

Algunas consideraciones derivadas de la simulación de reflectividad en escenas con vegetación dispersa

F. J. García-Haro, M. A. Gilabert y J. Meliá
*Departament de Termodinàmica. Facultat de Física. Universitat de Valencia
Dr. Moliner, 50. 46100 - Burjassot, Valencia*

RESUMEN

En este trabajo se ha simulado, por medio de un modelo lineal de reflectividad, la influencia de algunos factores sobre la reflectividad de superficies con vegetación dispersa -tales como el tamaño pixel, la variabilidad que presentan las reflectividades de las componentes macroscópicas (suelo, vegetación y sombra) y el error que afecta a la reflectividad de la escena- los cuales son inherentes a su estudio mediante teledetección. Estos factores determinan la respuesta espectral de las superficies naturales y, por tanto, la precisión con que se estiman los parámetros en teledetección. En primer lugar se ha utilizado un modelo de reflectividad geométrico para simular la reflectividad en las bandas TM3 (rojo) y TM4 (infrarrojo cercano) de una escena con vegetación dispersa. Ello ha permitido analizar la distribución de reflectividad en el espacio bidimensional TM3 - TM4 en función de los factores considerados en este estudio. Finalmente, se ha invertido el modelo lineal de reflectividad con el fin de cuantificar el error que producen tanto el error con que se calcula la reflectividad como la propia heterogeneidad espacial de la escena en la estimación de la fracción de vegetación.

PALABRAS CLAVE: Modelo lineal de reflectividad, simulación, fracción de vegetación, heterogeneidad espacial.

ABSTRACT

In this work it has been simulated by means of a reflectance linear model how several factors influence the reflectance of canopies presenting sparse vegetation -such as the size of the sensor field of view, the variability in the reflectance of the macroscopic components (soil, vegetation and shadow) and the inaccuracy in the estimation of the scene reflectance. These factors are necessary to adequately interpret the remotely-sensed derived reflectance data and their inter-pixel variance, which is a mayor source of error to quantitative extract vegetation related parameters. A geometric-optical scheme has been generated to simulate the reflectance in two spectral regions, TM3 (red) and TM4 (near infrared). The analysis of the scattergram in the TM3- TM4 space has let us gain insight into the reflectance distribution of vegetated scenes. Finally, the model was inverted to describe the error of the estimated vegetation fraction in the basis of both, the inaccuracies of scene reflectance and the spatial heterogeneity of the scene.

KEY WORDS: Reflectance linear model, simulation, vegetation fraction, spatial heterogeneity.

INTRODUCCIÓN

Uno de los objetivos dentro del proyecto MEDALUS (Mediterranean Desertification And Land Use), de la Unión Europea, es derivar mapas de vegetación en zonas semi-áridas (con vegetación escasa y dispersa, y predominio de especies de tipo arbustivo, que crecen sobre suelos que presentan una gran variabilidad espectral) a partir de datos del sensor TM del satélite Landsat-5 (Meliá et al., 1995). Los métodos tradicionalmente utilizados para separar la información procedente de la cubierta vegetal del suelo de fondo (técnicas de clasificación y construcción de índices de vegetación) presentan importantes limitaciones (Huete et al., 1985), principalmente en zonas áridas, donde la contribución del suelo es importante. Un método alternativo lo constituye el Análisis de Composición Espectral (ACE), que considera que las superficies naturales consisten en mezclas de distintos tipos de materiales. En teledetección existen dos

clases de mezclas con interés: microscópicas macroscópicas. En las primeras (también llamadas mezclas homogéneas), la superficie consta de diferentes tipos de partículas mezcladas homogéneamente muy próximas unas de otras (Hapke, 1993). Las mezclas macroscópicas, en cambio, se deben a las inhomogeneidades de las superficies naturales, que son vistas por el sensor como agregados de materiales puros distintos que no puro en ser resueltos. En este tipo de mezcla se basa el modelo lineal de reflectividad (que asumen la mayoría de modelos geométricos) y que es el fundamento del ACE; éste compone la reflectividad de la superficie de una forma aditiva a partir de la reflectividad de las componentes o materiales puros presentes en la misma. Este procedimiento proporciona una visión de la realidad más exacta y fácil de interpretar que las técnicas tradicionales

(Settle & Drake, 1993), ya que potencialmente desacopla la señal procedente de la vegetación de factores externos (iluminación, propiedades ópticas del suelo, etc.) por lo que se minimiza su influencia (García-Haro, 1994). Este procedimiento ha sido válido previamente en una experiencia controlada de laboratorio (García-Haro et al., 1996). Sin embargo, para estimar parámetros de las superficies naturales y cuantificar su error mediante imágenes de satélite es necesario considerar dos factores fundamentales:

(1) La influencia del tamaño del píxel. En efecto, la parametrización de los flujos de energía a través de superficies mediante imágenes de satélite multiespectrales presenta el problema de que éstos caracterizados por parámetros (cobertura vegetal, humedad del suelo, temperatura) cuya escala de variación es menor que el tamaño del píxel (Jasinski & Eagleson, 1989). Así, por lo general se ha observado que:

- A escalas inferiores a 1m, se debe considerar descripción de las superficies las características de (i) la vegetación vista como superposición de elementos discretos (hojas, tallos, ramas, flores, etc.) de reflectividad variable, (ii) el suelo, que presenta variaciones microscópicas (composición de minerales, agua, materia orgánica, tamaño de las partículas, rugosidad de la superficie, etc.) y (iii) las sombras proyectadas por los elementos volúmenes.
- A escalas del orden de decenas de metros intervienen estructuras macroscópicas tales como plantas (matorrales, árboles, etc.), pequeñas ondulaciones del terreno, ríos, caminos, etc. de forma que la señal es poco sensible a los detalles finos de que se componen éstas (aunque también contribuyan a la señal espectral promedio). A esta resolución, la varianza de la escena está dominada por un pequeño número de constituyentes macroscópicos (matorral, suelo, etc.) y adquiere un mayor interés el uso de modelos geométricos en los que se considera una distribución de plantas con geometría de iluminación y arquitectura determinadas que proyectan sombras sobre la propia vegetación y el suelo. La reflectividad de suelo, vegetación y sombras se considera que es el promedio de la de sus elementos constituyentes.
- A escalas mayores (100m-5 km) intervienen factores geoclimáticos y estructurales del terreno (montañas, parcelación del terreno, etc.) de forma que no es posible "resolver" plantas individualmente. A este nivel es importante considerar la existencia de una correlación es-

pecial entre las diversas componentes (por ejemplo entre el relieve, la humedad y composición del suelo y el tipo de vegetación).

(2) Las imprecisiones que afectan a la estimación de la reflectividad de la escena y la variabilidad en la reflectividad de las componentes. Estas fuentes de error pueden descomponerse en (i) errores sistemáticos, que provienen fundamentalmente de la incertidumbre que presentan los coeficientes de calibración del sensor debido a la degradación del mismo (Slater et al., 1987) y del efecto perturbador de la atmósfera sobre la señal, cuya corrección es dependiente del método que se utilice (Moran et al., 1992) y (ii) errores de naturaleza aleatoria, que son inherentes al estudio de la reflectividad en teledetección, y que se deben a múltiples causas (resolución, radiométrica, topografía, inhomogeneidades de los materiales, etc.).

En este trabajo se ha adoptado el modelo de reflectividad lineal (que emplea una parametrización similar a la de los modelos geométricos), dado que es adecuado para el estudio de escenas con vegetación dispersa. En el siguiente apartado se describirán los modelos geométricos, centrándonos en el modelo de reflectividad propuesto. En el apartado 3 se describirá la simulación de la reflectividad de la escena. El apartado 4 recoge la presentación y discusión de los resultados obtenidos, analizando en qué medida los factores (1) y (2) influyen en la determinación de la fracción de vegetación a través de la inversión del modelo lineal de reflectividad.

EL MODELO LINEAL DE REFLECTIVIDAD

Los modelos lineales de reflectividad admiten que la reflectividad espectral total de cada píxel d que la escena, $R(\lambda)$ es, simplemente, la suma lineal de la reflectividad de los distintos materiales, $R_i(\lambda)$ pesada de acuerdo con el área que el sensor "ve" de cada uno de ellos, f_i (Settle & Drake, 1993; García-Haro et al., 1996):

$$R(\lambda) = \sum_i f_i R_i(\lambda) \quad (1)$$

Los modelos que parametrizan este tipo de mezcla se llaman comúnmente modelos geométricos. Estos modelos, que idealizan las plantas por medio de objetos de determinada dimensión y distribuidas espacialmente de forma determinada sobre el suelo, se han aplicado con éxito en el estudio de superficies con vegetación dispersa, en el que la dispersión múltiple no es demasiado importante.

El *input* de estos modelos consiste en las reflectividades de todos los elementos individuales (que se suponen conocidas) y de la sombra proyectada por los mismos. Además, la mayoría de estos modelos requieren conocer la altura solar y la geometría de la escena, que conjuntamente determinan

las fracciones que hay en la superficie de cada componente; normalmente se consideran cuatro componentes: suelo iluminado, suelo sombreado, vegetación iluminada y vegetación sombreada. Como se ha mencionado, en la determinación de las fracciones intervienen una serie de parámetros que dependen de algunas características geométricas de las plantas (por ejemplo, porcentaje de cobertura vegetal, geometría y dimensiones de la planta, etc.), las cuales pueden describirse de una forma determinista (Jackson et al., 1979; Gilabert et al., 1994) o aleatoria (Li & Strahler, 1986). Además, la reflectividad de cada componente está sujeta a una variabilidad dentro de la escena. Esta variabilidad es consecuencia de que las componentes presentan una combinación variable de los elementos microscópicos, con distintas propiedades físicas.

El *output* de estos modelos es la reflectividad de la superficie y la varianza de la misma. Dichos resultados provienen de resolver el llamado "problema directo". Sin embargo, una cuestión adicional consiste en determinar, a partir de la reflectividad de la superficie, los parámetros estructurales y ópticos de la vegetación con el menor tiempo de cálculo (Frodesen et al., 1979; Settle & Drake 1993; García-Haro, 1994), lo cuál es conocido con el nombre de "problema inverso". Ambos problemas se abordarán en el presente trabajo. En primer lugar, se simulará la reflectividad de una escena a partir de algunos parámetros (problema directo), con el fin de analizar cómo influyen éstos tanto en la reflectividad como en su varianza y, en segundo lugar, a partir de la reflectividad se obtendrá la fracción de vegetación presente en cada pixel (problema inverso). Para parametrizar el problema directo hemos adaptado de la bibliografía un modelo geométrico bastante general, que nos permita extraer la fracción de sombras presentes (únicamente se considerará la sombra proyectada sobre el suelo y no la vegetación sombreada, lo cuál será una buena aproximación cuando la elevación solar es grande y en áreas con vegetación dispersa). A continuación se describe brevemente dicho modelo.

La cantidad de sombras depende tanto de la geometría de iluminación como de la forma, tamaño y disposición de las plantas. En la práctica éstas se suelen representar por figuras geométricas simples (por ejemplo cilindros, conos, paralelepípedos, etc). La altura y el tamaño de éstas puede variar de acuerdo con la especie y la edad. Una técnica común para parametrizar estas figuras geométricas consiste en utilizar el llamado parámetro de similitud, *b*, que depende del tipo de geometría, pero que en líneas generales consiste en el cociente de la altura media de la planta (*H*) y la anchura media de la misma (*D*) (Jasinski & Eagleson, 1990). Dicho parámetro, que se supone independiente del tamaño de la figura geométrica (es decir, de la edad de la planta) es útil para describir

la fracción de sombras η (definido como el cociente entre el área de suelo sombreado por la planta y el área de la planta). En la tabla 1 aparecen los valores de *b*, y en función de éstos, los de η , para unas pocas figuras geométricas sencillas, en el supuesto de no solapamiento entre las sombras producidas por plantas distintas.

Forma	Parámetro de similitud	η
Cilíndrica	$b = \frac{D}{H}$	$\frac{4}{\pi} \frac{\tan \theta}{b}$
Paralelepípedica	$b = \frac{D}{H}$	$\frac{\tan \theta}{b}$
Cónica	$b = \tan^{-1} \left(\frac{D}{H} \right)$	$\frac{1}{\pi} \left(\cot \psi - \frac{\pi}{2} + \psi \right)^2$
Esférica	$b = 1$	$\tan \theta \sin \theta$

(*) $\psi = \sin^{-1} \left(\frac{\tan b}{\tan \theta} \right)$

Tabla 1

Parámetros de similitud (*b*) y fracción de sombra (η), definidas en el texto, para varias geometrías (Jasinski & Eagleson, 1990), θ es el ángulo cenital solar.

El caso contemplado de que no hay solapamiento de las sombras ocurre cuando la altura de las plantas, la densidad de las mismas y el ángulo solar son pequeños. En éste, para η y θ dados, la fracción de sombra aumenta linealmente conforme lo hace la cubierta de la vegetación, de acuerdo con los valores de η en la tabla 1. Para una geometría descrita por paralelepípedos dicha condición equivale a que (Jasinski & Eagleson, 1990):

$$2 \sqrt{\frac{1}{\pi f_v}} \left\{ \frac{\mu}{b} + 1 \right\} - 1 < 0 \tag{2}$$

donde se ha usado la notación $v = \tan \theta$.

Cuando la densidad de la vegetación o el ángulo solar aumentan, llegará un momento en que se solapen las sombras proyectadas sobre el suelo procedentes de plantas adyacentes y las relaciones de la tabla 1 ya no tendrán validez. En este régimen, a medida que aumenta el área cubierta por la vegetación la fracción de sombras aumenta de forma no lineal (Gilabert, 1990). Para dicho supuesto, y en el mismo caso de plantas con geometría de paralelepípedo, hay que restar una cantidad del término lineal, teniendo para la fracción de sombra (Jasinski & Eagleson, 1989):

(3)

$$f_a = \frac{\mu}{b} - \frac{\pi}{2} \left\{ \frac{1}{\pi} \cos^{-1} \left\{ \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\pi}{f_v} - \frac{\mu}{b}} \right\} - \left\{ \frac{1}{2} - \frac{\mu}{b} \sqrt{\frac{1}{\pi f_v}} \right\} \right\} \left\{ \left[\sqrt{\frac{1}{\pi f_v}} \left(\frac{\mu}{b} + 1 \right) - \frac{1}{2} \right] \left[\sqrt{\frac{1}{\pi f_v}} \left(-\frac{\mu}{b} + 1 \right) + \frac{1}{2} \right] \right\}^{1/2}$$

Por último, a partir de ciertos valores del ángulo cenital y de la densidad de vegetación, deja de haber suelo iluminado, y hay sólo dos componentes, suelo sombreado y vegetación; dicho supuesto ocurrirá cuando

$$2 \sqrt{\frac{1}{\pi f_v}} \left\{ \frac{\mu}{b} + 1 \right\} - 1 \leq 2 \sqrt{\frac{1}{\pi f_v}} \quad (4)$$

La ventaja de emplear una variable como b para parametrizar la relación entre la sombra y el área consiste en que no es necesario especificar el tipo de figura geométrica, siendo los resultados igualmente aplicables a figuras distintas, por ejemplo un cono o un cilindro. En Gilibert et al. (1994) se describe un modelo geométrico que permite simular la reflectividad de un cultivo de cítricos, en el cual, los árboles (modelizados como semi esferas sobre cilindros) se disponen en los nodos de una red rectangular regular.

SIMULACION DE LA REFLECTIVIDAD DE UNA ESCENA CON VEGETACION DISPERSA

La mayoría de los métodos de inversión de modelos de reflectividad considera que las reflectividades de las componentes son constantes y perfectamente conocidas. Sin embargo, dado que son magnitudes macroscópicas que presentan cierta variabilidad y que en su determinación están sujetas a imprecisiones experimentales, deberían considerarse como variables aleatorias. Asimismo, el campo de visión determina la resolución espacial del sensor y con ello la información contenida en la radiancia que llega a éste procedente de la superficie. El efecto producido en la reflectividad por el cambio de escala es no lineal (Moreno & Meliá, 1992), y motiva que no sean directamente comparables valores de reflectividad tomados por sensores con distinta resolución espacial. A pesar de que para modelizar este efecto con exactitud se requeriría la utilización de un modelo sumamente preciso, nuestra simulación nos permitirá analizar cómo dependen de la escala utilizada tanto la distribución de las reflectividades como la fracción de vegetación.

Para la simulación se parte de una escena formada por la agregación de tres componentes: vegetación verde (v), suelo (s) y sombra (n), distribuidas espacialmente a lo largo de la misma de forma aleatoria (sin tener en cuenta la influencia del tipo de suelo). Se consideran las fluctuaciones estadísticas de las reflectividades de la vegetación y del suelo suponiendo que éstas se comportan como variables aleatorias. Ello presenta la ventaja de la necesidad de no especificar excesivos parámetros, algunos de los cuales pueden ser de importancia secundaria en estudios a escala regional. De acuer-

do con el modelo lineal en que se basa el ACE, la señal de cada pixel vendrá dada por la relación:

$$R(\lambda) = f_s \bar{R}_s(\lambda) + f_v \bar{R}_v(\lambda) + f_n \bar{R}_n(\lambda) \quad (5)$$

donde $\bar{R}_s(\lambda)$, $\bar{R}_v(\lambda)$ y $\bar{R}_n(\lambda)$ representan las reflectividades promedio de suelo iluminado, vegetación l y suelo sombreado, respectivamente, para la longitud de onda λ dentro del pixel, es decir, que para cualquier reflectividad promedio, $\bar{R}_i(\lambda)$, tenemos

$$\bar{R}_i(\lambda) = \frac{1}{A_i} \int_{A_i} R_i(\lambda) dA_i \quad (6)$$

donde A_i es el área total de la componente c (s , v ó n), dA_i el área del elemento homogéneo más pequeño de dicha componente en el pixel, de reflectividad R_i , y f_s , f_v y f_n son las proporciones relativas de suelo, vegetación y sombra, a las que exigimos que cumplan la condición de normalización:

$$f_s + f_v + f_n = 1 \quad 0 \leq f_i \leq 1 \quad i = s, v, n \quad (7)$$

Tanto f_i como $\bar{R}_i(\lambda)$ pueden representarse como constantes, variables deterministas o variables aleatorias siguiendo una distribución estadística dada (es decir, caracterizadas por su media, su varianza y , en algunos casos, la covarianza cruzada). Así, por ejemplo, la reflectividad de la vegetación depende, en realidad, de su porcentaje de cobertura y de la reflectividad del suelo. Además, existe una correlación espacial entre las fracciones a lo largo de una escena. La reflectividad del suelo suele considerarse como una variable aleatoria, mientras que la reflectividad de la vegetación puede representarse como una variable determinista, principalmente en cultivos, aunque de una forma más realista se debería representarse como una variable aleatoria. En este estudio todas las $\bar{R}_i(\lambda)$ serán consideradas como variables aleatorias, esto es, caracterizadas por una media y una varianza. La matriz de covarianza de la reflectividad de las tres componentes se asumirá diagonal (no considerando así la correlación que hay entre las fracciones de componentes, que es especialmente significativa entre las de vegetación y sombra).

Con el fin de obtener resultados correspondientes a distintas densidades de vegetación, se ha considerado una escena dividida en 21 subescenas (regiones cuadradas) de 90x90 celdillas (como se muestra en la figura 1), asignando a cada una de las 21 subescenas un valor distinto de la fracción de vegetación (que variaba entre 0% y 40% a intervalos de 2%). No se consideraron subescenas con una cantidad de vegetación mayor, dado que el modelo adoptado no contempla el caso con suelo totalmente oculto y porque el interés se centra en

áreas con vegetación escasa. Además, en el supuesto de que la cobertura de vegetación fuera grande, sería importante la sombra proyectada sobre la propia vegetación.

Cada celdilla es un cuadrado de 1m de lado de forma que cada planta ocupará una celdilla, y la geometría de la planta será un paralelepípedo con 1m de lado para la base y 1m de altura (es decir, factor de similitud $b=1$). La fracción relativa de suelo sombreado (para el caso en que no hay solapamiento) vale $\eta = \tan \theta$ (véase la tabla 1). Se han utilizado diferentes geometrías de iluminación correspondientes a varios ángulos solares cenitales (θ) entre 0° y 40° , bajo observación vertical. En el caso de que no exista solapamiento se tendrá, para una subescena caracterizada por una determinada fracción de vegetación (f_v), habrán $f_v \cdot 81.000$ celdillas con vegetación, $f_v \cdot 81.000 \cdot \eta$ celdillas sombreadas y el resto de celdillas corresponderán a suelo iluminado. Por otro lado, en el caso de que exista solapamiento se considerará la ecuación 3. Las celdillas correspondientes a plantas (y asimismo a sombra) se distribuyeron de forma uniformemente aleatoria a lo largo de la escena.

Para invertir las fracciones de las tres componentes con el modelo y obtener f_s , f_v y f_n , se utilizaron solamente dos bandas espectrales (dos es el número mínimo de datos espectrales que se requieren), correspondientes a las regiones espectrales del rojo (R) y del infrarrojo cercano (IRC). Ello también permitirá representar la distribución de los valores de reflectividad de todos los pixels de la imagen mediante diagramas bidimensionales R-IRC, para analizar visualmente la influencia de los factores externos modelizados.

Cada celdilla (que pertenecerá a una de las tres componentes: suelo, vegetación o sombra), tendrá asociados valores de reflectividad en el R e IRC. Los valores de reflectividad medios utilizados para las tres componentes aparecen en la tabla 2 (vegetación verde, suelo iluminado y en sombra). Para el correspondiente a suelo se ha seleccionado una muestra con predominio de arcillas rojas, calcita y cuarzo.

	R	IRC
Vegetación	5	40
Suelo iluminado	20	25
Suelo sombreado	3	3

Tabla 2

Valores medios de reflectividad en R(TM3) e IRC(TM4) de las tres componentes consideradas en la modelización

A partir de dichos valores se ha simulado la reflectividad de una escena carente de ruido. A continuación se introdujo el efecto del ruido conside-

rando dos fuentes de error: una de tipo estadístico que cabe atribuir básicamente a que la reflectividad de las componentes fluctuará alrededor de sus valores medios siguiendo la distribución estadística, y un error sistemático, principalmente debido a errores de calibrado del sensor en imágenes de satélite o al efecto atmosférico. El error estadístico fue generado por medio de una imagen de ruido (distribución gaussiana centrada en 0 y con desviación típica 2), mientras que el error sistemático (que llamaremos s) fue considerado como un factor aditivo que añadimos a la reflectividad de la escena; se generaron varias escenas con valores de s diferentes con el fin de analizar la influencia del mismo.

Una vez construida la imagen (o sea, asociados unos valores de reflectividad en el R e IRC para cada una de las celdillas de la misma a la que se le añadió la imagen de ruido) se agruparon las celdillas para formar los píxeles, de acuerdo con la ecuación (5) para tres niveles de agregación diferentes (se considera que la reflectividad de cada píxel es el promedio de las reflectividades de las celdillas que lo constituyen), uno correspondiente a un tamaño de píxel de 9m (cada subescena está formada por 100 píxeles, cada uno de los cuales será un cuadrado de 9x9 celdillas), otro de 18m (25 píxeles de 18x18 celdillas en cada subescena) y otro de 30m (9 píxeles de 30x30 celdillas en cada subescena). En la figura 1 se esquematiza la geometría de una subescena con fracción de vegetación escasa, adoptando un tamaño de píxel de 9m.

Una vez invertido el modelo para estimar la fracción de vegetación para cada píxel, ésta fue comparada tanto con la fracción de vegetación real en cada píxel (que se obtiene simplemente contando el número de celdillas con plantas), como con la fracción de vegetación propia de cada subescena (que se ha fijado en la simulación).

RESULTADOS Y DISCUSION

Primeramente, se analizará la distribución de reflectividad de los pixels de la imagen. En la figura 2 se pueden ver los diagramas bidimensionales correspondientes a la reflectividad de la escena en las bandas TM3 y TM4 para algunas configuraciones correspondientes al caso $s=0$.

De ésta se pueden extraer varias consecuencias:

- Cuando no hay sombras (ángulo cenital solar de 0°), se tiene que los puntos se distribuyen alrededor de una línea de variación de la fracción de vegetación; el extremo inferior de ésta corresponde a los pixels con 0% de vegetación y el superior a pixels de la subescena con 40% de vegetación.

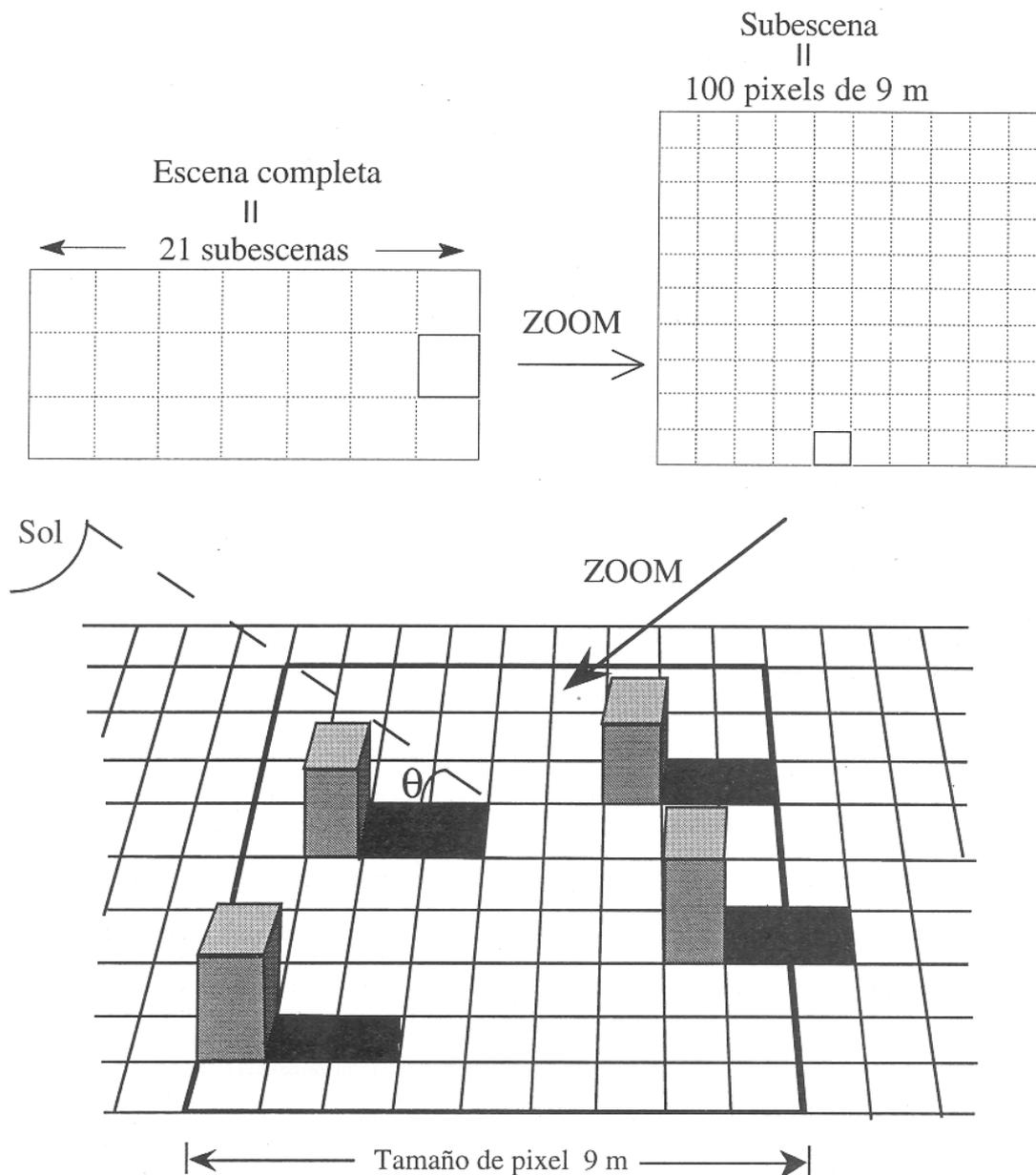


Figura 1. Esquema de la geometría de las plantas y de su distribución en la escena, correspondiente a una escena con tamaño de píxel de 9 m (100 píxeles por subescena)

- Cuando aumentamos la fracción de sombras se produce una disminución de la reflectividad en TM3 y TM4, Y aumenta la dispersión. Tal dispersión origina que los puntos se distribuyan en el interior del "triángulo de reflectividad" característico de un sistema formado por tres componentes (Graetz & Gentle, 1982), los extremos del mismo se corresponden a píxeles conteniendo todas las celdillas con suelo, vegetación o sombra. Además, el efecto de las sombras produce una variación en la (pendiente de la distribución, disminuyendo la reflectividad en TM4 de forma proporcional a como lo hace la cantidad de vegetación (dado que ésta proyecta sombras sobre el suelo).
 - Al aumentar el tamaño del píxel disminuye la dispersión, dado que la variabilidad del número de (celdillas con vegetación y del valor medio de la (reflectividad de éstas disminuye al promediar sobre una área mayor y, consiguientemente, el hipotético triángulo se estrecha, puesto que ya ningún píxel contiene únicamente un elemento. Es decir, los rasgos individuales, que se pueden resolver con sensores de una alta resolución espacial, van difuminándose a medida que aumenta el nivel de agregación.
- En resumen, el aumento de la resolución espacial favorece la dispersión de los valores de reflectividad, mientras que el aumento de las sombras

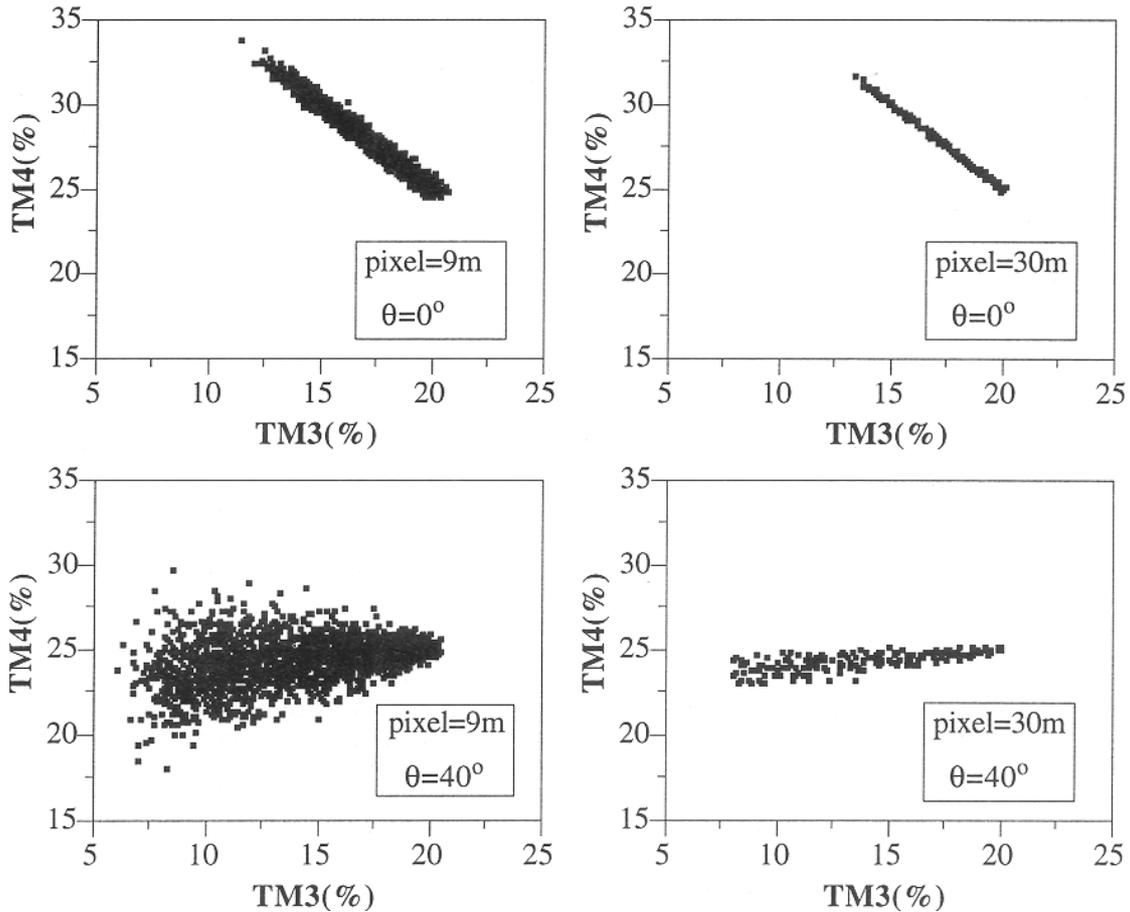


Figura 2. Diagrama bidimensional de reflectividades correspondiente a la escena (que está dividida en subescenas con diferente densidad de plantas), para dos ángulos cenitales de iluminación y dos niveles de agregación diferentes.

ocasiona, no sólo un aumento de dicha dispersión sino también una disminución de los valores de reflectividad y una alteración de la forma de la distribución, suavizando el contraste entre las distintas bandas espectrales.

A partir de las dos imágenes de reflectividad en las bandas TM3 y TM4 simuladas se invirtió el modelo lineal de reflectividad para estimar la fracción de vegetación en cada pixel. La inversión se realizó simplemente resolviendo un sistema de 3 ecuaciones con 3 incógnitas, f_s , f_v y f_n , que resulta de las ecuaciones (5) y (7); de dichas fracciones este trabajo está centrado únicamente en la fracción de vegetación (f_v). En lo que sigue se expondrán los resultados obtenidos para el caso en que no hay sombras ($\theta = 0^\circ$). Aunque no se muestra la gráfica por brevedad, se ha obtenido que en el caso en que el ruido de la reflectividad es puramente estadístico ($s=0$), la fracción de vegetación obtenida mediante el modelo lineal es una estimación sin sesgo de la fracción de vegetación real, es decir, la nube de puntos se distribuyó en una banda centrada alrededor de la bisectriz (que mostraría un ajuste perfecto). La dispersión existente se debe fundamentalmente a la heterogeneidad de la distribu-

ción espacial (que es mayor para tamaño de pixel de 9m). A medida que aumenta el error sistemático de la reflectividad de la escena (s grande en valor absoluto) la fracción de vegetación obtenida presenta mayores divergencias respecto a la fracción real (la fracción de vegetación real está infravalorada para valores de s negativos y sobrevalorada para valores positivos). Sin embargo, parece ser que dicho sesgo no depende del tamaño de agregación.

La figura 3 muestra los valores de la fracción de vegetación calculada frente a la fracción de vegetación real para algunas de las configuraciones correspondientes al caso $s=4$.

De ella pueden extraerse varias consecuencias:

- A pesar de que cada subescena tiene un número de celdillas con vegetación fijado (de 0 y 40%), la heterogeneidad espacial origina que haya pixels con valores de la fracción de vegetación n de 0.5 o incluso más. Esta variabilidad en la fracción de vegetación disminuye conforme aumenta la escala de agregación, de forma que extrapolando para el caso extremo de un tamaño de pixel de 1m se tendrían pixels con un valor de 1 para la fracción de vegetación y en el otro caso extremo de tamaño de pixel de 90m, habría úni-

camente 21 píxels con fracciones de vegetación entre 0 y 0.40. Por otro lado cabe destacar que:

- La dispersión aumenta al disminuir el tamaño del píxel. En efecto, la variación de la fracción de vegetación depende únicamente de la naturaleza estadística de la reflectividad de las componentes; la reflectividad del píxel es la suma de variables aleatorias y por lo tanto es una variable aleatoria que seguirá una distribución de Poisson. Por tanto, dado que la varianza en la reflectividad de un píxel será inversamente proporcional a la raíz cuadrada del número de celdillas, es de esperar la siguiente relación entre las varianzas (σ^2) de la reflectividad para los dos niveles de agregación considerados:

$$\frac{\sigma^2(\text{pixel}=30)}{\sigma^2(\text{pixel}=9)} = \frac{9}{30} \quad (8)$$

La heterogeneidad espacial dentro de cada subescena es altamente dependiente de la escala utilizada; por ejemplo, si se considerase un tamaño de píxel de 90m ambas fracciones coincidirían (el píxel sería la subescena completa), mientras que a medida que se disminuyese el tamaño del píxel, las fluctuaciones de las fracciones calculadas serán mayores. Para analizar este efecto, se considera ahora la dispersión de la fracción de vegetación entre píxels pertenecientes a una misma subescena (de forma que cada subescena se caracteriza por el valor de la fracción de vegetación que se le ha asignado). Para ello se ha representado, en la figura 4, la fracción de vegetación calculada de cada píxel frente a la fracción de vegetación de la subescena a que pertenece (habiéndose, por tanto 21 valores diferentes de ésta, uno por cada subescena). Se han mostrado por brevedad únicamente dos configuraciones correspondientes al caso $s=4$.

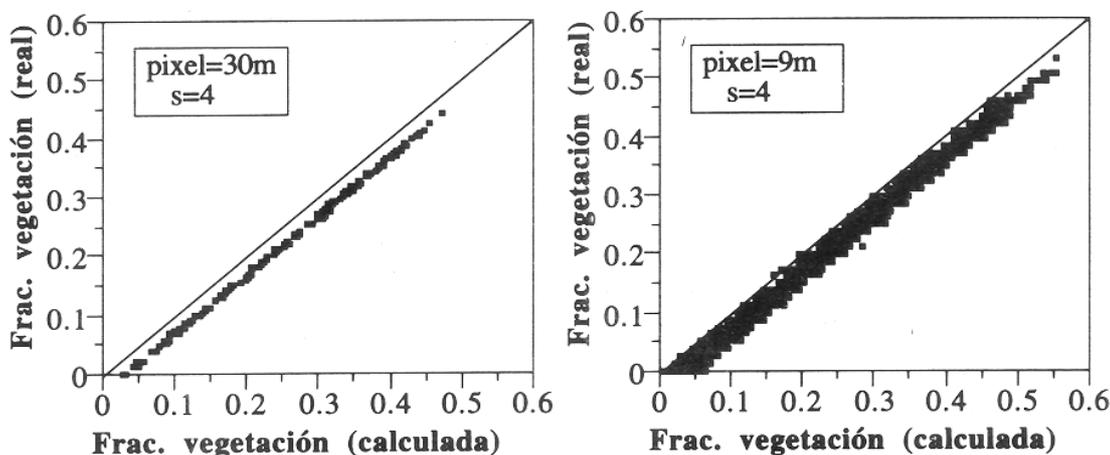


Figura 3. Fracción de vegetación calculada para los píxels de la escena (mediante el modelo lineal) en función de la fracción de vegetación existente (que se obtiene sumando el número de celdillas con plantas en cada píxel) para dos escenas con $\theta=0^\circ$ (sin sombra) y $s=4$ correspondientes a dos niveles de agregación diferentes.

De la figura cabe decir que:

- La dispersión de la fracción de vegetación es mayor que en la figura anterior (debido a la variabilidad espacial de elementos entre los píxel de cada subescena), y aumenta al igual que en aquella al hacerlo el tamaño del píxel. Ello es debido a que a medida que el nivel de agregación aumenta la proporción de vegetación en un píxel de tamaño mayor se aproxima más al valor medio.
- Dicha dispersión, sin embargo, depende de la fracción de vegetación. Ello es consecuencia de que a la dispersión más o menos constante observada en la figura 3, atribuible al efecto de la variabilidad en la reflectividad de las componentes, debe unirse una dispersión que es directamente proporcional a la raíz cuadrada de la fracción de vegetación (pues las fluctuaciones estadísticas en torno al valor medio del número de

celdillas que hay por píxel puede considerarse una variable que sigue la distribución de Poisson). Así, la dispersión en la fracción de vegetación está dominada por el efecto de la variabilidad en la reflectividad de las componentes para superficies con cubierta vegetal escasa, mientras que para coberturas intermedias la variabilidad espacial de elementos vegetales introduce una dispersión significativa. Ambos factores son altamente dependientes de la escala.

- Aunque no se muestra la gráfica, se ha obtenido que en el caso en que el ruido de la reflectividad es puramente estadístico ($s=0$), la fracción de vegetación calculada constituye también una estimación no sesgada de la fracción de vegetación de la subescena. Además, conforme aumenta el error sistemático de la reflectividad (s) lo hace el sesgo (es decir, la desviación entre el valor medio de la fracción de vegetación calculada y la

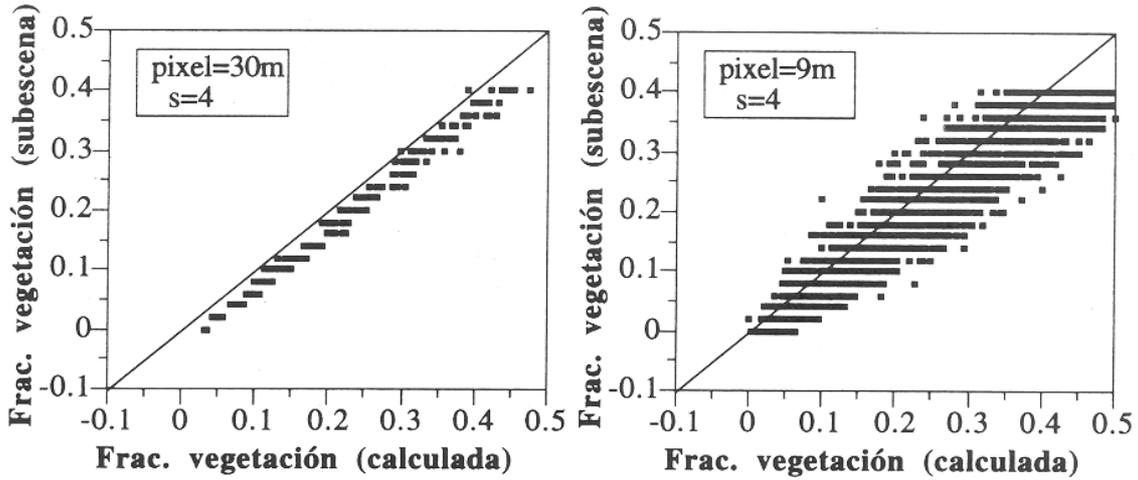


Figura 4. Fracción de vegetación calculada para los pixels de la escena (mediante el modelo lineal) en función de la fracción de vegetación de la subescena a la que pertenecen (fijada previamente) para dos escenas con $\theta=0^\circ$ y $s=4$ correspondientes a dos niveles de agregación

que existe en la subescena). Sin embargo, dicho sesgo no es mayor que el observado en la figura 3, ni parece depender de la escala.

Con el fin de estudiar de forma cuantitativa la precisión de la fracción de vegetación de la figura 3, se realizó un análisis de los residuos X_i (que se definen como la diferencia entre las fracciones de vegetación real del pixel y la calculada, es decir, distancia a la bisectriz en la figura 3) para las distintas configuraciones. Para analizar los residuos se calculó el valor medio, (μ), su desviación típica (σ) (que únicamente tiene en cuenta la dispersión de los mismos), y su error cuadrático medio (α), que siempre es mayor que la desviación típica puesto que no sólo incluye la dispersión sino también el sesgo (es decir, el desplazamiento sistemático respecto al cero) de los residuos, X_i . Ambas magnitudes se definen de la siguiente manera:

$$\alpha = \sum_{i=1}^N X_i^2 / N$$

$$\mu = \sum_{i=1}^N X_i / N \tag{8}$$

$$\sigma = \sqrt{\alpha^2 - \mu^2}$$

donde μ representa el valor medio de los residuos y N el número de pixels de la escena. La tabla 3 muestra el valor medio de los residuos para las distintas escenas consideradas. Puede verse como éste vale prácticamente cero cuando $s=0$ y aumenta de una forma proporcional al valor absoluto de s , independientemente del nivel de agregación. La tabla 4 muestra el valor del error cuadrático medio de los residuos (α) para las escenas simuladas.

Puede verse como éste es también proporcional al valor absoluto de s , y que disminuye de una forma muy poco significativa conforme lo hace el tamaño del pixel la tabla 5 recoge los valores de la desviación típica (σ) de los residuos, es decir, la dispersión de éstos, que es prácticamente independiente del error sistemático (s). Sin embargo, se observa cómo al aumentar el tamaño del pixel la dispersión disminuye de una manera proporcional a como lo hace la raíz cuadrada del tamaño de la muestra de puntos (siendo, por ejemplo, para la escena con pixels de 9m el valor de s es doble que en la escena con pixels de 18m). Ello parece indicar que la varianza en la reflectividad del pixel (ecuación 8) a consecuencia del nivel de agregación produce una varianza similar en la fracción de vegetación.

Error sistemático (s)	-4	-2	0	2	4
Tamaño pixel (m)					
9	-0.034	-0.017	-0.0001	0.016	0.034
18	-0.034	-0.017	-0.0001	0.017	0.034
30	-0.034	-0.017	0.0013	0.017	0.033

Tabla 3

Valor medio de los residuos (μ), definidos como la diferencia entre la fracción de vegetación calculada y la real del pixel, para las distintas escenas consideradas.

Error sistemático (s)	-4	-2	0	2	4
Tamaño pixel (m)					
9	-0.036	0.020	0.011	0.019	0.037
18	-0.035	0.018	0.0055	0.018	0.036
30	-0.034	0.017	0.0032	0.018	0.034

Tabla 4

Error cuadrático medio de los residuos (α) para las distintas escenas consideradas.

Error sistemático (s)	-4	-2	0	2	4

Tamaño pixel (m)					
9	0.011	0.011	0.011	0.010	0.011
18	0.0054	0.0053	0.0053	0.0050	0.0053
30	0.0028	0.0030	0.0029	0.029	0.029

Tabla 5

Desviación típica de los residuos (σ) para las distintas escenas consideradas.

Como puede verse de las tablas 3, 4 y 5, cuando $s=0$, la dispersión casi coincide con la desviación típica por lo que, lógicamente, el valor medio de los residuos es, prácticamente 0. Sin embargo, en los demás casos el valor cuadrático medio es superior a la desviación típica, lo cual indica que el valor medio de los residuos (μ) no es cero, sino que existe un cierto sesgo en los mismos. En resumen, la desviación típica representa el error estadístico de la fracción de vegetación que cabe cifrarse en alrededor del 0.01 (aunque depende del nivel de agregación), mientras que la existencia de un error sistemático en la reflectividad introduce un error adicional en la fracción de vegetación, de tipo sistemático, que toma valores mayores de 0.03 para $s=4$.

Se ha analizado también cómo varían los parámetros descritos en función de la cantidad de vegetación, para lo cual se han calculado éstos para cada una de las subescenas. La figura 5 muestra el residuo medio (μ) representado por símbolos en forma de rombo, su desviación típica (σ) representada por cruces y su error cuadrático medio (α) representado por círculos, en función de la cantidad de vegetación (característica de las subescenas) para algunas de las escenas simuladas.

Lo más destacable es que dichos parámetros no varían significativamente con la cantidad de vegetación. Se puede ver, asimismo, cómo la desviación típica (σ) no depende del nivel de agregación, pero sí dependen los valores de α y μ , que cuando σ es constante varían de forma dependientes el uno del otro. El hecho de que la dispersión (σ) y el sesgo (es decir, la diferencia de μ respecto a 0) no dependan de la cantidad de vegetación, motiva que los errores relativos de la fracción de vegetación sean mayores para densidades bajas de ésta, lo cual es crítico a la hora de cuantificar la proporción de vegetación, y es crítico a la hora de establecer un umbral a partir del cual no pueda detectarse con suficiente precisión la fracción de vegetación cuando ésta es escasa, de ahí la importancia de minimizar los errores sistemáticos en la reflectividad de la escena.

A continuación se analiza la dispersión en la fracción de vegetación a consecuencia de la heterogeneidad espacial, que es responsable de la dispersión en la fracción de vegetación de los distintos pixels dentro de cada subescena. Se define el residuo de una subescena para un pixel determina-

do como la diferencia entre la fracción de vegetación calculada y la fracción de vegetación de la subescena a que pertenece. Nuevamente se calcula a partir de los residuos de las subescenas así definidos los parámetros μ , σ y α (formulados en la ecuación 9). para interpretar la variabilidad espacial de la fracción de vegetación dentro de una subescena.

La tabla 6 muestra el valor medio de los residuos de las subescenas (μ) pertenecientes a las escenas consideradas. Puede verse como éste es idéntico al caso anterior (tabla 3), lo que indica que la variabilidad espectral introducida por el efecto de las fluctuaciones estadísticas de los elementos dentro de la subescena no producen un sesgo en la fracción de vegetación calculada. La tabla 7 recoge los valores correspondientes para la desviación típica de los residuos (σ), mientras que la tabla 8 contiene los valores de la desviación típica (σ).

Error sistemático (s)	-4	-2	0	2	4
Tamaño pixel (m)					
9	-0.034	-0.017	-0.0002	0.017	0.034
18	-0.034	-0.017	-0.0001	0.017	0.034
30	-0.035	-0.018	-0.0013	0.017	0.034

Tabla 6

Valor medio de los residuos de las subescenas (μ), definidos a partir de la diferencia entre la fracción de vegetación calculada y la fracción de vegetación de la subescena, para las distintas escenas simuladas.

Error sistemático (s)	-4	-2	0	2	4
Tamaño pixel (m)					
9	0.055	0.044	0.041	0.045	0.055
18	0.40	0.27	0.20	0.27	0.40
30	0.035	0.021	0.012	0.022	0.035

Tabla 7

Error cuadrático medio (α) de los residuos de las subescenas para las distintas escenas simuladas.

Error sistemático (s)	-4	-2	0	2	4
Tamaño pixel (m)					
9	0.041	0.041	0.041	0.041	0.041
18	0.020	0.020	0.019	0.020	0.020
30	0.010	0.010	0.011	0.012	0.011

Tabla 8

Desviación típica (σ) de los residuos de las subescenas para las distintas escenas simuladas.

Puede verse cómo dichos parámetros siguen la misma tendencia respecto al caso anterior (por ejemplo, σ no depende de s , mientras que α y μ así son sensibles a σ) aunque ahora la dispersión (es decir, σ) es bastante mayor que en el caso anterior. En resumen, el efecto de la heterogeneidad espacial produce un aumento de la dispersión, sin alterar el sesgo en la fracción de vegetación calculada.

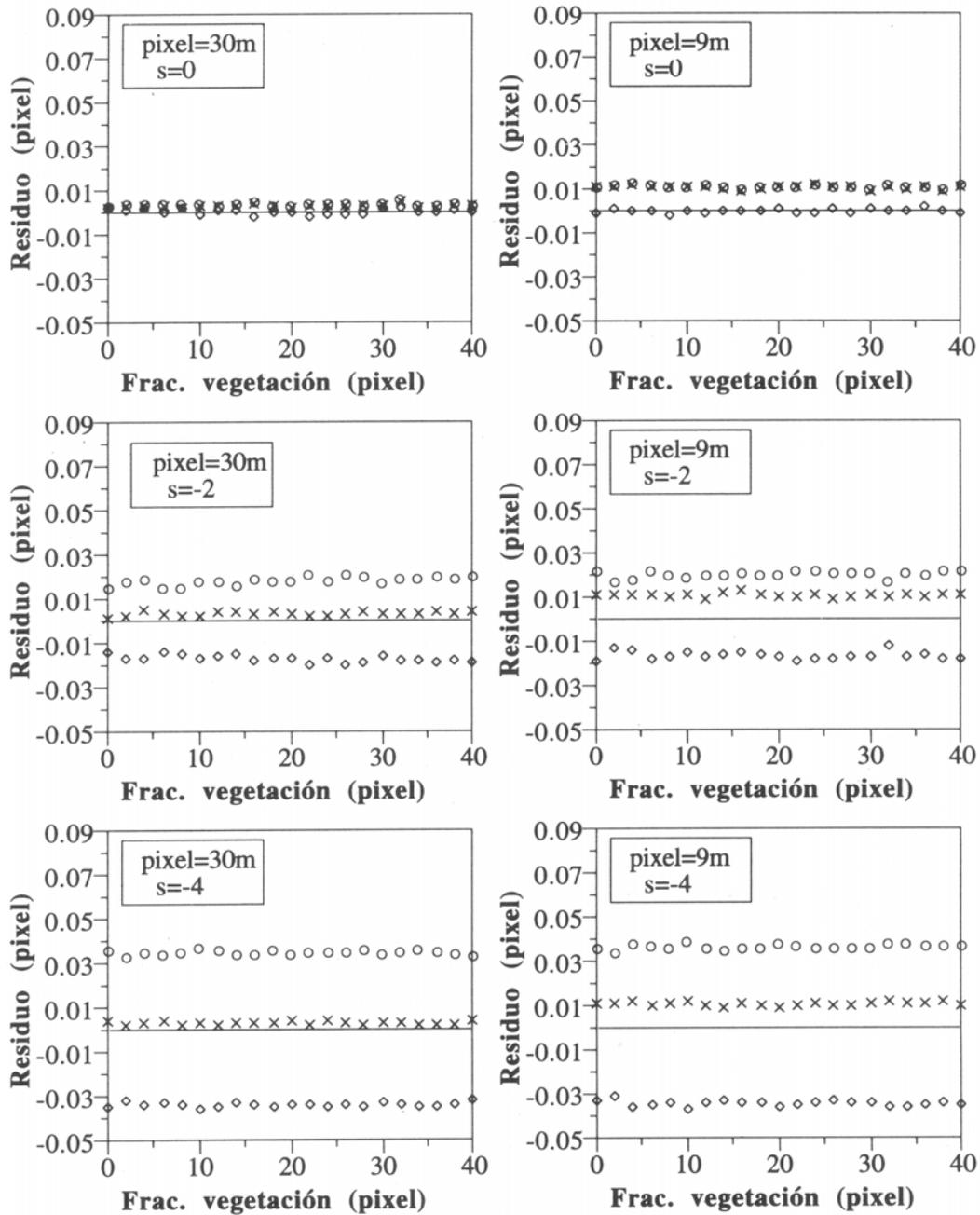


Figura 5. Variación de los parámetros estadísticos (μ , σ y α) de los residuos obtenidos a partir de la diferencia entre la fracción de vegetación calculada y la fracción de vegetación de cada subescena, para las distintas subescenas con cantidad de vegetación diferente. Se han utilizado los siguientes símbolos: μ (\circ) σ (X) y α (\diamond).

Se analiza ahora cómo estos parámetros (μ , σ y α) varían en función de la cantidad de vegetación. La figura 6 muestra los valores de dichos parámetros (hemos utilizado los mismos símbolos que en la figura 5) en función de la cantidad de vegetación (característica de las subescenas) para algunas de las escenas consideradas.

Puede observarse cómo mientras que μ no parece depender de la cantidad de vegetación, la dispersión (σ) y, por tanto, α , aumentan conforme lo hace la cantidad de vegetación. Este efecto es mucho mayor para la escena con tamaño de pixel

de 9m. Así, por ejemplo, en ésta, la dispersión (σ) pasa de valer 0.01 para la subescena carente de vegetación a 0.05 para la subescena con 40% de vegetación. La explicación de este hecho hay que encontrarla en las fluctuaciones estadísticas en torno al valor medio del número de celdillas que hay en cada pixel dentro de cada subescena, los cuales cabe esperar que aumenten al hacerlo la densidad de vegetación; en efecto, para una mezcla de dos componentes la heterogeneidad espacial (es decir la dispersión en el número de celdillas de

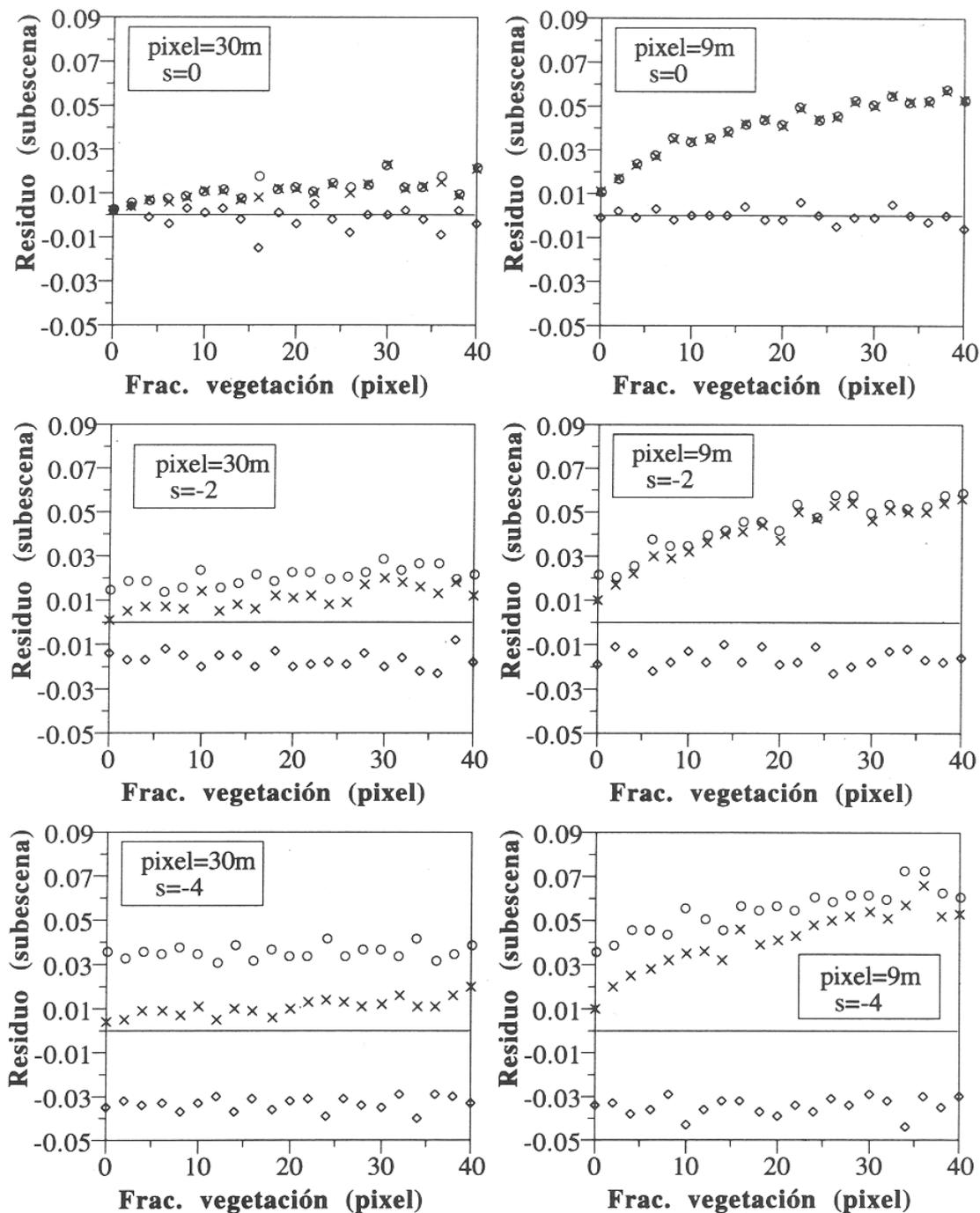


Figura 6. Variación de los parámetros estadísticos (μ , σ y α) de los residuos obtenidos a partir de la diferencia entre la fracción de vegetación calculada y la fracción de vegetación de cada subescena, para las distintas subescenas con cantidad de vegetación diferente. Se han utilizado los siguientes símbolos: $m(\circ)$, $s(X)$ y $a(\diamond)$

cada componente) es, en términos absolutos, máxima cuando hay un 50% de celdilla de cada componente.

Finalmente, se ha modelizado el efecto de las sombras, considerando varios ángulos cenitales solares (θ). Esto produce una disminución en la reflectividad global de las escenas (respecto a los valores obtenidos para $\theta=0$ (en figura 2). Aunque no se reproducen aquí los resultados, la fracción de vegetación estimada no se alteró de forma signifi-

cativa respecto al caso con $\theta=0$ en ningún caso (independientemente de los valores de s y del nivel de agregación). Este resultado sugiere que la fracción de vegetación obtenida (mediante el modelo lineal) no dependería del número ni de la naturaleza de las componentes presentes en la escena, lo cual constituye una característica altamente positiva. Sin embargo, esta es difícil de aceptar puesto que la precisión con que se estima la composición de un sistema cabe esperar que disminuya confor-

me lo hace la complejidad de este (es decir, el número de componentes). Además, a partir de P datos espectrales no pueden determinarse las fracciones de un número de componentes mayor de P+1. Por otro lado, en el modelo geométrico empleado en este trabajo no se han considerado los efectos no lineales, que se derivan de la reflexión múltiple de la radiación a través de los elementos volumétricos de la planta, sino que éstos han sido atribuidos simplemente a una componente de sombra. Por ello, en un futuro se llevará a cabo una modelización de las sombras que incluya efectos no lineales con el fin de analizar la validez del modelo geométrico empleado en este trabajo.

CONCLUSIONES

Uno de los objetivos dentro del proyecto MEDALUS consiste en derivar mapas de vegetación en zonas semi-áridas a partir de imágenes Landsat-5 TM. Ante las dificultades de estimar la fracción de vegetación (en escenas con un tamaño de pixel de 30m de lado) a partir del ACE, y con el fin de poner a punto la metodología y calcular el error con que se estima la fracción de vegetación resultante es necesario disponer de datos espectrales a una resolución espacial mucho mayor, del orden del tamaño de las plantas. Con tal objetivo la Unidad de Teledetección de la Universitat de València ha intervenido en una campaña de vuelos (MAC-SP AIN 96) para tomar datos de la zona de estudio con sensores que presentan diferente Campo de Visión (CV). Se pretende comparar datos TM con:

- i) Espectros de reflectividad medidos mediante un espectroradiómetro SIRIS, montado sobre una grúa a 10 m ($CV \equiv 10m^2$).
- ii) Imágenes registradas por los sensores ATM y CASI, a bordo de un avión ($CV \equiv 5m$ de lado)

Es por ello, que existe una necesidad (que por otro lado es muy frecuente en teledetección) de integrar e interpretar datos tomados por sensores que presentan diferente resolución espectral (lo que se conoce con el nombre de *scaling*).

No obstante, la distribución de radiación que ha sido reflejada por una superficie con vegetación, como consecuencia de su interacción con la materia dentro del medio suelo-planta, presenta una gran complejidad, la cuál proviene principalmente de la naturaleza fuertemente aleatoria de las propiedades de la planta (densidad foliar, geometría, estado fenológico, etc.) y del suelo (rugosidad, textura, orientación, contenido en materia orgánica, humedad, etc). La radiancia registrada por un sensor dependerá, por tanto, de heterogeneidad espacial (a escalas inferiores al tamaño del pixel) aunque también de la geometría de iluminación y de las propiedades de la atmósfera.

Por este motivo se ha realizado en este trabajo una simulación de factores que dependen de la resolución espacial tales como la heterogeneidad

espacial, la influencia de la variabilidad de las componentes y el error que presenta la reflectividad de la escena. Para parametrizar dichos factores se ha utilizado un modelo lineal de reflectividad y se ha adoptado de la bibliografía un modelo geométrico que describe las plantas como figuras geométricas simples que proyectan sombras sobre el suelo. Este trabajo se ha centrado únicamente en el estudio de la reflectividad de dos regiones espectrales, rojo (R) e infrarrojo cercano (IRC), dado que por sí solas permiten reproducir buena parte de la variabilidad de las escenas con vegetación, y también construir la mayoría de índices de vegetación. No obstante, los resultados obtenidos son muy significativos y se pueden extender fácilmente a estudios con un número mayor de bandas espectrales.

La influencia de la heterogeneidad espacial (que depende de la escala utilizada) y la variabilidad de la reflectividad de las componentes macroscópicas (que han sido consideradas como variables aleatorias) producen una dispersión en la reflectividad de la superficie. Así, los rasgos individuales que se pueden resolver con sensores de una alta resolución espacial, van difuminándose a medida que aumenta el nivel de agregación, lo que dificulta la separabilidad de las componentes. Además, esto afecta a cualquier tipo de estudio en teledetección, originando que aumente la imprecisión con que se estiman los parámetros de la superficie (en nuestro caso las fracciones de vegetación al abordar el "problema inverso").

El error estadístico debido a la variabilidad en la reflectividad de las componentes produce una dispersión en la fracción de vegetación calculada, que puede cifrarse en alrededor de 0.01, si bien depende de la escala. Por otro lado, la existencia de errores sistemáticos en la reflectividad de la escena produce un sesgo en la fracción de vegetación calculada, que alcanza valores de hasta 0.03, lo cuál es de decisiva importancia para estimar la vegetación en áreas con vegetación escasa. La heterogeneidad espacial, que depende del tamaño del pixel, produce una dispersión en la reflectividad (que aumenta conforme lo hace la densidad de vegetación), la cuál introduce una dispersión similar en la fracción de vegetación. Sin embargo, el sesgo en la fracción de vegetación calculada (mediante la inversión del modelo lineal de reflectividad) no depende de la heterogeneidad espacial y, por tanto, la fracción de vegetación permite estimar la cantidad de vegetación con independencia de la escala espacial. Además, aparentemente, la presencia de sombras no aumenta la precisión de la fracción de vegetación calculada.

En un futuro se evaluará la influencia que tienen algunos factores adicionales en la estimación de la fracción de vegetación, tales como la proporción de vegetación sombreada, la correlación espacial entre las distintas componentes o el efecto topográfico.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se ha realizado gracias a la ayuda del Proyecto MEDALUS 11, de la Unión Europea, dentro del marco EPOCH (EV5V-CT92-0128/0164/0165/0166).

BIBLIOGRAFÍA

- FRODFSEN, A. G., SKJEGGFSTAD, O., and TØFTE, H. 1979. *Probability and Statistics in particle physics*. Norway: Universitetsforlaget.
- GARCIA-HARO, F. J. 1994. Inversión de un modelo lineal de reflectividad para la extracción de parámetros relacionados con la vegetación en paisajes semi-áridos. Tesis de licenciatura. Universitat de Valencia.
- GARCIA-HARO, F. J., GILABERT, M. A., and MELIA, J. 1996. Unear spectral mixture modelling to estimate vegetation amount from optical spectral data. *International Journal of Remote Sensing* (en prensa).
- GILABERT, MA 1990. Caracterización radiométrica en el intervalo solar, de cultivos cítricos. Modelo geométrico de reflectividad de aplicación en teledetección, Valencia, tesis doctoral, Universitat de Valencia.
- GILABERT, M.A SEGARRA, S. & MELIA, J. 1994. Simulation of citrus orchard reflectance by means of a geometrical canopy modelo *International Journal of Remote Sensing of Environment*, 15: 2559-2582.
- GRAETZ, r.d. & GENTLE, R. M. 1982. The relationships between reflectance in the Landsat wavebands and fue composition of an Australian semi-arid shrub rangeland. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 48: 1721-1730.
- HAPKE, B. 1993. Topics in remote sensig 3: theory of reflectance and emittance spectroscopy, University of Pittsburg, New York. Cambridge University Press.
- HUETE, A R., JACKSON, R. D., and POST, D. F. 1985. Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. *Remote Sensing of Environment*, 17: 37-53.
- JACKSON, R.D., REGINATO, R.J., PINTER, PJ. & IDSO, S.B. 1979. Plant canopy information extraction from composite scene reflectance of row crops. *Applied Optics*, 18(22): 3775-3782.
- JASINSKI, FJ. & EAGLFSON, P .S.1989. The structure of red-infrared scattergrams of semivegetated landscapes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 27: 441-451.
- JASINSKI, FJ. & EAGLESON, P.S. 1990. Estimation of subpixel vegetation cover using red-infrared scattergrams. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 28: 253-257.
- LI, X., & STRAFFLER, A.H. 1986. Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of a conifer forest canopy. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. GE-24(6): 906-919.
- MELIA, J., BASTIDA, J., GANDIA, S., GILABERT, M.A, YOUNIS, M.T., LOPEZ-BUENDIA, A, GARCIA-HARO, FJ. 1995. *MEDALUS II Final Report* (en prensa). Lonres.
- MORAN, S.M., JACKSON, R.D., SLATER, P .N. & TEILLET, P.M. 1992. Evaluation of simplified procedures for retrieval of land surface reflectance factors from satellite sensor output. *Remote Sensing of Environment*. 41: 169-184
- MORENO, J. & MELIA, J. 1992. About the problem os scaling from ground measuremets to low resolution satellite data, *Proceedings of the IGARSS92 Symposium*. Houston. Texas.. May 1992. vol 11. pp. 1640-1642.
- RICHARDSON, AJ. & WIEGAND, C.L. 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 43: 1541-1552.
- SETTLE, J. J., and DRAKE, N. A. 1993. Linear mixing and the estimation of ground cover proportions. *International Journal of Remote Sensing*, 14: 1159-
- SLATER, P. N., BIGGAR, S. F., HOLM, R. O., MAO, R. D., MORAN, M. S., PALMER, J. M., & YUAN, B. 1987. Reflectance-and radiance-based methods for in-flight absolute calibration of multispectral sensors. *Remote Sensing of Environment*, 22: 11-37.