

Mapas de calendario de cultivo y variables fenológicas mediante el análisis de imágenes MODIS y ASTER basado en objetos

De Castro, A.I.¹, Plant, R.E.², Six, J.³, Peña, J.M.^{2,4}

¹ Department of Agricultural and Biological Engineering, CREC-University of Florida, Lake Alfred, FL 33850, United States.

² Department of Plant Sciences, University of California, Davis, CA 95616, United States.

³ Department of Environmental Systems Sciences, Swiss Federal Institute of Technology, ETH-Zurich, Zurich, Switzerland.

⁴ Departamento de Protección de Cultivos, Instituto de Agricultura Sostenible, IAS-CSIC, Córdoba, España.

Resumen: Se presenta un procedimiento para generar mapas de calendario de cultivo y otras variables fenológicas a nivel de parcela de cuatro tipos de cultivo de regadío (arroz, maíz, girasol y tomate). El método combina imágenes de los sensores ASTER y MODIS en un entorno de análisis de imágenes basado en objetos, y la aplicación de tres curvas de ajuste diferentes analizadas con el programa TIMESAT. Los resultados obtenidos tuvieron una exactitud media del 85%, con valores entre el 92% en la estimación de las fechas de emergencia y cosecha del arroz y el 69% en la estimación de la fecha de cosecha del tomate.

Palabras clave: cultivos de regadío, curvas de ajuste, series temporales de NDVI, TIMESAT, eCognition developer.

Mapping of crop calendar events by object-based analysis of MODIS and ASTER images

Abstract: A method to generate crop calendar and phenology-related maps at a parcel level of four major irrigated crops (rice, maize, sunflower and tomato) is shown. The method combines images from the ASTER and MODIS sensors in an object-based image analysis framework, as well as testing of three different fitting curves by using the TIMESAT software. Averaged estimation of calendar dates were 85%, from 92% in the estimation of emergence and harvest dates in rice to 69% in the case of harvest date in tomato.

Key words: irrigated crops, fitting curve, NDVI time-series, TIMESAT, eCognition developer.

1. Introducción

La determinación de variables fenológicas relacionadas con el calendario del cultivo en parcelas agrícolas tiene múltiples aplicaciones. Por ejemplo, los modelos que estudian el balance de gases de efecto invernadero de sistemas agrícolas

utilizan como variables de entrada el inicio del crecimiento, momento de la senescencia o cosecha y la duración del ciclo del cultivo, entre otras (IFA/FAO, 2001), ya que tienen una fuerte implicación en el ciclo de emisiones de estos gases (Zhong *et al.*, 2014). Estas variables también se utilizan para determinar las necesidades de riego de una

* Autor para la correspondencia: jmpena@ias.csic.es

parcela y el momento óptimo de aplicación (Rojas et al., 2011), así como para ayudar a la toma de decisiones en política agraria con respecto a la gestión de una región agrícola (Peña-Barragán et al., 2008).

Las variables fenológicas citadas pueden ser estimadas en grandes áreas de forma rentable y eficiente mediante el uso de técnicas de teledetección y el análisis de series temporales de datos obtenidas a partir de imágenes satélite de alta resolución temporal (Thenkabail, 2012), como las obtenidas por el sensor MODIS (Zhang et al., 2003).

En cultivos de ciclo anual puede relacionarse el crecimiento y desarrollo vegetativo con la variación de la respuesta espectral a lo largo del tiempo, medida por índices de vegetación como el NDVI (Beck et al., 2006). Existen diversos programas, entre ellos TIMESAT, desarrollado por Jönsson y Eklundh (2004), que analizan dichas series temporales y ajustan los valores del índice de vegetación recibidos a una curva descrita mediante un modelo matemático local, corrigiendo los datos con ruido y los debidos a la nubosidad. A partir de esta curva pueden obtenerse variables fenológicas que definen el calendario y desarrollo del cultivo, tales como las fechas del inicio y final del periodo de crecimiento, fecha de máximo desarrollo vegetativo, fecha de cosecha del cultivo, velocidades de crecimiento y senescencia del cultivo, entre otras. TIMESAT ha sido eficientemente utilizado en imágenes AVHRR a escala continental y en regiones forestales con imágenes MODIS (Gao et al., 2008). Sin embargo, estos métodos han sido escasamente aplicados en regiones agrarias con diversidad de cultivos, debido a la complejidad de combinar información espectral y espacial de cada cultivo, dada la ausencia de sensores que cuenten con la alta resolución temporal necesaria para estos modelos y la suficiente resolución espacial para delimitar parcelas individuales.

Por tanto, la novedad de este trabajo consistió en desarrollar un procedimiento que permita obtener, de manera automática y sistemática, información detallada y en formato vectorial del calendario de cultivos a escala parcela en una elevada extensión agrícola. Para ello, se han utilizado imágenes del satélite ASTER (con alta resolución espacial) para delimitar las parcelas existentes en la zona de estudio mediante análisis de imágenes basado en objetos (OBIA, del inglés *Object-based Image*

Analysis). Las técnicas OBIA permiten superar los problemas debidos a la heterogeneidad de píxel y la variabilidad de los cultivos en el campo (Blaschke, 2010), obteniendo información simultáneamente de diferentes tipos de datos como valores de píxel, información contextual, características de objetos y vecindad y relaciones jerárquicas (Baatz y Schäpe, 2000). En el proceso de clasificación, todos los píxeles del objeto se asignan a la misma clase, eliminando así el problema de la variabilidad espectral y los píxeles mixtos. Las series temporales de imágenes NDVI del sensor MODIS (alta resolución temporal) en cada parcela identificada fueron utilizadas para determinar la curva de ajuste que mejor se adapta a cada tipo de cultivo y parcela. Los objetivos específicos fueron 1) determinar el mejor modelo y sus parámetros de ajuste para cada cultivo estudiado, 2) generar mapas de calendario de cultivo a nivel parcela en una amplia región agrícola, evaluando la calidad de las estimaciones de las fechas de inicio y fin del ciclo del cultivo, y 3) generar mapas de cuatro variables fenológicas relacionadas con el ciclo del cultivo según la evolución del índice NDVI de cada parcela (crecimiento NDVI, decrecimiento NDVI, máximo NDVI e integral temporal NDVI).

2. Material y Métodos

2.1. Zona de estudio

El estudio se llevó a cabo en una región agrícola de 177.000 hectáreas situada en el Condado de Yolo (California, EE.UU.), con coordenadas centrales X=584266, Y=4308980 (UTM, zona 10N, Datum NAD83) (Figura 1). Esta región cuenta con un clima Mediterráneo, caracterizado por veranos secos y cálidos (máximas diarias de 38 °C) e inviernos fríos (máximas diarias de 16 °C). Las lluvias se concentran entre los meses de Noviembre y Marzo, por lo que los cultivos de crecimiento estival son en regadío, generando en esa época una fuerte demanda de agua en la región. El estudio se centró en los cuatro cultivos de regadío de ciclo anual más abundantes en la zona: tomate, arroz, girasol y maíz. Estos cultivos ocupan el 35% de la superficie cultivada en la zona, siendo el resto cultivos leñosos de hoja caduca, praderas, alfalfa, cereales de invierno y otros cultivos de menor importancia (Yolo County Agriculture Department, 2006).



Figura 1. Mapa de localización de la zona de estudio.

2.2. Imágenes de satélite

Para este trabajo se utilizaron imágenes de los sensores ASTER y MODIS, instalados ambos a bordo del satélite TERRA, por lo que las imágenes se capturan a la misma altura, ángulo nadir y condiciones atmosféricas. Las imágenes MODIS fueron adquiridas diariamente durante los años 2005, 2006 y 2007, con una resolución espacial de 250 m. Las imágenes ASTER correspondieron a tres momentos diferentes del calendario de cultivo del año 2006: 1) mediados de primavera, 2) inicio del verano, e 3) inicio del otoño. Estas imágenes poseen una resolución espacial de 15 m (en visible e infrarrojo cercano) y se utilizaron para identificar las lindes de las parcelas a través de la segmentación de la imagen y, seguidamente, para clasificar los cultivos mediante técnicas de análisis de imagen basadas en objetos (OBIA) y la aplicación del método OCIM (del inglés, *Object-based Crop and Identification Mapping*) desarrollado por Peña-Barragán *et al.* (2011). Las imágenes MODIS se obtuvieron con las correcciones atmosférica y radiométrica realizadas por la empresa suministradora (producto MOD09GQ, NASA), que permite el cálculo del índice NDVI en toda la serie temporal de imágenes a partir de las bandas espectrales rojo e infrarrojo cercano. Por su parte, las imágenes ASTER se corrigieron radiométricamente

con la herramienta *Fast Line-of-Site Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes* (FLAASH) implementada en el programa de procesamiento de imágenes ENVI (Research Systems Inc., Boulder, CO, EE.UU.).

Para la segmentación de las imágenes se realizaron dos procesos de segmentación multi-resolución implementados en el software eCognition Developer (Trimble GeoSpatial, Munich, Alemania), aplicando para ello igual peso a las bandas del Verde, Rojo y NIR, y seleccionando los valores 50, 0,4, 0,6, 0,2, 0,8 y 100, 0,9, 0,1, 0,3, 0,7 para definir los parámetros de escala, color, forma, suavidad y compacidad, respectivamente. El método de clasificación OCIM consiste en un algoritmo de árboles de decisión aplicado a varios índices de vegetación y a características texturales de las bandas del visible, infrarrojo cercano e infrarrojo medio del satélite ASTER. El método OCIM aplica un proceso recursivo de clasificación binaria siguiendo órdenes de decisión lógicas definidas a partir de parcelas de entrenamiento identificadas en la imagen. En una primera fase, se discriminó entre cultivos de invierno, de verano y permanentes a partir de las diferencias en el valor del índice NDVI obtenido en inicio de primavera e inicio de otoño. Seguidamente, los cultivos seleccionados en esta investigación se discriminaron mediante índices espectrales obtenidos en las imágenes de inicio de verano e inicio de otoño, así como los parámetros de textura homogeneidad y entropía. El árbol de decisión completo y los parámetros espectrales y texturales utilizados se detallan en Peña-Barragán *et al.* (2011). En el diseño de OCIM se utilizaron 650 parcelas verdad-terreno para la fase de entrenamiento y otras 650 parcelas para la validación del método, obteniéndose una exactitud global en la clasificación de los cultivos estudiados del 86%. Tras la clasificación, los objetos vecinos con una clase similar se fusionaron, dando lugar a un archivo vectorial con los lindes de cada parcela clasificada por tipos de cultivo. Este archivo vectorial de parcelas se utilizó para delimitar la información multitemporal del índice NDVI de las imágenes MODIS promediada cada 8 días y extraer el perfil temporal de los valores de dicho índice en cada una de las parcelas identificadas.

2.3. Curvas de ajuste

Se evaluó la capacidad de tres modelos basados en mínimos cuadrados (filtro adaptado Savitzky-Golay,

función gaussiana asimétrica y función doble logística) para ajustarse a la serie temporal de valores NDVI de cada tipo de cultivo y, por tanto, estimar las fechas de inicio y fin de cada calendario de cultivo (Eklundh y Jönsson, 2012). El modelo de filtro adaptado Savitzky-Golay utiliza funciones polinómicas locales para suavizar los datos de la serie temporal y suprimir las perturbaciones, sustituyendo cada uno de los datos por una combinación lineal de valores vecinos dentro de una ventana definida por el usuario. Este método permite ajustar bien pequeñas fluctuaciones en los datos, siendo también el más sensible al ruido (Tan *et al.*, 2011). Por otro lado, las funciones gaussiana asimétrica y doble logística utilizan funciones semi-locales no lineales que consiguen un buen ajuste de las series temporales alrededor de los máximos y mínimos, siendo muy adecuados para describir la forma de la curva alrededor de los datos extremos. De acuerdo con Gao *et al.* (2008), estas dos funciones son muy similares en rendimiento, aunque la función gaussiana asimétrica funciona mejor con datos de series incompletas.

Las curvas de ajuste y los parámetros que mejor se adaptan a cada cultivo se determinaron con el programa TIMESAT. Dichos parámetros de ajuste fueron: 1) detección y ajuste de máximos (*spike method*), número de estaciones (*seasonal parameter*), número de iteraciones en el cálculo de la curva (*iterations*) y adaptación a los datos superiores en el ajuste (*adaptation strength*). El modelo de filtro adaptado Savitzky-Golay también incluye un parámetro relativo al suavizado de los datos (*windows size*). La Figura 2 muestra un ejemplo de las curvas de ajuste de cada modelo analizado para una parcela de maíz. Finalmente, se seleccionó el mejor modelo y sus parámetros de ajuste para cada cultivo

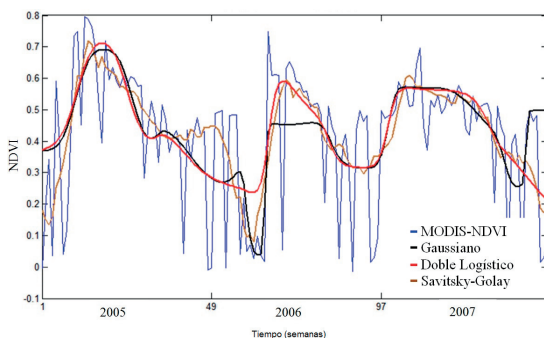


Figura 2. Curva de ajuste de cultivo de maíz con los tres modelos: Savitzky-Golay, Gaussiano y Doble Logístico.

y se aplicó para la generación de mapas de calendario de cultivo (concretamente, fechas de inicio y fin del ciclo de cultivo) en cada una de las parcelas de los cultivos estudiados en la región agrícola considerada.

A partir de la curva de ajuste seleccionada para cada cultivo, pueden estimarse otras variables relacionadas con la fenológica del cultivo y, por tanto, generar mapas de dichas variables (Eklundh y Jönsson, 2012). En este trabajo se seleccionaron dos variables relacionados con la productividad del cultivo: 1) el valor máximo de la curva (valor máximo del NDVI) y 2) la integral total de la misma (integral entre NDVI y la duración del cultivo); y dos variables relacionadas con la velocidad de crecimiento y de senescencia del cultivo: 3) la pendiente de crecimiento, obtenida de la derivada de la curva desde 20% del inicio de crecimiento hasta alcanzar el 80% del máximo, y 4) la pendiente de decrecimiento, obtenida de la derivada de la curva desde el 80% del valor máximo hasta el 20 % del total de decrecimiento (Jönsson y Eklundh, 2004).

2.4. Evaluación de la metodología

Se seleccionó un 10% de las parcelas presentes en la imagen para evaluar el procedimiento descrito. La mitad de parcelas seleccionadas como verdadero terreno se utilizaron para definir la mejor curva de ajuste en cada cultivo y la otra mitad para evaluar la exactitud de las fechas del calendario de cultivo estimadas. Los calendarios de cada cultivo se definieron a partir de consultas a agricultores y expertos de la zona, así como de la bibliografía especializada en la agricultura de la zona de estudio. Una parcela se consideró bien clasificada si la diferencia entre las fechas estimadas y reales del calendario coincide dentro de una ventana temporal de 7 días.

3. Resultados y Discusión

Las curvas que mejor se ajustaron a las series temporales de NDVI en cada cultivo fueron el filtro adaptado Savitzky-Golay en tomate, girasol y maíz, y la función Doble Logístico en arroz. Los parámetros de ajuste en cada caso se indican en la Tabla 1. El filtro Savitzky-Golay se ajustó mejor a suaves variaciones de la serie de datos, lo cual le confiere mayor capacidad de adaptación en distintos tipos de cultivos. Por su parte, los modelos Doble Logístico y Gaussiano se basan en funciones

Tabla 1. Parámetros de ajuste del modelo seleccionado para cada cultivo.

Cultivo	Modelo	Parámetros de ajuste				
		Ajuste máximos	Número estaciones	Número Iteraciones	Adaptación superior	Suavizado de datos
Tomate-Girasol-Maíz	Savitzky-Golay	0	0,5	2	1	10
Arroz	Doble Logístico	1	0,5	2	3	n/a

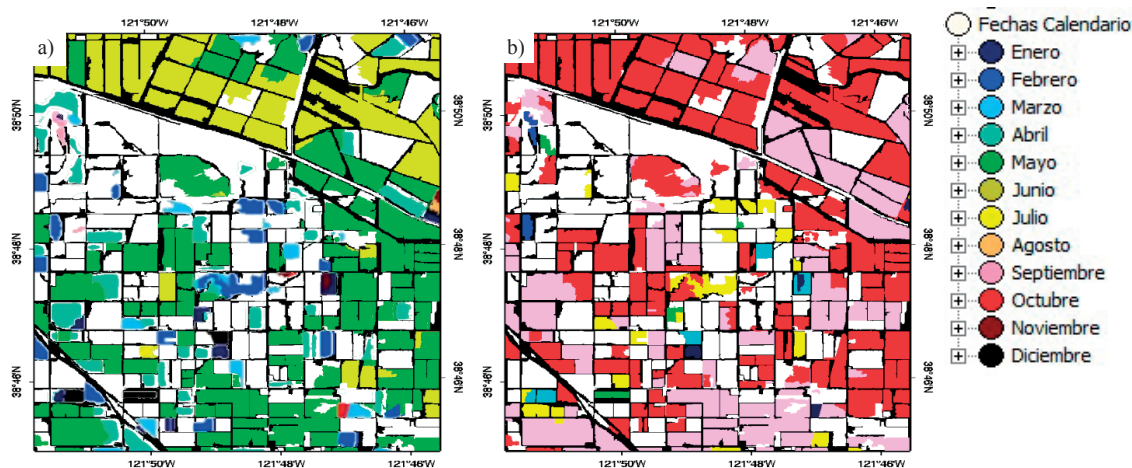


Figura 3. Mapas de calendario de cultivo para cada parcela individual de una región agrícola en California: **a)** Fecha de emergencia del cultivo, y **b)** Fecha de cosecha del cultivo.

asimétricas, dando buenos resultados en el caso del arroz, donde el ajuste de la curva estuvo menos influenciado por cambios locales de la serie temporal de valores NDVI (Tan *et al.*, 2011).

Los parámetros de ajuste definidos en la tabla 1 se utilizaron en el programa TIMESAT para generar los mapas de inicio y fin del calendario de cultivo en las imágenes temporales MODIS-NDVI. Estos mapas se exportaron al software de análisis de imagen eCognition Developer (Trimble GeoSpatial, Munich, Alemania), junto a las imágenes ASTER clasificadas por tipos de cultivo. Finalmente, se generaron los mapas de calendario a nivel parcela combinando ambos tipos de imágenes y aplicando la curva de ajuste que corresponda a cada tipo de cultivo. En la Figura 3 se representa una parte de la zona de estudio con las fechas medias de emergencia y cosecha de cada parcela de cultivo estudiada.

El ajuste de los modelos seleccionados al calendario real de los cultivos de la zona fue bastante preciso (Tabla 2), con exactitudes superiores al 85% en la mayoría de los casos, considerando como

válidas las estimaciones dentro de una ventana temporal de 7 días. Los mejores resultados se obtuvieron en arroz, con precisiones del 92% en la estimación de ambas fechas, seguido del girasol, el maíz y finalmente el tomate. El peor resultado se obtuvo en la estimación de la fecha de cosecha del tomate, con una exactitud del 69%. En el caso del maíz, los resultados se pueden considerar menos robustos debido al reducido número de parcelas de validación utilizadas (13 parcelas) en comparación con el resto de cultivos (entre 47 y 65 parcelas), como consecuencia de la menor presencia de este cultivo en la zona de estudio. En los cuatro cultivos estudiados, la fecha de emergencia del cultivo se

Tabla 2. Evaluación de la exactitud de la estimación de las fechas de emergencia y cosecha del calendario de cultivo.

Cultivo	Parcelas de validación	Exactitud	
		Fecha inicio	Fecha final
Maíz	13	85%	77%
Arroz	65	92%	92%
Girasol	47	91%	85%
Tomate	65	88%	69%

estimó con mayor precisión que la fecha de cosecha, con exactitudes medias del 89% y del 81%, respectivamente.

La Figura 4 recoge la misma zona de estudio que la figura anterior y muestra mapas de parámetros fenológicos relacionados con la dinámica de los cultivos en cada parcela individual. Estos mapas fueron obtenidos con el mismo procedimiento que los de emergencia y cosecha del cultivo, seleccionando en el programa TIMESAT los parámetros definidos

en la Tabla 1. A partir de los mapas obtenidos, se determinaron los valores medios del calendario de cultivo, con las fechas de inicio y fin, así como los parámetros fenológicos de cada cultivo (Tabla 3). Los parámetros estudiados se relacionan con la dinámica del cultivo y permiten obtener una estimación de su productividad potencial en cada parcela (Jönsson y Eklundh, 2004; Wang *et al.*, 2004). Por ejemplo, la pendiente izquierda de la curva de los valores de NDVI indican un crecimiento rápido o lento al inicio del ciclo del cultivo y, por su

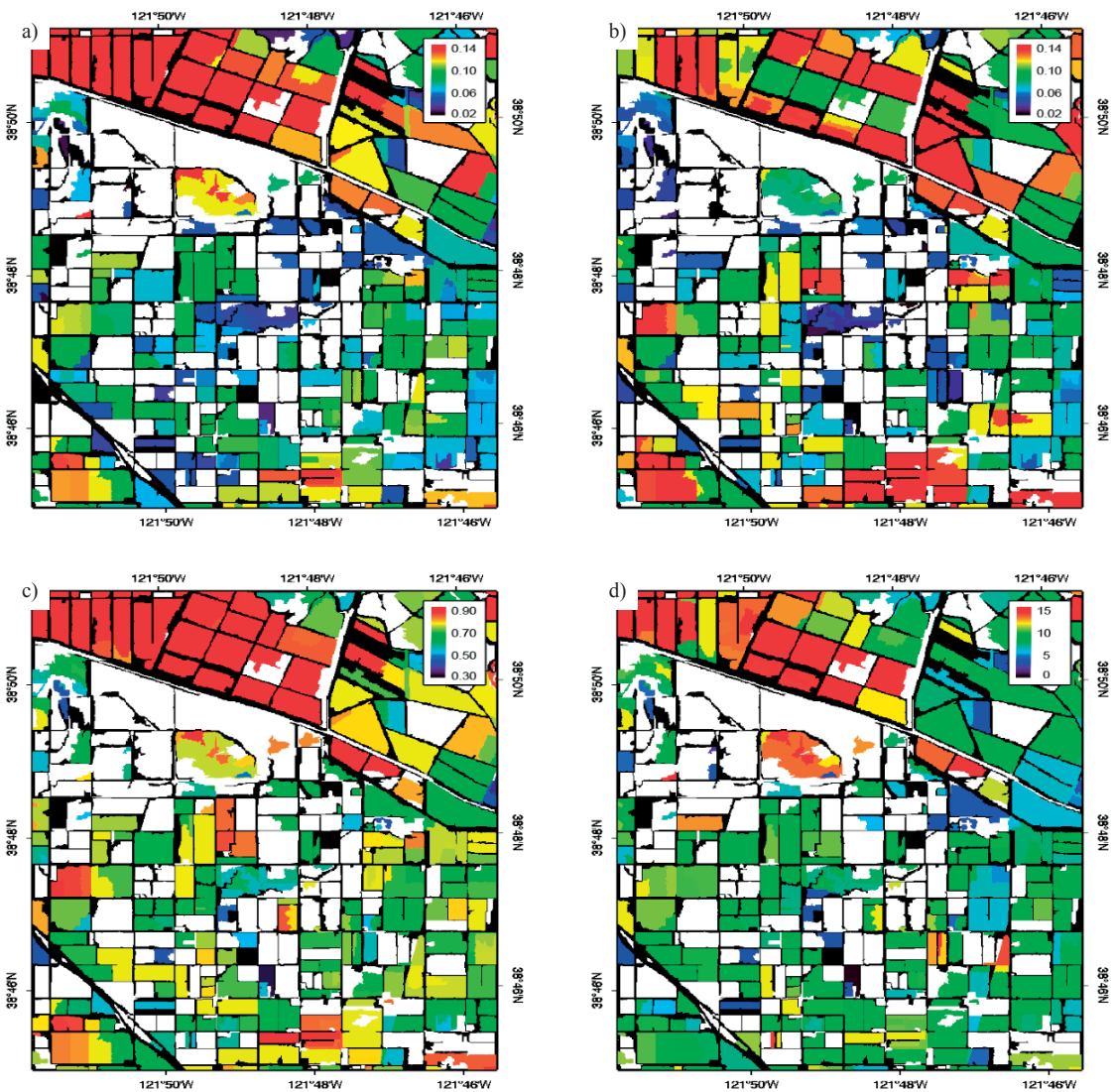


Figura 4. Parámetros de fenología para cada parcela individual de una región agrícola en California: **a)** Pendiente de crecimiento NDVI, **b)** Pendiente de decrecimiento NDVI, **c)** Máximo valor de NDVI, y **d)** Integral entre NDVI y duración del cultivo.

Tabla 3. Valores medios del calendario de cultivo (fecha de inicio y fin) y de los parámetros de fenología de cada cultivo estudiado.

Cultivo	Calendario de cultivo		Parámetros de fenología			
	Fecha inicio	Fecha fin	Pendiente crecimiento	Pendiente decrecimiento	Máximo NDVI	Integral NDVI-tiempo
Maíz	10 mayo	30 sept.	0,06	0,06	0,68	6,5
Arroz	10 junio	15 oct.	0,11	0,08	0,86	6,7
Girasol	15 mayo	20 sept.	0,06	0,05	0,67	6,0
Tomate	15 mayo	20 sept.	0,05	0,05	0,64	5,8

parte, la pendiente derecha representa la velocidad de senescencia del cultivo antes de la fecha de la cosecha (Jönsson y Eklundh, 2004). Asimismo, algunos autores han utilizado los valores de NDVI acumulados estacionales (integral temporal del NDVI) como medida de la producción primaria neta (White, Thornton, y Correr, 1997). Entre los cultivos estudiados, se observó una mayor tasa de crecimiento vegetativo y velocidad de senescencia del cultivo del arroz (0,11 y 0,08, respectivamente), casi el doble que en maíz, girasol y tomate. Entre las variables relacionadas con la productividad potencial del cultivo, el arroz también obtuvo los valores más elevados tanto del máximo NDVI (0,86) como de la integral NDVI-tiempo (6,7), seguido de maíz (0,68 y 6,5, respectivamente), girasol (0,67 y 6,0, respectivamente) y tomate (0,64 y 5,8, respectivamente).

Las ventajas de este método de análisis de imagen basado en objetos frente a los convencionales basados en píxeles redundan en la posibilidad de analizar cada parcela individualmente y exportar automáticamente toda la información de cada objeto en forma vectorial y/o tabulada, incluyendo no sólo la información espectral que caracteriza cada parcela sino también sus coordenadas geográficas, lindes, áreas y parámetros contextuales, texturales y morfométricos, entre otros.

4. Conclusiones

Se generaron mapas de calendario de cultivos a escala parcela con alta precisión a partir de la combinación de imágenes ASTER, con adecuada resolución espacial para la identificación de parcelas, e imágenes MODIS-NDVI, con resolución temporal diaria para la obtención de series de datos del índice NDVI, así como el uso de curvas de ajuste con el programa TIMESAT. Asimismo, se obtuvieron datos relacionados con el ciclo de desarrollo del

cultivo y su productividad potencial en cada parcela, mediante el estudio de la curva temporal del NDVI.

La información obtenida se puede exportar en formato vectorial o tabulado, lo que permite su utilización posterior en combinación con otros datos agronómicos de cada parcela en múltiples aplicaciones, tales como los modelos de estimación del balance de gases de efecto invernadero a escala regional o la estimación de necesidades de riego en cada parcela, lo cual es posible gracias al empleo de técnicas de análisis de imágenes basadas en objetos.

Agradecimientos

Este trabajo fue financiado por un proyecto de la Fundación Kearny de Ciencias del Suelo de la Universidad de California - Davis. El trabajo del Dr. José M. Peña fue financiado por un contrato postdoctoral del programa MEC-Fulbright, financiado por la Secretaría de Estado e Investigación del Ministerio Español de Ciencia e Innovación. Las imágenes ASTER y MODIS se obtuvieron de la plataforma NASA-EOS a través de una afiliación de investigación.

Referencias

- Baatz, M., Schäpe, A., 2000. *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII* (Vol. XII, pp. 12-23). Presentado en *Beiträge zum AGIT Symposium*, Salzburg (Austria): J. Strbl (Ed.). Karlsruhe, Herbert Wichmann Verlag.
- Beck, P.S.A., Atzberger, C., Høgda, K.A., Johansen, B., Skidmore, A.K. 2006. Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: A new method using MODIS NDVI. *Remote Sensing of Environment*, 100(3): 321-334. doi:10.1016/j.rse.2005.10.021

- Blaschke, T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1): 2-16. doi:10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004
- Eklundh, L., Jönsson, P. 2012. TIMESAT 3.1 - Software Manual. In *Lund University web page*. Último acceso: 8 de Marzo, 2014, de http://www.nateko.lu.se/timesat/docs/timesat3_1_1_SoftwareManual.pdf
- Gao, F., Morisette, J.T., Wolfe, R.E., Ederer, G., Pedelty, J., Masuoka, E., Myneni, R., Tan, B., Nightingale, J. 2008. An Algorithm to Produce Temporally and Spatially Continuous MODIS-LAI Time Series. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5(1): 60-64. doi:10.1109/LGRS.2007.907971
- IFA/FAO. 2001. Global Estimates of Gaseous Emissions of NH₃, NO, and N₂O from Agricultural Land. In *International Fertilizer Industry Association and the Food and Agriculture Organization of the United Nations*. Último acceso: 8 de Marzo, 2013, de <http://www.fao.org/docrep/004/y2780e/y2780e00.htm>
- Jönsson, P., Eklundh, L. 2004. TIMESAT-a program for analyzing time-series of satellite sensor data. *Computers and Geosciences*, 30(8): 833-845. doi:10.1016/j.cageo.2004.05.006
- Peña-Barragán, J.M., López-Granados, F., García-Torres, L., Jurado-Expósito, M., Sánchez-de la Orden, M., García-Ferrer, A. 2008. Discriminating cropping systems and agro-environmental measures by remote sensing. *Agronomy for Sustainable Development*, 28(2): 355-362. doi:10.1051/agro:2007049
- Peña-Barragán, J.M., Ngugi, M.K., Plant, R.E., Six, J. 2011. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology. *Remote Sensing of Environment*, 115(6): 1301-1316. doi:10.1016/j.rse.2011.01.009
- Rojas, O., Vrieling, A., Rembold, F. 2011. Assessing drought probability for agricultural areas in Africa with coarse resolution remote sensing imagery. *Remote Sensing of Environment*, 115(2): 343-352. doi:10.1016/j.rse.2010.09.006
- Tan, B., Morisette, J.T., Wolfe, R.E., Gao, F., Ederer, G. A., Nightingale, J., Pedelty, J.A. 2011. An Enhanced TIMESAT Algorithm for Estimating Vegetation Phenology Metrics From MODIS Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4(2): 361-371. doi:10.1109/JSTARS.2010.2075916
- Thenkabail, P.S., Knox, J.W., Ozdogan, M., Gumma, M. K., Congalton, R.G., Wu, Z., Miseli, C., Finkral, A., Marshall, M., Mariotto, I., You, S., Giri, C.P., Nagler, P.L. 2012. Assessing future risks to agricultural productivity, water resources and food security-how can remote sensing help? *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 78(8): 773-782.
- Wang, J., Rich, P.M., Price, K.P., Kettle, W.D. 2004. Relations between NDVI and tree productivity in the central Great Plains. *International Journal of Remote Sensing*, 25(16): 3127-3138. doi:10.1080/0143116032000160499
- Yolo County Agriculture Department. 2006. In *Yolo County: Agricultural Crop Report- 2006*. Último acceso: 23 de Mayo, 2014, de <http://www.yolocounty.org/home/showdocument?id=4806>
- Zhang, X., Friedl, M.A., Schaaf, C.B., Strahler, A.H., Hodges, J.C.F., Gao, F., Reed, B.C., Huete, A. 2003. Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 84(3): 471-475. doi:10.1016/S0034-4257(02)00135-9
- Zhong, L., Gong, P., Biging, G.S. 2014. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendability: A multi-year experiment using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140: 1-13. doi:10.1016/j.rse.2013.08.023