

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, nº 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

ESTIMACIÓN DEL CONTENIDO DE HUMEDAD DE LA VEGETACION HERBÁCEA EN UNA ZONA DE DEHESA A PARTIR DE IMÁGENES HIPERESPECTRALES ADQUIRIDAS POR EL SENSOR AEROPORTADO CASI

DAVID FERNÁNDEZ ARANGO, M. PILAR MARTÍN ISABEL, LARA VILAR DEL HOYO,
JAVIER PACHECO-LABRADOR

Laboratorio de Espectro-radiometría y Teledetección Ambiental (SpecLab). Instituto de Economía,
Geografía y Demografía. Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC).

Albasanz, 26-28. 28037 - Madrid

davidfernandezarango@hotmail.com, mpilar.martin@cchs.csic.es, lara.vilar@cchs.csic.es,
javier.pacheco@cchs.csic.es

RESUMEN

En este trabajo se analiza el potencial del sensor aeroportado CASI (Compact Airborne Spectrographic Imager) para estimar el contenido en humedad de la cubierta herbácea de un área de dehesa. Éste fue cuantificado mediante las variables Canopy Water Content (CWC), Fuel Moisture Content (FMC) y Equivalent Water Thickness (EWT), calculadas a partir de muestras de vegetación recolectadas en campo de forma simultánea a la adquisición de datos por parte del sensor. Se comparan dos protocolos diferentes para la estimación de estas variables mediante muestreos destructivos: en el primero se muestrea toda la vegetación en un cuadrante de 25x25 cm y posteriormente se selecciona una parte de la muestra para su procesado en laboratorio; en el segundo el operador selecciona en campo una muestra más pequeña que considera representativa de la muestra anterior y que es procesada en su totalidad. Posteriormente se analizan las relaciones lineales entre estas variables y veinte índices espectrales extraídos de la literatura así como todos los índices de diferencia normalizados (NDIs) posibles resultantes de combinar pares de bandas del sensor CASI.

Los resultados indican que la exploración de todas las posibles combinaciones de bandas en forma de NDI permite obtener coeficientes de correlación más elevados con las variables biofísicas medidas en terreno ($R^2_{\text{máx}} = 0.78$) que los índices extraídos de la literatura ($R^2_{\text{máx}} = 0.53$). Los valores de ajuste obtenidos fueron diferentes en función del tipo de muestreo realizado; siendo por lo general inferiores cuando el muestreo incluye decisiones subjetivas por parte del operador respecto a la selección en campo de los individuos que integran la muestra. A pesar de la limitación del enfoque empleado, los resultados sugieren su aplicabilidad a estudios con información limitada y no relacionada mediante procesos físicos.

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

Palabras clave: hiperespectral, CASI, humedad, vegetación herbácea, reflectividad, correlación, índices espectrales, muestreo.

ESTIMATION OF VEGETATION WATER CONTENT IN THE HERBACEOUS COVER IN A DEHESA ECOSYSTEM FROM AIRBORNE HYPERSPECTRAL IMAGES ACQUIRED BY THE CASI SENSOR

ABSTRACT

In this study we analyzed the potential of airborne hyperspectral images acquired by the CASI sensor (Compact Airborne Spectrographic Imager) to estimate water content in the grass layer of a dehesa ecosystem. It was estimated by means of biophysical variables as Canopy Water Content (CWC), Fuel Moisture Content (FMC) and Equivalent Water Thickness (EWT) calculated from vegetation samples collected simultaneously to image acquisition. Two different field sampling strategies have been tested. First method collects all plants in 25x25cm quadrants and selects a fraction of the sample to be processed in the laboratory. In the second method the worker selects a small sample in the field. This subsample should be representative of the main one and will be completely processed in the laboratory. Afterwards linear relationships between the biophysical variables and twenty spectral indices from literature and from Normalized Difference Indices (NDIs-combination all sensor bands) are analyzed.

The results show that the combination of specific bands in the form of NDI performs better than the spectral indices proposed in the literature. The regression models showed maximum correlation values (R^2_{max}) of 0.78 in the estimation of water content from NDIs. This value decrease to 0.53 for indices proposed in the literature. Clear differences were found in the correlation values when comparing the different sampling strategies. In general, lower correlation values were found when sampling methods require subjective decision on the selection in the field of plants that composes the sample. Despite of the limited outreach of the method used, the results suggest that this could be successfully applied in circumstances when information is limited and variables are not physically related.

Keywords: hyperspectral, CASI, water content, herbaceous vegetation, reflectance, spectral índices, sampling.

1. Introducción

La medición del contenido de agua de la vegetación es esencial para el seguimiento y evaluación de procesos de gran interés medioambiental como las sequías (Trombetti et al 2008), la salud de los bosques (Pontius et al 2005), la gestión de cultivos (Cicek et al 2015) o el riesgo de incendios forestales (Chuvieco et al 2004; Verbesselt et al 2006). Las relaciones planta-agua son determinantes en la distribución, estructura y función de la vegetación (Lambers et al. 2008). Por ejemplo, el contenido de agua foliar y el potencial hídrico limitan la transpiración de las plantas y la asimilación de carbono. La importancia de estos procesos es particularmente significativa en

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", GeoFocus (Artículos), n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

algunos ecosistemas como el Mediterráneo, donde el agua es un factor limitante (Ludwig y Freudenberger 1997).

El contenido de agua de la vegetación es temporal y espacialmente dinámico en respuesta a la heterogeneidad de las precipitaciones y la humedad del suelo (Breshears et al 1997; Padien y Lajtha 1992). Por tanto, la evaluación precisa de las relaciones planta-agua requiere una adecuada comprensión de dicha heterogeneidad espacio-temporal y de cómo ésta se puede medir y modelizar correctamente. Un gran número de estudios han puesto de manifiesto la eficacia de la teledetección como herramienta para estimar el contenido de humedad en las cubiertas vegetales debido, precisamente, a su capacidad para ofrecer información espacializada y actualizada de la cubierta terrestre. Una revisión exhaustiva de estos estudios en el contexto de su aplicación al análisis del estado hídrico de la vegetación como variable de interés en la estimación del riesgo de incendios se puede consultar en Yebra et al (2013). Estos estudios demuestran que el contenido en agua afecta al comportamiento espectral de las cubiertas fundamentalmente en la región del infrarrojo de onda corta (SWIR) entre 1400 y 2500 nm, donde el agua presenta tres picos fuertes de absorción a 1450, 1940, y 2500 nm (Ustin et al 2004; Ceccato et al 2001). No obstante, algunos autores han demostrado el interés de otras regiones espectrales, como la comprendida entre los 950 y 970 nm donde se observa un débil pico de absorción relacionado también con el contenido de agua en la vegetación (Peñuelas e Inoue 1999). Los mismos autores han puesto de manifiesto la existencia de cambios espectrales en la región del visible relacionados indirectamente con el contenido de humedad de las plantas, pues en situaciones de estrés hídrico se produce en una degradación progresiva de los pigmentos foliares.

Diversos autores han analizado la relación entre el comportamiento espectral de las cubiertas vegetales y su contenido en humedad utilizando índices espectrales que combinan información del Infrarrojo Cercano (NIR) y el SWIR (Cheng et al 2006; Verbesselt et al 2006). Sin embargo, dado que algunos sensores no disponen de bandas en la región del SWIR, otros estudios se han centrado en calcular el contenido de humedad mediante índices espectrales que no requieren información en esta región espectral como el NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). Este índice, uno de los más empleados en teledetección, relaciona la información adquirida en las regiones del Rojo (R) y NIR con el estado y características de las cubiertas vegetales. Chuvieco et al (2004) utilizaron el NDVI combinado con otras variables como la Temperatura Superficial (TS) y una función del día del año para estimar el contenido en agua de pastos y arbustos mediterráneos mediante imágenes multitemporales NOAA-AVHRR (National Oceanic Atmospheric Administration-Advanced Very High Resolution Radiometer). También Yebra et al (2005) analizaron múltiples índices espectrales basados en las regiones espectrales NIR y R para relacionar el contenido de humedad de varias especies vegetales mediterráneas con imágenes obtenidas por el sensor MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) obteniendo correlaciones muy altas con el NDVI en el caso de los pastizales y menores para matorral y arbolado. Los autores concluyen de manera similar a otros trabajos que, a pesar de las altas correlaciones encontradas, el NDVI no mide directamente al contenido en agua de la planta sino más bien la cantidad de biomasa verde, determinada por el área foliar y el contenido en clorofila. La relación entre biomasa verde y humedad es especialmente evidente en plantas como las herbáceas, con una escasa capacidad de acumulación o extracción de agua y cuyo desarrollo y senescencia están fuertemente condicionados por la disponibilidad de recursos hídricos. En los trabajos mencionados, la relación entre datos espectrales y contenido en

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", GeoFocus (Artículos), n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

humedad de la vegetación se establece mediante modelos empíricos. Estos modelos son muy dependientes de los datos utilizados en la calibración y de las condiciones de adquisición, por lo que plantean el problema de su escaso poder de generalización. Otros autores han propuesto el uso de Modelos de Transferencia Radiativa (RTM) que simulan la reflectividad en base a las propiedades ópticas de las hoja y el dosel vegetal: agua, materia seca, clorofila, suelo, geometría de observación e iluminación, etc. (Aldakheel y Danson 1997; Zarco-Tejada et al 2003). La inversión de estos modelos proporciona una estimación física del contenido de agua de la vegetación que, en principio, se puede aplicar a un rango más amplio de ecosistemas. Sin embargo, para obtener una correcta inversión, los RTM deben ser adecuadamente parametrizados con datos de campo y considerar información auxiliar lo que, igualmente, podría comprometer su potencial de generalización (Yebara et al 2008).

La mayor parte de los trabajos citados se han llevado a cabo utilizando datos procedentes de sensores multispectrales, sin embargo, la teledetección hiperespectral también se ha usado con éxito para la estimación de variables biofísicas de la vegetación y, más concretamente, para estimar el contenido de agua. Casas et al (2014) utilizan datos aeroportados hiperespectrales adquiridos por el sensor AVIRIS (Advanced Visible Infrared Imaging Spectrometer) para estimar diversos parámetros relacionados con el contenido en humedad de la vegetación comparando métodos empíricos basados en el uso de índices espectrales con otros físicos basados en la inversión de RTM. Sus resultados demuestran que los índices calculados a partir de datos hiperespectrales mejoran las estimaciones de algunas variables relacionadas con el contenido de agua, como el Fuel Moisture Content (FMC) frente a índices calculados a partir de bandas anchas como las correspondientes a sensores multispectrales. Por su parte Zarco-Tejada et al (1999) proponen varios índices espectrales combinando bandas estrechas para estimar distintas variables en especies forestales. En la misma línea, Navarro-Cerrillo (2013) compara la eficacia de ciertos sensores hiperespectrales y multispectrales para estimar índice de área foliar (LAI) y contenido en clorofila. Gao y Goetz (1995) estiman la humedad de la vegetación e información relacionada con componentes bioquímicos del dosel mediante datos del sensor hiperespectral aeroportado AVIRIS. La ventaja de estos sensores hiperespectrales radica en la posibilidad de contar con información en un mayor número de bandas espectrales, más estrechas que las disponibles en los sensores multispectrales, lo que facilita la estimación de diversos parámetros, ya que se ha demostrado que algunas variables como el LAI o la clorofila muestran una respuesta espectral más nítida en regiones espectrales muy específicas (Navarro-Cerrillo 2013). La mayor parte de los sensores hiperespectrales son aeroportados, de modo que habitualmente ofrecen una alta resolución espacial, en ocasiones incluso submétrica.

En el presente estudio se han relacionado variables indicadoras del contenido de humedad de la vegetación estimadas a partir de muestreos de campo con los datos hiperespectrales adquiridos coetáneamente por el sensor aeroportado CASI. La campaña de campo tuvo lugar en el año 2011 sobre una zona de dehesa localizada en la provincia de Cáceres. El objetivo es analizar las relaciones empíricas entre los dos conjuntos de datos utilizando técnicas estadísticas sencillas con el propósito de analizar el potencial de estas imágenes hiperespectrales, pero sin información en la región del SWIR, para estimar el contenido de humedad de la cubierta herbácea a partir de la variabilidad espacial de las variables Canopy Water Content (CWC), FMC y Equivalent Water Thickness (EWT). Por otra parte, se han comparado dos protocolos distintos de recogida de

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, nº 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

muestras en campo con el propósito de identificar el más apropiado para la estimación de variables biofísicas relacionadas con el contenido de humedad a partir de datos espectrales.

2. Materiales, datos y métodos

2.1. Área de estudio

El área de estudio se sitúa en un ecosistema de dehesa perteneciente a la localidad de Las Majadas del Tiétar, al noroeste de la provincia de Cáceres (figura 1). Se trata de un área de experimentación en la que se ubica una torre de medición de flujos de agua y carbono incluida en las redes CARBORED (<http://www.ceam.es/carboredes>) y FLUXNET (<http://fluxnet.ornl.gov>). Es el área de estudio principal de los proyectos BIOSPEC (<http://www.lineas.cchs.csic.es/biospec/>) y FLUXPEC (<http://www.lineas.cchs.csic.es/fluxpec/>) en los que se inscribe el presente trabajo.

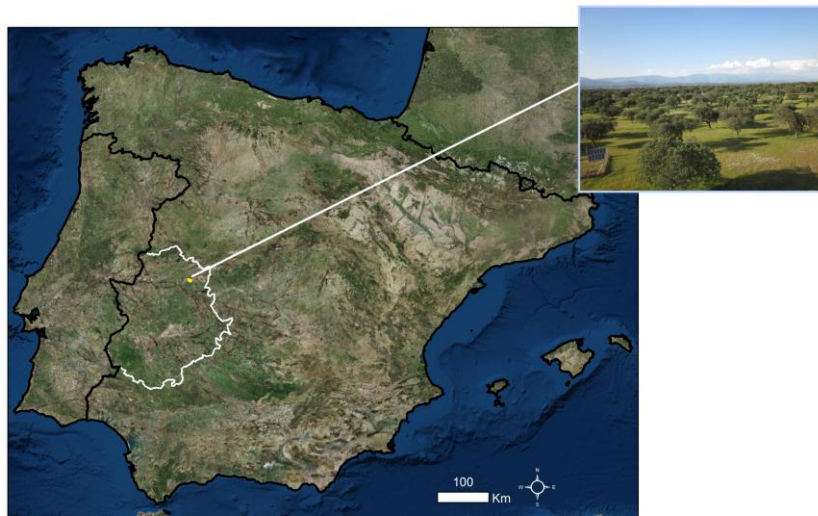


Figura 1. Localización de la zona de estudio. Las Majadas del Tiétar (Cáceres, Extremadura). Mosaico PNOA de la península Ibérica (hoja 0624) y detalle de la dehesa.
Fuente imagen: Instituto Geográfico Nacional (www.ign.es)

El clima en la zona de estudio es típicamente Mediterráneo, con lluvias que se concentran en la época invernal y que escasean en verano. La temperatura media anual es de 16.7° C, con una media de precipitaciones de 572 mm, llegando a alcanzarse en los meses de verano temperaturas máximas de hasta 40°C y precipitaciones medias de tan sólo 67mm. El relieve es en general llano, con una altitud media de 256 m. Los suelos en la región son lixisoles, con un espesor medio de 80 centímetros. La vegetación se compone, de manera general, de un estrato herbáceo integrado por una gran variedad de especies entre las que se encuentran *Rumex acetosella L.*, *Plantago carinata*

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, nº 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

Schrad, *Trifolium subterraneum* (L.), *Cynodon dactylon* (L.) Pers., *Taraxacum dens-leonis* Desf. y *Vulpianmyuros* (L.) C. C. Gmel; y un estrato arbóreo, compuesto fundamentalmente por encinas (*Quercus ilex* subsp. *ballota* (L.), además de algunos alcornoques (*Quercus suber*) y quejigos (*Quercus faginea*). La altura y diámetro medios del dosel arbóreo es de 9 y 6 metros respectivamente y la cobertura arbórea es de aproximadamente un 20 %.

2.2. Adquisición y procesado de datos

2.2.1. Variables biofísicas

Las variables biofísicas relacionadas con el contenido en agua de la vegetación se obtuvieron mediante muestreo destructivo de la vegetación herbácea en 12 parcelas de 25 x 25 m distribuidas aleatoriamente en un área de unos 500 x 800 m según se muestra en la figura 2. Dado que el muestreo de este tipo de vegetación es muy laborioso, fue imposible recoger todas las muestras de forma simultánea al vuelo (± 2 horas respecto a la hora de paso del avión) por lo que la mitad de las parcelas se muestrearon el día anterior a la adquisición de la imagen, teniendo en cuenta que las condiciones meteorológicas fueron muy similares en los dos días de muestreo.

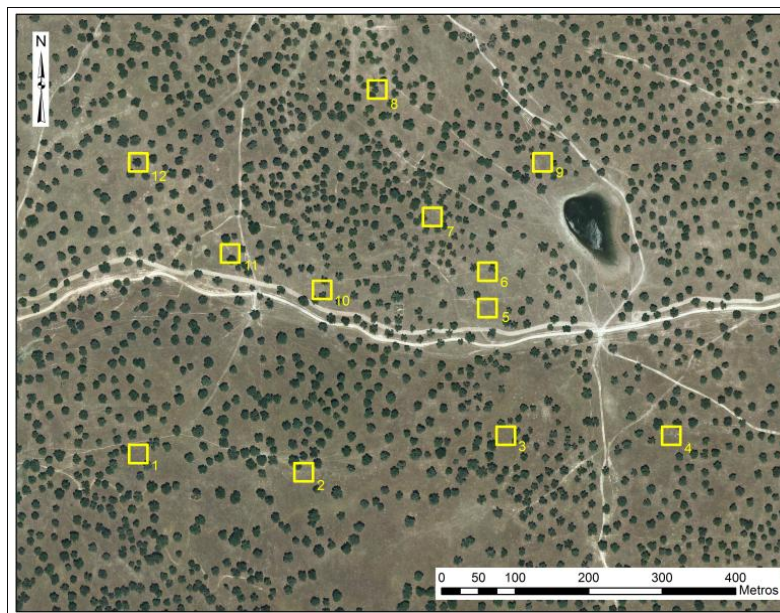


Figura 2. Mapa de distribución de los plots de 25 x 25m muestreados en la zona de estudio. sobre ortofoto PNOA 2010.

Fuente CNIG: <http://www.ign.es/ign/layoutIn/actividadesFotoTelePNOA.do>

En cada parcela se muestrearon tres cuadrantes de 25 x 25 cm, que se localizaron de forma aleatoria. Cuando una parcela incluía uno o varios árboles, uno o dos de los cuadrantes se colocaba

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

bajo la influencia de la copa, con el fin de obtener un muestreo representativo, ya que el efecto del sombreado y el aporte de biomasa del dosel arbóreo influyen en el estado y características de la cubierta herbácea. El muestreo se planteó siguiendo dos protocolos diferentes a fin de comparar su eficacia en la estimación del contenido de humedad de la vegetación a partir de teledetección. El primero de ellos consistía en muestrear, cortando a ras de suelo, todas las plantas enraizadas (verdes y/o secas) contenidas en el interior del cuadrante de 25 x 25 cm (en adelante "muestra cuadrante"). El segundo consistía en recoger, en el exterior del cuadrante, una muestra más pequeña que debía incluir al menos un individuo de cada una de las especies encontradas en el interior del cuadrante y tenía que ser suficientemente representativa de la proporción de las diferentes especies observadas en el interior del mismo (en adelante "muestra exterior"). El criterio de representatividad era, por tanto, determinado por cada operador.

Las muestras se almacenaron en bolsas herméticas y se pesaron en campo con una báscula de 0.01 g de precisión para ser posteriormente transportadas en neveras portátiles al laboratorio. Una vez allí se realizaron los procesos necesarios para obtener las variables FMC, EWT y CWC (tabla 1). Para ello, en primer lugar se calculó el área foliar de los dos tipos de muestra (cuadrante y exterior) escaneando las hojas y tallos de las plantas recogidas en campo. Debido a la laboriosidad de la tarea y el tiempo requerido, en la muestra cuadrante se separó, ya en laboratorio, una submuestra para ser escaneada, extrapolarando después el área calculada al de toda la muestra mediante relación de pesos secos entre muestra total y submuestra. Por el contrario, en el caso de la muestra exterior se escaneó todo el material muestreado. Las imágenes obtenidas con los escaneos permitieron calcular el área foliar mediante el algoritmo ISOCLUS, disponible en la aplicación PCI GEOMÁTICA (<http://www.pcigeomatics.com/>). Tras este proceso, todas las muestras se secaron en una estufa a una temperatura de 60°C durante 48 horas (Desbois et al 1997), para volver a pesarse después en la misma balanza utilizada en campo y conocer su peso seco.

Tabla 1. Ecuaciones utilizadas para la estimación de las variables biofísicas relacionadas con el contenido en humedad de la vegetación a partir de datos obtenidos en los muestreos de campo.

Ecuación	Parámetros
$\frac{FMC_{cuad}}{ext(\%)} = \frac{Wf - Wd}{Wd} * 100$	<p>FMC_{cuad} es calculado a partir de la muestra cuadrante</p> <p>FMC_{ext} es calculado a partir de la muestra exterior</p> <p>Wf= peso fresco (gramos) de la muestra medida en campo</p> <p>Wd= peso seco (gramos) de la muestra después de ser secada a 60°C durante 48h.</p>

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

$EWT_{ext} \left(\frac{g}{cm^2} \right) = \frac{W_f - W_d}{AreaLeaf}$	<p>AreaLeaf= área de las hojas de la muestra exterior (cm²), obtenida mediante escaneado.</p>
$LAI_{cuad} \left(\frac{cm^2}{cm^2} = \frac{W_{d1} * AreaLeaf}{W_{d2} * AreaPlot} \right)$	<p>Wd1= peso seco de la muestra cuadrante Wd2= peso seco de la submuestra cuadrante AreaLeaf= área de la submuestra cuadrante AreaPlot= área del cuadrante (25x25cm)</p>
$CWC_{comb} \left(\frac{g}{cm^2} = EWT * LAI \right)$	<p>CWCcomb es calculado mediante el uso combinado de datos procedentes de la muestra exterior (EWT) y de la muestra cuadrante (LAI) EWT= EWT calculado a partir de muestra exterior LAI= índice área foliar calculado con la fórmula anterior a partir de la muestra cuadrante</p>
$CWC_{cuad} \left(\frac{g}{cm^2} = \frac{W_f - W_d}{AreaPlot} \right)$	<p>CWCcuad es calculado mediante datos obtenidos de la muestra cuadrante. AreaPlot =área del cuadrante (25x25cm)</p>

La variable EWT sólo se pudo calcular con la muestra exterior pues requiere conocer el área de toda la muestra que se ha pesado en fresco. En el caso de la muestra cuadrante esto suponía escanear por completo la vegetación recogida lo que resultó inviable desde un punto de vista operativo dado el número de muestras recogidas y las características de la vegetación herbácea en el área de estudio.

2.2.2. Procesado de la imagen y cálculo de índices

La información espectral se extrajo de una imagen obtenida sobre la zona de estudio el día 5 de mayo de 2011 con el sensor aeroportado CASI en un vuelo realizado por el Instituto Nacional de Técnica Aeroespacial (INTA). La imagen fue adquirida en modo espacial a máxima resolución

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

espectral (288 bandas de 3.1 nm de anchura, abarcando un rango espectral de 360 a 1050 nm aproximadamente) y con un tamaño de pixel de 0.90 x 1.58 m. La fecha del vuelo se eligió teniendo en cuenta el estado fenológico del pasto (momento de máximo verdor) y las condiciones meteorológicas (cielo sin nubes) a fin de maximizar la calidad de los datos.

La información adquirida por CASI es distribuida por el INTA en distintos niveles de procesado que implican diversas correcciones radiométricas y geométricas. El producto utilizado en este estudio ha sido el nivel L2b, que contiene imágenes con datos de reflectividad y un archivo *Input Geometry Data (*.glu)* con puntos de control que permiten aplicar una corrección geométrica a los datos originales. En este caso, se decidió no realizar la corrección geométrica sino que se trabajó con la geometría original en coordenadas Fila-Columna. Para poder relacionar espacialmente la información obtenida en campo y georreferenciada mediante GPS en la proyección UTM ETRS89 (European Terrestrial Reference System 1989) y los datos de imágenes CASI en su proyección original se ha utilizado una rutina de código IDL (Interface Definition Language) diseñada por el INTA que transforma las coordenadas geográficas a coordenadas Fila-Columna de la imagen. La ventaja de este sistema frente al más tradicional de trabajar con imágenes georreferenciadas es que los píxeles mantienen su posición y tamaño originales, no están remuestreados y, por tanto, los datos espectrales son los captados originalmente por el sensor, sin influencia de los vecinos como consecuencia del remuestreo espacial asociado al proceso de georreferenciación. Esto es especialmente importante cuando se trabaja en ecosistemas complejos como es el caso de la dehesa, con el fin de evitar píxeles que presenten mezcla de diversas cubiertas.

En este tipo de imágenes es habitual que algunas bandas presenten valores anómalos debido a problemas del sensor o de la propia adquisición. En nuestro caso, un análisis exploratorio de la información extraída de la imagen reveló que las bandas situadas en los extremos del rango espectral del sensor, especialmente en la región del azul (360 a 500 nm) y también en el IRC, entre 975 y 1050 nm, mostraban bastante ruido, distorsionando considerablemente la información espectral de la imagen, por lo que se decidió prescindir de ellas en el estudio. Finalmente el rango espectral analizado en este trabajo es el comprendido entre los 500 y los 975 nm, distribuido en 199 bandas.

Para poder comparar los datos de campo con los espectrales se localizaron sobre la imagen CASI los vértices de las 12 parcelas de muestreo y en cada parcela se seleccionaron visualmente los píxeles de pasto evitando las copas de las encinas y sus sombras. A continuación se extrajeron, para cada parcela, los valores de reflectividad de esos píxeles para las 199 bandas de la imagen. El número de píxeles CASI por parcela varía en función de la presencia o no de encinas y sombras, oscilando entre 52 y 156.

A) Índices espectrales extraídos de la literatura

A partir de los valores de reflectividad de las bandas originales se calcularon una serie de índices espectrales utilizados en la literatura para estimar, directa o indirectamente, el contenido de agua de la vegetación. Así, se incluyó un primer grupo de índices comúnmente usados para estimar clorofila, otro de índices que estiman la humedad, basados en bandas de absorción de agua del NIR

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, nº 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

y un tercer grupo que estiman, de manera más general, el vigor de la vegetación. Los índices seleccionados se muestran en la tabla 2. Para algunos de estos índices sus autores proponen longitudes de onda concretas localizadas en bandas de absorción de compuestos específicos, mientras otros se refieren a una región amplia del espectro, pues fueron diseñados para ser utilizados a partir de datos de sensores multiespectrales. Para calcular los primeros se han utilizado las bandas CASI cuyas longitudes de ondas eran las más cercanas a las especificadas en la literatura, en cambio para los segundos se ha optado por utilizar las bandas más cercanas a la longitud de onda central de cada región del espectro para el sensor LANDSAT 8 con el objetivo de normalizar, y por tanto comparar de una manera más sencilla, los resultados de estos índices con referencia a un sensor de gran aplicación en estudios de la cubierta vegetal a escala local-regional.

Tabla2.Relación de índices espectrales extraídos de la literatura utilizados en este estudio

Grupo	Índice	Expresión	Bandas CASI utilizadas	Referencia
Clorofila	MCARI	$MCARI = (R700 - R670) - 0.2 * (R700 - R550) * \left(\frac{R700}{R670}\right)$	B141=702.1nm B128= 671 nm	Daughtry et al 2000
	MCARI ₁	$MCARI1 = 1.2 * [2.5 * (R800 - R670) - 1.3 * (R800 - R550)]$	B182= 800.4nm B128= 671nm B78=551.1 nm	Haboudane et al 2004
	MCARI ₂	$MCARI2 = \frac{1.5 * [2.5 * (R800 - R670) - 1.3 * (R800 - R550)]}{\sqrt{([2 * R800 + 1])^2 - (6 * R800 - 5 * \sqrt{R670})}} - 0.5$	B182=800.4 nm B128= 671nm B78= 551.1 nm	Haboudane et al 2004
	TVI	$TVI = 0.5 * [120 * (NIR - GREEN) - 200 * (RED - GREEN)]$	B209 =865.1nm B83= 563.1nm B122=656.6 nm	Broge y Leblanc 2001
	MTVI ₁	$MTVI1 = 1.2 * [1.2 * (R800 - R550) - 2.5 * (R670 - R550)]$	B182=800.4 nm B78=551.1 nm	Haboudane et al 2004

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, nº 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

			B128= 671nm	
	MTVI2	$MTVI2 == \frac{1.5 * [1.2 * (R800 - R550) - 2.5 * (R670 - R550)]}{\sqrt{([2 * R800 + 1])^2 - (6 * R800 - 5 * \sqrt{R670}) - 0.5}}$	B182=800.4 nm B78=551.1 nm B128= 671nm	Haboudane et al 2004
Absorción agua	WI	$WI = \frac{R900}{R970}$	B224=901 nm B253=970.5nm	Peñuelas et al 1997
	PWI	$PWI = \frac{R970}{R900}$	B253=970.5nm B224=901 nm	Peñuelas et al 1997
	WBI	$WBI = \frac{R970}{R902}$	B253=970.5nm B225=903.4nm	Peñuelas et al 1994
	WBI3	$WBI3 = \frac{R950}{R900}$	B245=951.3nm B224=901nm	Peñuelas et al 1993
	WBI4	$WBI4 = \frac{R895}{R972}$	B222=896nm B254=973nm	Serrano et al 2000
	WI/NDVI	Ratio WI/NDVI	B209=865.1nm B122=656.6nm	Peñuelas et al 1997
	DSWI4	$DSWI4 = \frac{R550}{R680}$	B78=551nm B132=681nm	Apan et al 2003
Vigor vegetación	NDVI	$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$	B209=865.1nm B122=656.6nm	Rouse et al 1974
	EVI	$EVI = 2.5 * \left(\frac{NIR - RED}{NIR + 6 * RED - 7.5 * BLUE} + 1 \right)$	B209=865.1nm B122=	Huete et al 2002

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, nº 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

Vigor vegetación			656.6nm B49= 481.5 nm	
	SAVI	$SAVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED + L} * (1 + L)$ Siendo: L=0.5	B209 =865.1nm B122= 656.6nm	Huete 1988
	SARVI	$SARVI = \frac{(1 + L) * (R800 - Rrb)}{R800 + Rrb + L}$ Siendo: $Rrb = RED - \gamma * (BLUE - RED)$ $\gamma = 1, L = 0.5$	B122=656.6 nm B49= 481.5 nm	Haboudane et al 2004
	GEMI	$GEMI = [\eta * (1 - 0.25 * \eta)] - \frac{RED - 0.125}{1 - RED}$ Siendo: $\eta = \frac{2 * (NIR^2 - RED^2) + 1.5 * NIR + 0.5 * RED}{NIR + RED + 0.5}$	B209 =865.1nm B122= 656.6nm	Pinty y Verstraete 1992
	SR NIR/RED	Ratio NIR/RED	B209 =865.1nm B122= 656.6nm	Jordan 1969
	MSR	$MSR = \frac{\frac{NIR}{RED} - 1}{\left(\frac{NIR}{RED}\right)^{0.5} - 1}$	B209 =865.1nm B122= 656.6nm	Chen et al 1996

B) Índices de diferencia normalizada (NDI)

Con el propósito de explorar el potencial de la elevada resolución espectral de las imágenes CASI se han calculado NDIs a partir de todas las posibles combinaciones de dos bandas del sensor entre 500 y 975 nm. La fórmula utilizada para el cálculo del índice ha sido la siguiente:

$$NDI = \frac{B1 - B2}{B1 + B2}$$

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

Siendo B1 y B2 siempre dos bandas diferentes entre los rangos espectrales antes indicados.

2.3. Técnicas de análisis

2.3.1. Análisis exploratorio de las variables biofísicas

Se ha realizado un primer análisis de carácter exploratorio de las variables biofísicas para analizar cómo se comporta cada variable en función del tipo de muestreo realizado y determinar la variabilidad espacial presente en la zona. Con los datos obtenidos en los cuadrantes de muestreo se ha llevado a cabo, en primer lugar, una exploración gráfica y estadística en cuanto a la normalidad de las variables (histogramas de frecuencias, gráficos Q-Q, diagramas de cajas y tests de Shapiro-Wilk). A continuación, mediante diagramas de cajas, un análisis para mostrar los valores de la mediana y la desviación típica de las variables en cada parcela; y finalmente, un análisis mediante dispersogramas y test de comparación de medias que contrasta los valores de las variables FMC y CWC en función del tipo de muestreo realizado.

2.3.2. Modelización estadística de variables biofísicas a partir de índices espectrales

Se ha estudiado la correlación entre los índices espectrales (extraídos de la literatura y NDIs) y las variables biofísicas medidas en terreno aplicando un test de correlación de Pearson. De cada conjunto de índices (literatura y NDI) se seleccionaron aquellos que alcanzaron mayores coeficientes de correlación para, a continuación, llevar a cabo modelos de regresión lineal con el objetivo de estimar las variables biofísicas a partir de los índices de la literatura y NDIs seleccionados previamente. Los modelos de regresión se han calibrado utilizando todos los datos disponibles y se han entrenado mediante la técnica de bootstrapping (Efron 1979). El bootstrapping ha consistido en 1000 repeticiones a un nivel de confianza del 95%. A continuación el modelo calibrado se ha aplicado a todo el conjunto de datos (Riechertet al 2012). Como resultado se han obtenido para cada variable estimada los coeficientes de regresión β , valor de R^2 y Errores Cuadráticos Medios absolutos (RMSE) y relativos (RRMSE).

2.3.3. Cartografía de variables biofísicas con imágenes CASI

Una vez obtenidos los modelos de regresión, se ha calculado con ellos el valor de cada variable biofísica en todos los píxeles que conforman la imagen CASI para la zona de estudio. Para ello la imagen CASI L2b se ha corregido geoméricamente con el propósito de darle validez cartográfica al producto final mediante el software ENVI 4.8 (<http://www.exelisvis.com/>) utilizando el fichero .glu con los datos de georreferenciación facilitado por el INTA. A continuación se ha realizado una clasificación supervisada de la imagen con el propósito de enmascarar los píxeles que no corresponden a la cubierta pasto: encinas, sombras, suelos y agua. Finalmente se han aplicado para cada pixel de pasto identificado en la imagen los mejores modelos de regresión obtenidos para las variables analizadas obteniéndose un mapa para cada una de ellas.

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", GeoFocus (Artículos), n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

3. Resultados

3.1. Análisis exploratorio de las variables biofísicas

Los análisis exploratorios de las variables en cuanto a su normalidad indican que todas, excepto CWCcomb y EWText, siguen una distribución normal.

En la figura 3 se muestran, mediante diagramas de cajas, los valores obtenidos para cada una de las variables biofísicas analizadas (FMC, CWC y EWT) y tipos de muestreo (cuadrante y exterior/combinado) en las doce parcelas muestreadas.

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

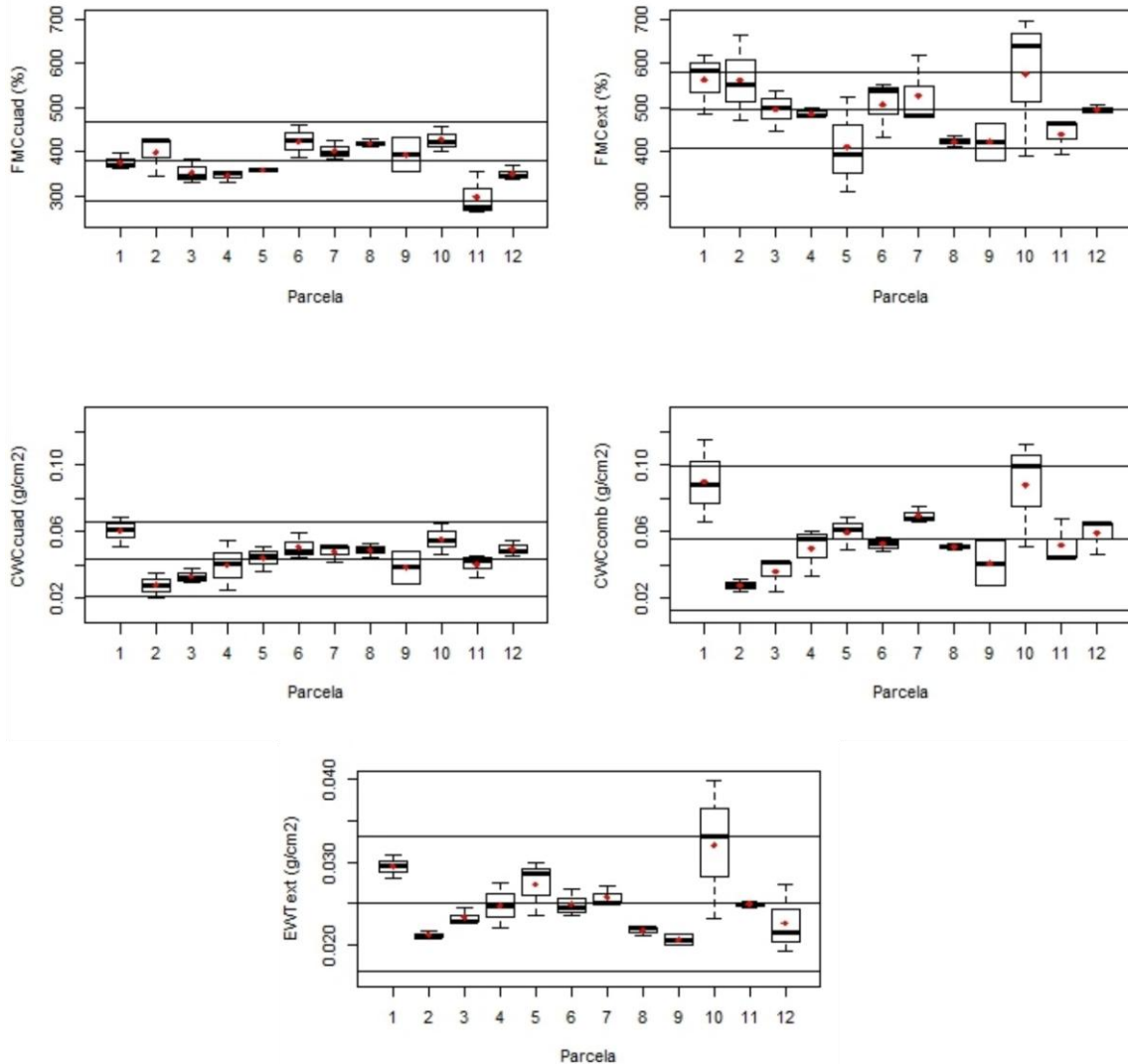


Figura 3. Diagramas de cajas para los datos muestreados en terreno. El punto rojo en cada caja indica el valor medio de cada parcela. Las líneas horizontales de los gráficos se refieren a los valores de la media de la variable biofísica estudiada para todo el conjunto de parcelas (\bar{x}) y sus intervalos de confianza al 95 %. $FMC_{cuad}\bar{x}=379.214$; $FMC_{ext}\bar{x}=494.561$; $EWT_{text}\bar{x}=0.0250$; $CWC_{cuad}\bar{x}=0.044$; $CWC_{comb}\bar{x}=0.056$.

Como puede observarse, para todas las variables e independientemente del tipo de muestreo realizado, la media de cada parcela queda incluida en el intervalo de confianza (al 95%) de la media de la variable para todas las parcelas muestreadas, por lo que se puede afirmar que todas las parcelas muestreadas son representativas del área de estudio.

En el caso de la variable FMC, el diagrama muestra que la mitad de las parcelas muestreadas tienen valores superiores a la media del conjunto, tanto en el caso de los valores calculados con la muestra cuadrante como con la muestra exterior, aunque estos no son siempre coincidentes entre los dos tipos de muestreo. La media del conjunto poblacional es superior en el caso de las muestras que se han tomado en el exterior del cuadrante. Lo mismo ocurre en el caso de la variable CWC. En este caso, sin embargo, hay más parcelas con medias superiores a la media poblacional en la muestra cuadrante que en la muestra exterior. En el diagrama de la variable EWT observamos, en general, una menor dispersión en los datos de cada parcela, salvo en el caso de la parcela 10 que también presentaba una elevada dispersión para el FMC calculado con la muestra exterior.

Para concluir el análisis descriptivo de las variables biofísicas, se analizan con más detalle los valores de las variables FMC y CWC obtenidos en función del tipo de muestreo realizado (figura 4). El test no paramétrico de diferencia de medias aplicado a ambas variables (FMC y CWC), indica que la muestra exterior y muestra cuadrante son significativamente distintas (Test de Wilcoxon p-valor < 0.05). Como puede observarse, las diferencias entre ambos métodos de muestreo son mayores en el caso del FMC que en el CWC. En el FMC las máximas diferencias las encontramos en las parcelas 1 y 2, llegando a valores de 186 y 163% respectivamente. En el caso del CWC las mayores diferencias se registran en las parcelas 1 y 10, situándose éstas en 0.029 y 0.032 g/cm² respectivamente. Los resultados indican que cuando el muestreo se realiza en el exterior del cuadrante los valores de estas variables, y por tanto de la humedad de la vegetación obtenida, son mayores que los recogidos en la muestra interior.

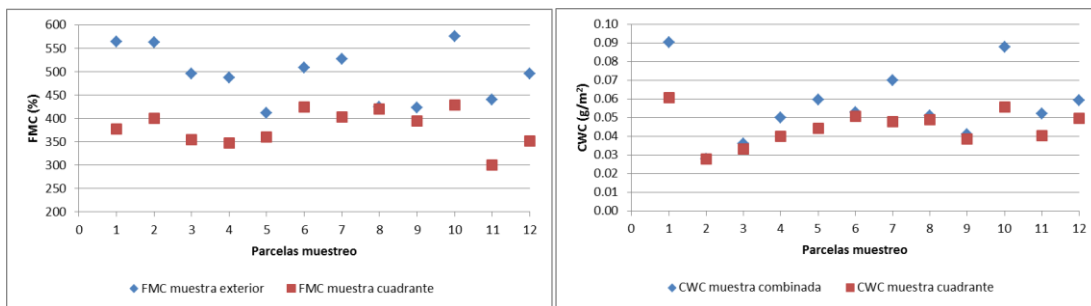


Figura 4: Valores de FMC (izquierda) y CWC (derecha) obtenidos a partir de los dos tipos de muestreo realizados: interior (símbolos rojos) y exterior (símbolos azules) al cuadrante.

3.2. Modelización estadística de variables biofísicas a partir de índices espectrales

En la tabla 3 se muestran los resultados de las correlaciones de Pearson obtenidas entre los índices espectrales propuestos en la literatura y las variables biofísicas que se pretenden estimar. Según se observa, se han obtenido mayores correlaciones con los índices que estiman el vigor de la vegetación y la clorofila que con los propuestos para estimar la humedad de las plantas. Además,

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperspectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

los resultados evidencian que las muestras recogidas en el interior de los cuadrantes presentan mayores correlaciones con los datos espectrales que las tomadas en el exterior.

Tabla 3: Valores de correlación r de Pearson entre los índices espectrales extraídos de la literatura y las variables biofísicas a estimar. En negrita el índice/s con la correlación más alta para cada variable

Grupo	Índice	FMCcuad	FMCext	EWTtext	CWCcuad	CWCcomb
Clorofila	MCARI	0.62.	0.42	0.17	0.47 ´ ´	0.32
	MCARI 1	0.70*	0.42	0.16	0.46´ ´	0.30
	MCARI 2	0.70*	0.42	0.17	0.45	0.30
	TVI	0.68*	0.42	0.15	0.45	0.29
	MTVI 1	0.73 *	0.41	0.09	0.42	0.23
	MTVI 2	0.68*	0.44	0.16	0.29	0.29
Absorción Agua	WI	0.45	0.48 ´ ´	0.32	0.29	0.23
	PWI	-0.47	-0.48 ´ ´	-0.32	-0.30	-0.23
	WBI	-0.45	-0.36	-0.12	-0.16	-0.03
	WBI 3	-0.55.	0.05	-0.01	-0.13	-0.01
	WBI4	0.54.	0.47	0.17	0.36	0.29
	WI/NDVI	-0.72*	-0.42	-0.07	-0.32	-0.20
	DSWI4	0.61.	0.44	0.11	0.38	0.21
Vigor vegetación	NDVI	0.68*	0.46	0.15	0.36	0.24
	EVI	0.65*	0.36	0.12	0.38	0.23
	SAVI	0.71*	0.42	0.17	0.44	0.29
	SARVI	0.70*	0.41	0.16	0.42	0.28
	GEMI	0.72*	0.40	0.17	0.47 ´ ´	0.31
	SR NIR/RED	0.62.	0.47	0.20	0.39	0.28
	MSR	0.64.	0.47	0.19	0.38	0.27

Códigos significación: 0 ´****´ 0.001 ´***´ 0.01 ´*´ 0.05 ´.´ 0.1 ´´´ 1

Como puede observarse, la variable FMC es, por lo general, la que mayores correlaciones muestra con la mayoría de los índices propuestos, llegando a obtener valores máximos de $r = 0.73$ con el MTVI 1 y próximos a 0.7 con la mayor parte de los índices relacionados con el contenido en clorofila y el vigor de la vegetación. Las variables CWC y EWT, cuyo cálculo está relacionado con el área foliar, presentan valores de correlación inferiores a los obtenidos en la variable FMC. En este caso, los valores más altos de r se obtienen también en las relaciones con índices espectrales diseñados para estimar el contenido en clorofila o el vigor vegetal como MCARI o GEMI, aunque los ajustes son menos significativos, alcanzando valores máximos de $r = 0.47$.

La tabla 4 resume los cinco NDIs que obtuvieron los valores de correlación más altos con cada una de las variables biofísicas analizadas. Las correlaciones más altas y significativas se dieron entre la variable FMC y un NDI formado por bandas en la región del verde (G), tanto en la muestra

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, nº 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

cuadrante como para la muestra interior; si bien entre los índices seleccionados aparecen también bandas del eje rojo (RE), R y NIR. En el caso de EWT y CWC los NDIs que ofrecen mayor correlación combinan bandas del R, RE y NIR.

Tabla 4. Longitudes de onda/regiones espectrales utilizadas y valores r de Pearson de las cinco correlaciones más altas obtenidas entre los Índices de Diferencia Normalizada (NDI) y las variables biofísicas FMC, EWT y CWC.

	Longitud onda/región espectral Banda 1	Longitud onda/región espectral Banda 2	r
FMCcuad	0.5225/G	0.5297/G	0.89*
	0.5249/G	0.5297/G	0.88*
	0.9083/NIR	0.9442/NIR	-0.88*
	0.7263/RE	0.815/NIR	0.87*
	0.7143/RE	0.9298/NIR	0.87*
FMCext	0.5154/G	0.5968/G	0.91*
	0.513/G	0.5968/G	0.86*
	0.6112/R	0.5058/V	-0.83*
	0.5058/G	0.6136/R	0.83*
	0.5058/G	0.616/R	0.82*
EWTtext	0.664/R	0.6831/RE	-0.8*
	0.8963/NIR	0.9203/NIR	-0.79*
	0.8652/NIR	0.8724/NIR	-0.78*
	0.6616/R	0.6831/RE	-0.78*
	0.9011/NIR	0.9203/NIR	-0.78*
CWCcuad	0.8293/NIR	0.8389/NIR	-0.84*
	0.6664/R	0.6807/RE	-0.79*
	0.6664/R	0.6831/RE	-0.79*
	0.6664/R	0.6759/R	-0.78*
	0.8293/NIR	0.8437/NIR	-0.73*
CWCcomb	0.6664/R	0.6831/NIR	-0.83*
	0.8245/NIR	0.8269/NIR	0.83*
	0.6664/R	0.6807/RE	-0.78*
	0.5058/G	0.6232/R	0.76*
	0.6664/R	0.6687/R	-0.73*

Códigos significación: 0 '****' 0.001 '***' 0.01 '**' 0.05 '*' 0.1 '.' 1

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperspectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

Los NDIs e índices de la literatura que mayores correlaciones obtuvieron en este análisis exploratorio fueron seleccionados para el posterior análisis de regresión (tabla 5). Teniendo en cuenta los resultados obtenidos en la comparación de las muestras cuadrante y exterior, donde en todos los análisis de correlación a excepción del FMC-NDIs los coeficientes de correlación fueron más altos para la muestra cuadrante, los análisis de regresión se realizaron sólo con los datos obtenidos de dicha muestra.

Tabla 5: Coeficientes estimados, significatividad y estadísticos R², RMSE y RRMSE obtenidos mediante regresión lineal para la estimación de variables biofísicas FMC, EWT y CWC a partir de índices espectrales extraídos de la literatura y NDIs

Variable estimada	Variabes explicativa	Constante	Coefficiente estimado	R ²	RMSE	RRMSE
FMCcuad	MTVII	224.95	793.87**	0.531	25.332	6.673
	NDI_FMC	92.000	4662.000***	0.778	17.414	4.587
EWTtext	WI	-0.064	0.086	0.102	0.003	12.319
	NDI_EWT	0.027	0.562**	0.641	0.002	7.792
CWCcuad	MCARI	-0.002	1.0177	0.224	0.007	17.508
	NDI_CWC	0.059	2.770***	0.699	0.005	10.903

Códigos significación: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Como puede observarse, las mayores R² se alcanzaron estimando las variables biofísicas mediante los NDIs, siendo R² máxima para el FMC (R² = 0.78), seguida de CWC (0.70) y EWT (0.64). En el caso de los índices extraídos de la literatura de nuevo la variable FMC obtuvo la mayor correlación, aunque con menor R² (0.53). Para EWT y CWC los coeficientes de determinación R² fueron muy bajos y las relaciones no significativas.

3.3. Cartografía de variables biofísicas con imágenes CASI

A partir de las mejores ecuaciones de regresión seleccionadas (tabla 5), se han elaborado mapas de la variable FMC para una ventana de la imagen CASI centrada en la zona de estudio. Se ha elegido esta variable para realizar la cartografía por ser la única que permite la comparación entre los resultados obtenidos con los índices de la literatura y los NDIs, pues para el EWT y CWC no se alcanzaron valores de correlación estadísticamente significativos. Las relaciones entre FMC y ambos índices espectrales se muestran en la figura 5. Como se puede observar, la correlación es mayor entre los datos observados y los estimados a partir del NDI calculado con bandas de la región del verde. Aunque el FMC estimado a partir del MTVII recoge adecuadamente la variabilidad, sus valores absolutos difieren notablemente de los obtenidos a partir de las muestras de terreno.

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperspectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

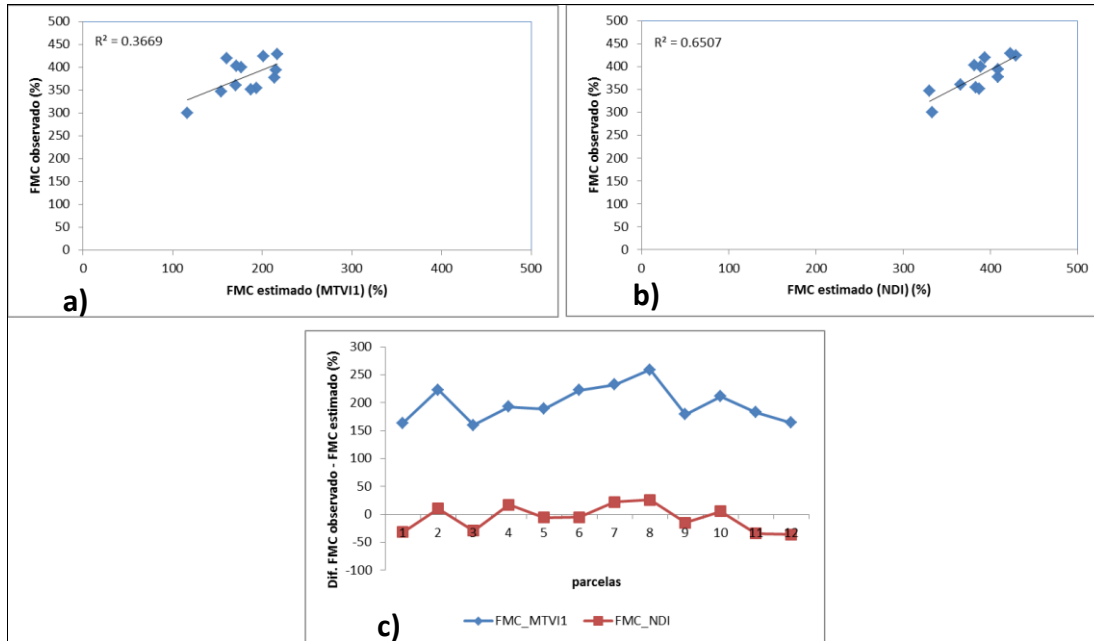


Figura 5. Regresión lineal entre valores de FMC observados y estimados a partir de la imagen CASI: con MTVI1 (a) y con NDI (b); y diferencia entre valores de FMC observados y estimados para cada parcela de muestreo (c).

La figura 6a muestra el mapa de FMC estimado a partir del índice MTVI1 mientras que la figura 6b representa espacialmente los valores de FMC obtenidos a partir del NDI calculado con las bandas espectrales centradas en 0.5225 y 0.5297 nm. Se muestran en gris los píxeles que, por corresponder a un tipo de cubierta diferente al pasto (copa de encinas, sombra de encinas, suelo descubierto o masas de agua) no se han considerado en el análisis. La figura 6c corresponde al Modelo Digital de Elevaciones de la zona de estudio (con efecto de sombreado).

Como puede observarse en la figura 6, los valores de FMC estimados con el MTVI1 son consistentemente menores a los estimados por el NDI para toda la zona de estudio, sin embargo, los patrones espaciales son muy similares. La mayor parte de los píxeles de pasto identificados presentan valores de FMC entre 100 y 300 % para la estimación con el MTVI1 o entre 200 y 400 % para la estimación con el NDI. Las zonas más húmedas se localizan en gran medida en zonas de vaguada donde en primavera y otoño se suele acumular el agua procedente de las precipitaciones, dando lugar a zonas de pasto más denso y frondoso. Esto se observa en el área que bordea la gran mancha gris que corresponde a una laguna natural presente en la zona de estudio y en la zona este y suroeste de los mapas 6a y b, donde la elevación del terreno es ligeramente inferior (Figura 6c).

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperspectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

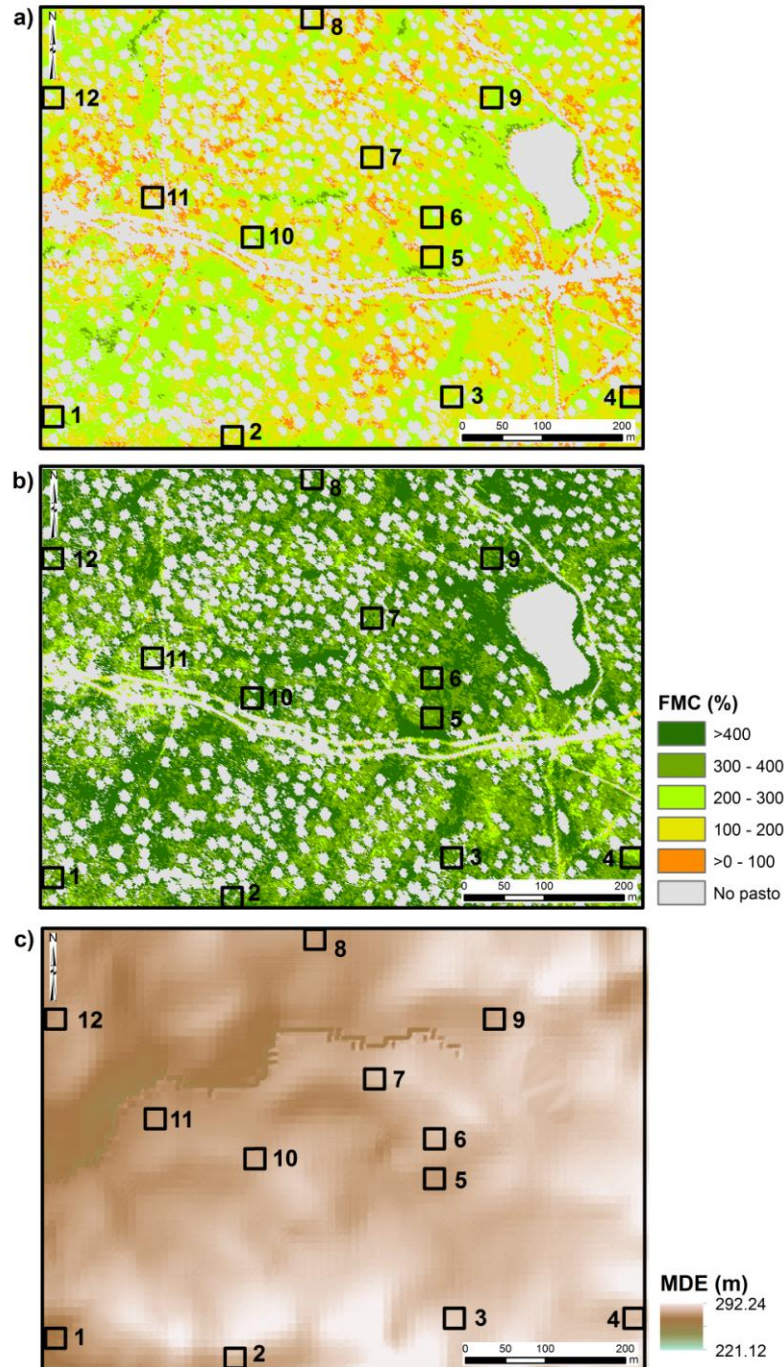


Figura 6: Mapas de FMC (%) de la zona de estudio estimados con datos obtenidos del sensor CASI y calculados a partir del índice MTVI1 (a) y NDI con mayor R2 (b). Los cuadrados representan la localización de las 12 parcelas de muestreo. Modelo digital de Elevaciones (c).

4. Discusión

En el presente trabajo se comparan dos metodologías diferentes para muestrear vegetación herbácea y posteriormente estimar variables biofísicas relacionadas con su contenido de humedad a partir de datos espectrales. También se comparan las relaciones lineales existentes entre estas variables e índices espectrales de dos tipos: los obtenidos de la bibliografía en base a diferentes criterios, con una base más o menos física, y los generados exhaustivamente mediante el uso de todas las combinaciones posibles de bandas espectrales en un NDI.

En el primer caso, se analiza la idoneidad de recoger muestras pequeñas que permitan calcular el área foliar mediante el escaneo de toda la muestra o bien procesar sólo una submuestra de una muestra mayor e inferir el área foliar mediante una relación de pesos. Los resultados indican la existencia de una tendencia por parte de los operadores a seleccionar en campo plantas más grandes, y por tanto más sencillas de recolectar, lo que lleva a una sobreestimación del contenido de humedad. Los resultados indican por tanto, que es desaconsejable esta metodología más subjetiva en la recolección.

El sensor CASI sólo cubre las regiones del Visible y NIR, no aportando información en el SWIR donde el agua ejerce una absorción más fuerte. Si bien se han incluido en el estudio algunos índices diseñados para determinar el contenido de humedad de la vegetación que se basan en el uso de bandas afectadas por la absorción del agua a 970 nm, las correlaciones más altas han involucrado principalmente bandas relacionadas con la absorción de pigmentos y con la reflexión del mesófilo esponjoso de las hojas. Algunos de los índices empleados que han obtenido mayores correlaciones han sido específicamente diseñados para la estimación de variables como la clorofila, un pigmento clave para determinar el estado fisiológico de la vegetación (Balckburn 2007). Se observa que índices propuestos para la estimación de clorofila y LAI como MTVII y MCARI muestran una alta variabilidad espacial inter-parcelaria, y son los que en nuestro estudio mejor se ajustan a un modelo de regresión que estima las variables biofísicas de la vegetación. Estos resultados coinciden con los de otros autores (Yebra et al 2008; Mendiguren et al 2015) en los que también se demostraron altas correlaciones entre el FMC del pasto e índices relacionados con el vigor de la planta como SAVI o NDVI. Estos índices expresan realmente la relación indirecta entre el estado general y vigor de la planta y su contenido en humedad. El FMC ha sido la variable que ha obtenido mayores correlaciones con los índices espectrales, al igual que en los trabajos de Sow et al (2013) y Casas et al (2014). Esto indicaría que ésta podría ser la variable que mejor expresa los cambios fisiológicos que se producen en la vegetación (contenido en clorofila, en la estructura de las hojas y el LAI verde) cuando varía su contenido hídrico. Los autores citados anteriormente encontraron correlaciones más altas al emplear datos a lo largo del ciclo fenológico de la vegetación. En nuestro caso, al disponer de una única imagen, las correlaciones están determinadas exclusivamente por la variabilidad espacial que, en nuestra zona de estudio es limitada debido a la extensión y características de la misma. En el caso del FMC, donde los valores de R^2 alcanzados son los más altos, se seleccionó finalmente un NDI que combinaba dos bandas en la región del verde correspondientes a la zona de transición entre las regiones del azul y verde y entre el verde y el rojo. En estas zonas se producen cambios de pendiente en la reflectividad correspondientes a la transición

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", GeoFocus (Artículos), n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

entre los picos de absorción de las clorofilas a y b en torno a 450 y 650 nm, encontrándose el pico de reflectividad característico de la vegetación en torno a los 550 nm. Así pues, este índice podría estar directamente relacionado con el contenido en biomasa verde de la cubierta herbácea.

La metodología empleada es puramente empírica y está limitada a un conjunto de datos reducido en espacio, tiempo y tamaño, aunque aún suficiente para llevar a cabo los análisis propuestos (Harrel 2001); si bien se han empleado técnicas no paramétricas para asegurar la robustez de los modelos establecidos. No obstante, el uso de combinaciones exhaustivas de bandas espectrales ha demostrado ser una herramienta útil para la estimación de variables biofísicas relacionadas con el contenido de humedad en ausencia de bandas espectrales en el SWIR. Los sensores que proveen este tipo de información son infrecuentes y costosos, por lo que tal y como los resultados de este trabajo sugieren, esta técnica podría ser aplicada para estudiar el contenido de humedad de la vegetación con sensores VNIR, por ejemplo a bordo de plataformas aéreas no tripuladas, optimizando los resultados para cada caso concreto, incluso sin necesidad de contar con series temporales que maximicen la varianza de las variables ópticas y biofísicas. Así pues, esta técnica podría aplicarse exitosamente en estudios donde el interés en el contenido de humedad vegetal es máximo, como sería el caso de aplicaciones agrícolas, o el estudio de combustibles forestales de cara a la estimación del riesgo de incendio. Los resultados destacan la importancia de contar con bandas en las zonas de transición entre picos de absorción y reflexión como ocurre en la región azul-verde, verde-rojo y también en la más comúnmente analizada región del eje rojo, en la que los valores de reflectividad varían notablemente entre bandas con longitudes de onda muy cercanas

No obstante, la interpretación del significado de estos índices debe realizarse con precaución. Las variables radiométricas proporcionadas por los sensores ópticos llevan asociadas incertidumbres cuyas fuentes pueden actuar de manera diferente en las diferentes regiones del espectro. Mientras que en algunas bandas las incertidumbres pueden ser mayormente debidas a una baja relación señal ruido, otras pueden combinar diferentes fenómenos como el relacionado con la no-linealidad, stray-light, efectos térmicos o el pre-procesamiento de los datos brutos (Aiazzi et al. 2006). En este caso, debe considerarse que la selección automática de los NDIs con mayor correlación puede provocar una preferencia por índices construidos con bandas afectadas por fenómenos que de una manera u otra, covarían con la variable de interés. Llevando a correlaciones casuales con las variables de estudio (Pacheco-Labrador y Martín 2014). Es por tanto necesario tener caracterizaciones lo más completas posible de los sensores empleados, contar con datos de validación independientes y considerar el sentido físico de las correlaciones implicadas.

5. Conclusiones

En este estudio se han analizado las relaciones existentes entre diferentes variables biofísicas relacionadas con el contenido de humedad de la vegetación y variables ópticas derivadas de un sensor hiperespectral aeroportado. Los resultados indican la capacidad de emplear técnicas exhaustivas para explorar diferentes índices y estimar dichas variables biofísicas sin la existencia directa de una relación entre estas y las variables ópticas explicativas. Si bien los resultados son limitados en tiempo y espacio, son consistentes con los resultados encontrados en otros estudios y

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

ofrecen una alternativa en aquellos casos en los que la variable de interés es el agua y no se dispone de información en la región del SWIR. En un segundo análisis se demuestra que los errores introducidos por la subjetividad del operador durante el muestreo de pasto en campo son mayores que los introducidos por el análisis parcial de las muestras en laboratorio, siendo más recomendable esta segunda opción.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por los Ministerios de Ciencia e Innovación y Economía y Competitividad a través de los proyectos Biospec (CGL2008-02301/CLI) y Flu χ pec (CGL2012-34383). Queremos expresar nuestro agradecimiento a todo el personal de las instituciones participantes en dichos proyectos (CSIC, INIA, CEAM, Universidad de Alcalá y Universidad de Zaragoza) por su valiosa contribución en los muestreos de campo.

Referencias bibliográficas

Aiazzi, B., Alparone, L., Barducci, A., Baronti, S., Marcoionni, P., Pippi, I. y Selva, M. (2006): "Noise modelling and estimation of hyperspectral data from airborne imaging spectrometers", *Annals of Geophysics*, 49, 1, pp. 1-9.

Aldakheel, Y.Y. y Danson, F.M. (1997): "Spectral reflectance of dehydrating leaves: measurements and modelling", *International journal of remote sensing*, 18, 17, pp. 3683-3690.

Apan, A., Held, A., Phinn, S. y Markley, J. (2003): *Formulation and assessment of narrow-band vegetation indices from EO-1 Hyperion imagery for discriminating sugarcane disease*. Comunicación presentada en Spatial Sciences Institute: Spatial Knowledge Without Boundaries, Canberra, Australia, 22-26 Septiembre 2003.

Blackburn, G. A. (2007): "Wavelet decomposition of hyperspectral data: A novel approach to quantifying pigment concentrations in vegetation", *International Journal of Remote Sensing*, 28, pp. 2831- 2855.

Breshears, D.D., Myers, O.B., Johnson, S.R., Meyer, C.W., y Martens, S.N. (1997): "Differential use of spatially heterogeneous soil moisture by two semiarid - woodland tree species: *Pinus edulis* and *Juniperus monosperma*", *Journal of Ecology*, 85, pp.289-298.

Broge, N. H. y Leblanc, E. (2001): "Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density", *Remote Sensing of Environment*, 76, 2, pp. 156-172.

Casas, A., Riaño, D., Ustin, S.L., Dennison, P. y Salas, J. (2014): "Estimation of water-related biochemical and biophysical vegetation properties using multitemporal airborne hyperspectral data and its comparison to MODIS spectral response", *Remote Sensing of Environment*, 148, pp. 28-41.

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aerportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, nº 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

Ceccato, P., Flasse, S., Tarantola, S., Jacquemoud, S. y Grégoire, J. M. (2001): "Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain", *Remote Sensing of Environment*, 77, pp. 22-33.

Chen, J. M., y Cihlar, J. (1996): "Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images", *Remote Sensing of Environment*, 55, 2, pp. 153-162.

Cheng, Y., Gamon, J. A., Fuentes, D. A., Mao, Z., Sims, D. A., Qiu, H. -L., et al(2006): "A multi-scale analysis of dynamic optical signals in a Southern California chaparral ecosystem: a comparison of field, AVIRIS and MODIS data", *Remote Sensing of Environment*, 103, pp. 369-378.

Cicek, H., Sunohara, M., Wilkes, G., McNairn, H., Pick, F., Topp, E., Lapen, D. R. (2015): "Using vegetation indices from satellite remote sensing to assess corn and soybean response to controlled tile drainage", *Agricultural Water Management*, 98, 2, pp. 261-270.

Chuvieco, E., Cocero, D., Riaño, D., Martín, P., Martínez-Vega, J., de la Riva, J., Pérez, F.(2004): "Combining NDVI and surface temperature for the estimation of live fuel moisture content in forest fire danger rating", *Remote Sensing of Environment*, 92, 3, pp. 322-331.

Efron, B. (1979): "Bootstrap methods: Another look at the jackknife", *The annals of Statistics*, 7, pp.1-26.

Gao, B. C. y Goetz, A. F. (1995): "Retrieval of equivalent water thickness and information related to biochemical components of vegetation canopies from AVIRIS data", *Remote Sensing of Environment*, 52, 3, pp. 155-162.

Haboudane, D., Miller, J. R., Pattey, E., Zarco-Tejada, P. J. y Strachan, I. B. (2004): "Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture", *Remote Sensing of Environment*, 90, 3, pp. 337-352.

Harrell, F. E. (2001). *Regression Modeling Strategies. With Applications to Linear Models, Logistic Regression, and Survival Analysis*. Springer-Verlag, New York, 2001. 568 pp.

Huete, A. (1988): "A soil-adjusted vegetation index (SAVI)", *Remote Sensing of Environment*, 25, 3, pp. 295-309.

Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X. y Ferreira, L. G. (2002): "Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices", *Remote Sensing of Environment*, 83, pp. 195-213.

Jordan, C. F. (1969): "Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor", *Ecology*, 50, 4, pp. 663-666.

Lambers, H., F. S. Chapin, et al. (2008): "Plant physiological ecology". New York, Springer.

Ludwig, J.A. y Freudenberger, D.O. (1997): "Towards a sustainable future for rangelands", En: Ludwig, J., Tongway, D., Freudenberger, D., Noble, J. y Hodgkinson, K. (Eds.): *Landscape Ecology, Function and Management: Principles from Australia's Rangelands*, Chap. 10. CSIRO Publishing, Melbourne, pp. 121-131.

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

Mendiguren, G., Martín, M.P, Nieto, H., Pacheco-Labrador, J., and Jurdao, S. (2015). "Seasonal variation in grass water content estimated from proximal sensing and MODIS time series in a Mediterranean Fluxnet site", *Biogeosciences*, 12, pp. 5523-5535.

Navarro-Cerrillo, R. M. (2013): "Evaluación de variables biofísicas mediante teledetección en pinares mediterráneos", *Ambienta*, 105, pp. 78-88.

Pacheco-Labrador, J. y Martín, M.P. (2014): "Characterizing integration time and gray-level-related nonlinearities in a NMOS sensor", *Applied Optics*, 53 (32), pp. 7778-7786.

Padien, D. J., y Lajtha, K. (1992): "Plant spatial pattern and nutrient distribution in pinyon-juniper woodlands along an elevational gradient in northern New Mexico", *International Journal of Plant Sciences*, pp. 425-433.

Peñuelas, J., Filella, I., Biel, C., Serrano, L. y Save, R. (1993): "The reflectance at the 950-970 nm region as an indicator of plant water status", *International journal of Remote Sensing*, 14, 10, pp. 1887-1905.

Peñuelas, J., Gamon, J. A., Fredeen, A. L., Merino, J. y Field, C. B. (1994): "Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen and water limited sunflower leaves", *Remote Sensing of Environment*, 48, 2, pp. 135-146.

Peñuelas, J., e Inoue, Y. (1999): "Reflectance indices indicative of changes in water and pigment contents of peanut and wheat leaves", *Photosynthetica*, 36, 3, pp. 355-360.

Peñuelas, J., Pinol, J., Ogaya, R. y Filella, I. (1997): "Estimation of plant water concentration by the reflectance water index WI (R900/R970)", *International Journal of Remote Sensing*, 18, 13, pp. 2869-2875.

Pinty, B. y Verstraete, M. M. (1992): "GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites", *Vegetatio*, 101, 1, pp. 15-20.

Pontius, J., Hallett, R., y Martin, M. (2005): "Using AVIRIS to assess hemlock abundance and early decline in the Catskills, New York", *Remote Sensing of Environment*, 97, pp.163-173.

Richter, K., Atzberger, C., Hank, T.B. y Mauser, W. (2012): "Derivation of biophysical variables from Earth observation data: validation and statistical measures", *Journal of Applied Remote Sensing*, 6, 1, pp. 21-23.

Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W. y Harlan, J.C. (1974): *Monitoring the Vernal Advancements and Retrogradation of Natural Vegetation*. En: NASA/GSFC Final Report. Greenbelt, MD, USA, p. 371.

Serrano, L., Ustin, S. L., Roberts, D. A., Gamon, J. A. y Peñuelas, J. (2000): "Deriving water content of chaparral vegetation from AVIRIS data", *Remote Sensing of Environment*, 74, 3, pp. 570-581.

Sow, M., Mbow, C., Hély, C., Fensholt, R. y Sambou, B. (2013): "Estimation of Herbaceous Fuel Moisture Content Using Vegetation Indices and Land Surface Temperature from MODIS Data". *Remote Sensing*, 5, pp. 2617-2638.

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", *GeoFocus (Artículos)*, nº 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157

Trombetti, M., Riaño, D., Rubio, M. A., Cheng, Y. B. y Ustin, S. L. (2008): "Multi-temporal vegetation canopy water content retrieval and interpretation using artificial neural networks for the continental USA", *Remote Sensing of Environment*, 112, 1, pp. 203-215.

Ustin, S. L., Roberts, D. A., Gamon, J. A., Asner, G. P. y Green, R. O. (2004): "Using imaging spectroscopy to study ecosystem processes and properties", *BioScience*, 54, 6, pp. 523-534.

Verbesselt, J., Somers, B., van Aardt, J. A. N., Jonckheere, I. y Coppin, P. (2006): "Monitoring herbaceous biomass and water content with SPOT VEGETATION time-series to improve fire risk assessment in savanna ecosystems", *Remote Sensing of Environment*, 101, 3, pp. 399-414.

Verbesselt, J., Van der Linden, S., Lhermitte, S., Jonckheere, I., Van Aardt, J. y Coppin, P. (2006): "Monitoring vegetation water content of grasslands and forest plantations to assess forest fire risk with satellite time-series", *Forest Ecology and Management*, pp. 234, S25.

Yebra, M., Chuvieco, E. y Aguado, I. (2008): "Comparación entre modelos empíricos y de transferencia radiativa para estimar contenido de humedad en pastizales: Poder de generalización", *Revista de teledetección*, 29, pp. 73-90.

Yebra, M., De Santis, A. y Chuvieco, E. (2005): "Estimación del peligro de incendios a partir de teledetección y variables meteorológicas: variación temporal del contenido de humedad del combustible", *Recursos rurales*, 1, 1, pp. 9-19.

Yebra, M., Dennison, P.E., Chuvieco, E., Riaño, D., Zylstra, P., Hunt, E.R., Danson, F.M., Qi, Y. y Jurdao, S. (2013): "A global review of remote sensing of live fuel moisture content for fire danger assessment: Moving towards operational products", *Remote Sensing of Environment*, 136, pp. 455-468.

Zarco-Tejada, P. J., Miller, J. R., Mohammed, G. H., Noland, T. L. y Sampson, P. H. (1999): *Índices ópticos obtenidos mediante datos Hiperespectrales del sensor CASI como Indicadores de Estrés en Zonas Forestales*. Comunicación presentada en el VIII Congreso Nacional de Teledetección de la Asociación Española de Teledetección (AET), Albacete, España, 22-24 Septiembre de 1999.

Zarco-Tejada, P. J., Rueda, C. A. y Ustin, S. L. (2003): "Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods", *Remote Sensing of Environment*, 85, 1, pp. 109-124.

Fernández D., Martín M. P., Vilar L., Pacheco-Labrador J. (2015): "Estimación del contenido de humedad de la vegetación herbácea en una zona de dehesa a partir de imágenes hiperespectrales adquiridas por el sensor aeroportado CASI", GeoFocus (Artículos), n° 16, p. 177-204. ISSN: 1578-5157
