raes, D., S. Geerts, E. Kipkorir, J. Wellens, and A. Sahli, 2006. Simulation of yield decline as a result of water stress with a robust soil water balance model. *Agricultural Water Management* 81:335-357.
- Rajcan, I., and M. Tollenaar, 1999. Source:sink ratio and leaf senescence in maize: I. Dry matter accumulation and partitioning during grain filling. *Field Crops Res.* 60:245-253.
- Rallison, R.E., 1980. Origin and evolution of the SCS runoff equation. Symp. On Watershed Management, ASCE, New York, N.Y.: 912-924.
- Reeves, M.C., M. Zhao, and S.W. Running, 2005. Usefulness and limits of MODIS GPP for estimating wheat yield. *Int. J. Rem. Sens.* 26:1403-1421.
- Reynolds, C. A., M. Yitayew, D.C. Slack, C.F. Hutchinson, A. Huete, and M.S. Petersen, 2000. Estimating crop yields and production by integrating the FAO Crop Specific Water Balance model with real-time satellite data and ground-based ancillary data. *Int. J. Rem. Sens.* 21:3487-3508.
- Ritchie, J.T., 1972. Model for predicting evaporation from a row crop with incomplete cover. *Water Res. Research* 8:1204-1213.
- Ritchie, S.W., J. Hanway, and G.O. Benson, 1992. How a corn plant develops. Special Report No. 48 (rev). Iowa State University, Cooperative Extension Service, Ames, IA.
- Rivetti, A.R., 2007. Producción de maíz bajo diferentes regímenes de riego complementario en Río Cuarto, Córdoba, Argentina. II. Producción de materia seca. *Rev. FCA UNCuyo* 39(1):29-39.
- Rodríguez, A., A. de la Casa, R. Accietto, L. Bressanini, y G. Ovando, 2000. Determinación del área foliar en papa (*Solanum tuberosum L.*, var. Spunta) por medio de fotografías digitales conociendo la relación entre el número de píxeles y la altura de adquisición. *Revista Brasileira de Agrometeorología* 8:215-221.
- Rojas, O., 2007. Operational maize yield model development and validation based on remote sensing and agro-meteorological data in Kenya. *Int. J. Rem. Sens.* 28:3775-3793.
- Rudorff, B.F.T., and G.T. Batista, 1991. Wheat yield estimation at the forma level using TM Landsat and agro meteorological data. *Int. J. Rem. Sens.* 12:2177-2484.
- Running, S.W., P.E. Thornton, R. Nemani, and J.M. Glassy, 2000. Global terrestrial gross and net primary productivity from the Earth Observing System. In *Methods in Ecosystem Science*, O. Sala, R. Jackson and H. Mooney (Eds), pp. 44–57 (New York: Springer Verlag).
- Runyon, J., R.H. Waring, S.N. Goward, and J.M. Welles, 1994. Environmental limits on net primary production and light-use efficiency across the Oregon transect. *Ecol. Appl.* 4:226-237.
- Sadrás, V.O., and P.A. Calviño, 2001. Quantification of grain yield response to soil depth in soybean, maize, sunflower, and wheat. *Agron. J.* 93:577-583.
- Samarasinghe, G.B., 2003. Growth and yields of Sri Lanka's major crops interpreted from public domain satellites. *Agricultural Water Management* 58:145-157.
- Schlemmer, M.R., D.D. Francis, J.F. Shanahan, and J.S. Schepers, 2005. Remotely measuring chlorophyll content in corn leaves with differing nitrogen levels and relative water content. *Agron. J.* 97:106-112.
- Sequist, J.W., L. Olsson, and J. Ardö, 2003. A remote sensing-based primary production model for grassland biomes. *Ecological Modelling* 169:131-155.

- Seiler, R.A., F. Kogan, and J. Sullivan, 1998. AVHRR-Based vegetation and temperature condition indices for drought detection in Argentina. *Adv. Space Res.* 21:481-484.
- Sellers, P.J., R.E. Dickinson, D.A. Randall, A.K. Betts, F.G. Hall, J.A. Berry, G.J. Collatz, A.S. Denning, H.A. Mooney, C.A. Nobre, N. Sato, C.B. Field, and A. Henderson-Sellers, 1997. Modeling the exchanges of energy, water, and carbon between continents and the atmosphere. *Science* 275:502-509.
- Serrano, L., I. Filella, and J. Peñuelas, 2000. Remote sensing of biomass and yield of winter wheat under different nitrogen supplies. *Crop Sci.* 40:723-731.
- Shanahan, J.F., J.S. Schepers, D.D. Francis, G.E. Varvel, W.W. Wilhelm, J. M. Tringe, M.R. Schlemmer, and D.J. Mayor, 2001. Use of remote-sensing imagery to estimate corn grain yield. *Agron. J.* 93:583-589.
- Sinclair, T.R., J.M. Bennett, and R.C. Muchow, 1990. Relative sensitivity of grain yield and biomass accumulation to drought in field-grown maize. *Crop Sci.* 30:690-693.
- Sinclair, T.R., and R.C. Muchow, 1999. Radiation use efficiency. *Adv. Agron.* 65:216-265.
- Smith, M., 1992. CROPWAT - A computer program for irrigation planning and management. FAO Irrigation and Drainage Paper N° 26. FAO, Rome, Italy. 126 p.
- Smith, R.C.G., J. Adams, D.J. Stephens, and P.T. Hick, 1995. Forecasting wheat yield in a mediterranean-type environment from the NOAA satellite. *Aust. J. Agric. Research* 46:113-125.
- Steduto, P., T.C. Hsiao, D. Raes, and E. Fereres. 2009. AquaCrop-The FAO crop model for predicting yield response to water: I. Concepts and underlying principles. *Agron. J.* 101:426-437.
- Steenhuis, T.S., M. Winchell, J. Rossing, J.A. Zollweg, and M.F. Walter, 1995. SCS Runoff equation revisited for variable-source runoff areas. *Journal of Irrigation and Drainage Eng.* 121:234-238.
- Steven, M.D., P.V. Biscoe, K.W. Jaggard, and J. Paruntu, 1986. Foliage cover and radiation interception. *Field Crop Research* 13:75-87.
- Strachan, I.B., E. Pattey, and J.B. Boisvert, 2002. Impact of nitrogen and environmental conditions on corn as detected by hyperspectral reflectance. *Remote Sens. Environ.* 80:213-224.
- Tollenaar, M., L.M. Dwyer, D.W. Stewart, and B.L. Ma, 2000. Physiological parameters associated with differences in kernel set among maize hybrids. *In* E. Westgate y K. Boote (Ed.). *Physiology and modeling kernel set in maize*. CSSA Spec. Publ. 29. CSSA y ASA, Madison, WI. P. 115-130.
- Unganai, L., and F. Kogan, 1998. Drought monitoring and corn yield estimation in Southern Africa from AVHRR data. *Remote Sens. Environ.* 63: 219-232.
- USDA, 1964. Estimation of direct runoff from storm rainfall. *National Engineering Handbook*, Washington DC, USA. Section 4 Hydrology, Chapter 4: 1-24.
- Vermote, E.F., N. El Saleous, and C.O. Justice. 2002. Atmospheric correction of MODIS data in the visible to middle infrared: First results. *Remote Sens. Environ.* 83:97-111.
- Yin, Z., and T.H.L. Williams, 1997. Obtaining spatial and temporal vegetation data from Landsat MSS and AVHRR/NOAA satellite images for a hydrologic model. *Eng. Remote Sens.* 63:69-77.
- Zhang, P, B. Anderson, B. Tan, D. Huang, and R. Myneni, 2005. Potential monitoring of crop production using a satellite-based Climate-Variability Impact Index. *Agric. For. Meteorol.* 132:344-358.

EVALUACIÓN DEL MODELO DE CULTIVO AQUACROP PARA ESTIMAR EL RENDIMIENTO DE MAÍZ EN CÓRDOBA, ARGENTINA, A PARTIR DE DATOS RADIOMÉTRICOS DE AQUA-MODIS

INTRODUCCIÓN

El monitoreo de los cultivos a lo largo del ciclo y la estimación de su productividad final son temas de interés central de la investigación agronómica. Con el transcurrir del tiempo, distintas tecnologías fueron emergiendo a fin de realizar esas prácticas en los sistemas agropecuarios, produciendo información de utilidad para la planificación y toma de decisión de una manera cada vez más precisa y oportuna. Hacia finales del siglo XX, dos de estas herramientas científico-técnicas que están destinadas a evaluar la marcha de un cultivo y estimar el rendimiento se consolidaron de manera definitiva, una se refiere al modelamiento de cultivos (Sinclair y Seligman, 1996) y la otra a los procedimientos de teledetección (Hatfield *et al.*, 2008).

Los modelos de cultivo, como simplificación o abstracción de un sistema de producción agrícola real, constituyen una integración de distintos componentes y procesos que interactúan en un amplio rango de niveles de organización (Sinclair y Seligman, 1996). Esta integración se articula en un esquema informático destinado a predecir el crecimiento, desarrollo y rendimiento de un cultivo en términos cuantitativos, para un conjunto dado de condiciones genéticas y variables relevantes del ambiente físico y tecnológico (Monteith, 1996).

La modelación de cultivos ha logrado algunos productos notables, ampliamente utilizados en la actualidad tanto en la instancia de análisis de las interacciones genotipo-ambiente-manejo, así como para la organización y manejo de un sistema productivo, es

decir poniendo mayor énfasis en aquellos aspectos que se relacionan con la investigación científica o en alcanzar soluciones técnicas más propias de la ingeniería, respectivamente (Passioura, 1996). Entre los modelos de cultivo desarrollados para maíz que han alcanzado mayor difusión a nivel mundial se destacan los siguientes: CERES (Jones y Kiniry, 1986), desarrollado a nivel de planta individual; EPIC, más orientado a nivel de canopeo y como herramienta para evaluar la erosión y cuantificar la pérdida de suelo que promueve la actividad agrícola (Williams *et al.*, 1989); STICS (Brisson *et al.*, 2003), que si bien es un modelo de carácter genérico, ha sido validado para trigo y maíz en particular (Brisson *et al.*, 2002); HYBRID, que se desarrolló combinando los aspectos más sobresalientes de los dos enfoques de modelado: el crecimiento y las funciones de desarrollo del maíz de los modelos específicos representados por CERES-maíz, y la formulación mecanicista de la fotosíntesis y respiración de otros modelos de cultivos genéricos como INTERCOM y WOFOST (Yang *et al.*, 2004).

La mayoría de estos modelos estiman el rendimiento potencial de un cultivo haciendo uso del principio de eficiencia en el uso de la radiación (Muchow *et al.*, 1990; Sinclair y Muchow, 1999) que, por lo general, requiere disponer de información sobre el desarrollo del área foliar para determinar la fracción de la radiación fotosintéticamente activa que es absorbida (fRFAA) o interceptada (fRFAI) por el dosel. Recientemente, y siguiendo en contraposición la línea conceptual de la eficiencia en el uso del agua para calcular la biomasa producida (Stanhill, 1986; Musick *et al.*, 1994; Howell, 2001), fue presentado un nuevo modelo de cultivo designado AquaCrop (Steduto *et al.*, 2009; Raes *et al.*, 2009). Además del diferente enfoque conceptual, que requiere de una cuantificación precisa del agua transpirada por el cultivo para estimar correctamente la cantidad de biomasa, este modelo genérico utiliza el valor de la cobertura de cultivo (fracción del suelo cubierto por el follaje) en lugar del IAF a fin de representar el desarrollo de la parte aérea del cultivo, y también para discriminar la cantidad de agua evaporada de la transpirada.

El empleo de la teledetección para el seguimiento de los cultivos y la predicción de rendimiento también se ha evaluado extensamente durante las últimas décadas, tanto a escala predial (Clevers *et al.*, 2002) como regional (Prasad *et al.*, 2006). Tradicionalmente, a tales efectos ha primado la utilización del enfoque empírico basado en modelos

estadísticos de regresión a partir de la relación entre el NDVI y el rendimiento (Rojas, 2007; Funk y Budde, 2009). Los estudios ponen de manifiesto que el valor acumulado del índice normalizado de vegetación (NDVI) durante el ciclo presenta valores de correlación significativos con el rendimiento de los cultivos (Mika *et al.*, 2002), como ha sido observado para maíz también en Córdoba (Seiler *et al.*, 2007; de la Casa y Ovando, 2007). Doraiswamy y Cook (1995) demostraron para trigo de primavera que los valores de NDVI acumulados durante el período de llenado de grano mejoran las estimaciones de los rendimientos de estos cultivos en Dakota del Norte (Estados Unidos de Norteamérica). Prasad *et al.* (2006) integran datos radiométricos con información agrometeorológica para producir modelos predictivos del rendimiento de maíz y soja a nivel estatal, aunque utilizando métodos de carácter no lineal; en tanto Rojas (2007) desarrolla un modelo operativo para estimar el rendimiento de maíz en Kenia, a partir de datos acumulados de NDVI y evapotranspiración. Sin embargo, el enfoque basado en la regresión es aplicable sólo para una región determinada y el mismo rango de condiciones en las que se desarrolló el modelo.

Otro procedimiento simplificado para estimar el rendimiento de los cultivos a partir de imágenes de satélite consiste en producir información acerca de fRFAA. Lobell *et al.* (2002a; 2002b), Running *et al.* (2004) y Reeves *et al.* (2005) incorporan funciones de fRFAA a modelos basados en la eficiencia del uso de la radiación para calcular la biomasa y el rendimiento de cultivos como así también estimar la producción global en ecosistemas naturales. En este sentido, se ha señalado que los modelos que utilizan sólo un proceso fisiológico que contribuye a la producción final pueden producir resultados incoherentes bajo diferentes condiciones climáticas (Doraiswamy *et al.*, 2005).

Un método más promisorio y sinérgico para estimar la productividad agrícola consiste en aprovechar lo mejor de las dos tecnologías, es decir emplear modelos de cultivos que incorporan o asimilan los parámetros biofísicos obtenidos a partir de datos radiométricos (Maas, 1988; Doraiswamy *et al.*, 2005). Mientras los modelos de cultivo simulan procesos biofísicos del sistema suelo-planta-atmósfera para proporcionar una descripción continua del crecimiento y desarrollo, por lo general en un intervalo de tiempo diario, la disponibilidad temporal de datos radiométricos queda supeditada a la frecuencia

de paso del satélite y a las condiciones de nubosidad cuando esto sucede, lo que confiere un carácter discontinuo a esta información (Doraiswamy *et al.*, 2005). Algunos datos de entrada y parámetros intermedios de crecimiento y desarrollo derivados de los datos radiométricos se pueden utilizar en un modelo de cultivo para realizar la calibración de la simulación a tiempo real (Maas, 1993a), así como determinar la variabilidad a escala regional.

Uno de los pioneros en utilizar datos obtenidos por teledetección para calibrar un modelo de cultivo fue Maas (1988) quien, de esta forma, logró mejorar significativamente las estimaciones del rendimiento de sorgo producidas por el modelo. En este y otros casos similares (Clevers *et al.*, 2002; Elwadie *et al.*, 2005), los valores del índice de área foliar (IAF) se derivan a lo largo del ciclo a partir de una relación empírica o semiempírica entre IAF y un índice de vegetación espectral (IV). Las variables de estado del modelo son accedidas durante la simulación y ajustadas para garantizar que el valor estimado de IAF concuerde con el producido a partir de los datos de origen satelital (Maas, 1993). Las imágenes LANDSAT se han utilizado preferentemente con este propósito por su mayor detalle espacial, si bien presentan una discontinuidad temporal no menor a 16 días. Por esta razón, Doraiswamy *et al.* (2005) analiza el empleo de imágenes TERRA-MODIS, que tienen un paso diario, acoplado a un modelo de simulación para evaluar la condición fisiológica de cultivos de maíz y soja, y usando también el IAF como parámetro biofísico de acoplamiento.

Las estimaciones del IAF utilizadas para calibrar modelos de cultivo se derivan por lo común de IV, tales como el NDVI (Elwadie *et al.*, 2005), a partir de modelos de reflectancia (Clevers *et al.*, 2002), o realizando la inversión de modelos de transferencia radiativa (Doraiswamy *et al.*, 2004). Una limitación que se suscita al derivar IAF a partir del NDVI radica en que este presenta escasa sensibilidad cuando el conopeo del cultivo es denso ($IAF > 3$), como ha sido demostrado por Myneni *et al.* (1997) para 6 tipos estructurales de cubiertas terrestres que incluye pasturas y cultivos de cereales. Gitelson *et al.* (2003), a partir de datos radiométricos obtenidos directamente sobre cultivos de maíz, observan que la relación entre NDVI y IAF no es lineal, y que la capacidad de este y otros IV para estimar IAF se reduce de manera drástica con valores moderados a altos de IAF.

Por su parte, Coyne *et al.* (2009) sostienen que una implementación adecuada del procedimiento de asimilación para el cultivo de maíz requiere que el IV utilizado de nexo sea sensible a valores de IAF de hasta 6, lo que resulta usual para este cultivo. A los efectos de detectar diferencias de rendimiento a nivel regional y atendiendo a esta limitación del NDVI, sugieren utilizar otros indicadores e, incluso, emplear aquellos que incorporan las bandas específicas de absorción de agua del infrarrojo medio (Gao, 1996; Serrano *et al.*, 2000). De esta forma, podría prevenirse una eventual sobrestimación de la productividad durante periodos de estrés hídrico. Más aún, se considera recomendable también la utilización directa de balance de agua como metodología para evaluar el impacto de una eventual deficiencia de agua durante el ciclo de maíz (Coyne *et al.*, 2009).

La fracción de suelo cubierta por el follaje ha sido interpretada en distintos cultivos como medida subrogante de la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada (fRFAI) (Steven *et al.*, 1986). Purcell (2000) en soja, Caviglia *et al.* (2004) en trigo, Edwards *et al.* (2005) en maíz y de la Casa *et al.* (2007) en papa han explorado esta alternativa. Además, la determinación de la cobertura tiene la ventaja, respecto a la más laboriosa obtención del IAF, de utilizar sólo fotografías digitales adquiridas de manera vertical por encima del cultivo. Por otra parte, para representar fRFAI el modelo de cultivo STICS ofrece la opción de utilizar el método tradicional a partir del IAF o, en su defecto, usar directamente el valor de la cobertura (Brisson *et al.*, 2003). Carlson y Ripley (1997), utilizando un modelo simple de transferencia radiativa, establecieron la interdependencia entre los valores de NDVI, IAF y la fracción de suelo cubierto con vegetación. Asimismo, Daughtry *et al.* (1992) y Myneni y Williams (1994) habían demostrado que la fRFAI se relaciona de manera lineal con el NDVI, concepto que ha sido aplicado ampliamente para realizar estimaciones remotas de productividad de cultivos (Samarasinghe, 2003; Lobell *et al.*, 2003).

La representación de la fracción de suelo cubierto por el follaje constituye un aspecto crítico del modelo AquaCrop (Steduto *et al.*, 2009; Raes *et al.*, 2009). A través de su expansión, envejecimiento, conductancia y senescencia, el modelo estima la cantidad de agua transpirada por un cultivo, que a su vez determina la biomasa producida siguiendo el concepto de eficiencia en el uso del agua (EUA) (Stanhill, 1986; Howell, 2001). Otro

aporte novedoso de este modelo es que, en lugar del IAF, utiliza directamente la cobertura del cultivo para representar el crecimiento del follaje, lo que no sólo simplifica aspectos relativos a la modelación de la expansión, ángulo de inserción y la estructura foliar, sino que constituye una medición que es más fácil y rápida de realizar directamente a campo y, de igual modo, factible de ser obtenida por teledetección a partir de diversos procedimientos (Gitelson *et al.*, 2002; Jiang *et al.*, 2006; Maas y Rajan, 2008).

A grandes rasgos, la estructura del modelo AquaCrop se describe en cuatro aspectos fundamentales (Steduto *et al.*, 2009): (I) realiza el cómputo separado de la transpiración (Tr) y la evaporación (Ev), lo que permite distinguir entre el consumo de agua útil para el crecimiento del gasto no productivo; (II) el desarrollo del canopeo se realiza a partir de un modelo que simula su crecimiento y senescencia a lo largo del ciclo, siendo la base para estimar Tr del cultivo y su separación de la Ev del suelo; (III) estima el rendimiento final (Y) en función de la biomasa acumulada (B) y el índice de cosecha (IC); (IV) pondera el efecto del estrés hídrico sobre cuatro componentes distintos: crecimiento y senescencia de la canopia, Tr e IC.

En una fase operativa, AquaCrop presenta como ventajas la facilidad del manejo de datos de entrada, integrados por información meteorológica/climática, de suelo, de las prácticas agronómicas utilizadas, a partir de una interfase configurada de manera muy amigable y fácil de utilizar. En maíz ha sido calibrado bajo distintos ambientes y condiciones de manejo, tanto en secano como bajo riego, mostrando un comportamiento calificado de promisorio si se tienen en cuenta las numerosas simplificaciones consideradas (Hsiao *et al.*, 2009). El modelo también fue validado en condiciones bajo riego y de deficiencia de agua, exhibiendo resultados menos satisfactorios cuando se utilizó para representar los tratamientos de estrés hídrico más severos (Heng *et al.*, 2009). Las pruebas de consistencia realizadas sobre el modelo ponen en relieve que los valores estimados de EUA son apropiados cuando se trata de condiciones sin limitaciones hídricas, pero los resultados son menos precisos bajo condiciones de falta de agua (Evet y Tolk, 2009), lo que en secano constituye una contingencia relativamente usual.

El desarrollo del canopeo y su parametrización a partir de la fracción de suelo cubierto por el follaje ofrece algunas digresiones en particular. El modelo estima el desarrollo de la parte aérea del cultivo a partir de un par de datos de entrada (cobertura inicial (CCo) y cobertura máxima (CCx)), dos coeficientes denominados de crecimiento o expansión (CGC) y de declinación (CDC) de la cobertura, y un conjunto de tres ecuaciones exponenciales, que permiten estructurar la variación de la cobertura del cultivo a lo largo del ciclo. En condiciones de estrés hídrico, el coeficiente de expansión es modulado por un factor entre 0 y 1 cuyo valor depende del contenido de agua de suelo, de forma tal que el crecimiento de la canopia comienza a reducirse por debajo del máximo. De esta forma, la condición de estrés hídrico puede impedir que el cultivo alcance CCx, dando como resultado un canopeo final de menor tamaño. En función del contenido de agua del suelo, el modelo representa el desarrollo de una canopia verde o activa que es, en definitiva, la que regula la tasa de Tr y la producción de biomasa.

La medición de la cobertura utilizando fotografías verticales sobre el cultivo, adolece del defecto de mostrar una expresión del crecimiento de carácter potencial, en tanto no discrimina las hojas verdes o activas de las que perdieron capacidad fotosintética, de manera particular durante la senescencia al final del ciclo. Con esta misma premisa, Gitelson *et al.* (2003) y Viña y Gitelson (2005), plantean la necesidad de determinar el valor verde (activo) del área y la biomasa foliar, y de la fRFAA a los efectos de mejorar las estimaciones de la biomasa y el rendimiento en maíz y soja. En este sentido, presentan resultados donde en contraposición al valor de fRFAA, la fRFAA verde está ligada de manera más estrecha al contenido de clorofila de las hojas.

En base a las premisas anteriores, este trabajo propone dos objetivos específicos: (I) verificar el desempeño predictivo del modelo AquaCrop en cultivos de maíz de secano del área central de la provincia de Córdoba, haciendo uso de datos de cobertura obtenidos a campo. Los valores de cobertura derivados de registros fotográficos se utilizan para diseñar el desarrollo y tamaño alcanzado por la parte aérea de cultivos de maíz sometidos a condiciones de estrés hídrico de distinta intensidad, lo que permite comparar esta estructura vegetativa potencial con la cobertura verde o efectiva que el modelo AquaCrop calcula a lo largo del ciclo para estimar el valor de biomasa y rendimiento; (II) evaluar el

desempeño de distintos IV a los efectos de representar la condición de cobertura verde o efectiva de estos cultivos de maíz en relación a los valores potenciales.

A grandes rasgos estos objetivos son interdependientes. Mientras el primero se enfoca en analizar la capacidad del modelo AquaCrop para estimar el crecimiento y productividad del maíz, el segundo propone establecer en que medida los datos radiométricos de AQUA-MODIS pueden ser utilizados como elementos de ensamble o acople con este modelo de cultivo. La expectativa es dual ya que, por una parte, se procura esclarecer el alcance de un modelo de cultivo de reciente implementación del cual existe aún poco o limitado sustento experimental; y, por la otra, analizar el empleo de la información radiométrica para que, una vez evaluada la capacidad predictiva del modelo, la misma se pueda utilizar de manera apropiada para realizar la asimilación o ensamble de ambas tecnologías.

MATERIALES Y MÉTODOS

Región de estudio y lotes de maíz

La experiencia se realizó durante la temporada 2005-2006, en dos sectores del departamento Río Segundo de la provincia de Córdoba (Argentina): uno próximo a la localidad de Villa del Rosario y el otro cerca de Pilar, como se indica en la Figura 6b.52. La región está comprendida dentro de la llanura central de Córdoba, en una zona de transición entre la subregión morfológica denominada plataforma basculada (pampa alta) y la pampa plana. Los suelos del sector pertenecen a los órdenes molisol, alfisol y entisol. Dentro del primero se encuentran haplustoles, típicos y énticos, predominando en la serie de Villa del Rosario y Matorrales la familia limosa fina-mixta térmica. En la serie Pilar, dentro de los alfisoles, la serie cambia a una textura franco gruesa (Jarsun *et al.*, 2006). Algunas características sobresalientes de los suelos de este sector se pueden consultar en Dardanelli *et al.* (1997).

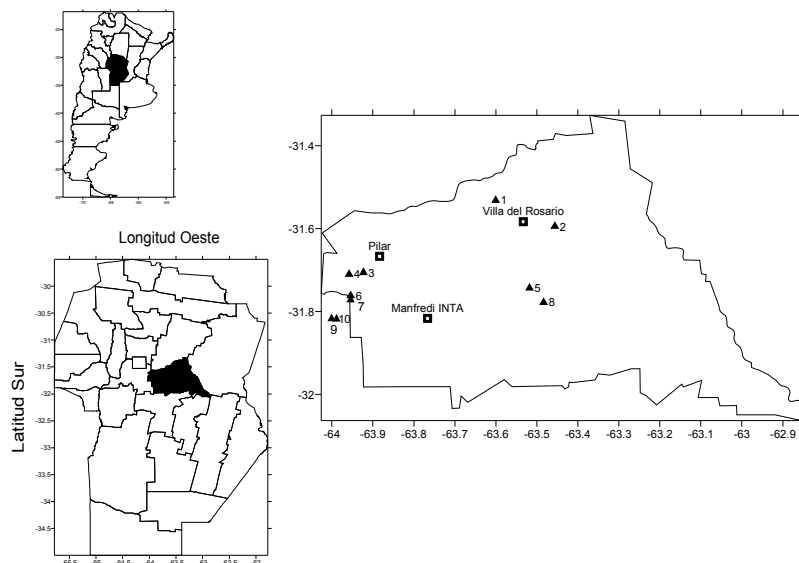


Figura 6b.52: Región de estudio con la localización de los 10 lotes en el centro y oeste del departamento Río Segundo, Córdoba, Argentina. También se incluye la posición geográfica de las localidades de Pilar y Villa del Rosario, y de la estación experimental Manfredi INTA.

En esta región se realizó un seguimiento de 10 lotes de maíz con una superficie de entre 40 ha y 100 ha, cuya ubicación geográfica se indica en la Figura 6b.52. Esta extensión mínima se justifica en razón de la resolución (espacial) moderada del sensor radiométrico utilizado, que para los canales rojo e infrarrojo produce un píxel de 250 m. En todos los casos, el cultivo de maíz se realizó en siembra directa, con hileras de plantas separadas a 52 cm y una población de entre 7 y 8 pl m⁻².

Información meteorológica

La evapotranspiración de referencia (ET_o) se determinó por el método de Penman-Monteith (Allen *et al.*, 1998), empleando para ello los datos meteorológicos de la estación EEA Manfredi INTA, que se encuentra ubicada en la proximidad del área de seguimiento (ver Figura 6b.52). Esta información se consideró común para todos los lotes dada la indisponibilidad de otros registros en la región. Se utilizaron además los datos de lluvia diarios de dos pluviómetros: uno ubicado próximo a la localidad de Matorrales, cuyos registros se consideraron representativos del área de Villa del Rosario, y otro localizado en el lote 9, para representar las lluvias del sector de Pilar.

Información del cultivo

La humedad del suelo durante el ciclo se midió por gravimetría a 0,05, 0,20, 0,40 y 0,80 m de profundidad. Si bien los cultivos pueden explorar y abastecerse de agua a mayor profundidad en los suelos de la región (Dardanelli *et al.*, 1997), los aspectos operativos del seguimiento impusieron un tiempo limitado para realizar las observaciones de cada lote y, por esa razón, la observación se limitó sólo hasta 0,80 m. En cada fecha de visita, las extracciones con barreno se realizaron en dos lugares diferentes del lote entre las filas de plantas y estos valores se promediaron para obtener un registro único más uniforme.

Las mediciones de la fracción de suelo cubierto con vegetación (%C) se realizaron a partir de cinco fotografías digitales por fecha de visita, adquiridas en distintos lugares dentro del mismo sector georreferenciado de cada lote. Las imágenes se procesaron a partir de un programa de cómputo que admite para clasificar hasta 4 categorías diferentes: suelo, suelo con sombra, planta y planta con sombra. El porcentaje de suelo cubierto con las plantas de maíz (%C) se calculó del cociente entre la cantidad de los píxeles para las clases planta y planta con sombra respecto a la cantidad de píxeles total. Los resultados se verificaron visualmente comparando la fotografía original respecto a la imagen clasificada.

Asimismo, cada fecha se obtuvo la materia seca de la parte aérea del cultivo a partir de la cosecha de las plantas existentes en 0,5 m² (4 pl), cuyo peso fresco se obtuvo a campo inmediatamente después de cortadas. De igual forma, la cosecha de granos al final del ciclo para conformar el dato de rendimiento se obtuvo de la medición de cuatro plantas. El material húmedo, se secó en estufa a 60-70 °C hasta peso constante.

Información radiométrica

Se utilizaron datos radiométricos producidos por el sistema de teledetección AQUA-MODIS que fueron obtenidos directamente del sitio NASA DAA en Internet (EOS, 2006). De toda la información disponible se utilizó la correspondiente al producto MYD13Q1, cuyas características se presentan en la Tabla 6b.24. La serie completa de imágenes compuestas para un período de 16 días durante el ciclo entre setiembre de 2005 y mayo de 2006 totalizó un conjunto de 16.

Tabla 6b.24: Resolución espacial de los registros del producto MYD13Q1 (imágenes compuestas de 16 días) originados por AQUA-MODIS.

Tipo de dato	Resolución espacial (m)
NDVI	250
EVI	500
Calidad del NDVI	
Calidad del EVI	
Reflectancia del rojo (r)	250
Reflectancia del infrarrojo cercano NIR (irc)	250
Reflectancia del azul (b)	500
Reflectancia del infrarrojo medio MIR	1000
Angulo cenital de visión medio	
Angulo cenital solar medio	
Angulo de azimut relativo medio	

Índices de vegetación espectrales (IV)

A partir de los datos radiométricos (ρ) del producto MYD13Q1 se utilizaron los siguientes IV: Índice de vegetación de la diferencia normalizada (NDVI), Índice de vegetación mejorado (EVI), Cociente de bandas (NIR/R) e Índice de agua la diferencia normalizada (NDWI), de acuerdo al detalle de la Tabla 6b.25. Además, a partir de los datos de los canales R y NIR se realizó una estimación directa de la cobertura del suelo (GC) aplicando el método propuesto por Maas y Rajan (2008). Esta información se interpoló de manera lineal en el periodo de 16 días entre imágenes, para disponer de una serie de tiempo continua durante el ciclo de cada cultivo con un paso diario.

Tabla 6b.25: Índice de vegetación espectrales (IV) empleados en el estudio y su expresión aritmética.

IV	Autor	Expresión
NDVI	Rouse <i>et al.</i> (1974)	$NDVI = (\rho_{irc} - \rho_r) / (\rho_{irc} + \rho_r)$
EVI	Huete <i>et al.</i> (2002)	$EVI = 2,5 \times [(\rho_{irc} - \rho_r) / (\rho_{irc} + 6\rho_r - 7,5\rho_b + 1)]$
NIR/R	Tucker (1979)	$NIR / R = \rho_{nir} / \rho_r$
NDWI	Gao (1996)	$NDWI = (\rho_{irc} - \rho_{irm}) / (\rho_{irc} + \rho_{irm})$
GC	Maas y Rajan (2008)	$GC = PVI / PVI_{FC}$

Referencias: NDVI: Índice de vegetación de la diferencia normalizada, obtenido de la expresión indicada a partir del el infrarrojo cercano (ρ_{irc}) y el rojo (ρ_r); EVI: Índice de vegetación mejorado, que también incorpora la banda azul (ρ_b); NIR/R: Cociente de bandas; NDWI: Índice de agua la diferencia normalizada, que utiliza el infrarrojo medio (ρ_{irm}). Además, a partir de los datos de los canales R y NIR se realizó una estimación directa de la cobertura del suelo (GC), donde PVI es el índice de vegetación perpendicular para un píxel en particular, respecto del PVI para una cobertura completa (FC).

A los efectos de representar gráficamente de manera conjunta el NDVI y la cobertura del cultivo de maíz, se cambió la escala del primero para obtener NDVI_e de acuerdo a la siguiente expresión: $(NDVI - NDVI_{\min}) / (NDVI_{\max} - NDVI_{\min})$; con $NDVI_{\max} = 0,95$ y $NDVI_{\min} = 0,24$.

Parámetros de AquaCrop

A los efectos de evaluar el desempeño de AquaCrop, se adoptaron parcialmente los coeficientes de carácter conservativos (constantes) propuestos por Hsiao *et al.* (2009) para maíz, de acuerdo a los valores que la Tabla 6b.26 muestra en *itálica*. Para este análisis en particular, al maíz se consideró un cultivo relativamente más sensible al estrés hídrico respecto al parametrizado por Hsiao *et al.* (2009) y Heng *et al.* (2009), de modo tal que se establecieron, a partir de los valores indicados en la Tabla 6b.26, límites críticos de la fracción de agua útil más estrictos de los que utilizan los autores mencionados. De acuerdo con esto, la influencia del estrés sobre el crecimiento foliar, conductancia estomática y senescencia temprana se representó de una manera más restrictiva. Por otra parte, el cultivo se consideró moderadamente tolerante al anegamiento siguiendo los parámetros originales del modelo.

Modelo de AquaCrop para estimar el desarrollo de la cobertura

Un aspecto particular de AquaCrop es que estima el desarrollo de la parte aérea (canopeo) del cultivo a partir de la fracción de suelo cubierto por el follaje (CC). Al disponer de valores de cobertura medida en cada lote para distintos momentos del ciclo, se procedió a reproducir el desarrollo del canopeo haciendo uso del modelo exponencial de tres etapas que utiliza AquaCrop, de acuerdo a las siguientes ecuaciones (Steduto *et al.*, 2009):

$$CC = CC_0 e^{CGC \times t}$$

donde CC es la cobertura de la canopia en el tiempo t y está expresada como fracción cubierta del suelo; CC_0 es el tamaño inicial de la canopia (en $t = 0$) en fracción; y CGC es el coeficiente de crecimiento de la canopia en fracción por grado día o por día (de acuerdo al criterio que se adopte para expresar el paso de tiempo), que constituye un valor

constante para un cultivo bajo condiciones de crecimiento óptimas y es modulado por efecto del estrés hídrico.

Esta curva representa el crecimiento exponencial del cultivo durante el primer tramo después de la emergencia, cuando el crecimiento de CC es proporcional al tamaño existente. En la medida que las plantas comienzan a sombrearse unas a otras el desarrollo progresa de acuerdo a la segunda etapa, en la que CC sigue una tasa de decrecimiento exponencial, de acuerdo a:

$$CC = CC_x - (CC_x - CC_0) \times e^{-CGC \times t}$$

Donde CCx es la cobertura máxima para condiciones óptimas de crecimiento.

Durante el desarrollo de la canopia de maíz, su tamaño es modulado por efecto del estrés hídrico. El modelo representa esta acción realizando un ajuste sobre CGC de acuerdo a:

$$CGC_{aju} = K_{S_{exp}} CGC$$

Donde $K_{S_{exp}}$, con un rango entre 0 y 1, indica que el crecimiento de la canopia comienza a declinar cuando el contenido de agua se reduce por debajo del límite crítico superior y se detiene completamente por debajo del límite crítico inferior. De esta forma, el estrés por falta de agua impide que CCx sea alcanzado, dando lugar a un canopeo de menor envergadura. Estos valores referidos a la condición verde o efectiva de la cobertura, son los que estima AquaCrop de manera particular.

A medida que el cultivo se aproxima a la madurez, CC comienza a manifestar una etapa de declinación producto de la senescencia foliar generalizada. El modelo describe esta tercera etapa de desarrollo del canopeo de acuerdo a la siguiente expresión:

$$CC = CC_x \left[1 - 0,05 \left(e^{\frac{CDC}{CC_x} \times t} - 1 \right) \right]$$

Donde CDC es el coeficiente de declinación de la canopia (en fracción de reducción por grado día o por día), y t es el tiempo desde el comienzo de la senescencia. Como la senescencia de la canopia puede ser acelerada en función al estrés hídrico en cualquier momento del ciclo si la falta de agua es severa, esta contingencia es simulada realizando un

ajuste de CDC a través del coeficiente de estrés hídrico de la senescencia ($K_{s_{sen}}$), a partir de la siguiente expresión:

$$CDC_{aju} = (1 - K_{s_{sen}}^8) \times CGC$$

Tabla 6b.26: Parámetros utilizados en la calibración de AquaCrop. En *itálica* se indican los valores conservativos propuestos por Hsiao *et al.* (2009). Se señala el valor original y el empleado en el estudio.

Descripción	Valor original	Valor usado	Unidad o significado
<i>Temperatura base</i>	8,0	8,0	°C
<i>Temperatura superior</i>	30,0	30,0	°C
<i>Cobertura de la canopia por plántula al 90 % de emergencia</i>	6,5	6,5	cm ²
<i>Coeficiente de cultivo para transpiración a CC=100%</i>	1,03	1,03	Transpiración de la canopia completa en relación a ETo
<i>Productividad del agua, normalizado al año 2000</i>	33,7	33,7	g (biomasa) m ⁻² , función del CO ₂ atmosférico
<i>CCo</i>	0,52	0,52	%
<i>Índice de cosecha (HIo)</i>	48	48	%
Límite de crecimiento foliar (p superior)	0,14	0,10	Fracción del Agua Útil Total (TAW), por encima el crecimiento es inhibido
Límite de crecimiento foliar (p inferior)	0,72	0,45	Fracción del Agua Útil Total (TAW) por encima el crecimiento es suspendido
<i>Forma de la curva del coeficiente de estrés para el crecimiento foliar</i>	2,9	2,9	Curva moderadamente convexa
Límite de conductancia estomático (p superior)	0,69	0,45	Por encima de este valor los estomas comienzan a cerrarse
<i>Forma de la curva del coeficiente de estrés estomático</i>	6	6	Curva altamente convexa
Coeficiente de estrés de senescencia (p superior)	0,69	0,45	Por encima de este valor comienza una senescencia temprana de la canopia
<i>Forma de la curva del coeficiente de estrés estomático</i>	2,7	2,7	Curva moderadamente convexa

Si los efectos que impone el estrés hídrico no son considerados, el modelo de desarrollo de la parte aérea del cultivo permite estimar un valor de CC de carácter máximo (CCcal). Estos valores CCcal fueron relacionados con las mediciones de cobertura (%C), a fin de obtener los parámetros que en cada lote reproducen con fidelidad el desarrollo de la canopia durante el ciclo del cultivo. De este modo, la curva de cobertura máxima que se obtiene a través de una combinación de los coeficientes que hace mínima la diferencia entre

los valores observados (%C) y estimados (CCcal), supone el valor máximo de desarrollo que puede alcanzar el cultivo.

Datos regionales (comunes para todos los lotes).

De acuerdo a la descripción general de los suelos de la región (Jarsún *et al.*, 2006) se asumió que el suelo de los lotes puede ser representado por un Haplustol éntico de 3 horizontes: A, AC y C, con suficiente aproximación en todos los casos. En los suelos de la región predomina la condición de textura franco limosa (Dardanelli *et al.*, 1997). En la Tabla 6b.27 se indican las propiedades edáficas a partir de las cuales se conformó el archivo de suelo característico de la región que se utilizó para la corrida del modelo.

Tabla 6b.27: Propiedades edáficas utilizadas para representar el suelo modal. Datos que constituyen el archivo de suelo empleado en las corridas de AquaCrop.

Horizonte	Textura	Espesor m	Saturación	CC cm ³ cm ⁻³	PMP	ADT mm/m	Ksat mm/día	tau Coeficiente de drenaje
A	Franco limoso	0,23	0,46	0,33	0,13	200	150	0,50
AC	Franco limoso	0,23	0,46	0,33	0,13	200	150	0,50
C	Franco	2,54	0,46	0,31	0,15	160	250	0,60

Referencias: CC es la capacidad de campo; PMP es el punto de marchites permanente; ADT es el agua disponible; Ksat es la conductividad hidráulica a saturación; tau es un coeficiente entre 0 y 1 que representa la tasa de drenaje.

Habiendo observado que los cultivos de maíz pueden extraer en la región agua hasta los 2 m de profundidad (Dardanelli *et al.*, 1997), se analizaron tentativamente 4 profundidades de exploración de las raíces: 0,9 m, 1,2 m, 1,5 m y 1,8 m, a fin de analizar su influencia de este factor sobre el consumo de agua que, en este modelo, impacta de manera directa sobre la producción de biomasa y el rendimiento. En base a los valores de conductividad hidráulica a saturación considerados en al Tabla 6b.27, se adoptó el número de curva (CN) 75 para representar el escurrimiento superficial que, además, corresponde a un valor intermedio asumido por defecto en el modelo. A los efectos de realizar una prueba de calibración y evaluar el alcance predictivo del modelo, también se hicieron corridas

utilizando CN de 65, 85 y 95, a fin de considerar distintas situaciones de escurrimiento. El contenido de agua estimado por el modelo a distintas profundidades fue verificado a partir de las mediciones efectuadas durante el ciclo.

De acuerdo a las características topográficas de la región y de los lotes en estudio en particular, se consideró que no existe estancamiento de agua en superficie, lo que para la campaña en estudio se justifica de manera particular ya que tal contingencia no fue observada a campo. Tampoco se consideró la existencia de algún impedimento en el perfil que limitara el crecimiento de las raíces.

Todos los lotes se cultivaron en siembra directa y, en tal caso, se consideró una cobertura de rastrojos de 50%. Frente a la ausencia de datos observados en la región, el efecto de este mulch de material orgánico se asumió que reduce 50% la tasa de evaporación, lo que en conjunto permite estimar que la reducción total de la evaporación del suelo fue de 25 %. Si bien existen algunas diferencias entre el nivel de fertilización utilizado en cada caso, se optó por no evaluar de manera particular ninguna reducción del crecimiento asociada a este factor, evitando la mayor complejidad que supone analizar la interacción entre la disponibilidad de agua y la nutrición de los cultivos.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Calibración y validación de AquaCrop en cultivos de maíz de secano

La Tabla 6b.28 presenta los diferentes coeficientes que utiliza el modelo AquaCrop para estimar el desarrollo de la cobertura del cultivo de maíz a lo largo del ciclo. Los mismos fueron obtenidos para cada lote en particular, como así también los parámetros de la función lineal que resulta del análisis de correlación y regresión entre los valores de cobertura observados (%C), que se utilizaron a modo de referencia, y los empleados para alimentar a AquaCrop en la etapa previa a la simulación (CCcal). A los efectos de obtener regresiones lineales semejantes a la función identidad es necesario modificar por prueba y error los distintos parámetros del modelo de desarrollo de la cobertura de AquaCrop (CCo; CCx; CGC y CDC), para lo cual la rutina de cálculo del desarrollo de la cobertura se

implementó por separado. Con la excepción de los lotes 4 y 6, las curvas de ajuste presentan coeficientes de determinación superiores a 0,92, pendientes muy próximas a 1 y ordenadas que tienden a cero, asegurando que la condición inicial de la cobertura estimada en cada caso se asemeja estrechamente a las mediciones de campo.

Tabla 6b.28: Parámetros obtenidos para expresar el desarrollo de la parte aérea del cultivo (CCcal) en cada lote y coeficientes de regresión (a y b) y determinación (R^2) que se obtuvieron respecto a la cobertura observada a campo (los coeficientes están expresados en %CC por día), en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.

Lote	CCo	%C max	CCx	CGC	CDC	a	b	R^2
						ordenada	pendiente	
1	0,0052	88,6	85,0	0,145	5,00	0,27	1,012	0,964
2	0,0052	86,1	82,0	0,160	4,80	-1,75	1,005	0,977
3	0,0052	75,9	72,0	0,130	2,00	-0,47	0,998	0,968
4	0,0052	66,5	62,0	0,130	4,50	29,32	0,483	0,846
5	0,0052	72,6	69,0	0,155	2,50	1,15	0,939	0,994
6	0,0052	78,1	74,0	0,124	4,40	6,67	0,991	0,813
7	0,0072	83,7	80,0	0,270	3,80	-1,33	0,993	0,986
8	0,0052	78,2	74,0	0,130	4,00	-0,71	0,950	0,965
9	0,0062	82,0	78,0	0,230	2,60	0,39	1,022	0,924
10	0,0062	70,7	67,0	0,230	3,00	-0,87	0,988	0,955

Referencias: CCo: tamaño inicial de la canopia (en $t = 0$); CCx: cobertura máxima para condiciones óptimas de crecimiento, que se asumió un 4% menor al valor de la cobertura máxima observada (%C max); CGC: coeficiente de crecimiento de la canopia; CDC: coeficiente de declinación de la canopia.

La Figura 6b.53 presenta el desarrollo de la parte aérea del cultivo de maíz en el lote 2, ubicado en el sector de Villa del Rosario, y del lote 3, próximo a Pilar, de acuerdo a la evolución de la cobertura de follaje durante el ciclo. Teniendo en cuenta que las mediciones de cobertura (%C), que se presentan como datos discretos en la Figura 6b.53, fueron utilizadas para obtener los coeficientes del modelo a partir del cual AquaCrop estima la evolución de la canopia a lo largo del ciclo (CCcal), se interpreta que la curva continua de CCcal corresponde a un valor interpolado. Además, al haber sido obtenida sin considerar eventuales efectos de estrés hídrico, esta curva establece el límite superior que puede alcanzar la estimación del desarrollo de la canopia en cada uno de los lotes y, por esa razón, adquiere la configuración envolvente que muestra esta figura cuando se evalúan condiciones restrictivas.

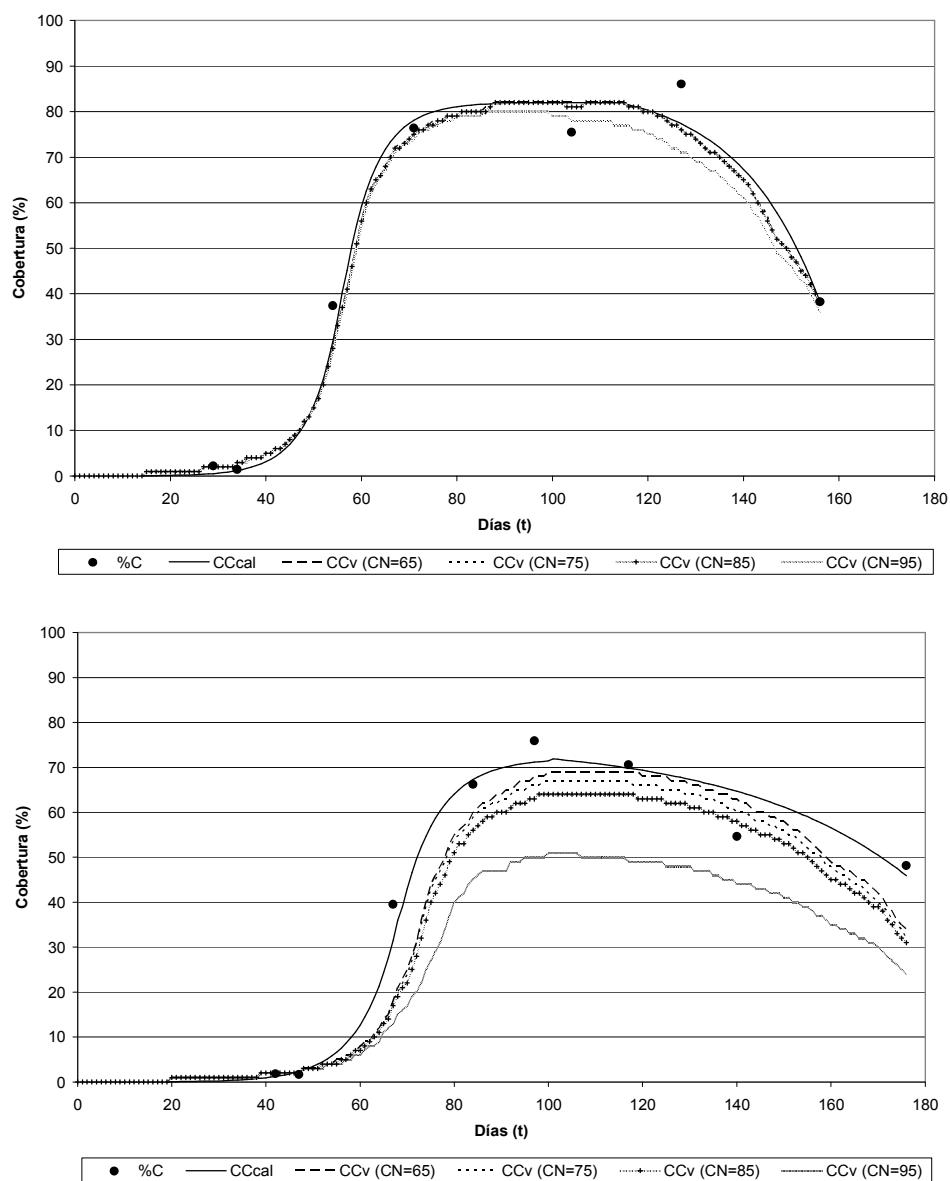


Figura 6b.53: Variación de los valores de cobertura observada (%C) y estimada por AquaCrop antes (CCcal) y posterior a la simulación (CCv) para distintas condiciones de escurrimiento de acuerdo al valor del número de curva (CN) en el lote 2 (arriba) y en el lote 3 (abajo), en Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.

Una diferencia notable entre ambos lotes es que el desarrollo alcanzado por la cobertura de los cultivos de maíz (%C o CCcal) es distinto, siendo más elevado el valor de cobertura máxima (CCx) para el lote 2 donde sobrepasa 80%, respecto al valor del lote 3 que escasamente supera 70%. De acuerdo con esto, las diferencias entre las respectivas

curvas de CCcal ponen de manifiesto *a priori* que cada cultivo experimentó durante su ciclo condiciones de crecimiento particulares, cuya expresión se asume ligada principalmente a la disponibilidad de agua existente en cada caso, ya que el resto de factores tecnológicos y de manejo no presentaron contrastes muy marcados. Estas diferencias relacionadas con el contenido de agua del suelo se analizan más adelante con mayor detalle.

El resto de las curvas de la Figura 6b.53 en ambos lotes corresponden a los valores de cobertura estimada, definida por AquaCrop en términos de cobertura verde o efectiva (CCv), y que, para este caso en particular, fueron obtenidas estableciendo distintas condiciones de escurrimiento superficial. Las distintas condiciones de escurrimiento, valorado por el método del número de curva (CN) (SCS, 1975), en sentido inverso expresan la disponibilidad de agua para el cultivo y su capacidad de producir biomasa, de modo que el incremento del escurrimiento supone menor disponibilidad de agua y, en consecuencia, un desarrollo menor de la cobertura verde o efectiva como muestra la figura. AquaCrop simula la biomasa producida y el rendimiento de acuerdo al tamaño alcanzado por la parte aérea del cultivo que es representada por esta cobertura verde o efectiva.

Esta descripción resulta más conspicua en el lote 3, donde los resultados del análisis de calibración producen un gradiente por debajo de CCcal, con valores estimados de cobertura efectiva progresivamente menores a medida que se incrementa el valor de CN. La diferencia entre los valores de cobertura verde que producen las distintas CN es más imperceptible en el caso del lote 2, excepto para la CN=90 en que CCv se muestra separada ligeramente del resto. De lo anterior se deduce que para los lotes donde la falta de agua es menos restrictiva, las estimaciones de la cobertura que se obtienen a partir de AquaCrop resultan en valores muy semejantes a la condición observada. En los más afectados, en cambio, las estimaciones de cobertura verde se diferencian más ostensiblemente de los valores de CCcal. Expresado en otros términos, la diferencia entre la cobertura estimada inicialmente (CCcal) y la cobertura efectiva o verde que se obtiene como producto final de la simulación representa una medida de la disponibilidad de agua.

Análisis de calibración

a. Efecto de la profundidad de raíces

La Figura 6b.54 muestra la relación entre los valores observados de biomasa final en cada lote de maíz y los estimados por AquaCrop de acuerdo a los coeficientes del desarrollo de la cobertura de la Tabla 6b.28, un valor de CN de 75 y distinta profundidad de raíces: 0,9 m, 1,2 m, 1,5 m y 1,8 m. Contrariamente a las expectativas preliminares, la influencia de este factor que tiene una relación directa con la disponibilidad de agua no se presentó importante como elemento de diferenciación.

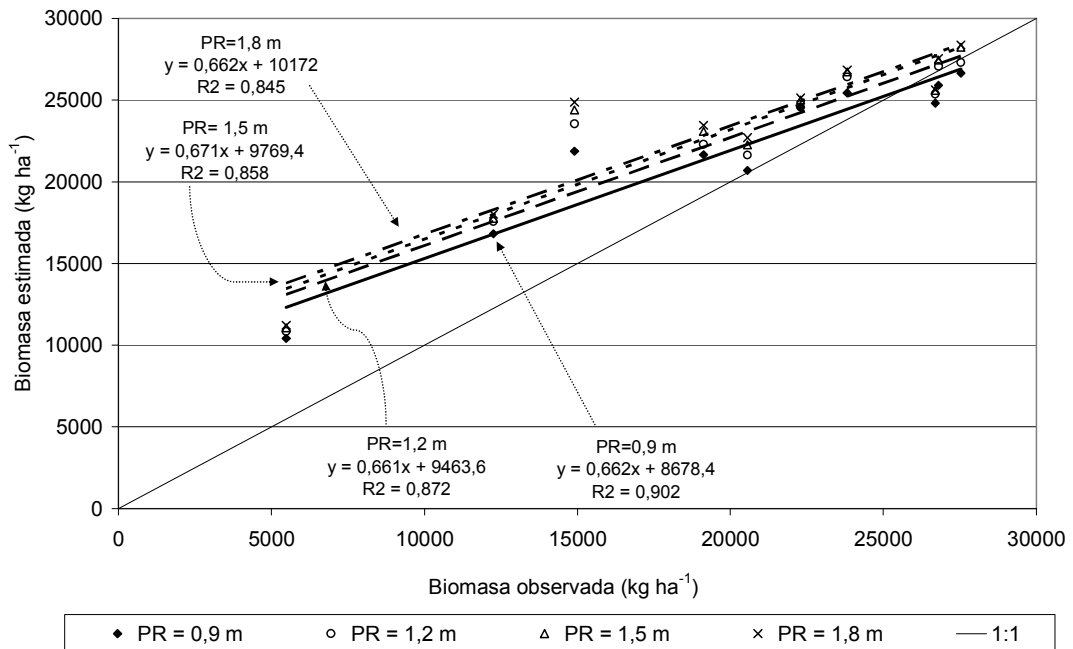


Figura 6b.54: Relación entre los valores observados de la biomasa final de maíz y estimados por AquaCrop, con sus respectivas curvas de ajuste, para distintas condiciones de profundidad de raíces (PR) y una CN=75, en 10 lotes de la región central de Córdoba, Argentina, en 2005-2006. También se indica la función de identidad.

Si bien el ajuste (R^2) es ligeramente mayor cuando la profundidad de raíces es de 0,90 m, alcanzando un valor relativamente elevado de 0,9, las curvas de regresión que se obtienen a partir de las estimaciones producidas en cada caso son muy similares entre sí y ponen de manifiesto la influencia menos decisiva de la profundidad de raíces. De esta

forma, se interpreta que la parte determinante respecto al abastecimiento de agua para los cultivos en esta experiencia se resolvió en el primer metro de profundidad, y que las diferencias en la capacidad de producir biomasa entre los lotes resultó indiferente de la profundidad de raíces por encima de 0,9 m. Este resultado no es consistente con el obtenido en el Capítulo Va, donde se puso de manifiesto que los cultivos de maíz lograron mantener un contenido de agua más elevado en la medida que lo permitió el consumo de agua por debajo de 0,8 m.

b. Efecto del número de la curva de escurrimiento

A modo de comprobación de la aptitud del modelo AquaCrop como herramienta de simulación y estimación del comportamiento productivo del cultivo de maíz, se presenta el análisis de correlación y regresión entre los valores observados, tanto de la biomasa final como del rendimiento, y los correspondientes valores estimados tomando como parámetros iniciales de la cobertura de cada lote a los valores indicados en la Tabla 6b.28 y considerando además distintas condiciones de escurrimiento. En este análisis, cuyos resultados se presentan en la Figura 6b.55, y en virtud de los resultados previos, fue considerada sólo una profundidad de raíces de 1,2 m, y se efectuaron 4 corridas para otras tantas CN de 65, 75, 85 y 95.

Estos resultados muestran que el modelo predice relativamente mejor el valor de la materia seca final que el de rendimiento de granos, obteniendo con la CN 75 un coeficientes de determinación de 0,87 ($P < 0,01$). Para el rendimiento el modelo produce R^2 más bajos y sólo del orden de 0,70 ($P < 0,01$) en el mejor de los casos. El comportamiento predictivo del modelo para ambas variables, sin embargo, presenta una tendencia similar ya que resulta relativamente más preciso cuando estima los casos elevados, que se encuentran muy próximos a la curva de identidad, en tanto sobreestima ostensiblemente los valores más bajos. Este comportamiento ya ha sido objetado precisamente en las primeras verificaciones realizadas al modelo. En este sentido, Evett y Tolk (2009) señalan que AquaCrop parece simular adecuadamente la EUA bajo condiciones de adecuada disponibilidad de agua, pero tiende a producir errores bajo condiciones de estrés hídrico. Una conclusión similar expresaron Heng *et al.* (2009),

quienes observan que las estimaciones del modelo fueron menos satisfactorias cuando se lo aplicó a condiciones severas de falta de agua.

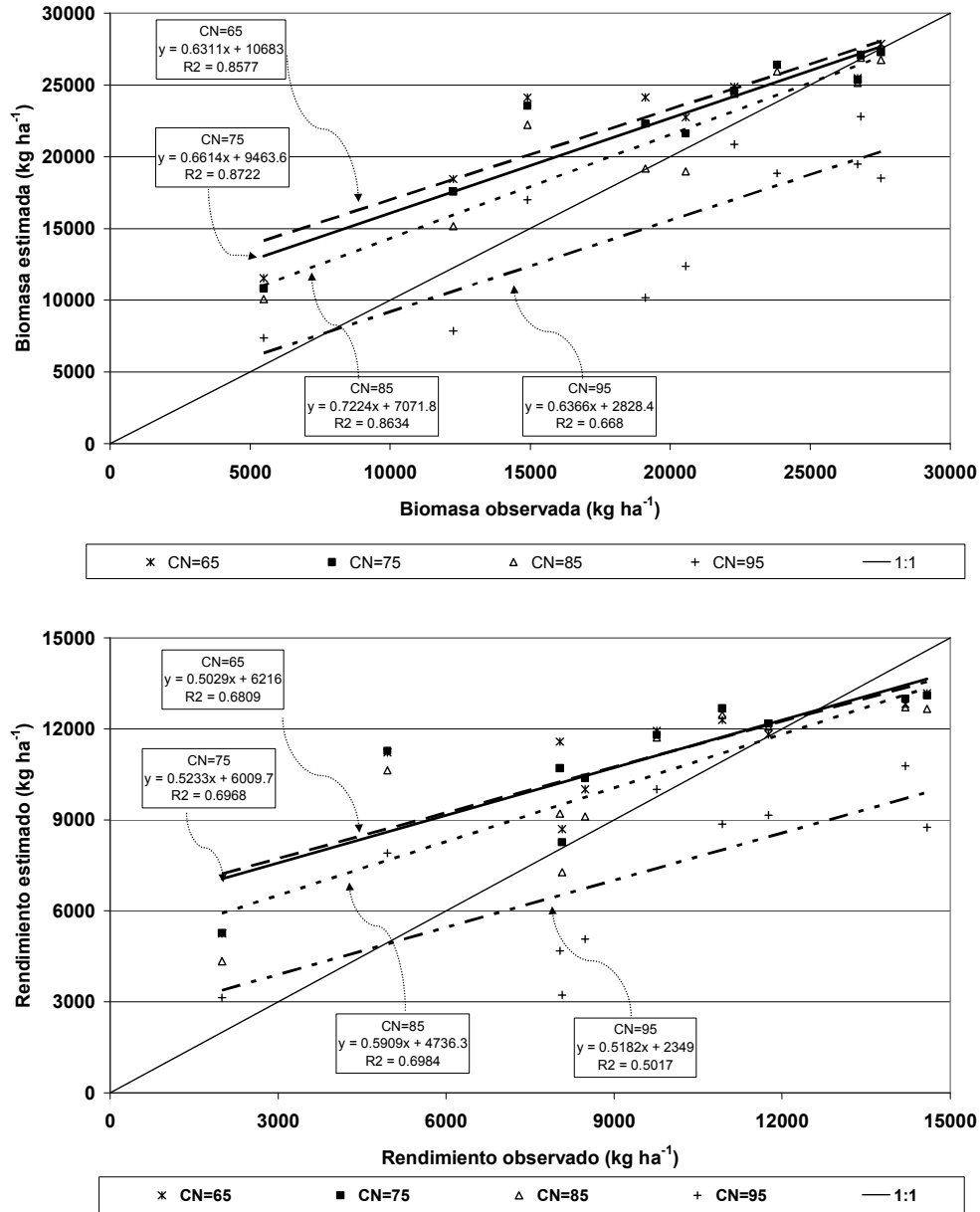


Figura 6b.55: Relación entre valores observados y estimados por AquaCrop de biomasa final (arriba) y rendimiento (abajo) de maíz, con sus respectivas curvas de ajuste, para una profundidad de raíces de 1,2 m y distintas condiciones de escurrimiento en 10 lotes de la región central de Córdoba, Argentina, en 2005-2006. También se presenta la función identidad.

Los resultados que produce la corrida con la CN=95 señalan evidentemente su falta de adecuación para describir el escurrimiento superficial del agua bajo las condiciones de manejo y topografía de la región. Las curvas de ajuste entre las mediciones y las estimaciones tanto de la biomasa como del rendimiento se presentan muy separadas del resto, y la dispersión es más considerable, como reflejan el valor de R^2 más bajo y la raíz del error cuadro medio más alta de todo el conjunto, según muestra la Tabla 6b.29.

Tabla 6b.29: Coeficiente de determinación (R^2) y raíz del error cuadro medio (RMSE) de la relación entre valores observados y estimados de la biomasa final y el rendimiento en 10 lotes de la región central de Córdoba, Argentina, en 2005-2006 para distintas condiciones de escurrimiento de acuerdo al número de curva (CN).

	CN							
	65		75		85		95	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Biomasa final	0,858	4523,381	0,872	3958,033	0,863	3128,679	0,668	5921,635
Rendimiento	0,681	2753,127	0,697	2694,829	0,698	2289,648	0,502	3365,331

Las curvas de regresión que se obtienen a partir de las CN 65, 75 y 85 son muy similares entre sí, si bien el R^2 con la primera es ligeramente menor y su RMSE más elevado. Así, los resultados más convincentes de acuerdo a la evaluación realizada son los que se obtienen con las CN 75 y 85. Un análisis pormenorizado de la problemática de escurrimiento en la región central de Córdoba es presentado por Luque (2008). Con un propósito orientativo, la determinación de CN de una microcuenca de la región siguiendo el procedimiento que recomienda el Soil Conservation Service resultó en un valor de 79 para la condición II de humedad antecedente.

Análisis de validación

Atento a que AquaCrop estima la producción de materia seca y el rendimiento de granos a partir del concepto de eficiencia en el uso del agua, un aspecto crucial del modelo radica en su capacidad para cuantificar el consumo efectivo el agua o transpiración (T) durante el ciclo (Hsiao *et al.*, 2009). Por esta razón, una instancia de control necesaria de implementar consiste en establecer la correspondencia entre la variación de la humedad de

suelo estimada por el procedimiento de balance de agua respecto a las mediciones que se realizaron en distintos momentos del ciclo (Raes *et al.*, 2006). La aptitud predictiva del modelo se verificó en esta oportunidad comparando las mediciones de la humedad de suelo con los valores simulados a partir de las condiciones iniciales de cobertura de acuerdo a los coeficientes de la Tabla 6b.28, la CN 75 y una profundidad de raíces de 1,2 m. La Figura 6b.56 presenta, para los mismos lotes de la Figura 6b.53, la variación de la humedad de suelo estimada y los correspondientes valores observados en distintos momentos del ciclo.

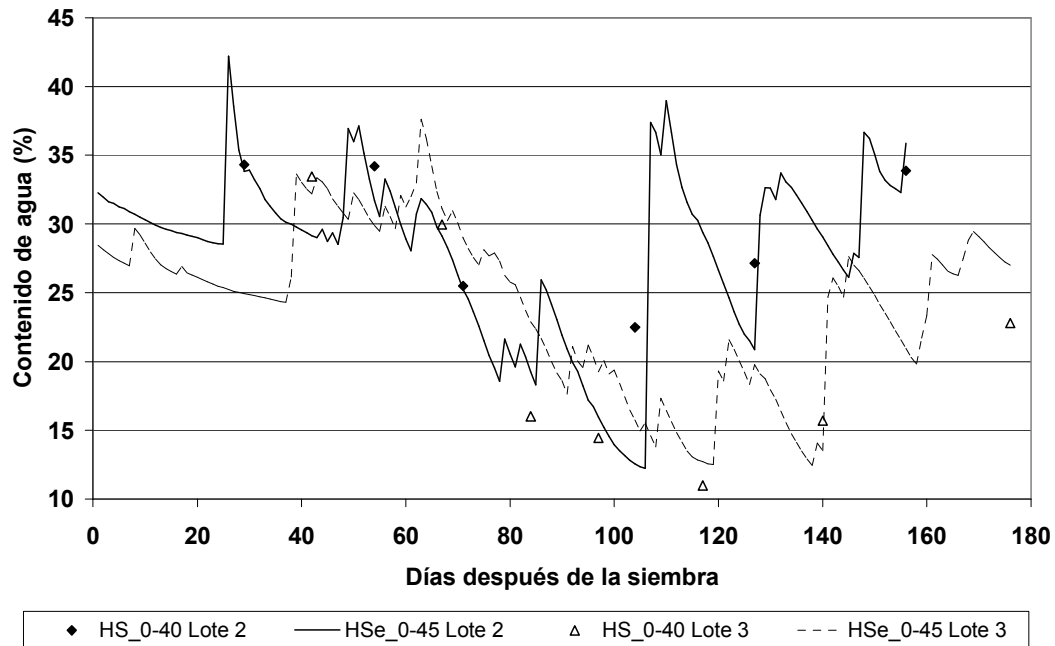


Figura 6b.56: Variación de la humedad del suelo observada (HS; puntos) y estimada (HSe; línea continua) para el perfil superficial de 0,40 m en los lotes 2 y 3 de la región central de Córdoba, Argentina, durante el ciclo de maíz 2005-2006.

En la figura se representa el contenido de agua de los primeros 0,40 m del perfil y permite corroborar la distinta situación de disponibilidad de agua que experimentaron estos lotes de maíz en el ciclo 2005-2006. El contenido de agua del suelo del lote 2 no sólo fue en promedio mayor al del lote 3 sino que, cuando se considera su evolución posterior a los 100 días después de la siembra, mientras este recupera un contenido más próximo a capacidad de campo (CC), el perfil del lote 3 permanece agotado. Además, entre los días 80 y 120 después de la siembra, los valores observados del contenido de agua en el lote 3

están aún por debajo de las estimaciones producidas por el modelo, configurando una disponibilidad de agua que en realidad se presentó más restringida aún.

Los resultados de la Figura 6b.56 se complementan con los de la Tabla 6b.30, que presenta los coeficientes de correlación entre los valores medidos y estimados de agua del suelo. Además de los valores de correlación obtenidos para el conjunto de la información correspondiente a perfiles de distinta profundidad (0,2 m, 0,4 m y 0,8 m), también se los presenta desglosados por lote.

Tabla 6b.30: Coeficientes de correlación (r) entre los valores de agua del suelo observados y estimados por AquaCrop a partir de una cobertura inicial según parámetros de la Tabla 6b.28, $CN = 75$ y $PR = 1,2$ m, en diez lotes de maíz de la región central de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006. Se indica el tamaño de la muestra (n) y en itálica los valores significativos ($P < 0,05$) para los distintos lotes y profundidad del perfil del suelo.

Lote	n	Perfil		
		0-20 cm	0-40 cm	0-80 cm
L1	6	<i>0,881</i>	<i>0,913</i>	<i>0,900</i>
L2	6	<i>0,967</i>	<i>0,937</i>	<i>0,909</i>
L3	7	<i>0,953</i>	<i>0,921</i>	<i>0,864</i>
L4	4	<i>0,999</i>	0,896	0,886
L5	6	<i>0,941</i>	<i>0,987</i>	<i>0,975</i>
L6	5	0,805	0,831	0,762
L7	5	<i>0,900</i>	0,710	0,212
L8	6	<i>0,977</i>	<i>0,975</i>	<i>0,973</i>
L9	5	0,500	0,666	<i>0,941</i>
L10	5	<i>0,915</i>	<i>0,944</i>	0,852
Todos	55	<i>0,807</i>	<i>0,818</i>	<i>0,804</i>

Si bien predominan coeficientes de carácter significativo ($P < 0,05$) que confirman la correspondencia entre los valores medidos y estimados en todos los lotes, y en general constituye una evidencia a favor del modelo, en el lote 6 no alcanzan este nivel de significación para ninguna de las tres profundidades consideradas. Es particularmente notable que los lotes 1, 2, 5 y 8, todos ubicados en el sector de Villa del Rosario y que fueron relativamente menos afectados por la deficiencia de agua, la correlación se manifiesta significativa para los 3 estratos considerados. Esto puede ser considerado un

nuevo argumento acerca de que el comportamiento predictivo de AquaCrop es más satisfactorio en condiciones menos restrictivas de abastecimiento de agua.

Comportamiento de los IV para estimar el desarrollo del canopeo

En tanto el modelo AquaCrop estima la producción de biomasa de acuerdo al tamaño alcanzado por la canopia del cultivo que, por su parte, resulta restringido en la medida que la disponibilidad de agua se reduce por debajo de algún límite inferior de agua útil, la dinámica del crecimiento de la cobertura en términos efectivos debería ser representada con cierta fidelidad por las mediciones remotas que se obtienen a partir de los IV. De corroborar esto, los IV se podrían incorporar a AquaCrop a fin de disponer no sólo de un elemento de control y regulación destinado a retroalimentar la performance predictiva del modelo, sino también para hacer posible la proyección territorial de sus resultados.

Para evaluar estas premisas de manera particular y antes de analizar algún modo de vinculación entre ambas tecnologías, en primer término se estudió la estructura de correlación entre la información espectral que provee el producto MYD13Q1 de AQUA-MODIS y la condición de cobertura estimada por AquaCrop, tanto en la faz previa a la corrida (CCcal) como en la etapa posterior a la misma (CCv). La Tabla 6b.31 muestra el coeficiente de correlación entre los valores diarios de distintos IV, producidos directamente a bordo o elaborados a partir de los datos espectrales del producto MYD13Q1, originados de acuerdo a una interpolación lineal entre las fechas de 2 imágenes sucesivas, y las estimaciones de cobertura que produce diariamente el modelo.

Estos coeficientes, todos altamente significativos ($P < 0,01$), permiten establecer que algunos IV están relacionados más estrechamente que otros, tanto con CCcal como con el valor de CCv. Entre los de mejor comportamiento sobresalen el NDVI y el cociente de bandas (R/NIR), tendiendo en cuenta que para todos los lotes los niveles de correlación resultan en general más elevados. Otros IV, en cambio, como NDWI o (R/NIR)-1, tienen un comportamiento muy satisfactorio para representar la dinámica de crecimiento de la cobertura en alguno de los lotes pero su correlación es ostensiblemente menor en otros. Tanto EVI como el método propuesto por Maas y Rajan (2008) muestran un resultado

intermedio, con un buen comportamiento en general pero por debajo de la performance de NDVI o R/NIR. Sin embargo, quizás el resultado de mayor interés para indagar es que la correlación se presenta igualmente elevada tanto cuando se analiza la relación con CCcal como cuando se establece a partir del valor de cobertura a posteriori de la simulación (CCv). De esta forma, se requiere esclarecer el significado y alcance particular de esta información.

Tabla 6b.31: Coeficientes de correlación entre distintos IV producidos por AQUA-MODIS y la condición de cobertura estimada por AquaCrop previa a la corrida (CCcal) y posterior a ella (CCv) en distintos lotes de maíz de la provincia de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.

Lote	NDVI _i	EVI _i	R/NIR _i	%C=PVI/PVI _{FC}	NDWI _i	((NIR/R)-1) _i
CCcal						
L1	0,994	0,994	0,991	0,992	0,820	0,950
L2	0,986	0,981	0,982	0,982	0,973	0,946
L3	0,983	0,932	0,992	0,947	0,955	0,871
L4	0,967	0,972	0,974	0,966	0,836	0,928
L5	0,983	0,901	0,989	0,916	0,839	0,815
L6	0,989	0,959	0,988	0,957	0,951	0,960
L7	0,962	0,933	0,947	0,925	0,785	0,834
L8	0,996	0,980	0,997	0,986	0,926	0,908
L9	0,878	0,823	0,908	0,836	0,748	0,710
L10	0,922	0,896	0,941	0,900	0,884	0,786
CCv						
L1	0,988	0,994	0,981	0,991	0,806	0,971
L2	0,986	0,985	0,980	0,986	0,977	0,956
L3	0,990	0,945	0,990	0,964	0,980	0,909
L4	0,947	0,960	0,941	0,950	0,817	0,952
L5	0,984	0,905	0,988	0,920	0,856	0,827
L6	0,948	0,957	0,931	0,961	0,952	0,981
L7	0,959	0,932	0,959	0,925	0,769	0,851
L8	0,996	0,977	0,997	0,985	0,934	0,910
L9	0,928	0,877	0,944	0,891	0,820	0,800
L10	0,987	0,975	0,992	0,978	0,959	0,887

A los efectos de analizar el alcance de las estimaciones de cobertura que realiza AquaCrop, como así también evaluar la capacidad de los IV para representar de manera remota esta información y, de esta forma, considerar su utilidad como valores intermediarios o elementos de control y retroalimentación entre la simulación y las observaciones de campo, se realizó un análisis de regresión que de manera gráfica muestra la Figura 6b.57. En ambos gráficos de la figura las variables del eje de ordenada son las mismas, y corresponden a las estimaciones de cobertura que AquaCrop produce, tanto en

la faz previa (CCcal) como posterior (CCv) a la simulación. Por su parte, en abscisa se representa, primero, a las mediciones de cobertura de maíz (%C) obtenidas a campo (arriba) y luego al NDVI escalado (NDVIe) entre el valor más alto y más bajo para las series analizadas (abajo).

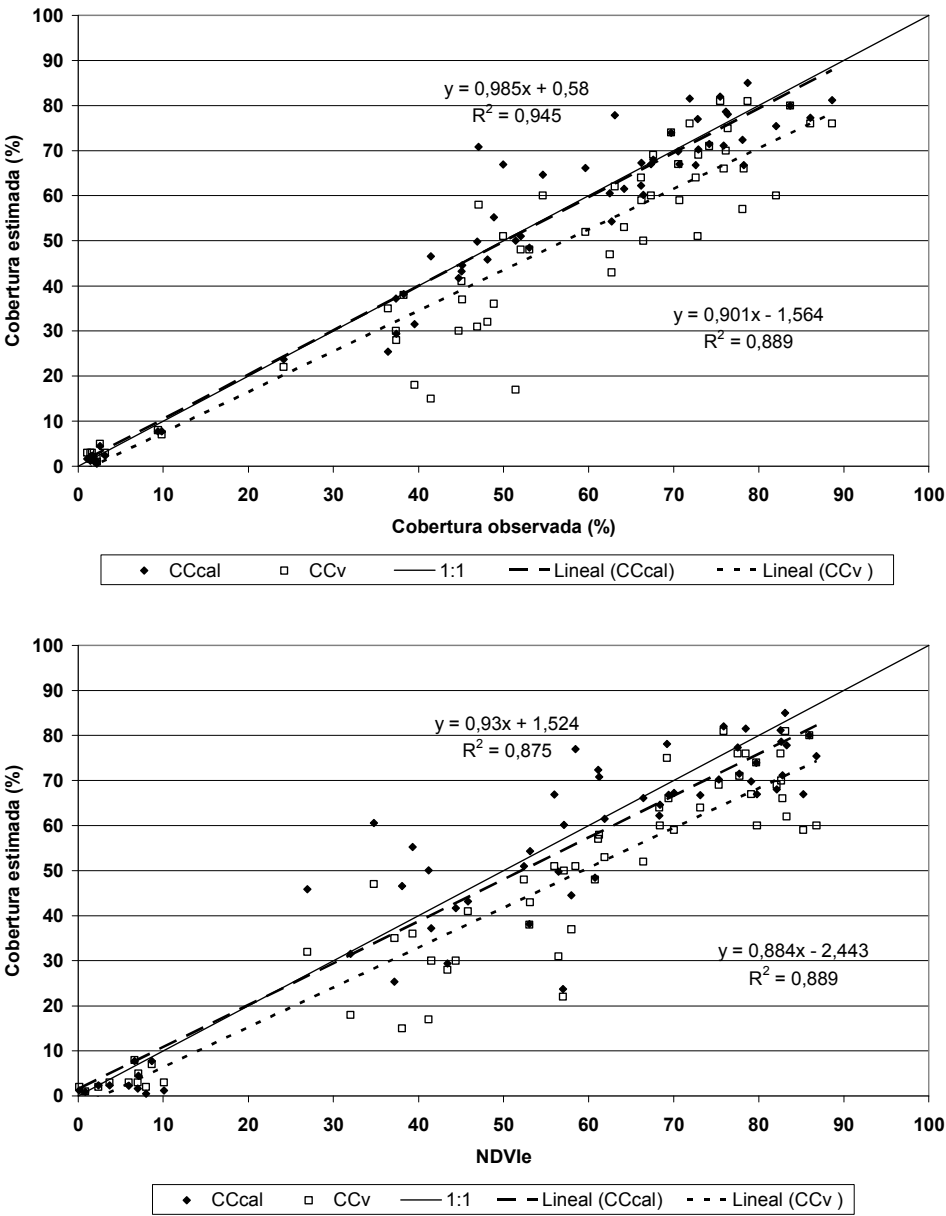


Figura 6b.57: Relación entre la cobertura de maíz observada (arriba) y el NDVI escalado (NDVIe) (abajo) con los valores de cobertura estimados por AquaCrop antes (CCcal) y después de la simulación (CCv $_{CN75; PR1.2}$), para el conjunto de lotes monitoreados en la provincia de Córdoba, Argentina, durante el ciclo 2005-2006.

Las estimaciones de cobertura previas a la simulación de AquaCrop en la parte superior de la Figura 6b.57 muestran una relación lineal muy estrecha ($R^2 = 0,944$; $P < 0,01$) con las mediciones de cobertura de maíz (%C), lo que se expresa a partir de un función cuya pendiente de 0,985 no difiere significativamente de 1 ($P < 0,05$), y se presenta similar a la recta de identidad. Esta asociación estrecha resulta previsible ya que los valores fotográficos de cobertura de cada lote sirvieron de base para estimar la condición de cobertura que se le incorporó al modelo como punto de partida, es decir de manera previa a la simulación.

También en la figura superior, los valores estimados de la cobertura verde o efectiva (CCv), utilizando resultados de la simulación que para cada lote se obtuvieron a partir de los parámetros de desarrollo de la cobertura de la Tabla 6b.28, la CN 75 y una profundidad de raíces de 1,20 m, presentan asimismo una relación lineal estrecha con %C ($R^2 = 0,889$; $P < 0,01$). Sin embargo, la recta de ajuste se muestra por debajo de la función de identidad y la pendiente de 0,901 resulta significativamente diferente de 1. De este modo, la condición de cobertura verde o efectiva a partir de la cual AquaCrop determina la transpiración primero, la producción de biomasa después y el rendimiento al final, para todo el conjunto de datos es sistemáticamente inferior a las mediciones fotográficas. Los valores de cobertura que estima el modelo (CCv) deben reducirse respecto de su valor inicial para expresar la disminución de la productividad que muestran las observaciones.

La explicación de esta divergencia tiene dos aristas que involucra, por un lado, a las mediciones de cobertura y, por el otro, a la lógica funcional del modelo. Por el lado de los datos observados, se puede interpretar que la cobertura obtenida con imágenes fotográficas y el procedimiento digital de clasificación que se utiliza para distinguir el material foliar en la escena, no discrimine de manera adecuada entre las hojas verdes de aquellas que perdieron total o parcialmente funcionalidad. De esta forma, si bien estas determinaciones fotográficas de cobertura permitirían inferir un alcance fisiológico y productivo de carácter potencial, carecen de la capacidad necesaria para representar el comportamiento efectivo de una canopia, en particular cuando las condiciones productivas se presentan con restricciones y la planta ejerce el control estomático.

Otra forma de explicar la diferencia, en este caso poniendo la mirada crítica sobre el desempeño de AquaCrop, es que el modelo calcula la pérdida de productividad regulando el tamaño del aparato transpiratorio, razón por la cual cuando ocurre estrés hídrico (o nutricional) CC_v debe reducirse necesariamente por debajo de CC_{cal} (o %C) para reproducir la merma de rendimiento proyectada. Si bien la lógica del modelo es reducir la canopia del cultivo para ajustar su tamaño de acuerdo a la condición de estrés hídrico, esto mismo puede ocurrir, al menos en el corto plazo, en una canopia que sin perder su tamaño realice el cierre estomático.

Los IV, en razón de expresar de manera más inequívoca el contenido de clorofila foliar (Gitelson *et al.*, 2003; Hatfield *et al.*, 2008), constituyen una información que en principio se presenta íntimamente ligada al estado fisiológico del vegetal, lo que permitiría representar con mayor fidelidad la envergadura real alcanzada por la parte aérea del cultivo. De este modo, su empleo alternativo respecto al dato fotográfico de cobertura, que se obtiene procesando información sólo del rango visible, podría ayudar a esclarecer este comportamiento. El NDVI se presentó como un candidato a predictor natural, tanto en virtud de los resultados que se discuten *in extenso* en el Capítulo II, como cuando se analiza su desempeño a nivel diario durante el ciclo completo de cultivo a partir de la Tabla 6b.31. Sin embargo, distintos trabajos ponen en tela de juicio la sensibilidad del NDVI en maíz cuando el IAF > 2-3 (Gitelson *et al.*, 2003; Coyne *et al.*, 2009). Gitelson *et al.* (2003; 2007), para estimar de manera remota el IAF y la biomasa foliar verde de cultivos de maíz, proponen utilizar IV de mayor sensibilidad a la concentración de clorofila, como VARI, $[(\rho_{NIR}/\rho_{verde})-1]$ o $[(\rho_{NIR}/\rho_{borde\ rojo})-1]$. De igual forma, Viña y Gitelson (2005) utilizan distintos IV para estimar la fracción de radiación fotosintéticamente activa verde en maíz y soja, reconociendo que al final del ciclo su valor decrece en mayor medida que la fracción de radiación fotosintéticamente activa total.

El análisis de los resultados que muestra la parte inferior de la Figura 6b.57, donde la variable del eje de abscisas se reemplazó con valores escalados de NDVI (NDVIe) para expresarlos en un rango compatible con los de cobertura, revelan que los datos radiométricos reproducen con mucha exactitud el comportamiento descrito a partir del

conjunto completo de la información de campo. Mientras la pendiente de la relación lineal entre NDVIe y CCcal es 0,929 y no difiere significativamente de 1 ($P < 0,05$), la pendiente para la relación entre NDVIe y CCv es 0,884 y resulta significativamente distinta de 1 ($P < 0,05$). En base a esta evidencia de carácter independiente, la cobertura que se obtiene por teledetección a partir del NDVI está ligada estrictamente al valor de %C (CCcal), quedando en evidencia que la lógica funcional utilizada por el modelo para representar la merma productiva a partir del menor desarrollo de la parte aérea no sería un efecto que se produce en realidad. Sin embargo, y teniendo en cuenta la poca sensibilidad que ha demostrado el NDVI para identificar hojas con menor contenido de clorofila, el comportamiento equivalente de CCcal y NDVIe puede significar, por el contrario, que la determinación remota de la cobertura reproduce la misma limitación del método de clasificación digital de la fotografía.

Una valoración objetiva de las causas de este comportamiento demanda realizar nuevas pruebas en la búsqueda de otros procedimientos de clasificación más ajustados para identificar el material fotosintético activo, como así también de otros IV que sean más sensibles a la concentración de clorofila. Para sondear con mayor profundidad la relación entre CCcal y CCv, como así también el alcance de la información radiométrica para describir el desarrollo de la canopia, se repitió el análisis anterior pero a partir de la información clasificada de acuerdo al contenido de agua del suelo. De esta forma, la mitad de los lotes (L1, L2, L5, L7 y L8) se agruparon en la categoría de mayor disponibilidad de agua (s1) y la otra mitad se incluyeron en la condición opuesta (s2). Los resultados del análisis se presentan en la Figura 6b.58, cuyo gráfico superior explora la relación de %C con CCcal y CCv correspondiente a ambos subgrupos.

Los valores de cobertura que AquaCrop simula para el grupo s1, tanto antes como después de la corrida, se presentan alineados y próximos a la función de identidad, de modo que las curvas de ajuste se superponen o no se diferencian claramente de ella, y tienen pendientes que en ambos casos no resultan estadísticamente distintas de 1 ($P < 0,05$). Sólo los valores de CCv del grupo de lotes más afectados por la falta de agua (s2) se apartan de la función de identidad y la pendiente resulta significativamente distinta de 1, de modo tal que la diferencia entre las curvas CCcal y CCv se puede interpretar como una

consecuencia directa de la falta de agua, diferencia que siendo prácticamente imperceptible para el grupo s1 resulta más evidente para el grupo s2.

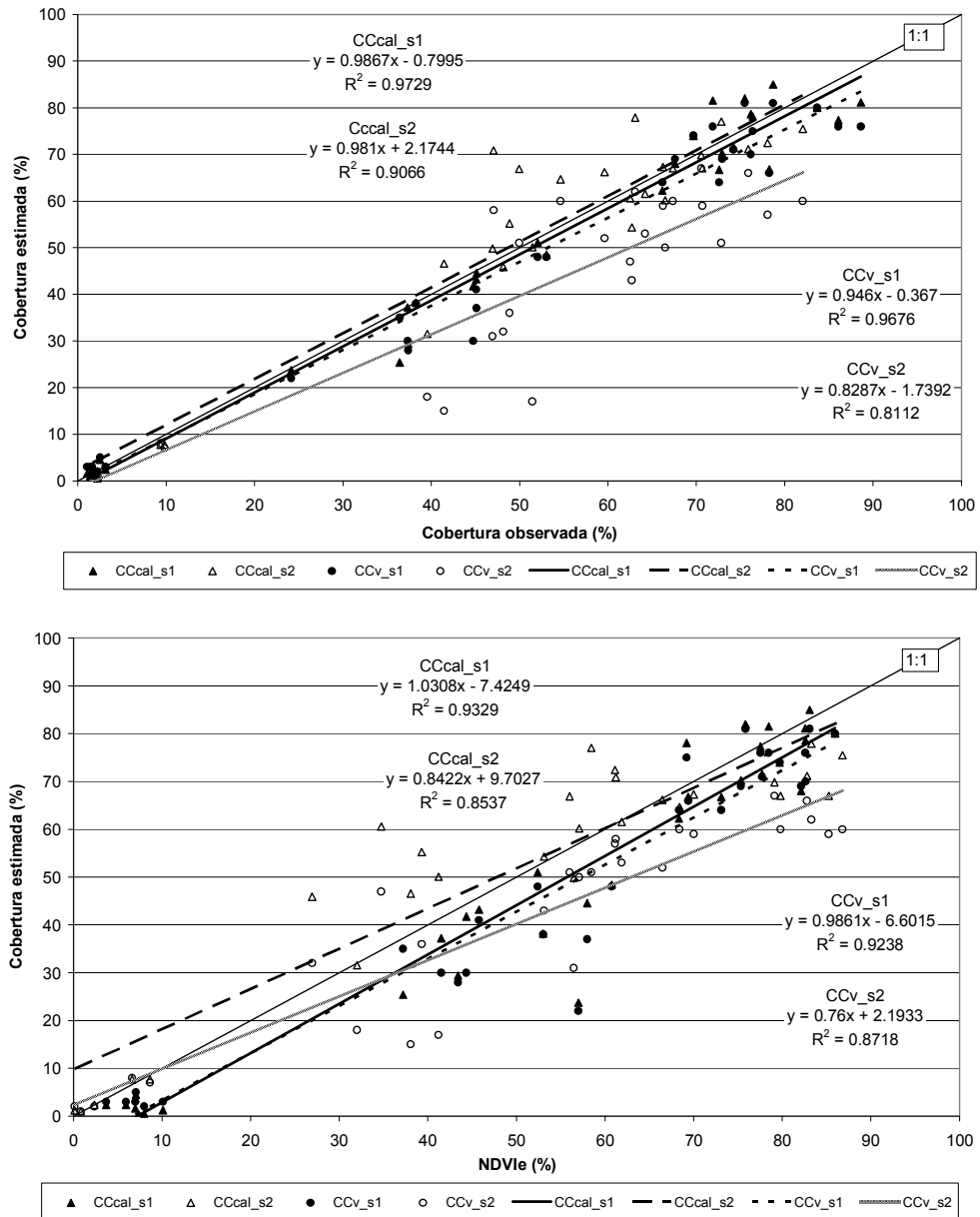


Figura 6b.58: Relación entre la cobertura de maíz observada (arriba) y el NDVI escalado (NDVIe) (abajo) con los valores de cobertura estimados por AquaCrop, antes (CCcal) y después de la simulación (CCv (CN75; PR1.2)), para dos subconjuntos de lotes en Córdoba, Argentina, de acuerdo a la condición de humedad de suelo durante el ciclo 2005-2006: por encima (s1) y por debajo (s2) del promedio.

Otra diferencia para destacar es el mayor ajuste que presentan las relaciones cuando se considera la información de s1, revelando cierta tendencia a la uniformidad que no se mantiene con s2 y, en particular, para los valores de CCv, donde el R^2 se reduce a 0,81. Además, la pendiente de 0,829 resulta significativamente distinta de 1 ($P < 0,05$). Cuando el NDVIe se utiliza como variable sucedánea de la cobertura el ajuste de las respectivas funciones lineales resulta menor al de la Figura 6b.58 superior, pero el comportamiento no difiere de manera substancial.

En su parte inferior, la Figura 6b.58 muestra nuevamente dos funciones muy similares para el grupo s1, tanto al estimar CCcal como cuando se evalúa CCv. Aunque ambas rectas de regresión se proyectan sistemáticamente por debajo de la relación 1:1, los coeficientes angulares no son estadísticamente distintos de 1 ($P < 0,05$) en ninguno de los dos casos. Esta proximidad a la recta de identidad y la similitud de las funciones de ajuste se explica porque en los lotes menos afectados por al sequía las curvas de CCv al final de la simulación no difieren de la condición inicial.

Las curvas de ajuste en el caso de s2 presentan una separación mucho más evidente, de manera similar a lo que muestra la parte superior de la Figura 6b.58, con los valores de CCcal algo por encima de la recta de identidad en el tramo intermedio y exhibiendo un comportamiento ligeramente no lineal. Por su parte, la recta de regresión con respecto a CCv se proyecta por debajo de la recta de identidad en casi la totalidad del rango, con una pendiente de 0,76 claramente distinta a la función de identidad y estadísticamente diferente de 1 ($P < 0,01$), de manera análoga al comportamiento que se observa con la información de campo. Al margen de la aparente curvatura de la relación asociada con el retraso en alcanzar una misma condición de cobertura cuando la disponibilidad de agua acusa alguna restricción, el NDVIe conserva la ventaja de expresar de una manera ostensible la diferencia entre CCal y CCv cuando se presenta la situación de deficiencia de agua, y refrenda el comportamiento identificado a partir de la información de campo.

De este análisis se desprende que a partir de los datos de NDVI obtenidos de manera rutinaria por el sistema AQUA-MODIS sobre lotes de maíz de un tamaño superior a 40 ha, es factible representar el desarrollo de la canopia verde del cultivo y, de esta

forma, intervenir sobre el modelo AquaCrop para rectificar o ajustar en tiempo y forma los resultados de una simulación. Para este propósito, es preciso desarrollar una relación que ligue al NDVI con el valor de CCv pero que considere, además, la condición de estrés hídrico propia de cada situación (Coyne *et al.*, 2009). A partir de la información del estudio, si bien insuficiente aún para proponer una instancia de acoplamiento definitiva, es posible desarrollar una solución preliminar y tentativa como la que presenta la Figura 6b.59, donde se muestra la relación entre los valores de cobertura verde o actual que estima AquaCrop y los obtenidos a partir de un modelo empírico de segundo grado que utiliza como variables independientes al NDVIe y al contenido de agua en el suelo observada a campo en el perfil 0-40 cm. Wang *et al.* (2007) utilizó un polinomio de segundo orden, con el NDVI y la temperatura de superficie obtenidos del sensor MODIS como variables independientes, para estimar el contenido de agua del suelo. Como se aprecia en la Figura 6b.59, la curva de ajuste no difiere de la recta de identidad y su ajuste alcanza un valor de 0,877 ($P < 0,01$).

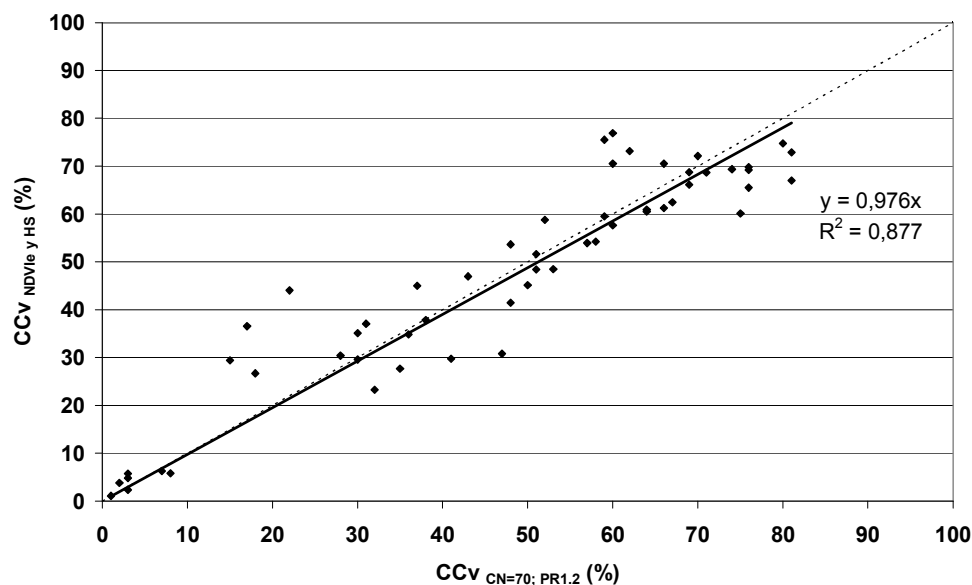


Figura 6b.59: Relación entre los valores de cobertura verde estimados por AquaCrop ($CCv_{CN75; PR1.2}$) y los producidos por el modelo $CCv_{NDVIe y HS} = -65,4885 + 4,622 * x + 1,3304 * y - 0,0811 * x * x - 0,016 * x * y - 0,0007 * y * y$, donde x es el contenido de agua volumétrico observado en el perfil 0-40 cm, en tanto y es el valor de NDVI escalado (NDVIe).

A los efectos de producir el acoplamiento de las tecnologías de modelos de cultivos con la de teledetección, AquaCrop debería añadir un módulo a su estructura que permita incorporar valores de cobertura obtenidos directamente a campo o, eventualmente, derivados de datos radiométricos. De esta manera se podría verificar la simulación de CCv y corregir oportunamente sus resultados en procura de alcanzar estimaciones más precisas de la productividad de los cultivos.

CONCLUSIONES

El modelo de cultivo AquaCrop produjo estimaciones relativamente aceptables tanto de la biomasa total como del rendimiento de cultivos de maíz de secano en la región central de Córdoba aunque, al igual que en las primeras pruebas de validación a las que fue sometido, acusó mayor dificultad para simular el rendimiento bajo condiciones de estrés hídrico.

A partir de los datos de NDVI que de manera rutinaria y con acceso público se producen a bordo de AQUA-MODIS es factible representar el desarrollo de la cobertura verde de maíz. No obstante, para producir un valor de CCv que se ajuste a las estimaciones de AquaCrop, se debe considerar información adicional derivada del balance hídrico para corregir las estimaciones por efecto de la falta de agua.

El modelo AquaCrop debería incorporar a su estructura un módulo que permita interactuar con el usuario a los efectos de recibir información de cobertura relevada directamente a campo u obtenida por teledetección. Este mecanismo de acople serviría a los efectos de ajustar la simulación durante el ciclo de cultivo y permitiría mejorar la precisión de las estimaciones producidas.

A los efectos de analizar la discrepancia entre %C (CCcal) y CCv, si la canopia reduce su tamaño cuando ocurre estrés hídrico (o nutricional), como establece AquaCrop, o también depende en alguna medida del método de clasificación que se emplea para discriminar material foliar verde del que perdió funcionalidad, es necesario recurrir a nuevos estudios a partir de métodos o indicadores de mayor sensibilidad a la clorofila.

BIBLIOGRAFÍA

- Allen, R., L.A. Pereira, D. Raes, and M. Smith. 1998. Crop Evapotranspiration. Guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper N° 56. Rome, Italy. 293 p.
- Brisson, N., F. Ruget, P. Gate, J. Lorgeou, B. Nicoullaud, X. Tayot, D. Plenet, M.H. Jeuffroy, A. Bouthier, D. Ripoche, B. Mary, and E. Justes, 2002. STICS: a generic model for simulating crops and their water and nitrogen balances. II. Model validation for wheat and maize. *Agronomie* 22: 69-92.
- Brisson, N., C. Gary, E. Justes, R. Roche, B. Mary, D. Ripoche, D. Zimmer, J. Sierra, P. Bertuzzi, P. Burger, F. Bussi re, Y.M. Cabidoche, P. Cellier, P. Debaeke, J.P. Gaudill re, C. H nault, F. Maraux, B. Seguin, and H. Sinoquet, 2003. An overview of the crop model STICS. *Europ. J. Agronomy* 18:309-332
- Carlson, T.N., and D.A. Ripley, 1997. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote Sens. Environ.* 62:241-252.
- Caviglia, O.P., V.O. Sadras, and F.H. Andrade, 2003. Intensification of agriculture in the south-eastern Pampas: I. Capture and efficiency in the use of water and radiation in double-cropped wheat-­soybean. *Field Crops Res.* 87:117-129.
- Clevers, J.G.P.W., O.W. Vonder, R.E.E. Jongschaap, J.F. Desprats, C. King, L. Pr vot, and N. Bruguier, 2002. Using SPOT data for calibrating a wheat growth model under Mediterranean conditions. *Agronomie* 22:687-694.
- Coyne, P.I., R.M. Aiken, S.J. Maas, and F.R. Lamm, 2009. Evaluating YieldTracker forecasts for maize in western Kansas. *Agron J.* 101:671-680.
- Dardanelli, J.D., O.A. Bachmeier, R. Sereno, and R. Gil, 1997. Rooting depth and soil water extraction patterns of different crops in a silty loam Haplustoll. *Field Crop Research* 54:29-38.
- Daughtry, C.S.T., K.P. Gallo, S.N. Goward, S.D. Prince, and W.P. Kustas, 1992. Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies. *Remote Sens. Environ.* 39:141-152.
- Daughtry, C.S.T., K.P. Gallo, and M.E. Bauer, 1983. Spectral estimates of solar radiation intercepted by corn canopies. *Agron. J.* 75:527-531.
- de la Casa, A., G. Ovando, L. Bressanini,  . Rodr guez, y J. Mart nez, 2007. Uso del  ndice de  rea foliar y del porcentaje de cobertura del suelo para estimar la radiaci n interceptada en papa. *Agricultura T cnica (Chile)* 67(1):78-85.
- de la Casa, A., y G. Ovando, 2007. Integraci n del  ndice de Vegetaci n de la Diferencia Normalizada (NDVI) y del ciclo fenol gico de ma z para estimar el rendimiento a escala departamental en C rdoba, Argentina. *Agricultura T cnica (Chile)* 67(4):362-371.
- Doraiswamy, P.C., and P.W. Cook, 1995. Spring wheat yield assessment using NOAA AVHRR data. *Canadian Journal of Remote Sensing* 21:43-51.
- Doraiswamy, P.C., S. Moulin, P.W. Cook, and A. Stern, 2003. Crop yield assessment from remote sensing. *Photogrametric Engineering & Remote Sensing* 69(6):665-674.
- Doraiswamy, P.C., J.L. Hatfield, T.J. Jackson, B. Akhmedov, J. Prueger, and A. Stern, 2004. Crop condition and yield simulations using Landsat and MODIS. *Remote Sens. Environ.* 92:548-559.

- Doraiswamy, P.C., T.R. Sinclair, S. Hollinger, B. Akhmedov, A. Stern, and J. Prueger, 2005. Application of MODIS derived parameters for regional crop yield assessment. *Remote Sens. Environ.* 97:192-202.
- Edwards, J.T., L.C. Purcell, and E.D. Vories, 2005. Light interception and yield potential of short-season maize (*Zea mays* L.) hybrids in the midsouth. *Agron. J.* 97:225-234.
- Elwadie, M.E., F.J. Pierce, and J. Qi, 2005. Remote sensing of canopy dynamics and biophysical variables estimation of corn in Michigan. *Agron. J.* 97:99-105.
- EOS, 2006. *NASA Earth Observing System data gateway*. Disponible en: <http://edcimswww.cr.usgs.gov/pub/imswelcome/>.
- Evett, S.R., and J.A. Tolck, 2009. Introduction: Can water use efficiency be modeled well enough to impact crop management? *Agron. J.* 101:423-425.
- Funk, C., and M.E. Budde, 2009. Phenologically-tuned MODIS NDVI-based production anomaly estimates for Zimbabwe. *Remote Sens. Environ.* 113:115-125.
- Gao, B.-C. 1996. NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sens. Environ.* 58:257-266.
- Gitelson, A.A., Y.J. Kaufman, R. Stark, and D. Rundquist. 2002. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sens. Environ.* 80:76-87.
- Gitelson, A.A., U. Gritz, and M.N. Merzlyak. 2003. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *J. Plant Physiol.* 160:271-282.
- Gitelson, A.A., A. Viña, T.J. Arkebauer, D.C. Rundquist, G. Keydan, and B. Leavitt, 2003. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies. *Geophys. Res. Lett.* 30(5), 1248, doi: 10.1029/2002GL016450.
- Gitelson, A.A., B.D. Wardlow, G.P. Keydan, and B. Leavitt. 2007. An evaluation of MODIS 250-m data for green LAI estimation in crops. *Geophys. Res. Lett.* 34, L20403, doi: 10.1029/2007GL031620.
- Hatfield, J.L., A.A. Gitelson, J.S. Schepers, and C. L. Walthall, 2008. Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. *Agron. J.* 100:S117-S131.
- Heng, L.K., T. Hsiao, S. Evett, T. Howell, and P. Steduto, 2009. Validating the FAO AquaCrop Model for Irrigated and Water Deficient Field Maize. *Agron. J.* 101:488-498.
- Howell, T.A., 2001. Enhancing water use efficiency in irrigated agriculture. *Agron. J.* 93:281-289.
- Hsiao, T.C., L.K. Heng, P. Steduto, D. Raes, and E. Fereres. 2009. AquaCrop-The FAO crop model for predicting yield response to water: III. Model parameterization and testing for maize. *Agron. J.* 101:448-459.
- Huete, A., K. Didan, T. Miura, E.P. Rodriguez, X. Gao, and L.G. Ferreira, 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 83:195-213.
- Jarsún, B., J. Gorgas, E. Zamora, H. Bosnero, E. Lovera, A. Ravelo, y J. Tassile, 2006. Los suelos de Córdoba. Agencia Córdoba Ambiente e Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria, EEA Manfredi. Córdoba, Argentina.
- Jiang, Z., A.R. Huete, J. Chen, Y. Chen, J. Li, G. Yan, and X. Zhang, 2006. Analysis of NDVI and scaled difference vegetation index retrievals of vegetation fraction. *Remote Sens. Environ.* 101:366-378.
- Jones, C.A., and J.R. Kiniry, 1986. CERES-Maize: A Simulation Model of Maize Growth and Development. Texas A&M University Press, College Station, TX.

- Jones, J.W., G. Hoogenboom, C.H. Porter, K.J. Boote, W.D. Batchelor, L.A. Hunt, P.W. Wilkens, U. Singh, A.J. Gijsman, and J.T. Ritchie, 2003. The DSSAT cropping system model. *Eur. J. Agron.* 18:235-265.
- Lobell, D.B., J.I. Ortiz-Monasterio, C.L. Addams, and G.P. Asner, 2002a. Soil, climate, and management impacts on regional wheat productivity in Mexico from remote sensing. *Agric. For. Meteorol.* 114:31-43.
- Lobell D.B., J.A. Hicke, G.P. Asner, C.B. Field, C.J. Tucker, and S.O. Los, 2002b. Satellite estimates of productivity and light use efficiency in United States agriculture, 1982–1998. *Global Change Biol.* 8:1-15.
- Lobell, D.B., G.P. Asner, J.I. Ortiz-Monasterio, and T.L. Benning, 2003. Remote sensing of regional crop production in the Yaqui Valley, Mexico: estimates and uncertainties. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 94:205-220.
- Luque, R.L., 2008. Número de curva aplicado a una cuenca agrícola de la región central de Córdoba, Argentina. Tesis de Magister en Gestión Ambiental Agropecuaria. Universidad Nacional de Córdoba y Universidad Nacional de Río Cuarto. 169 pp.
- Maas, S.J., 1988. Using satellite data to improve model estimates of crop yield. *Agron. J.* 80:662-665.
- Maas, S.J., 1993a. Within-season calibration of modeled wheat growth using remote sensing and field sampling. *Agron. J.* 85(3):669-672.
- Maas, S.J., 1993b. Parameterized model of gramineous crop growth: I. Leaf area and dry mass simulation. *Agron. J.* 85:348-353.
- Maas, S.J., and N. Rajan, 2008. Estimating ground cover of field crops using medium-resolution multispectral satellite imagery. *Agron. J.* 100:320-327.
- Mika, J., J. Kerényi, A. Rimóczi-Paál, Á. Merza, C. Szinell, and I. Csiszár, 2002. On correlation of maize and wheat yield with NDVI: Example of Hungary (1985-1998). *Adv. Space Res.* 30(11):2399-2404.
- Monteith, J.L., 1996. The quest for balance in crop modeling. *Agron. J.* 88:695-697.
- Muchow, R.C., T.R. Sinclair, and J.M. Bennett. 1990. Temperature and solar radiation effects on potential maize yields across locations. *Agron. J.* 82:338–342
- Sinclair, T.R., and R.C. Muchow, 1999. Radiation use efficiency. *Adv. Agron.* 65:216-265.
- Musick, J.T., O.R. Jones, B.A. Stewart, and D.A. Dusek. 1994. Water–yield relationships for irrigated and dryland wheat in the U.S. Southern Plains. *Agron. J.* 86:980-986.
- Myneni, R.B., Nemani, R.R., and S.W. Running, 1997. Algorithm for the estimation of global land cover, LAI and FPAR based on radiative transfer models. *IEEE Trans. Geosc. Remote Sens.* 35:1380-1393.
- Myneni, R.B., and Williams, D.L., 1994. On the relationship between FAPAR and NDVI. *Remote Sens. Environ.* 49:200-211.
- Passioura, J.B. 1996. Simulation models: science snake oil education or engineering? *Agron. J.* 88:690-694.
- Prasad, A.K., L. Chai, R.P. Singh, and M. Kafatos, 2006. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 8:26-33.
- Purcell, L.C., 2000. Soybean canopy coverage and light interception measurements using digital imagery. *Crop Science* 40:834-837.
- Raas, D., P. Steduto, T.C. Hsiao, and E. Fereres, 2009. AquaCrop-The FAO crop model to predict yield response to water: II Main algorithms and soft ware description. *Agron. J.* 101:438-447.

- Raes, D., S. Geerts, E. Kipkorir, J. Wellens, and A. Sahli, 2006. Simulation of yield decline as a result of water stress with a robust soil water balance model. *Agricultural Water Management* 81:335-357.
- Reeves, M.C., M. Zhao, and S.W. Running, 2005. Usefulness and limits of MODIS GPP for estimating wheat yield. *International Journal of Remote Sensing* 26:1403-1421.
- Rojas, O., 2007. Operational maize yield model development and validation based on remote sensing and agro-meteorological data in Kenya. *International Journal of Remote Sensing* 28:3775-3793.
- Rouse, J.W., R.H. Haas, Jr., J.A. Schell, and D.W. Deering, 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. NASA SP-351. Third ERTS-1 Symposium, Vol. 1, pp. 309 – 317, NASA, Washington, DC.
- Running, S.W., R.R. Nemani, F.A. Heinsch, M. Zhao, M. Reeves, and H. Hashimoto, 2004. A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production. *BioScience* 54:547-560.
- Samarasinghe, G.B., 2003. Growth and yields of Sri Lanka's major crops interpreted from public domain satellites. *Agricultural Water Management* 58:145-157.
- Seiler, R.A., F. Kogan, G. Wei, and M. Vinocur, 2007. Seasonal and interannual responses of the vegetation and production of crops in Cordoba-Argentina assessed by AVHRR derived vegetation indices. *Adv. Space Res.* 21:481-484.
- Serrano, L., S.L. Ustin, D.A. Roberts, J.A. Gamon, and J. Peñuelas, 2000. Deriving water content of chaparral vegetation from AVIRIS data. *Remote Sens. Environ.* 74:570-581.
- Sinclair, T.R., and N.G. Seligman, 1996. Crop modeling: from infancy to maturity. *Agron. J.* 88:698-704.
- Stanhill, G., 1986. Water use efficiency. *Advances in Agronomy* 39:53-85.
- Steduto, P., T.C. Hsiao, D. Raes, and E. Fereres. 2009. AquaCrop-The FAO crop model for predicting yield response to water: I. Concepts and underlying principles. *Agron. J.* 101:426-437.
- Steven, M.D., P.V. Biscoe, K.W. Jaggard, and J. Paruntu, 1986. Foliage cover and radiation interception. *Field Crop Research* 13:75-87.
- Tucker, C.J., J.H. Elgin, J.E. McMurtrey III, and C.J. Fan, 1979. Monitoring corn and soybean crop development with hand-held radiometer spectral data. *Remote Sens. Environ.* 8:237-248.
- Soil Conservation Service, 1975. *Engineering Field Manual for Conservation Practices*. U.S. Department of Agriculture.
- Viña, A., and A.A. Gitelson, 2005. New developments in the remote estimation of the fraction of absorbed photosynthetically active radiation in crops. *Geophysical Research Letters* 32, L17403, doi:10.1029/2005GL023647.
- Wang, L., J.J. Qu, S. Zhang, X. Hao, and S. Dasgupta, 2007. Soil moisture estimation using MODIS and ground measurements in eastern China. *International Journal of Remote Sensing* 28:1413-1418.
- Williams, J.R., C.A. Jones, J.R. Kiniry, and D.A. Spanel, 1989. The EPIC crop growth model. *Trans. ASAE* 32:497-511.
- Yang, H.S., A. Dobermann, J.L. Lindquist, D.T. Walters, T.J. Arkebauer, and K.G. Cassman, 2004. Hybrid-maize: A maize simulation model that combines two crop modeling approaches. *Field Crops Research* 87:131-154.

CAPÍTULO VII

CONCLUSIONES GENERALES

En este tramo final de la tesis, se presenta una breve síntesis de las contribuciones más relevantes que han surgido de la investigación, tanto en términos de los aportes y logros alcanzados como de aquellos aspectos que han presentado alguna dificultad, y deberán ser objeto de una atención posterior particular.

La cobertura o fracción del suelo cubierto por el follaje de maíz constituye una variable biofísica apropiada para caracterizar los procesos de crecimiento y desarrollo del cultivo. En razón de estar ligada directamente con la productividad vegetal, tanto desde el concepto de intercepción y utilización de la radiación, como de la transpiración y eficiencia en el uso del agua, permitió abordar el análisis del comportamiento productivo del maíz a partir de ambas alternativas metodológicas complementarias.

Además de la facilidad que ofrece la determinación a campo de la cobertura vegetal a partir de fotografías digitales tomadas directamente sobre el cultivo, también constituye una medición que puede ser estimada y reproducida con mucha precisión a partir de datos radiométricos del satélite AQUA-MODIS y, en particular, utilizando los registros de NDVI con resolución espacial de 250 m. La relación que se obtuvo entre la cobertura y el NDVI presenta un carácter lineal y se mostró robusta al mantener la misma estructura considerando el conjunto completo de lotes como para cada uno de manera individual. El modelo pierde precisión durante el sub-período de maduración y senescencia del cultivo hacia el final del ciclo, como así también bajo condiciones de estrés hídrico.

El método fotográfico utilizado para obtener las mediciones de la cobertura debería ser evaluado con mayor detalle respecto de su capacidad para diferenciar el material foliar verde o activo de aquel que perdió funcionalidad. En este sentido el desarrollo de procedimientos digitales alternativos a los efectos de realizar la clasificación binaria de la

imagen, como el cociente de bandas, deberían ser aspectos a considerar de manera particular.

El sistema de teledetección utilizado, considerando exclusivamente las imágenes del producto satelital MYD13Q1, que presenta una resolución espacial moderada y un paso de tiempo de 16 días, se mostró apropiado para monitorear en tiempo y espacio la condición de los cultivos de maíz a nivel de lote o predio en la región central de Córdoba, Argentina. El desempeño satisfactorio del satélite AQUA-MODIS representa un avance tecnológico importante para esta y otras regiones agrícolas a los efectos de realizar el seguimiento de los cultivos de maíz, y constituye un recurso de observación que resulta accesible operativamente respecto de información equivalente originada de otras plataformas y sensores satelitales. Los 250m de píxel de AQUA-MODIS imponen una restricción sobre el tamaño de los lotes con maíz que es posible analizar en vistas a trabajar con un píxel que represente un solo cultivo, de manera que dichos lotes deben tener superficies mayores a 30-40 ha.

El perfil temporal del NDVI contiene información acerca del estado fenológico del cultivo de maíz, y su interpretación permite identificar las principales etapas de desarrollo que se suceden durante el ciclo. Si bien el paso de tiempo de 16 días puede resultar excesivo para realizar un análisis más detallado del calendario fenológico del maíz, las últimas versiones del producto MYD13Q1 incorporan el registro de la fecha que corresponde al dato de NDVI durante el periodo compuesto de 16 días. Esta novedad potenciará el empleo de los series de tiempo de NDVI para estimar con mayor precisión la ocurrencia de los cambios fenológicos durante el ciclo de maíz.

La determinación del contenido de agua del maíz (CAVm) utilizando la información de los canales del infrarrojo medio de AQUA-MODIS, contrariamente a lo esperado no mejoró el moderado comportamiento predictivo que se alcanza a partir del NDVI. La importante dispersión de la relación $IV \times CAVm$, que restringe el empleo de esta información satelital para expresar el grado de estrés hídrico del cultivo, se explica por la complejidad de la respuesta radiométrica producto de la interacción entre los distintos componentes estructurales del cultivo, tanto a nivel foliar como de la canopia, y de los

relacionados con el contenido y potencial agua de los tejidos. Además, la intensa variación de las condiciones micro-meteorológicas diarias y estacionales, al producir patrones diversos de transpiración, repercute en la arquitectura foliar modificando la firma espectral del cultivo. En este contexto, cuando la información espectral de AQUA-MODIS se aplicó para identificar la ocurrencia de estrés hídrico en maíz, el índice de sequía VWSI no resultó una alternativa válida.

Desde un punto de vista productivo, el análisis de los factores que determinan la pérdida de productividad en relación al estrés hídrico, asociadas ya sea a la disminución que experimentan la radiación fotosintéticamente activa interceptada (RFAI), la eficiencia de conversión de la radiación en materia seca (EUR) y el índice de cosecha (IC), puso de manifiesto que la información del NDVI resulta insuficiente para explicar por sí sola la variación del rendimiento de maíz. Convalidando resultados de otras investigaciones, el modelo de intercepción lumínica y eficiencia en el uso de la radiación que utiliza a la cobertura del cultivo como sucedánea de la fracción de radiación fotosintéticamente activa interceptada (fRFAI), requirió incorporar información complementaria sobre el contenido de agua del suelo para consignar las particulares condiciones de estrés hídrico que prevalecen en cada campaña y tienden a reducir de manera particular el valor de EUR.

De acuerdo con esto y a pesar del gran desarrollo alcanzado por la tecnología satelital de tipo pasiva, la evaluación del contenido de agua del suelo durante el ciclo de cultivo, ya sea a partir de mediciones como de su estimación por medio de un balance de agua, continúa siendo una información imprescindible para representar la influencia de la deficiencia de agua sobre la productividad. De esta forma, los procedimientos destinados a estimar el rendimiento agrícola en secano, concebidos y estructurados para utilizar sólo datos de campo, exclusivamente radiométricos, o a partir de su integración, dependen en gran medida aún de la información relativa a la disponibilidad de agua del suelo para constituir herramientas de prospección efectivas.

El modelo AQUACROP, que determina la tasa de transpiración de acuerdo al desarrollo de la cobertura del cultivo y estima el nivel de productividad en base a la eficiencia en el uso del agua, constituye una herramienta potencialmente adecuada para

estimar el rendimiento de maíz. Sin embargo, la cobertura que se obtiene por teledetección a partir del NDVI se mostró ligada estrictamente al valor fotográfico inicial o de partida (CCcal o %C), dejando en evidencia que la lógica funcional utilizada por el modelo para representar la merma productiva a partir del menor desarrollo de la parte aérea (CCv) no sería un efecto que se produce en realidad.

Sin embargo, y teniendo en cuenta la menor sensibilidad que el NDVI ha demostrado para identificar tejidos vegetales en senescencia, el comportamiento similar de CCcal y NDVI para reproducir la divergencia respecto a CCv puede significar, por el contrario, que la determinación remota de la cobertura presenta una limitación semejante al método de clasificación digital. Será necesario recurrir a nuevos estudios a partir de métodos o indicadores de mayor sensibilidad a la clorofila para analizar la discrepancia observada entre %C (o CCcal) y CCv, si la canopia reduce su tamaño cuando ocurre estrés hídrico (o nutricional), de acuerdo a lo esperado y que propone AquaCrop, o también depende en alguna medida del método de clasificación que se emplea para discriminar material foliar verde del que perdió funcionalidad.