

Evaluación de variables biofísicas mediante teledetección en pinares mediterráneos

Rafael M^a Navarro-Cerrillo

Departamento de Ingeniería Forestal-Universidad de Córdoba

El estrés de la vegetación en el Mediterráneo se relaciona en muchos casos con el estado hídrico de la vegetación, lo que condiciona procesos como el balance energético, el ciclo hidrológico, o el riesgo de incendio (Chuvieco *et al.*, 2002; Deshayes *et al.*, 2006).

El índice de área foliar (expresado por su acrónimo en inglés LAI, *leaf area index*) es una variable clave para estudiar los procesos fisiológicos en ecosistemas forestales (Asner *et al.*, 2003; Le Maire *et al.*, 2008), tales como pronosticar el crecimiento, la productividad o el intercambio gaseoso (Reichstein *et al.*, 2003). El concepto de LAI hace referencia al conjunto de masa foliar de una cobertura vegetal y, por tanto, a su capacidad de fotosíntesis, relacionado con el contenido de pigmentos (i.e., clorofila), la transpiración de la planta y el intercambio de CO₂. Estas funciones son importantes para los intercambios entre la vegetación y la atmósfera (Nemani *et al.*, 1993). Por otro lado la clorofila (Chls; clorofila a y b) es posiblemente el pigmento más importante de las plantas, ya que controla la cantidad de radiación solar que el árbol absorbe y, por lo tanto, la capacidad fotosintética y la producción de los sistemas forestales, suministra un cálculo aproximado del estado nutritivo de la planta o permite evaluar diferentes niveles de estrés (Balckburn, 2007).

Es muy frecuente encontrar que los ecólogos y los forestales demanden cartografías de distribución espacial de estos parámetros para su aplicación en trabajos de gestión (evaluación de estrés, selvicultura preventiva, secuestro de C, etc.). Sin embargo, esta cartografía no puede ser elaborada mediante procedimientos de campo (Reich *et al.*, 1999), debido a los problemas instrumentales y operativos que esto supone (Gower *et al.*, 1999). Por esa razón, la mejor alternativa para obtener cartografías de parámetros ecofisiológicos en grandes superficies es la combinación de datos de campo con imágenes procedentes de sensores remotos, mediante modelos más o menos complejos (Ej. índices de vegetación, modelos físicos, etc.), que permiten invertir los datos y extrapolarlos a escala de bosque (Cohen *et al.*, 2003).

Por estas razones, el LAI y el contenido de clorofila son los parámetros ecofisiológicos que mayor interés han despertado en los estudios de teledetección aplicados a estrés. La mayoría de los estudios hasta el momento han utilizado índices de vegetación obtenidos a partir de sensores multispectrales (en particular Landsat TM 5, ETM+, y SPOT) (Peddle *et al.*, 1999; Le Maire *et al.*, 2008; Main *et al.*, 2011), aunque también se han utilizado modelos de



reflectancia del dosel (Kuusk, 1998). Los sensores hiperspectrales (CASI, AHS, Hyperion, etc.), que disponen de un elevado número de bandas, tienen el potencial de medir características de la vegetación difíciles de medir, a priori, por los sensores multispectrales convencionales (Zarco-Tejada *et al.*, 2001; Moorthy *et al.*, 2008; Main *et al.*, 2011; Hernández Clemente *et al.*, 2011). Las ventajas de estos sensores son el mayor número de bandas disponibles, y el ancho de dichas bandas, ya que la estimación de LAI y de clorofila es más sensible a la reflectancia en las regiones espectrales de bandas más estrechas.

Los datos radiométricos adquiridos por los diferentes sensores se pueden convertir o no en índices espectrales de vegetación (acrónimo en inglés SVI), los cuales son dependientes del sensor, lo que dificulta la capacidad de comparar los resultados entre sensores debido a las diferencias entre sus características espectrales y espaciales (Steven *et al.*, 2003). En este caso, resulta conveniente una normalización entre los índices calculados a partir de sensores homólo-

gos cuando se pretende hacer una comparación de los valores obtenidos. Teillet *et al.* (1997) evaluaron el índice de vegetación normalizado (NDVI *Normalized Difference Vegetation Index* en su denominación en inglés) para diferentes sensores (Landsat TM, AVHRR, MODIS, MERIS), y observaron que los valores de ese índice estaban significativamente afectados por las diferencias en el ancho de las bandas espectrales, especialmente en el comportamiento de las bandas del *Red Edge* y del infrarrojo cercano.

Por todo lo anterior, es difícil inferir de los estudios existentes que los sensores hiperspectrales disponibles tengan alguna ventaja comparativa frente a los sensores multispectrales. Hay trabajos que parecen indicar una mejora de los resultados a partir de sensores hiperspectrales, aunque a veces miden otras variables distintas del LAI (Lefsky *et al.*, 2001). Además deben tenerse en cuenta los modelos de corrección de las imágenes, así como el tipo y calidad de los datos de campo. Todo lo anterior pone en evidencia que el número creciente de sensores disponibles requiere de trabajos específicos

En este trabajo se compara la aplicabilidad de diferentes sensores multispectrales e hiperspectrales para la estimación del LAI y del contenido de clorofila en masas artificiales de pinar en Andalucía.

La mejor alternativa para obtener cartografías de parámetros ecofisiológicos en grandes superficies es la combinación de datos de campo con imágenes procedentes de sensores remotos, mediante modelos más o menos complejos que permiten invertir los datos y extrapolarlos a escala de bosque

al., 2011). Por otro lado, existen pocos trabajos realizados en condiciones mediterráneas, lo que hace difícil generalizar los resultados procedentes de otros tipos de biomasa.

En este trabajo se compara la aplicabilidad de diferentes sensores multiespectrales e hiperespectrales para la estimación del LAI y del contenido de clorofila en masas artificiales de pinar en Andalucía (Navarro Cerrillo *et al.*, 2007). Se utilizan un conjunto de imágenes de distintos sensores: Hyperion, ChrisProba, Landsat TM5 y Quickbird, con diferentes resoluciones espaciales y espectrales, para generar cartografía de variables ecofisiológicas a distintas escalas.

para valorar y normalizar los datos de cada sensor (Bricaud *et al.*, 2002), y profundizar en la integración de sensores para la determinación de parámetros de vegetación tales como la cobertura (Asner *et al.*, 2003), la química de dosel (Johnson *et al.*, 1994), o la estructura y composición de las hojas (Hernández-Clemente *et*

SELECCIÓN DE SENSORES E ÍNDICES PARA LA ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS BIOFÍSICOS EN PINARES

De todos los sensores disponibles, en esta investigación se utilizaron imágenes de dos sensores multiespectrales (Tabla 1) y tres sen-

Tabla 1. Características de los sensores utilizados en el estudio de integración de sensores para la cartografía de variables ecofisiológicas en pinares en la Sierra de los Filabres (Almería)

Sensor	Bandas (rango)	Resolución espectral	Resolución espacial	Fecha de adquisición
Sensores hiperespectrales				
Hyperion	220 (0.4 – 2.5 μm)	10 nm	30 m	28/08/08
CHRIS	63 (0.4 – 1 μm)	2 nm	~ 35 m	29/07/08
AHS	VIS/ NIR 20 (0.4 – 1 μm)	28 nm	2.5 – 10 m	23/07/08
	NIR 1 (1.55 -1.65 μm)	90 nm		
	SWIR 42 (1.9 – 2.6 μm)	18 nm		
	MIR 7 (3 – 5.5 μm)	30 – 40 nm		
	TIR 10 (8 - 13 μm)	0.4 – 0.5 μm		
Sensores multiespectrales				
Landsat TM	VIS (3)	~ 0.07 μm	30 m	21/07/08
	NIR (1)	~ 0.14 μm		
	SWIR (2)	~ 0.22 μm		
	TIR (1)	~ 2 μm		
Quickbird	VIS (3)	~ 0.07 μm	~ 2.4 m	18/07/08
	NIR (1)	~ 0.14 μm		

Tabla 2. Índices propuestos para la determinación de LAI y clorofila en el estudio de integración de sensores en la Sierra de los Filabres (Almería)

Índice de vegetación	Ecuación	Referencia
LAI		
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	$NDVI = (R_{NIR} - R_{red}) / (R_{NIR} + R_{red})$	Rouse <i>et al.</i> (1974)
Simple Ratio Index (SR)	$SR = R_{NIR} / R_{red}$	Rouse <i>et al.</i> (1974)
Modified Simple Ratio Index (MSR)	$MSR = ((R_{NIR} / R_{red}) - 1) / ((R_{NIR} / R_{red}) + 1)^{0.5}$	Chen <i>et al.</i> (1997)
Clorofila		
Índice de Gitelson	$GM1 = R_{750} / R_{350}$ $GM2 = R_{750} / R_{700}$	Gitelson & Merzlyak (1997)
Índice de Vogelmann	$VogI = (R_{740}) / (R_{720})$	Vogelmann <i>et al.</i> (1993);

* Ri corresponden a las diferentes bandas utilizadas NIR=infrarrojo cercano, red=banda del rojo, o ancho de banda.

sores hiperespectrales. Los procedimientos de corrección se adecuaron a cada imagen, procediendo a su georeferenciación y corrección radiométrica.

En este estudio se utilizaron los índices de vegetación que han mostrado los mejores resultados con sensores multi e hiperespectrales para el cálculo del LAI y del contenido de clorofila (Tabla 2). Posteriormente, se calcularon las regresiones entre los datos de campo y los valores

de los índices, maximizando la correlación entre cada variable y conjunto de datos.

RELACIONES ENTRE ÍNDICES DE VEGETACIÓN Y PARÁMETROS ECO-FISIOLÓGICOS

En la tabla 3 se observan los resultados obtenidos para *Pinus sylvestris* y *Pinus nigra* en comparación con los obtenidos con el sensor

Tabla 3. Coeficientes de determinación y error medio cuadrático obtenidos en las estimaciones de LAI y clorofila (N=36) en pinares de *Pinus sylvestris* y *Pinus nigra* en la S^a de los Filabres (Almería) a partir del sensor hiperespectral AHS, y multispectral Quick Bird

Parámetro	Index	AHS				QuickBird			
		<i>Pinus sylvestris</i>		<i>Pinus nigra</i>		<i>Pinus sylvestris</i>		<i>Pinus nigra</i>	
		R ² (%)	RSME* (m ² m ⁻²)	R ² (%)	RSME* (m ² m ⁻²)	R ² (%)	RSME* (m ² m ⁻²)	R ² (%)	RSME* (m ² m ⁻²)
LAI	MSR	60,23	0,51	55,76	0,70	47,82	0,57	18,79	0,94
	SR	56,83	0,53	57,69	0,68	47,62	0,57	16,48	0,96
	NDVI	53,24	0,23	51,31	0,22	37,42	0,27	26,07	0,27
Ch _{a+b}	Vogelmann	52,77	7,06	69,95	3,60	–	–	–	–
	Gitelson	50,21	7,27	68,50	7,69	32,54	8,37	68,72	1,67
	NDVI	30,66	8,58	59,58	4,18	26,71	8,70	39,99	6,09

* R² coeficiente de determinación, RSME= error cuadrático medio.

AHS y la imagen QuickBird (de similar resolución espacial). Los coeficientes de determinación entre las medidas de campo y los índices de vegetación seleccionados fueron muy variables en función del índice y del sensor empleado, aunque sólo para el sensor AHS las correlaciones presentaron valores aceptables ($R^2 > 0,50$). En el caso de la estimación de LAI en *P. sylvestris*, los coeficientes de determinación fueron ligeramente inferiores a las obtenidas con AHS, mientras que en *P. nigra* se alejaron mucho de los valores de AHS. En ambos casos el índice que mejores resultados dio fue el *Modified Simple Ratio Index* (MSR). Las regresiones entre la clorofila y los distintos índices ensayados para *P. sylvestris* fueron significativamente menores, mientras que para *P. nigra* el valor del índice de Gitelson fue del mismo orden que el obtenido con AHS y el NDVI un 10% inferior.

Entre los sensores de media resolución espacial (Landsat TM, Hyperion y ChrisProba) se obtuvieron resultados muy similares para LAI ($R^2 > 0,55$) (Tabla 4), aunque los coeficientes de determinación para clorofila fueron muy bajos. Por término medio, usando el criterio del valor del error cuadrático medio (RMSE), los índices *Simple Ratio Index* (SR) y *Modified Simple Ratio Index* (MSR) muestran la misma

capacidad para estimar los valores de LAI en bosques de pino, y pueden considerarse mejores que el NDVI.

El NDVI (y su homólogo SR) han sido los índices de vegetación espectral más ampliamente usados para calcular el LAI (Cohen *et al.*, 2003). Por lo tanto, es importante, en un estudio de integración de sensores, contrastar los resultados de otros índices con los obtenidos para el NDVI. Los resultados indican que el NDVI es, en general, menos sensible a los valores de LAI (Tabla 3 y 4). En el caso de los sensores hiperespectrales los valores de NDVI fueron más altos que para la imagen Landsat TM, lo cual puede deberse a los efectos atmosféricos en las bandas visibles del sensor Landsat TM. La dispersión del componente rojo de la relación del NDVI, reduce el contraste entre el IR y el rojo, y disminuye los valores de NDVI en las bandas del visible (Turner *et al.*, 1999).

La baja correlación entre el NDVI y el LAI se ha mostrado en numerosos estudios (Chen & Cihlar, 1996; Turner *et al.*, 1999; Cohen *et al.*, 2003). El NDVI ha sido durante casi tres décadas el índice más popular para calcular el LAI en diferencias biomas, pero nuestros resultados y los de otros autores indican que hay otros ín-

Tabla 4. Coeficientes de determinación y error medio cuadrático obtenidos en las estimaciones de LAI y clorofila (N=36) en pinares de *Pinus spp* en la S^a de los Filabres (Almería) a partir de los sensores hiperespectrales ChrisProba e Hyperion, y multiespectral Landsat TM

Parámetro	Index	ChrisProba		Hyperion		Landsat TM	
		R ² (%)	RSME (m ² m ⁻²)	R ² (%)	RSME (m ² m ⁻²)	R ² (%)	RSME (m ² m ⁻²)
LAI	MSR	63,16	0,57	66,33	0,48	55,65	0,60
	SR	67,27	0,54	76,41	0,40	57,43	0,59
	NDVI	57,11	0,21	58,25	0,17	51,72	0,22
Clh _{a,b}	Vogelmann	13,92	7,00	0,77	7,82	–	–
	Gitelson	17,75	6,84	8,63	7,50	6,71	7,94
	NDVI	11,23	7,11	8,18	7,52	7,70	7,90

* R² coeficiente de determinación, RSME = error cuadrático medio.



dicen que pueden ser más apropiados (Stenberg *et al.*, 2004). Esto se ve apoyado por el hecho de que numerosos estudios han confirmado la importante contribución de las bandas del infrarrojo cercano (SWIR, *Short Wave Infra Red* en su denominación en inglés) a la estimación del LAI (Nemani *et al.*, 1993; Lee *et al.*, 2004). Es interesante destacar que además de las regiones del infrarrojo cercano y del *Red Edge*, donde se fundamenta la mayoría de los índices de vegetación de uso común en la actualidad, y de uso frecuente en estudios forestales, donde se han utilizado con bastante éxito, se puede ver como en sistemas naturales complejos se pueden incluir índices que utilicen bandas de otras regiones como SWIR, que también han mostrado

su aplicación a los estudios de parámetros eco fisiológicos.

En los resultados de este trabajo se observa que en el caso del LAI, existe una mejora significativa de las relaciones obtenidas entre los índices calculados a partir de sensores hiperspectrales, sobre las obtenidas a partir de sensores multiespectrales. Para los sensores de media resolución esta diferencia alcanza valores cercanos al 20% para el índice SR. Mientras que entre los sensores de alta resolución espacial esta diferencia es muy variable, dependiendo del índice utilizado y de la especie estudiada, siendo en todos los casos superior al 10%.

La clorofila es posiblemente el pigmento más importante de las plantas, ya que controla la cantidad de radiación solar que el árbol absorbe y, por lo tanto, la capacidad fotosintética y la producción de los sistemas forestales, suministra un cálculo aproximado del estado nutritivo de la planta o permite evaluar diferentes niveles de estrés.

En lo que respecta al contenido en clorofila, los sensores de media resolución presentaron coeficientes de determinación con los índices calculados muy bajos, por lo que no parece que sean los más adecuados para elaborar cartografía de este parámetro. Por otro lado, en el caso de los sensores de alta resolución espacial, los coeficientes de determinación entre los índices considerados y el contenido de clorofila presentaron valores aceptables en el caso de AHS y muy variables en el caso de QuickBird. En este sentido, a la luz de los resultados puede afirmarse que la determinación del contenido de clorofila parece estar más influenciada por la resolución espacial de los datos que por la resolución espectral, por lo que no puede decirse que los sensores hiperespectrales presenten ventajas comparativas sobre los multiespectrales para el cálculo de esta variable ecofisiológica.

Los resultados parecen indicar que, en función de que parámetro se esté estudiando, los sensores hiperespectrales pueden suponer una ventaja comparativa frente a los sensores multiespectrales. En la estimación de valores de LAI en ecosistemas forestales los coeficientes de determinación más altos se obtuvieron para sensores hiperespectrales (Hyperion $R^2=76,4$, índice SR frente a Landsat $R^2=57,4$, índice SR). Por el contrario, la estimación de la contenido de clorofila presentó valores del coeficiente de determinación bajos para todos los sensores ($R^2<17,7$).

CARTOGRAFÍA DE PARÁMETROS BIOFÍSICOS

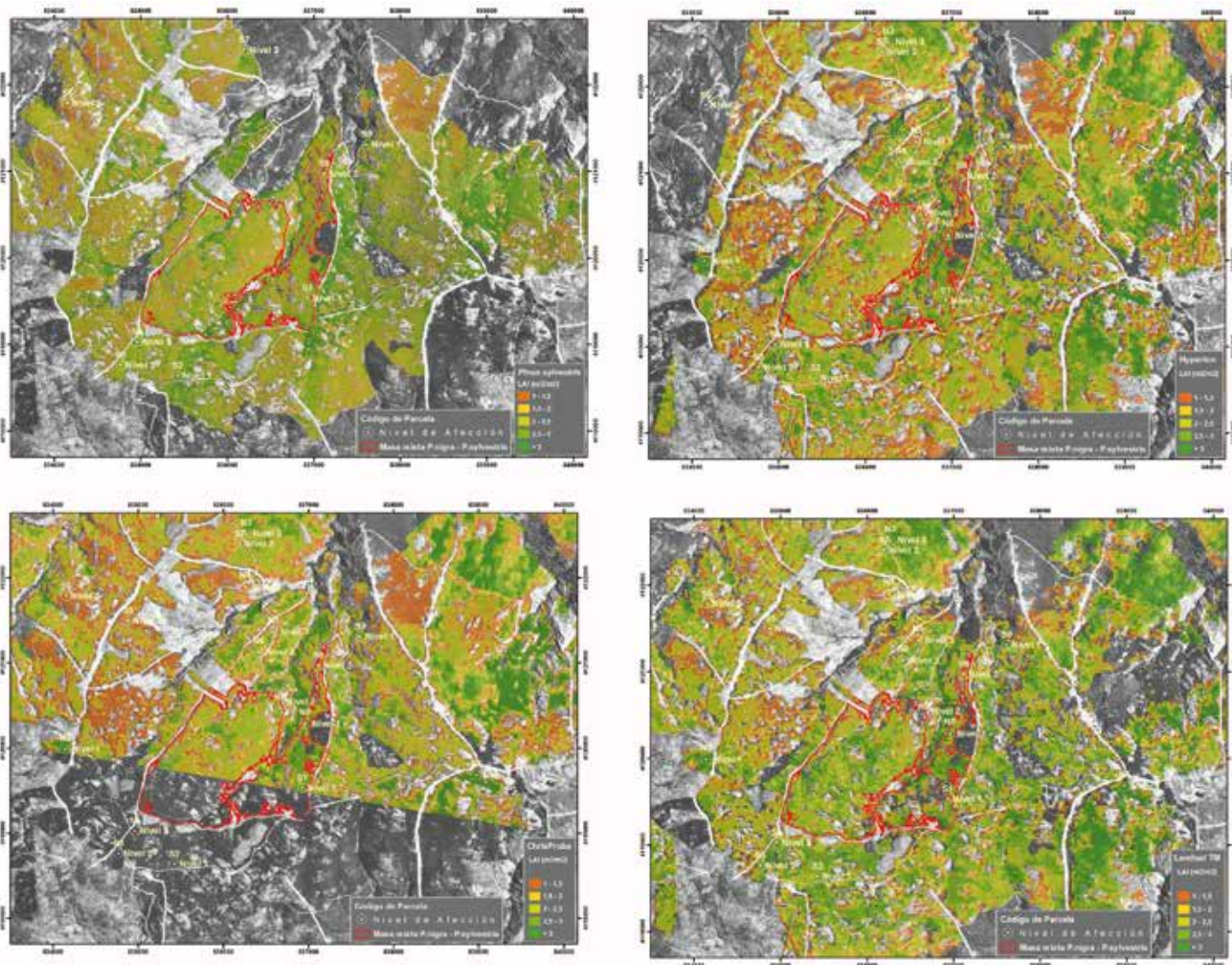
El producto final que se pretende obtener a partir del análisis de la información procedente de sensores es una cartografía de parámetros biofísicos en grandes superficies. En el caso de este estudio se utilizaron sensores de media resolución espacial ChrisProba, Hyperion y Landsat TM, y el índice *Modified Simple Ratio Index* (MSR) para del cálculo de LAI y, el índice Gitelson para el contenido de clorofila.

La cartografía de valores de LAI obtenida a partir del índice MSR utilizando los sensores AHS, ChrisProba, Hyperion y Landsat TM, resultan bastante coherentes entre sí, siendo este hecho más destacable entre los sensores hiperespectrales. La variabilidad espacial del rango de valores y la coherencia en su distribución apoya la consistencia de las cartografías obtenidas. El patrón de distribución de los valores más altos coincide con los fondos de valle y las laderas con orientación norte que son las áreas con mayor densidad y vigor del arbolado. Por otro lado, en algunos casos son apreciables las fajas de repoblación. En el caso de la cartografía del contenido de clorofila, obtenidas mediante el índice Gitelson para AHS, ChrisProba, Hyperion y Landsat TM, la variabilidad espacial es mucho mayor, y no puede observarse la misma coherencia entre los productos obtenidos a partir de los distintos sensores, por lo que son poco reconocibles patrones lógicos de distribución espacial.

APLICACIÓN DE LA INTEGRACIÓN DE SENSORES PARA LA CARTOGRAFÍA DE PARÁMETROS BIOFÍSICOS EN MASAS ARTIFICIALES DE PINAR EN ANDALUCÍA

Las relaciones obtenidas entre los valores de LAI y los índices de vegetación seleccionados son similares a las obtenidas en estudios previos. Estas relaciones han sido verificadas muchas veces y ampliamente discutidas (Deshayes *et al.*, 2006; Le Maire *et al.*, 2008).

Las dificultades de aplicar los índices de vegetación a la estimación de LAI parecen estar relacionadas con el comportamiento espectral de la hoja, en particular de las coníferas, por la forma de la acícula (Roberts *et al.*, 2004). A nivel del dosel, el componente estructural del bosque también influye en la capacidad de estimación del LAI, al intervenir árboles que ocupan espacios distintos dentro de la masa, por ejemplo árboles dominados, que contri-



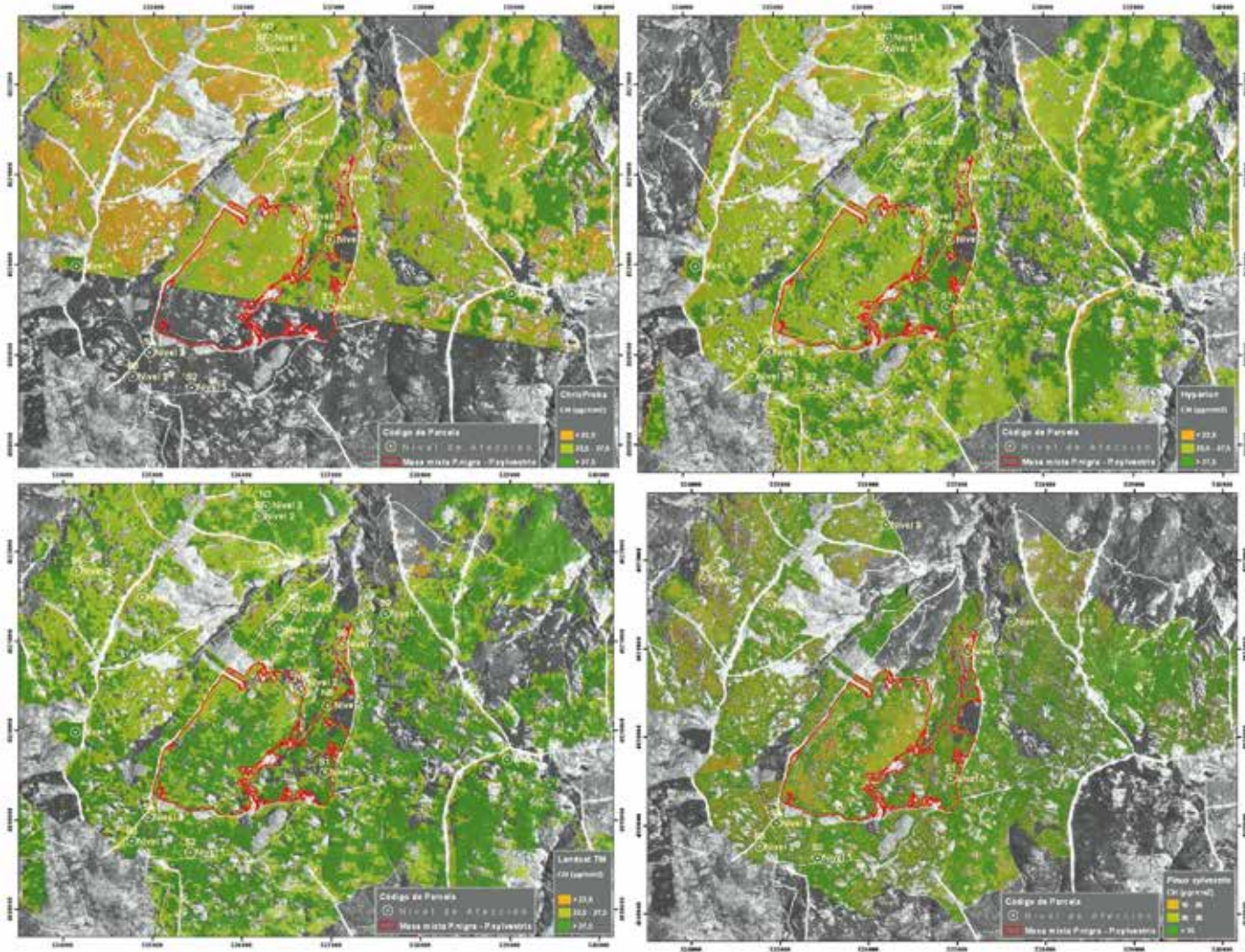
buyen de manera significativa al valor de LAI en campo, pero que el índice de vegetación no recoge de forma adecuada (Soudani *et al.*, 2003).

Las relaciones entre el LAI y los índices de vegetación estudiados muestran que los tres sensores de resolución espacial media se pueden aplicar para elaborar cartografía en pinares, aunque la fiabilidad de los modelos es mayor para los sensores hiperespectrales. Entre los tres índices estudiados, *Simple Ratio Index* (SR) puede ser considerado el mejor para la elaboración de cartografía de LAI en masas artificiales de pinar de *Pinus sylvestris* y *P. nigra* en las condiciones de estudio. Los

valores obtenidos para el sensor QuickBird fueron mucho más bajos que aquellos calculados con los sensores de resolución espacial media, lo que pone bajo cuestión el uso de este sensor para elaborar cartografía de LAI a escalas de detalle, aunque los resultados obtenidos requieren mayor estudio. No obstante, estos resultados pueden estar relacionados con el efecto de las bandas de QuickBird en el cálculo de los índices (Thenkabail *et al.*, 2004), así como el aparente efecto de las especies estudiadas.

En conjunto las diferencias entre sensores pueden deberse a las distintas condiciones de iluminación del dosel durante la adquisición

Cartografías de LAI obtenidas a partir del índice SR calculado para Quickbird.



Cartografías del contenido de clorofila, obtenidas mediante el índice Gitelson para ChrisProba, Hyperion y Landsat TM.

de cada una de las imágenes, a las diferencias estructurales y químicas del dosel (variaciones de LAI a lo largo del perfil vertical del dosel, densidad, contenido de clorofila), y a los efectos atmosféricos. Por ejemplo, el intervalo de adquisición de las imágenes fue de un mes entre Chris-Proba, Landsat, QuickBird y AHS (julio de 2008), y la imagen procedente del sensor Hyperion (agosto de 2008). Sin embargo, este último sensor presentó valores de los índices de vegetación similares a la Chris-Proba, y las diferencias mayores se observaron para los sensores multispectrales, en particular para QuickBird. Durante el período de tiempo entre la adquisición de las imágenes se puede suponer que las diferencias temporales de LAI fueron pequeñas,

y por tanto no explican las diferencias de los resultados entre sensores, aunque algunos estudios en bosques de coníferas indican que el LAI cambia ligeramente durante la estación vegetativa desde el final de julio al final de agosto (Gond *et al.* 1999). La suposición de que el LAI pudo cambiar durante el periodo vegetativo no está respaldada por nuestras observaciones fenológicas durante el periodo de estudio. Creemos que pueden tener más importancia las variaciones en las características estructurales de la masa, tales como la densidad (área basimétrica), y la distribución espacial de los pies, en un estrato claramente dominante y un estrato dominado, con numerosos árboles que contribuyen de manera significativa al valor total de LAI de

la parcela, pero que los valores de los índices no reflejan de forma adecuada, por lo que el efecto de la diferencia en la resolución espacial entre los sensores; sin embargo, parecen ser insignificantes.

CONCLUSIONES

Los sensores hiperespectrales se han empezado a utilizar para estudiar ecosistemas mediterráneos recientemente. Como muchos otros sensores sobre plataformas espaciales, su uso va en aumento en detrimento de los sensores multiespectrales, por lo que es necesario realizar estudios comparados entre estos tipos de sensores. Este estudio fue diseñado para explorar si los sensores hiperespectrales pueden mejorar la estimación del LAI y de contenido de clorofila en comparación con los sensores multiespectrales. Los resultados más importantes de este trabajo pueden resumirse en lo siguientes:

1. El número de bandas parece ser una ventaja importante de los datos hiperespectrales sobre los multiespectrales para medir LAI en masas artificiales de pinar, por lo que puede disponerse de cartografía de esta variable a un costo razonable.
2. El NDVI no parece ser el índice más adecuado para estimar LAI en este tipo de sistemas forestales, mostrando mejores resultados los índices SR y MSR. Esto indica que el uso generalizado del NDVI en trabajos de cartografía de LAI debería ser reconsiderado, utilizando preferentemente índices basados en las bandas del infrarrojo.
3. Los sensores e índices utilizados no han permitido una adecuada estimación del contenido de clorofila en los bosques de pinar estudiados, por lo que se descarta, con estos resultados, su aplicación para elaborar cartografía fiable de esta variable en masas de pinar.

4. La integración de sensores hiperespectrales de resolución espacial media con otro tipo de sensores como LiDAR (acrónimo del inglés *Laser Imaging Detection and Ranging*) abre nuevas perspectivas para el análisis espacial y temporal de variables fisiológicas en bosques. ❀

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Asner, G. P., Scurlock, J. M., & Hicke, J. A. 2003. Global synthesis of leaf area index observations: Implications for ecological and remote sensing studies. *Global Ecology and Biogeography*, 12, 91-205.
- Blackburn, G. A. 2007. Hyperspectral remote sensing of plant pigments. *Journal of Experimental Botany*, Vol. 58, No. 4, pp. 855-867.
- Chen, J. M., Rich, P. M., Gower, S. T., Norman, J. M., & Plummer, S. 1997. Leaf area index of boreal forests: Theory, techniques and measurements. *Journal of Geophysical Research. Atmospheres*, 102, 429-443.
- Chuvieco, E., Riano, D., Aguado, I., Cocero, D., 2002. Estimation of fuel moisture content from multitemporal analysis of Landsat Thematic Mapper reflectance data: applications in fire danger assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 23 (11), 2145-2162.
- Cohen, W. B., Maierpserger, T. K., Gower, S. T., & Turner, D. P. 2003a. An improved strategy for regression of biophysical variables and Landsat ETM+ data. *Remote Sensing of Environment*, 84, 561-571.

La integración de sensores hiperespectrales de resolución espacial media con otro tipo de sensores como LiDAR (acrónimo del inglés *Laser Imaging Detection and Ranging*) abre nuevas perspectivas para el análisis espacial y temporal de variables fisiológicas en bosques

- Deshayes, M., Guyon, D., Jeanjean, H., Stach, N., Jolly, A., & Hagolle, O. 2006. The contribution of remote sensing to the assessment of drought effects in forest ecosystems. *Annals of Forest Science*, 63 (6) 579-595.
- Gitelson, A., Merzlyak, M. 1997. Remote estimation of chlorophyll content in higher plant leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 18, 2691-2698.
- Gower, S., Kucharik, C., & Norman, J. 1999. Direct and indirect estimation of leaf area index, PAR, and net primary production of terrestrial ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 70, 29-51.
- Green, R. O., Eastwood, M. L., & Williams, O. 1998. Imaging spectroscopy and the Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS). *Remote Sensing of Environment*, 65, 227- 240.
- Hernández-Clemente, R., Navarro-Cerrillo, R. M., Suárez, L., Morales, F., & Zarco-Tejada, P. J. 2011. Assessing structural effects on PRI for stress detection in conifer forests. *Remote Sensing of Environment*, 115, 2360-2375.
- Johnson, L. F., Hlavka, C. A., & Peterson, D. L. 1994. Multivariate analysis of AVIRIS data for canopy biochemical estimation along the Oregon transect. *Remote Sensing of Environment*, 47, 216- 230.
- Kuusik, A. 1998. Monitoring of vegetation parameters on large areas by the inversion of a canopy reflectance model. *International Journal of Remote Sensing*, 19, 2893-2905.
- Le Maire G., François C., Soudani K., Berveiller D., Pontailleur J., Bréda N., Genet H., Davi H., Dufrêne E., 2008. Calibration and validation of hyperspectral indices for the estimation of broadleaved forest leaf chlorophyll content, leaf mass per area, leaf area index and leaf canopy biomass. *Remote Sensing of Environment*, 112 3846–3864
- Lee, K-S., Cohen, W. B., Kennedy, R.E., Maiersperger, T. K., & Gower, S. T. 2004. Hyperspectral versus multispectral data for estimating leaf area index in four different biomes. *Remote Sensing of Environment*. Volume 91, Issues 3-4, 30 June 2004, Pages 508-520.
- Lefsky, M., Cohen, W., & Spies, T. 2001. An evaluation of alternative remote sensing products for forest inventory, monitoring, and mapping of Douglas-fir forests in western Oregon. *Canadian Journal of Forest Research*, 31, 78-87.
- Main, R., Cho, M. A., Mathieu, R., O'Kennedy, M. M., Ramoelo, A., & Koch, S. 2011. An investigation into robust spectral indices for leaf chlorophyll estimation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66, 751-761
- Moorthy I., Miller J. R., & Noland T. L. 2008. Estimating chlorophyll concentration in conifer needles with hyperspectral data: An assessment at the needle and canopy level. *Remote Sensing of Environment*, 112, 2824-2838.
- Navarro-Cerrillo, R.M., Varo, M.A., Lanjeri, S., Hernández-Clemente, R. 2007. Cartografía de defoliación en los pinares de pino silvestre (*Pinus sylvestris* L.) y pino salgareño (*Pinus nigra* Arnold) en la Sierra de los Filabres. *Ecosistemas*, 16, 163-171.
- Nemani, R., Pierce, L., Running, S., Band, L., 1993. Forest ecosystem processes at the watershed scale: sensitivity to remotely sensed leaf-area index estimates. *International Journal of Remote Sensing*, 14 (13), 2519-2534.
- Peddle, D. R., Hall, F. R., & LeDrew, E. F. 1999. Spectral mixture analysis and geometric-optical reflectance modelling of boreal forest biophysical structure. *Remote Sensing of Environment*, 67, 288-297.
- Reichstein, M., Tenhunen, J., Roupsard, O., Ourcival, J. M., Rambal, S., Miglietta, F., Peressotti, A., Pecchiari, M., Tirone, G., and Valentini, R. 2003. Inverse modeling of seasonal drought effects on canopy CO₂/H₂O exchange in three Mediterranean ecosystems. *Journal of Geophysical Research*, 10 108 (D23), 4726.
- Roberts, D. A., Ustin, S. L., Ogunjemiyo, S., Greenberg, J., Dobrowski, S. Z., Chen, J., 2004. Spectral and structural measures of Northwest forest vegetation at leaf to landscape scales. *Ecosystems*, 7, 545-562.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W., Harlan, J.C. (1974). Monitoring the Vernal Advancement of Retrogradation of Natural Vegetation. NASA/GSFC, Type III, Final Report, Greenbelt, MD.
- Soudani, K., Trautmann, J., & Walter, J. -M. N. 2003. Leaf area index and canopy stratification in Scots pine (*Pinus sylvestris* L.) stands. *International Journal of Remote Sensing*, 18, 3605-3618.
- Stenberg, P., Rautiainen, M., Manninen, T., Voipio, P., & Smolander, Heikki 2004. Reduced simple ratio better than NDVI for estimating LAI in Finnish pine and spruce stands. *Silva Fennica*, 38(1), 3-14.
- Teillet, P. M., Staenz, K., & Williams, D. J. 1997. Effects of spectral, spatial, and radiometric characteristics on remote sensing vegetation indices of forested regions. *Remote Sensing of Environment*, 61, 139- 149.
- Thenkabail, P. S., Enclona, E. A., Ashton, M. S., Legg, C., & Jean De Dieu, M. 2004. Hyperion, IKONOS, ALL, and ETM+ sensors in the study of African rainforests. *Remote Sensing of Environment*, 90, 23-43.
- Turner, D., Cohen, W., Kennedy, R., Fassnacht, K., & Briggs, J. 1999. Relationships between leaf area index and Landsat TM spectral vegetation indices across three temperate zone sites. *Remote Sensing of Environment*, 70, 2 - 68.
- Vogelman, T.C., Rock B.N., Moss, D.M. 1993. Red edge spectral measurements from sugar maple leaves. *Remote Sensing of Environment*, 14, 1563–1575.
- Zarco-Tejada, P. J., Miller, J. R., Mohammed, G. H., Noland, T. L., & Sampson, P. H. 2001. Scaling-up and Model Inversion methods with narrow-band Optical Indices for Chlorophyll Content Estimation in closed Forest Canopies with Hyperspectral Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39, 1491-1507.