

Estimación del LAI mediante *scaling up* e inversión de modelos de transferencia radiativa a partir de imágenes Quickbird

R. López-Lozano y M.A. Casterad
rlopezl@aragon.es, acasterad@aragon.es

Unidad de Suelos y Riegos. Centro de Investigación y Tecnología Agroalimentaria de Aragón (CITA).
Apdo. Correos 727, 50080 Zaragoza.

RESUMEN

El índice de área foliar es uno de los parámetros biofísicos del cultivo de mayor importancia agronómica. Se presenta la estimación de dicho parámetro en una parcela de maíz a partir de técnicas de *scaling up* e inversión de modelos de transferencia radiativa aplicadas a imágenes Quickbird y utilizando diferentes índices de vegetación. Los resultados obtenidos son consistentes en la estimación del LAI, siendo el *scaling up* del RDVI el que mejores resultados ofrece.

PALABRAS CLAVE: índice de área foliar, maíz, modelos de transferencia radiativa, Quickbird, índices de vegetación.

ABSTRACT

Leaf area index is a key biophysical parameter of crop canopies, from an agronomical point of view. The estimation of LAI is presented here, using *scaling up* and inversion of radiative transfer models, applied to Quickbird imagery. The performance of different vegetation indices in LAI estimation was also tested. Results obtained are consistent for LAI retrieval, and *scaling up* of RDVI provided the best estimations.

KEY WORDS: leaf area index, corn, radiative transfer models, Quickbird, vegetation indices.

INTRODUCCIÓN

El índice de área foliar (LAI) del cultivo en desarrollo es un indicador de la capacidad fotosintética, estando estrechamente relacionado con la producción final. Por ello, la variabilidad espacio-temporal del LAI en una parcela de cultivo es una fuente de información de inestimable valor para fijar criterios de manejo y aplicación de insumos y, por tanto, para hacer agricultura de precisión.

Los modelos de transferencia radiativa simulan la reflectancia de una cubierta vegetal a partir de sus parámetros biofísicos. La utilización de este tipo de modelos en la estimación de dichos parámetros (entre ellos, el LAI) puede llevarse a cabo a partir de diferentes técnicas, entre ellas la inversión numérica y el *scaling up* (Haboudane *et al.*, 2004; Zarco-Tejada *et al.*, 2001).

En el presente trabajo se valoran los resultados proporcionados por ambas técnicas en la estimación del LAI a partir de imágenes Quickbird en una parcela comercial con maíz.

ÁREA DE ESTUDIO

Los trabajos presentados se llevaron a cabo en una parcela comercial de aproximadamente 60 ha ubicada en el municipio de Esplús (Huesca) y regada mediante un pívot. Dicha parcela produce dos cosechas al año: una de cebada seguida de otra de maíz de ciclo corto. El trabajo se realizó durante los meses de julio y agosto, cuando el maíz se encuentra en desarrollo.

MATERIAL Y MÉTODOS

Pretratamiento de las imágenes de satélite

Se adquirieron 3 imágenes Quickbird del 15 de julio, 10 de agosto y 25 de agosto de 2004. Las tres imágenes se corregistraron con ortoimágenes de 1 metro de resolución espacial correspondientes al área de estudio. La transformación a valores de reflectan-

cia y la corrección de efectos atmosféricos se llevó a cabo con la aplicación ACORN5 (Imspec, EEUU).

Medidas en campo

Teniendo en cuenta que las imágenes Quickbird se programan antes de comenzar la campaña de campo y que la fecha exacta de adquisición por parte del sensor se conoce *a posteriori*, se diseñó un calendario de medidas en campo acorde a la ventana temporal de la programación solicitada.

La demora más alta entre medidas en campo y adquisición de imagen de satélite fue de 2 días, por lo que no era esperable una variación del LAI significativa entre ambas fechas.

Se realizaron tres visitas al campo en las que se tomaron, utilizando el equipo SunScan (Delta-T, R.U.), medidas de LAI en 20 puntos. Con el objeto de registrar la variabilidad en el LAI en cada una de las fechas, los puntos de muestreo se seleccionaron previamente con un muestreo aleatorio estratificado. Dicha estratificación se llevó a cabo a partir del vigor vegetativo observado en la parcela mediante imágenes Landsat TM de años anteriores.

El equipo *SunScan* calcula el LAI a partir de la radiación fotosintéticamente activa (PAR) interceptada por la cubierta vegetal. Este tipo de técnicas para calcular LAI de maíz *in situ* ofrece, como se muestra en Wilhelm *et al.* (2000), resultados consistentes.

Estimación del LAI mediante modelos de transferencia radiativa

Los modelos de transferencia radiativa son modelos de tipo físico que simulan la reflectancia de la cubierta vegetal a partir de sus propiedades biofísicas.

En el presente trabajo se utilizó el Markov Chain Canopy Reflectance Model (MCRM), formulado por Kuusk (1995). Los parámetros de entrada de este modelo son: LAI, inclinación foliar media (*thm*) y excentricidad (*eln*), distribución foliar (*clz*), ángulos cenitales y acimutales de observación e iluminación ($q_s, q_v, y f_{sv}$), reflectancia del suelo (*rsoil*), parámetro *Hot Spot* (*sl*) y reflectancia y transmitancia foliar. Estos dos últimos se obtuvieron utilizando el modelo PROSPECT (Jacquemoud y Baret, 1990), que requiere como parámetros de entrada el contenido en clorofila foliar (C_{ab}), contenido en materia seca (C_m), contenido de humedad (C_w), y parámetro de estructura foliar interna (*N*)

Para realizar el paso inverso, es decir, calcular uno de los parámetros a partir de los datos de reflec-

tancia proporcionados por las imágenes de satélite se utilizaron dos técnicas diferentes: la inversión numérica y el *scaling up*.

Inversión

La inversión consiste en obtener el grupo de parámetros Θ que minimizan la siguiente función de mérito:

$$\chi = \sum_{\lambda=1}^{\lambda=n} [\rho_{meas}(\lambda) - \rho_{mod}(\lambda, \Theta)]^2 \quad (1)$$

donde r_{meas} es la reflectancia observada, l es la longitud de onda y r_{mod} es la reflectancia simulada a partir del grupo de parámetros Θ .

Los parámetros fijos y variables utilizados en el presente trabajo para realizar las inversiones se muestran en la Tabla 1. Se plantearon dos escenarios diferentes: uno en el que el LAI y el contenido en clorofila foliar se dejaron como parámetros libres en la inversión (Escenario 1); y otro en el que únicamente se dejó como parámetro libre el LAI (Escenario 2).

Parámetro	Escenario 1	Escenario 2
<i>LAI</i>	variable(0-6.5)	variable(0-6.5)
C_{ab}	variable(20-80)	50
C_w	0.02	0.02
C_m	0.008	0.008
<i>N</i>	1.4	1.4
<i>thm</i>	45	45
<i>eln</i>	0.95	0.95
<i>sl</i>	0.3	0.3
<i>clz</i>	0.5	0.5
$\theta_s, \theta_v, \phi_{sv}$	imagen	imagen
<i>rsoil</i>	medido in situ	medido in situ

Tabla 1. Parámetros de entrada utilizados para la inversión del modelo MCRM.

Asimismo, se hicieron diferentes pruebas variando la función de mérito. De esta forma, se realizó la inversión con los valores de reflectancia extraídos de la imagen de satélite e introduciendo como función de mérito los IV descritos en la Tabla 2. En Zarco-Tejada *et al.* (2001) se indican los buenos resultados obtenidos al introducir IV en la función de mérito en la inversión de modelos de transferencia radiativa.

Scaling up

El *scaling up* consiste en generar relaciones entre IV y LAI a partir de la simulación de la reflectancia de la cubierta mediante un modelo de transferencia

radiativa. Con el IV calculado a partir de dicha reflectancia simulada, se estableció la relación IV-LAI y se aplicó a los datos de la imagen de satélite para obtener el LAI de cada píxel.

La simulación de la reflectividad en este proceso de *scaling up* se realizó a partir de los parámetros utilizados en el primero de los escenarios planteados en la inversión numérica (Tabla 1). Con dicha reflectancia se establecieron las relaciones IV-LAI para los diferentes índices de vegetación seleccionados (Tabla 2).

Índices de vegetación

En la Tabla 2 se muestran los IV utilizados en el presente estudio.

Índice	
NDVI	$(\rho_{IRC} - \rho_R) / (\rho_{IRC} + \rho_R)$
RDVI	$(\rho_{IRC} - \rho_R) / \sqrt{(\rho_{IRC} + \rho_R)}$
OSAVI	$1.16(\rho_{IRC} - \rho_R) / (\rho_{IRC} + \rho_R + 0.16)$
MSAVI	$\frac{1}{2} [2\rho_{IRC} + 1 - \sqrt{(2\rho_R + 1)^2 - 8(\rho_{IRC} - \rho_R)}]$
MTVI2	$\frac{1.5[1.2(\rho_{IRC} - \rho_V) - 2.5(\rho_{ROJO} - \rho_V)]}{\sqrt{(2\rho_{IRC} + 1)^2 - (6\rho_{IRC} - 5\sqrt{\rho_R}) - 0.5}}$

Tabla 2. Índices de vegetación utilizados en la estimación de LAI.

El IV tiene como objetivo proporcionar un valor sintético de la firma espectral de una cubierta vegetal con una alta sensibilidad a un parámetro de cultivo determinado.

Por ello, parece razonable considerar que para establecer relaciones entre LAI y reflectancia de una cubierta vegetal, un IV sensible al LAI puede ser de gran utilidad.

En primer lugar se seleccionó el NDVI al estar sobradamente demostrada su sensibilidad al área foliar. Se consideró también el RDVI (Rougean y Breon, 1995) por ser una variación del NDVI que intenta establecer una relación lineal con el LAI y evitar así la saturación del NDVI a partir de un determinado valor de LAI.

Con el objetivo de minimizar la influencia de la reflectancia del suelo, se incluyeron también los

índices OSAVI (Rondeaux *et al.*, 1996) y MSAVI (Qi *et al.*, 1994). Por último, se decidió considerar también el MTVI2 (Haboudane *et al.*, 2004), que incorpora la reflectancia en la longitud de onda del verde, pretendiendo conseguir una alta sensibilidad al LAI y una mínima sensibilidad al contenido en clorofila.

Validación de las estimaciones

Las estimaciones de LAI se validaron utilizando las medidas de LAI georreferenciadas realizadas en campo. De estas 60 medidas, una fue desechada por existir en el punto de muestreo presencia masiva de malas hierbas. Finalmente, fueron 59 las medidas utilizadas para la validación de las técnicas ensayadas.

A partir del LAI medido y LAI estimado se calculó el error cuadrático medio (RMSE) y la recta de regresión entre LAI medido (variable independiente) y LAI estimado (variable dependiente). De esta recta se obtuvo la pendiente y la ordenada en el origen. Idealmente, una buena estimación es la que, además de proporcionar un bajo RMSE no presenta tendencias a la sobreestimación ni a la subestimación (pendiente próxima a 1 y ordenada en el origen próxima a 0).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En general, se puede considerar que tanto la inversión como el *scaling up* ofrecen resultados consistentes en la estimación del LAI. Observando el RMSE entre el LAI medido y LAI estimado (Tabla 3), se aprecia que los mejores resultados se obtienen utilizando el proceso de *scaling up* con el índice RDVI. Los resultados con MSAVI y MTVI2 también son razonables.

El proceso de inversión proporciona estimaciones diferentes en función de los parámetros utilizados (Escenarios 1 y 2).

En todos los casos, los resultados al invertir fijando el contenido en clorofila son mejores que dejándolo como parámetro variable, excepto cuando se utiliza el MTVI2 como función de mérito, consecuencia probablemente de la escasa sensibilidad de este índice al contenido en clorofila.

Tanto en *scaling up* como en inversión, el IV que peores resultados proporciona es el NDVI. Además de su sensibilidad a la reflectancia del suelo, se satura con valores no demasiados altos de LAI

	IV	Pendiente	Origen	RMSE
Inversión Escenario 1	Reflect.	0.74	0.22	0.68
	NDVI	1.12	0.42	1.21
	OSAVI	1.02	0.21	0.76
	MSAVI	0.93	0.27	0.65
	RDVI	0.93	0.21	0.61
	MTVI2	0.97	0.21	0.52
Inversión Escenario 2	Reflect.	0.80	0.06	0.63
	NDVI	1.15	0.20	0.91
	OSAVI	0.99	0.20	0.58
	MSAVI	0.91	0.17	0.51
	RDVI	0.90	0.20	0.50
	MTVI2	0.87	0.27	0.52
Scaling up	NDVI	1.23	0.27	1.12
	OSAVI	1.10	0.19	0.72
	MSAVI	1.00	0.07	0.54
	RDVI	0.98	0.11	0.50
	MTVI2	0.97	0.25	0.53

Tabla 3. Parámetros de las regresiones entre LAI real y estimado y error cuadrático medio de la estimación.

(Figura 1). Sin embargo, el RDVI, de formulación muy similar a la del NDVI, pero con pretensiones de establecer una relación lineal con el LAI, es el que mejores resultados ofrece. Según esto, parece que la saturación del NDVI es la causa de los malos resultados obtenidos con este índice.

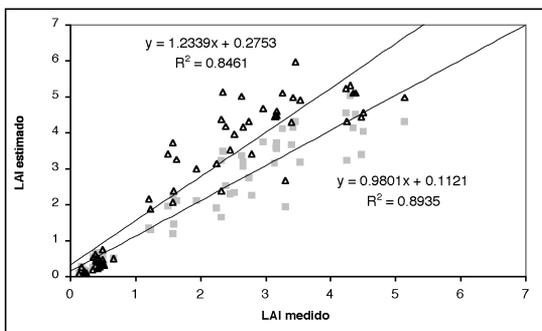
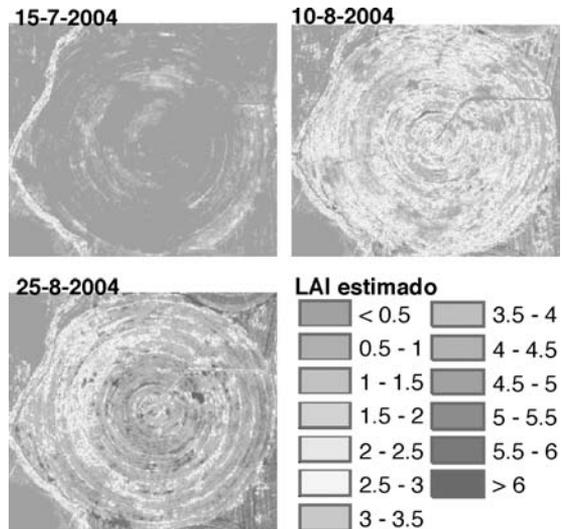


Figura 1. Regresión entre LAI real y LAI estimado mediante el *scaling up* del RDVI (■) y NDVI (▲).

Pese a los buenos resultados que se obtienen tanto en *scaling up* como en inversión, las relaciones entre LAI estimado y LAI medido se acercan más a una recta 1:1 cuando se utiliza el *scaling up*. Parece que en el caso de la inversión se tiende ligeramente a subestimar el LAI cuando es alto.

La inversión numérica con los valores de reflectancia en la función de mérito no ha proporcionado resultados razonables, con una clara tendencia a subestimar el LAI cuando es alto.

Por último, mencionar que la inversión es un proceso que consume gran cantidad de tiempo de computación. La inversión se aplica píxel a píxel, por lo que una imagen de grandes dimensiones con un escenario de inversión en el que se planteen varios parámetros variables requerirá para generar un mapa de LAI varios días. El *scaling up* es un proceso mucho más rápido, puesto que píxel a píxel se aplica únicamente una función de transformación calculada a partir de datos simulados. Se puede considerar por tanto una técnica más adecuada para generar mapas temáticos de variables biofísicas. Un ejemplo de aplicación de esta técnica se muestra en la Figura 2.



***Figura 2.** Mapas de LAI obtenidos a partir del *scaling up* con RDVI.

CONCLUSIONES

La estimación del LAI en maíz aplicando modelos de transferencia radiativa sobre imágenes multiespectrales de muy alta resolución proporciona resultados consistentes. De las técnicas ensayadas en el presente estudio, el *scaling up* del RDVI es el que ofrece los mejores resultados (RMSE=0.50). Además, desde el punto de vista operacional, esta

Todas las figuras precedidas de asterisco se incluyen en el cuadernillo anexo de color

técnica es especialmente adecuada para la generación de cartografía temática de variables biofísicas del cultivo.

AGRADECIMIENTOS

A D. Sixto Jaime Rifer, propietario de la finca "La Bochosa" donde se ubica la parcela de estudio. Al Dr. Pablo Zarco por su asesoramiento en la utilización de modelos de transferencia radiativa. Al INIA por la beca predoctoral a R. López-Lozano y el proyecto RTA02-095-C3-1 del cual es resultado este trabajo.

BIBLIOGRAFÍA

- HABOUDANE, D., MILLER, J. R., PATTEY, E., ZARCO-TEJADA, P. J. and STRECHEN, I. B. 2004. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modelling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sens. Environ.* 90:337-352.
- JACQUEMOUD, S. and BARET, F. 1990. PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra. *Remote Sens. Environ.* 34:75-91.
- KUUSK, A. 1995. A Markov chain model of canopy reflectance. *Agricultural and Forest Meteorology.* 76:221-236.
- QI, J., CHEHBOUNI, A., HUETE, A. R., KEER, Y.H. and SOROOSHIAN, S. 1994. A modified soil vegetation adjusted index. *Remote Sens. Environ.* 48:119-126.
- RONDEAUX, G., STEVEN, M. and BARET, F. 1996. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 55:95-107.
- ROUGEAN, J. L. y BREON, F. M. 1995. Estimating PAR absorbed by vegetation from bi-directional reflectance measurements. *Remote Sens. Environ.* 51:375-384.
- WILHELM, W. W., RUWE, K. and SCHLEMMER, M. R. 2000. Comparison of three leaf area meters in a corn canopy. *Crop Science.* 40:1179-1183.
- ZARCO-TEJADA, P. J., MILLER, J. R., NOLAND, T. L., MOHAMMED, G. and SAMPSON, P. H. 2001. Scaling-up and model inversion methods with narrowband optical indices for chlorophyll content estimation in closed forest canopies with hyperspectral data. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing.* 39:1491-1507.

