

Análisis de la estructura espacial de las masas de *Pinus pinaster* Aiton de la Comunidad de Madrid mediante imágenes de alta resolución espacial

S. Merino de Miguel^{1*}, J. Solana Gutiérrez² y F. González Alonso³

¹ EUIT Forestal. Universidad Politécnica de Madrid. Ciudad Universitaria, s/n. 28040 Madrid. España

² ETSI Montes. Universidad Politécnica de Madrid. Ciudad Universitaria, s/n. 28040 Madrid. España

³ CIFOR-INIA. Ministerio de Educación y Ciencia. Ctra. A Coruña, km 7,5. 28040 Madrid. España

Resumen

En este trabajo se aborda el análisis de la estructura espacial de las masas de *Pinus pinaster* Aiton de la Comunidad de Madrid mediante imágenes de alta resolución espacial, así como la asociación existente entre algunos índices de textura derivados del variograma, y ciertas características dasométricas obtenidas a partir de parcelas de campo. Para ello se utilizaron, ortofotografías y una imagen de satélite IKONOS, correspondientes a puntos en los que se localizan parcelas de muestreo del Inventario Forestal Nacional (IFN). El análisis de las imágenes se fundamenta en la geoestadística y más concretamente en el uso del variograma. Se calculan variogramas experimentales a partir de las distintas imágenes, para a continuación, calcular el correspondiente variograma ideal y realizar la extracción de los parámetros del variograma, con los que se trata de caracterizar la estructura de las masas estudiadas para diferentes resoluciones espaciales. Como resultado del estudio se han encontrado algunas asociaciones significativas entre parámetros de los variogramas y variables dasométricas, pero de escaso poder predictivo, lo que indica la elevada dificultad en la aplicación de este tipo de técnicas en topografías complejas y masas espacialmente heterogéneas, como las propias de los bosques mediterráneos.

Palabras clave: fotografía aérea, IKONOS, geoestadística, variograma, inventario forestal.

Abstract

High spatial resolution images for the analysis of the spatial structure of *Pinus pinaster* Aiton stands in Madrid (Spain)

This paper analyses the spatial structure of the *Pinus pinaster* Aiton stands within Madrid province (Central Spain) by means of high spatial resolution images, as well as the relationship between texture indexes obtained from variograms, and dasometric features of forest stands. In order to carry out this research, some orthophotographs and an IKONOS satellite image were used. All these images corresponded to locations of the Spanish National Forest Inventory (NFI) sample plots for the species of interest. Image analysis was based on geostatistic tools and particularly on the variogram. Experimental variograms were calculated using the different data sets. The following step consisted on fitting mathematical functions to them in order to produce ideal variograms. These models were used to extract a set of variogram variables that might be useful for characterizing forest stands at different spatial resolutions. As a result, some significant relationships between variogram parameters and dasometric variables were found, but of limited predictive power. The latter reveals the difficulties in applying such methodology when working on complex topographies and spatially heterogeneous forests as the Mediterranean.

Key words: aerial photographs, IKONOS, geostatistics, variogram, forest inventory.

Introducción

A pesar del amplio uso que muchas administraciones forestales hacen de los datos procedentes de sen-

sores aerotransportados y satelitales, y de las innumerables ventajas que éstos suponen (Zawadzki *et al.*, 2005; McRoberts y Tomppo, 2007), no puede decirse que se haya alcanzado un techo en el uso de estos sistemas para la estimación de ciertas variables forestales. Todavía se precisan medidas consistentes y fiables de la estructura de las masas forestales que puedan ser-

* Autor para la correspondencia: silvia.merino@upm.es
Recibido: 13-03-09; Aceptado: 24-11-09.

vir de apoyo a ecólogos y gestores en una amplia variedad de aplicaciones (Hyde *et al.*, 2005).

La estructura de un rodal o sistema forestal puede definirse como la organización y caracterización de los materiales vegetales de interés, y suele medirse mediante variables de inventario y/o biofísicas (Wulder, 1998). Para muchos autores, la estructura se caracteriza mediante variables como el tamaño de copa, la densidad del rodal, la fracción de cabida cubierta, la altura del dosel, el área basimétrica, la biomasa, etc. (St-Onge y Cavayas, 1997; O'Dwyer, 2002; Lim *et al.*, 2003; Hyde *et al.*, 2005; Ingram *et al.*, 2005; Anderson *et al.*, 2006). La dificultad para su determinación a partir de medidas in situ (por tiempo y coste), unida a la creciente demanda de datos cada vez más frecuentes y precisos, hace necesaria una continua innovación que durante los últimos años ha promovido, entre otras cuestiones, la incorporación de datos y métodos procedentes de teledetección para mejorar las estimaciones de dicha estructura (McRoberts y Tomppo, 2007). De entre los enfoques seguidos destacan por su importancia, el uso de la información que proporciona la textura de la imagen teledetectada, enfoque en el que ahondaremos en este trabajo, y más recientemente, el uso de modelos a partir de datos LiDAR, del que pueden encontrarse múltiples ejemplos en la literatura (Lim *et al.*, 2003; Hyde *et al.*, 2005; Anderson *et al.*, 2006; McRoberts y Tomppo, 2007).

Las imágenes captadas por sensores remotos presentan una cierta textura porque los píxeles que las forman no son muestras independientes, sino que poseen cierto grado de estructura espacial o auto-correlación (Strahler *et al.*, 1986; Jupp *et al.*, 1988; Zawadzki *et al.*, 2005). En una escena forestal, dicha textura está relacionada con la estructura tridimensional de la vegetación (St-Onge y Cavayas, 1995; Bruniquel-Pinel y Gastellu-Etchegorry, 1998), motivo por el cual la extracción de información a partir de imágenes puede beneficiarse del uso de la información espacial contenida en la escena. Sin embargo, para poder aprovechar esta circunstancia es necesario, en primer lugar, encontrar relaciones precisas y robustas entre la organización del dosel vegetal y la textura de la imagen, lo que equivale a entender la naturaleza y causas de la variación espacial en las imágenes y de cómo se relaciona con las características de la escena en la realidad y del sensor que capta la imagen (Woodcock *et al.*, 1988a).

De entre las múltiples técnicas que utilizan información textural (Haralick y Shapiro, 1992; Schaale *et al.*, 2001), destacan por su importancia los métodos geoes-

tadísticos, los cuales proporcionan la aproximación más flexible a los análisis de la correlación espacial (Zawadzki *et al.*, 2005). La geoestadística se basa en la «Teoría de la Variable Regionalizada», la cual plantea que el valor de una cierta variable es función de su localización espacial (Matheron, 1963). Una imagen digital es en realidad una matriz de números cuyos valores son función de sus posiciones espaciales (Jupp *et al.*, 1989), por lo que la imagen digital puede ser considerada como cierta expresión de una variable regionalizada bidimensional. La principal herramienta geoestadística, y una de las más utilizadas, es el variograma o semivariograma (Zawadzki *et al.*, 2005), que mide la variación de los datos correspondientes a dos localizaciones diferentes en función de la distancia que les separa. Su amplia utilización radica en sus notables ventajas: (i) es sencillo computacionalmente, (ii) fácil de interpretar y (iii) menos exigente que otras técnicas desde el punto de vista de las hipótesis que deben cumplir los datos sobre los que se aplican (Woodcock *et al.*, 1988a). Dichas hipótesis son dos: estacionariedad espacial, lo que equivale a asumir que los valores esperados de los parámetros de la función estimada no varían con la posición, y ergodicidad, que asume que las estadísticas espaciales medidas sobre la imagen son estimaciones no sesgadas y consistentes de los parámetros de la función (Jupp *et al.*, 1988). Afortunadamente, la asunción de estacionariedad es generalmente apropiada en el procesamiento de imágenes ya que éstas «pueden generalmente considerarse como estacionarias por incrementos» y generalmente presentan una estabilidad entorno a una asíntota (Jupp *et al.*, 1988).

El primero en utilizar el variograma para caracterizar la estructura espacial en la imagen teledetectada fue Curran (1988). Posteriormente Woodcock *et al.* (1988a y 1988b) publican sendos artículos en los que se investiga el uso del variograma en teledetección. En la primera parte, Woodcock *et al.* (1988a) examinan los variogramas calculados a partir de imágenes que simulan escenas reales a base de discos sólidos situados aleatoriamente sobre un fondo homogéneo y continuo. Los resultados muestran relaciones positivas entre variables de la escena (densidad y tamaño de los discos) y del variograma (rango y meseta). Se observa por ejemplo que la meseta está correlacionada con la densidad de objetos, mientras que el rango lo está con el tamaño medio de los objetos en la escena. En la segunda parte (Woodcock *et al.*, 1988b) se aborda un enfoque más pragmático dirigido al análisis de imágenes captadas sobre zonas residenciales, agrícolas y forestales.

Los variogramas de estas imágenes, además de confirmar las características descritas anteriormente, mostraron algunos aspectos más de interés. En el caso de la imagen agrícola, el variograma mostraba una periodicidad que se relacionó con el espaciamiento de las líneas de cultivo. En las imágenes captadas sobre masas forestales, encontraron asociación entre el rango y el tamaño de copa, pero también indicaron la dificultad de determinar con precisión el rango del variograma. Posteriormente, Cohen *et al.* (1990) utilizan el variograma para evaluar su utilidad a la hora de distinguir entre rodales de abeto Douglas con distinta estructura. En su investigación, los autores encuentran, al analizar imágenes de 1 m de resolución espacial, que la meseta se corresponde con la presencia de estratificación vertical y con la fracción de cabida cubierta, mientras que el rango está relacionado con el tamaño medio de copa, aunque no lo suficiente como para obtener una estimación cuantitativa de dicha variable.

Otro trabajo de gran trascendencia es el publicado por St-Onge y Cavayas (1995). En su investigación, estos autores simularon imágenes de escenas forestales de alta resolución espacial utilizando para ello un modelo óptico-geométrico, imágenes que fueron posteriormente analizadas utilizando variogramas. La principal ventaja de la simulación es que permite generar series de imágenes en las que únicamente varía el parámetro de interés, pudiendo estudiar su efecto individual sobre la textura de la imagen. De esta forma, los autores demostraron que las distintas variables forestales consideradas podían ser estimadas con un error del 10% respecto a los valores que habían sido utilizados para generar las imágenes artificiales. Estos mismos autores determinaron que el rango del variograma estaba fuertemente influenciado por el tamaño del árbol simulado, mientras que la densidad resultó ser el parámetro forestal que con más fuerza controlaba la textura de la imagen. De igual modo se calcularon variogramas a partir de imágenes reales en blanco y negro de alta resolución espacial (0,36 m), comparando los resultados con datos de campo. El trabajo realizado arrojó resultados muy precisos a la hora de estimar la altura de los árboles y densidad de los diferentes rodales. Posteriormente, St-Onge y Cavayas (1997) usaron variogramas experimentales en escenas simuladas de alta resolución a los que ajustaron modelos matemáticos esféricos, que después fueron utilizados en el proceso de clasificación de imágenes. Los citados autores estimaron el rango de variogramas direccionales (calculados en la dirección del sol y en la dirección per-

pendicular) lo que les sirvió para desarrollar ecuaciones empíricas con las que estimar tamaño de copa, densidad y fracción de cabida cubierta. Pinel *et al.* (1996) y Bruniquel-Pinel y Gastellu-Etchergorry (1998) desarrollaron una serie de trabajos en la línea de la simulación de imágenes y del establecimiento de relaciones entre variables forestales y derivadas del variograma. Se trata de estudios en los que se analiza la sensibilidad de la información textural a una serie de variables forestales clásicas mediante el uso de imágenes artificiales. Las relaciones derivadas a partir de dichas imágenes fueron testadas sobre imágenes reales de alta resolución espacial ofreciendo resultados muy esperanzadores pero que ponían de manifiesto la dificultad para extraer información textural de calidad.

Lévesque y King (1999) estudiaron el daño estructural forestal causado por la contaminación de una mina en Ontario (Canadá). Su objetivo era determinar variaciones en el dosel y la copa de árboles individuales en relación a distintos grados de afección por contaminantes. Los autores observaron que existía una fuerte correlación entre el rango y la meseta de los variogramas calculados a partir de imágenes, y un índice que medía el estrés del árbol de manera visual. Además, demostraron que el rango estaba correlacionado con la altura del dosel, y que era sensible al tamaño de copa y a la fracción de cabida cubierta. Treitz y Howarth (2000) analizaron una serie de imágenes de alta resolución espacial de rodales forestales utilizando variogramas, concluyendo que éstos estaban relacionados con algunos parámetros forestales. Entre otras conclusiones, los autores destacan que la estimación del rango variaba con la clase forestal y que parecía estar relacionada con los tamaños de copa. También concluyeron que la semivarianza estaba relacionada con la cobertura del sotobosque y con la densidad del conjunto de los estratos presentes en el rodal forestal. Similares resultados obtuvieron Wallace *et al.* (2000). Estos autores mostraron que las distintas comunidades vegetales estudiadas presentaban propiedades espaciales diferenciales, propiedades que fueron calculadas a partir de variogramas. Dicha información se utilizó para mejorar los resultados de la clasificación de imágenes de baja resolución. Wolter *et al.* (2009) realizaron estimaciones y cartografía de variables forestales (diámetro de copa, diámetro normal, altura total, etc.) a partir de imágenes SPOT-5 (de 5 y 10 m de píxel) utilizando estadísticas de vecindad, entre las que se encontraba el variograma, obteniendo resultados precisos para los valores medios de dichas variables.

Más recientemente han aparecido trabajos en la línea de utilizar el variograma para determinar la resolución espacial óptima que permita caracterizar adecuadamente la escala de variación de los procesos que estructuran un sistema natural (por ejemplo, un sistema forestal), y en consecuencia relacionar las características espaciales de la escena con las variables de interés (Garrigues *et al.*, 2006; Garrigues *et al.*, 2008; Nijland *et al.*, 2009).

El objetivo del presente trabajo es evaluar si la información espacial contenida en imágenes de alta resolución (submétrica o métrica) permite caracterizar la estructura espacial, mediante geoestadística, a través de su relación con ciertas variables forestales (densidad, diámetro normal, altura total, diámetro de copa, área basimétrica, volumen maderable con corteza) en rodales mediterráneos. En particular, se quiere valorar los distintos tipos de ajuste del semivariograma (esférico, exponencial, lineal, con efectos pepita y con meseta con pendiente) para obtener las mejores estimaciones dasométricas. Para ello se analizan imágenes de diversas fuentes (ortofotografías y una imagen del satélite IKONOS) utilizando el variograma. En consecuencia, la principal diferencia con trabajos previos publicados radica en que está realizado en masas forestales mediterráneas mediante una variedad de imágenes reales, escasamente alteradas, donde se busca el método geoestadístico más eficiente para predecir las variables dasométricas de las parcelas analizadas. Estas parcelas pertenecen a masas de estructura espacial irregular, propia de los climas mediterráneos y/o de masas forestales no aprovechadas, casi nunca coetáneas o regulares y/o con estructuras verticales generalmente complejas (frecuente presencia de sotobosque). Por otra parte, se trata a menudo de masas con individuos de pequeño tamaño, sobre terrenos más o menos accidentados, lo que sin duda afecta a la textura de la imagen teledetectada. Otra interesante aportación es el uso de una imagen de satélite IKONOS de alta resolución espacial, que no ha sido utilizada en estudios previos en este ámbito.

Área de estudio y material

El presente estudio analiza las masas de *Pinus pinaster* Aiton de Madrid, región en la que esta especie aparece formando masas puras y mixtas, «fundamentalmente» con otras especies del género *Pinus*. Las masas de pino negral se localizan en municipios del



Figura 1. Masas puras y mixtas de *Pinus pinaster* en la Comunidad de Madrid. Fuente: Mapa de Vegetación. Consejería de Medio Ambiente. Comunidad de Madrid.

norte y oeste de la provincia y ocupan una superficie total de 17.965 ha (Fig. 1), de acuerdo con el Mapa de Vegetación de la Consejería de Medio Ambiente de la Comunidad de Madrid. En Madrid, se corresponde con la subespecie *mesogeensis*, y es por lo general, un árbol de talla mediana, tronco recto, copa amplia y porte regular. En cuanto a la clasificación de los pinares de pino negral de Madrid, encontramos una gran heterogeneidad: masas naturales frente a repobladas (jóvenes, adultas, heterogéneas, fracasadas), diversos porcentajes de roca aflorante, de grado de cubierta y gran variación en cuanto a la presencia de matorral y especies acompañantes.

Para llevar a cabo los diversos análisis, se utilizaron los siguientes datos: (i) fotografías aéreas y ortofotografías digitales, (ii) una imagen del satélite IKONOS, (iii) datos de campo procedentes del Segundo y Tercer Inventario Forestal Nacional (en adelante, IFN-2 e IFN-3) y, (iv) cartografía digital 1:5.000 (planimetría y altimetría).

Las fotografías aéreas utilizadas corresponden a un vuelo de escala 1:6.500 realizado entre los años 1990 y 1991, que fue utilizado por ser el más próximo temporalmente a los datos de campo del IFN-2 y por tener una escala lo suficientemente grande como para poder proporcionar imágenes de suficiente resolución espacial. Las ortofotografías digitales, que fueron facilitadas por la Comunidad de Madrid, se utilizaron por ser

las más próximas temporalmente a los datos de campo del IFN-3. Esta serie de ortofotos proceden de un vuelo encargado en el año 2000, elaborado en color y con píxel de 0,5 m. Se trata de un documento tipo mapa y por lo tanto preparado para ser procesado. Para comparar diversos medios de captación de imágenes, se adquirió una escena IKONOS del día 18 de mayo de 2003. El satélite IKONOS es de órbita heliosíncrona y se encuentra a una altitud de 681 km. La adquisición de la información, siempre a demanda del usuario, se realiza simultáneamente en modo pancromático (1 banda; 0,526-0,929 μm ; 1 m de píxel) y multispectral (4 bandas; 0,445-0,516 μm ; 0,506-0,595 μm ; 0,632-0,698 μm y 0,757-0,853 μm ; 4 m de píxel). La escena utilizada abarca 6,2 km por 7,9 km, cubriendo parcialmente el área de estudio. En la Figura 2 se observa una muestra de los tres tipos de imágenes utilizadas.

Los datos de campo utilizados son los recogidos para la elaboración del IFN-2 y -3, y fueron facilitados por el Banco de Datos de la Naturaleza (Ministerio de Medio Ambiente). Del conjunto de parcelas del IFN, fueron seleccionadas aquellas en las que el pino negro era especie principal y que además contara con «pies mayores» (diámetro normal mayor o igual a 7,5 cm), resultando 72 parcelas.

Métodos

Pre-procesado de las fotografías aéreas

Previo al análisis de las fotografías aéreas se requería la orto-rectificación de las mismas a un sistema de coordenadas estándar con proyección ortogo-

nal, de escala constante y sin distorsiones. Este proceso era necesario para poder localizar posteriormente tanto las áreas ocupadas por la especie de interés como los centros de las parcelas de muestreo con precisión. La corrección del efecto de desplazamiento del relieve debido a la altimetría se realizó utilizando un modelo digital de elevaciones (MDE) (Ormeño, 2003), el cual se obtuvo a partir de la cartografía básica 1:5.000, cartografía que también se utilizó en la selección de puntos de control. En el proceso de orto-rectificación se utilizaron un promedio de 10 puntos de control por fotograma los cuales arrojaron un error cuadrático medio promedio de 3 m. El método de remuestreo elegido para generar las nuevas imágenes fue el de interpolación bilineal.

Extracción de variables forestales de masa

Partiendo de los datos de campo de las 72 parcelas del IFN, y utilizando el programa informático BasIFor (Bravo, 2000), se calcularon una serie de variables de interés para cada uno de los «pies mayores» (diámetro normal medio y volumen maderable con corteza) que complementaban el grupo de variables medidas en campo. Además, se calcularon los valores medios por parcela y por hectárea. Por su especial interés, también se tuvo en cuenta la variable «diámetro de copa medio» que fue estimada para los «pies mayores» a partir de ecuaciones de regresión generadas con los «árboles tipo» de la especie de interés. En una etapa posterior dichas variables (variables dasométricas) serán comparadas con variables derivadas del análisis de las imágenes (variables texturales). La Tabla 1 resume

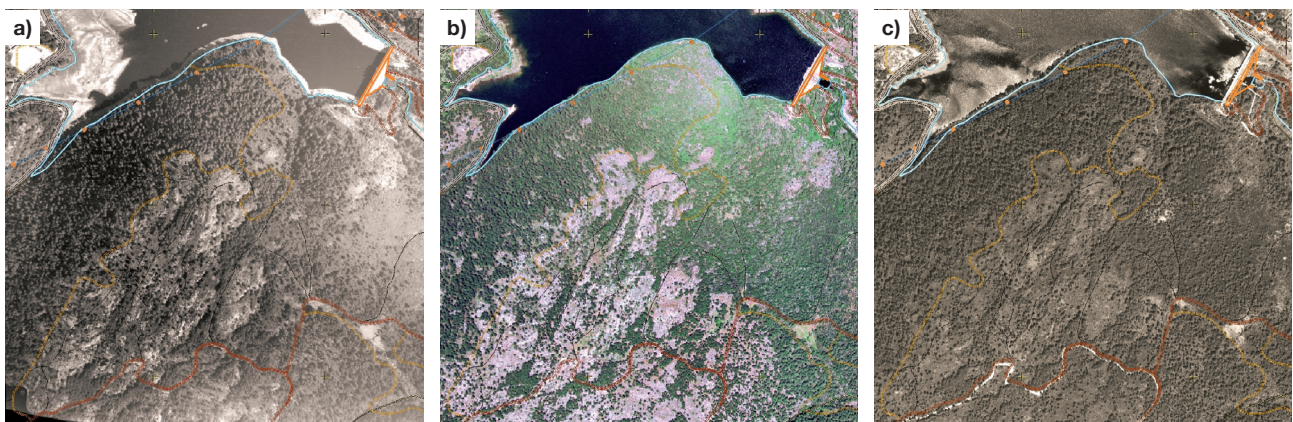


Figura 2. Ejemplo de las tres fuentes de imágenes utilizadas: a) fotografía aérea 1990-91 (imagen en b/n.), b) ortofotografía digital 2000 (imagen en color) y c) imagen IKONOS 2003 (banda pancromática).

Tabla 1. Estadísticos elementales de las variables dasométricas de interés en las 72 parcelas estudiadas (72 para el IFN-2 y 71 para el IFN-3)

	Densidad (D) (N.º pies/ha)	Diámetro normal medio (Dnm) (mm)	Altura total (Ht) (m)	Diámetro de copa medio (Dcm) (m)	Área basimétrica (Ab) (m ² /ha)	Volumen moderado con corteza (Vcc) (m ³ /ha)
<i>IFN-2</i>						
Media	424,49	263,32	9,33	4,24	18,55	99,42
Desviación típica	498,21	141,15	3,56	1,88	16,58	96,81
Error típico	58,71	16,63	0,42	0,22	1,95	11,41
Mínimo	5,09	92,80	3,50	2,15	0,41	0,89
Máximo	2.567,67	1.130,00	23,00	15,73	62,18	345,05
<i>IFN-3</i>						
Media	445,24	278,53	10,41	4,37	23,59	132,67
Desviación típica	436,76	93,72	3,08	1,25	16,97	108,20
Error típico	51,83	11,12	0,37	0,15	2,01	12,84
Mínimo	30,54	109,48	3,87	0,34	2,66	10,55
Máximo	2.482,83	533,75	16,06	7,55	74,90	415,13

los estadísticos básicos de las seis variables dasométricas estudiadas. Las parcelas de campo tenidas en cuenta fueron 72, en el caso del IFN-2, y 71, en el caso del IFN-3, ya que había una parcela que no pudo ser muestreada para el IFN-3 por haber en su proximidad un «nido de buitre negro con pollo».

Análisis textural de imágenes

El método de análisis de la textura elegido para el conocimiento de la estructura de las masas forestales objeto de estudio fue el variograma. De entre todas las medidas de textura, se eligió el variograma por su simplicidad y eficiencia a la hora de cuantificar patrones espaciales, los cuales están relacionados con la estructura del dosel forestal (St-Onge *et al.*, 1998; Wolter *et al.*, 2009). El cálculo del variograma consistió en la determinación de las semi-varianzas de los niveles digitales de la imagen en función de la distancia. Dicho cálculo dio lugar al variograma real o experimental al cual se ajustó una función matemática, generándose un variograma ideal o teórico, del cual se extrajeron una serie de valores que se denominan «variables texturales» o «parámetros del variograma». La extracción de dichas variables tiene como objetivo transformar la información contenida en la nube de puntos que forma el variograma experimental en unos pocos valores que lo caractericen. Tradicionalmente

se han empleado dos variables texturales: «rango» (distancia a la que se estabiliza la semivarianza y que está asociada con el tamaño del objeto predominante en la escena) y «meseta» (valor de la semivarianza para una distancia igual al rango, y que está correlacionada con el número de objetos distintos en la escena), como se ilustra en la Figura 3. A estos dos, se suele añadir el «efecto pepita» (valor de la semivarianza para una distancia 0) y la «pendiente de la meseta» (pendiente-m). En este estudio se han incorporado el cociente entre rango y meseta (gradiente) y el cociente entre meseta y rango (pendiente), tal y como se muestra en la Figura 3, que siendo inversos presentan parámetros estadísticos diferenciados.

Los variogramas experimentales fueron calculados a partir subescenas de 100×100 m de las fotografías aéreas 1990-91 (en adelante, «fotogramas 1990»), ortofotografías 2000 y de la imagen IKONOS pancromática (en adelante, «IKONOS-P»). Las subescenas analizadas se centraron entorno a las parcelas de campo del IFN, de coordenadas conocidas, con el objeto de poder buscar relaciones entre variables dasométricas y texturales. En la definición del tamaño óptimo de subescena se tuvieron en cuenta tanto factores relativos al tamaño de los objetos presentes en la misma, como factores relativos a los algoritmos texturales empleados, como que el variograma sólo debe calcularse hasta un cuarto (1/4) del ancho de la escena (Cressie, 1991). Con el objetivo de identificar con precisión el

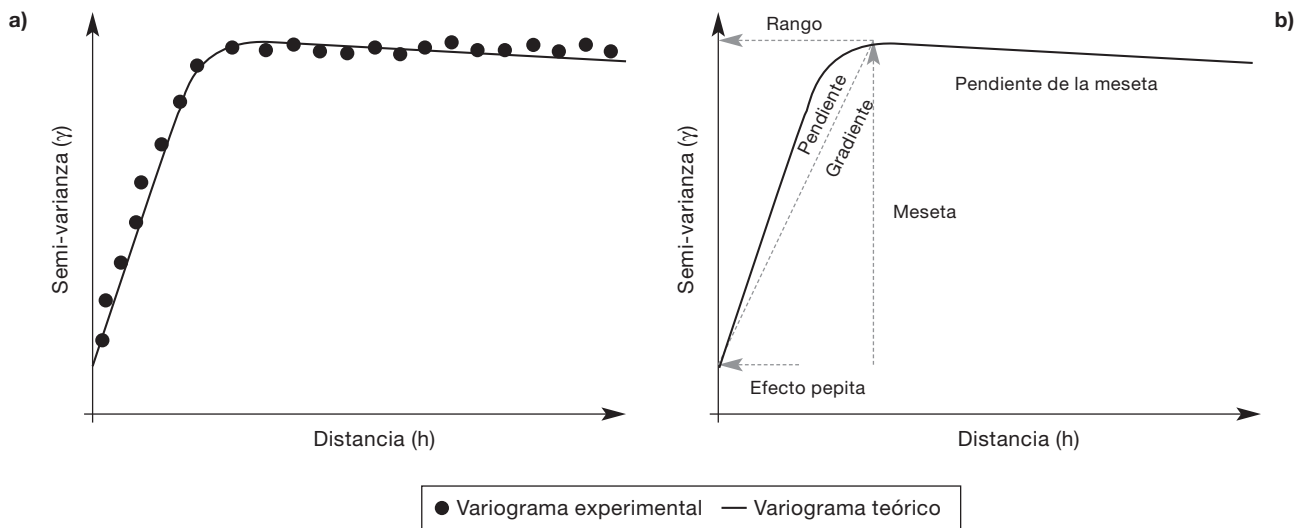


Figura 3. a) Variogramas experimental y teórico. b) Parámetros del variograma teórico.

centro de la parcela sobre las distintas imágenes utilizadas, se llevaron a cabo representaciones esquemáticas de los pies medidos en cada parcela (merced a los datos de campo que indican rumbo y distancia para cada pie muestreado) que se utilizaron para ajustar con más precisión dichos centros.

Los fotogramas 1990 analizados eran positivos en blanco y negro y fueron escaneados en niveles de gris,

por lo que desde el punto de vista del cálculo del variograma, no fue necesaria ninguna otra transformación (Fig. 4). Las ortofotografías 2000 eran en color y estaban formadas por tres bandas (R,G,B), por lo que se aplicó un análisis de componentes principales, uno de los métodos más comúnmente empleados en teledetección para reducir la dimensión espectral (Chuvieco, 2008), conservando únicamente el primer

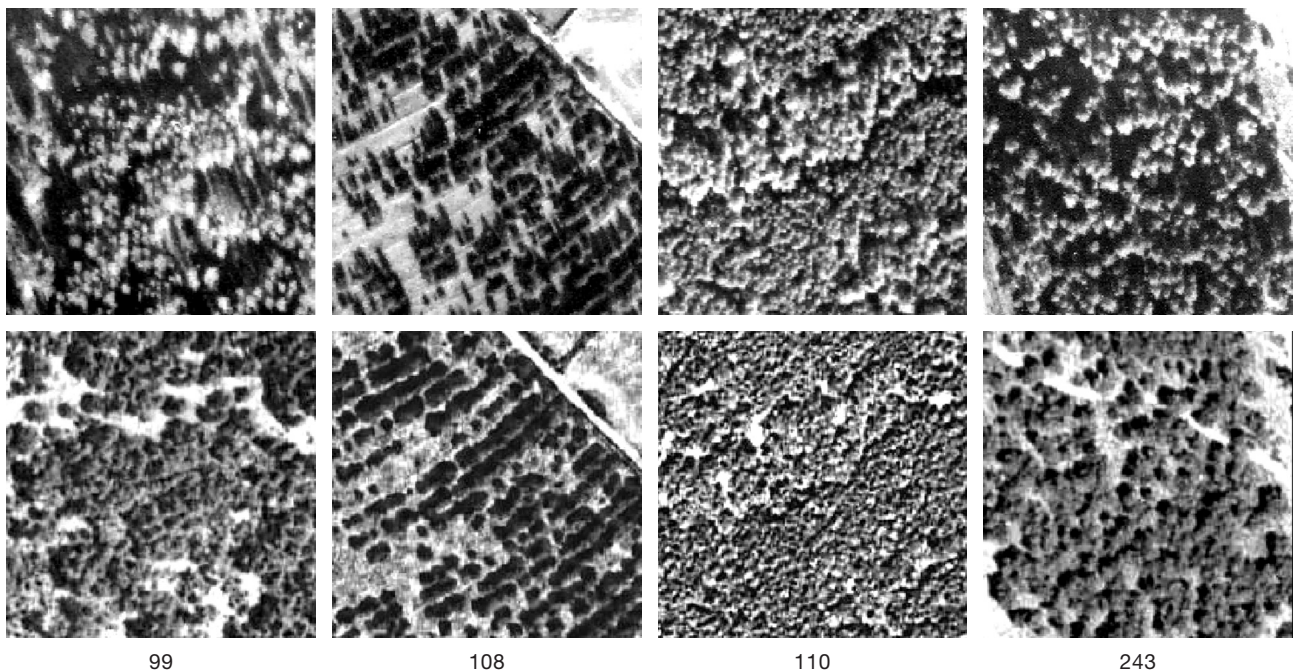


Figura 4. Subescenas correspondientes a los entornos de las parcelas 99, 108, 110 y 243 del IFN: fotograma 1990 (primera fila) y fotograma 2000 (segunda fila). Los números de parcela son los del estadillo de la base de datos del IFN en Madrid.

componente (variabilidad media explicada del 98%) al que se denominó «fotograma 2000» (Fig. 4). Para el análisis de las subescenas IKONOS-P, en esencia similares a una fotografía aérea en escala de grises, tampoco fue necesaria ninguna otra transformación. Aunque diversos autores (Treitz y Howarth, 2000; Zawadzki *et al.*, 2005) han puesto de manifiesto el interés de trabajar con información procedente de distintas regiones del espectro, y especialmente del infrarrojo cercano, se decidió no explotar las bandas multi-espectrales de IKONOS por su baja resolución espacial (4 m) en relación al objeto de interés. Por otra parte, algunos autores (Cressie, 1991) destacan la importancia de realizar ciertos procesos de calibración como paso previo al cálculo del variograma, el cual debe obtenerse a partir de valores que tengan una distribución normal. Por ello, tanto las fotografías aéreas como los fotogramas 2000 fueron normalizados y el resultado se denominó «modulado», analizándose posteriormente lo que se denominó «fotogramas modulados 1990» y «fotogramas modulados 2000». En el caso de IKONOS-P pancromático no se realizó dicha transformación por entender que está implícitamente realizada durante el proceso de calibración de la imagen. Uno de los aspectos fundamentales en la extracción de información a partir de imágenes es el factor escala (Garrigues *et al.*, 2006; Nijland *et al.*, 2009). Jupp *et al.* (1988) destacan que la estructura espacial de una imagen teledetectada es función de la relación entre el tamaño de los objetos en la escena y la resolución espacial de la imagen. Consecuentemente, la fijación del tamaño del píxel supone poder definir un elemento clave del proceso de muestreo: su intensidad o tamaño muestral (Woodcock y Strahler, 1987). Los diferentes tamaños del píxel se obtuvieron mediante degradación de la imagen desde el tamaño original de 0,5 m a 1 m y luego hasta 5 m en intervalos de 1m, resultando las siguientes resoluciones: 0,5 (original), 1, 2, 3, 4 y 5 m. En el caso de IKONOS-P la degradación dio lugar a las resoluciones: 1 (original), 2, 3, 4, 8 y 10 m. Las imágenes finalmente analizadas fueron las siguientes: (i) 72 escenas en el caso de los fotogramas 1990 y 2000, modulados y no modulados, y (ii) 18 escenas en el caso de IKONOS-P; teniendo en cuenta además todas las resoluciones espaciales (imágenes originales y degradadas), lo que hace un total de 1.836 escenas.

La obtención del variograma teórico a partir del experimental (Fig. 3), permite modelar el comportamiento de la información contenida en éste último y extraer las variables que lo caracterizan. Los modelos de vario-

grama teórico más utilizados son el esférico, el exponencial y el lineal, considerando o no el efecto pepita, o como alternativa, combinaciones de ellos. En base a las conclusiones de estudios previos consultados (Curran, 1988; McBratney y Webster, 1986; Rebelo, 1999; O'Dwyer, 2002; Zawadzki *et al.*, 2005; Wolter *et al.*, 2009), se seleccionaron los siguientes modelos: esférico (-s), esférico con efecto pepita (-s-n), esférico más lineal (-s-ul), esférico más lineal con efecto pepita (-s-n-ul), exponencial (-e), exponencial con efecto pepita (-e-n), exponencial más lineal (-e-ul) y exponencial más lineal con efecto pepita (-e-n-ul); que fueron calculados sobre una submuestra representativa de imágenes. Dicha submuestra estuvo compuesta por 10 imágenes de cada serie que cubrían todo el rango de densidades de masa y también la presencia de espaciamentos regulares (re poblaciones). El ajuste de los diferentes modelos a los variogramas experimentales se llevó a cabo mediante el método de los mínimos cuadrados (Oliver *et al.*, 1989). Los modelos fueron evaluados cuantitativamente (McBratney y Webster, 1986), mediante el cálculo del error medio cuadrático (RMSE: *Root Mean Squared Error*) y del criterio Akaike (AIC, *Akaike Information Criterion*). Por último, y además de elegir los modelos y el método de ajuste más adecuados, fue necesario establecer la distancia hasta la que se realizaba dicho ajuste, de forma que para valores mayores los datos no serían tenidos en cuenta. Esto permite centrarse en la región de la nube de puntos donde la desviación típica de cada estimación es menor, evitando el efecto de la disminución del tamaño muestral asociado a distancias grandes (McBratney y Webster, 1986). En todos los modelos del variograma se fijó la misma distancia máxima de cálculo, para lo cual se analizó en la submuestra representativa la sensibilidad de los diferentes tipos de variogramas a cuatro alcances diferentes: 20, 25, 30 y 35 m.

Una vez calculadas las variables dasométricas y texturales, se procedió a la búsqueda de asociaciones en dos fases: (i) una primera fase donde se investigaron las correlaciones de las variables dasométricas con todos los índices de textura de los distintos modelos del variograma, para todos los tipos de imágenes y resoluciones y, (ii) una segunda fase en la que, tras fijar el modelo, la imagen y la resolución más adecuadas, se procedió a cuantificar los efectos significativos de los índices de textura para los distintos niveles de los factores dasométricos. La primera fase se basó en el cálculo del coeficiente de correlación de Spearman y los resultados aparecen en el apartado «Asociación entre

variables dasométricas y texturales». En este caso, se calcularon los coeficientes de correlación entre variables texturales y dasométricas para 1.836 imágenes correspondientes a las 72 escenas de los fotogramas de los años 1990 y 2000, y a las 18 escenas en el caso de IKONOS-P, diferenciándose entre fotogramas modulados y no modulados, y para todas las resoluciones espaciales (imágenes originales y degradadas). En la segunda fase se analizó la significación de los efectos de tres variables dasométricas —variables exógenas o factores— [altura total (m), diámetro de copa medio (m) y volumen maderable con corteza (m³/ha)] en cinco variables texturales (rango, meseta, pepita, pendiente-m, y pendiente). Los resultados aparecen en el apartado «Análisis de las variables dasométricas». Para estos análisis se escogieron los fotogramas que presentaban el mayor número de correlaciones significativas con las variables dasométricas (Tabla 2). En esta submuestra, se buscó la significación de los factores dasométricos mediante un análisis no-paramétrico de varianza (Kruskal-Wallis). También se realizaron análisis de significación entre niveles dos a dos (U de Mann-Whitney y t-Student) en busca de la existencia

de algún tipo de respuesta de los índices de textura que fuera específica de algún nivel de los factores dasométricos. Para realizar estos análisis de varianza, el factor altura total (Ht) se dividió en cuatro niveles iguales (Tabla 6), el diámetro de copa medio (Dcm) en cinco niveles (Tabla 7) y el volumen maderable con corteza (Vcc) en diez niveles (Tabla 8).

Resultados

Los resultados se han estructurado en tres secciones. En la primera (Modelos teóricos y distancia máxima de ajuste) se presentan los resultados generales derivados del cálculo de los variogramas teóricos sobre el conjunto de imágenes analizadas. En la segunda (Asociación entre variables dasométricas y texturales) se presentan los resultados de la primera fase de los análisis llevados a cabo entre variables dasométricas y texturales. Por último, en la tercera sección (Análisis de las variables dasométricas), se presentan los resultados de la segunda fase de los análisis entre variables dasométricas y texturales.

Tabla 2. Imágenes analizadas mediante variogramas: número de veces en las que cada variable dasométrica resultó estar correlacionada significativamente con una variable textural

	Densidad	Diámetro normal medio	Altura total	Diámetro de copa medio	Área basimétrica	Volumen maderable con corteza	Total
<i>Fotogramas 1990</i>							
Exponencial	—	—	—	—	—	—	—
Esférico	2	2	2	—	3	3	12
<i>Fotogramas modulados 1990</i>							
Exponencial	1	1	—	1	2	3	8
Esférico	—	1	7	—	9	12	29
<i>Fotogramas 2000</i>							
Exponencial	—	2	2	14	—	—	18
Esférico	—	2	6	1	2	4	15
<i>Fotogramas modulados 2000</i>							
Exponencial	—	2	4	13	—	—	19
Esférico	1	4	11	—	2	3	21
<i>IKONOS-P</i>							
Exponencial	—	—	—	7	—	—	7
Esférico	2	—	1	—	1	3	7
Total	6	14	33	36	19	28	136

Correlación calculada en base al coeficiente de correlación de Spearman con un nivel de significación del 5%.

Modelos teóricos y distancia máxima de ajuste

La Figura 5 muestra diversos variogramas teóricos para el mismo variograma experimental. El «modelo exponencial más lineal con efecto pepita» (-e-n-ul) fue el que produjo los errores más bajos seguido del «exponencial más lineal» (-e-ul). Sin embargo, el primero tendía, en algunos casos, a producir valores de «efecto pepita» negativos, lo que no suele aceptarse. Los modelos «esférico más lineal con efecto pepita» (-s-n-ul) y «esférico más lineal» (-s-ul) también arrojaron resultados significativos. Finalmente, con objeto de analizar la bondad de las estimaciones dasométricas, se optó por mantener dos modelos para todas las imágenes analizadas: (i) «exponencial más lineal con efecto pepita» (salvo que produjera un efecto pepita negativo, en cuyo caso se tomaría el modelo «exponencial más lineal») y (ii) «esférico más lineal con efecto pe-

pita» (salvo que produjera un efecto pepita negativo, en cuyo caso se tomaría el modelo «esférico más lineal»). Para determinar la distancia máxima adecuada se realizaron pruebas sobre la misma submuestra de imágenes. En base a la estabilidad en la bondad de ajuste, la estabilidad asintótica en torno a la meseta y la representatividad del tamaño muestral (McBratney y Webster, 1986) se escogió la distancia óptima de 25 m.

Asociación entre variables dasométricas y texturales

Del número total de correlaciones calculadas, 136 resultaron significativas, obteniéndose valores del coeficiente tanto positivos como negativos, pero que resultaron ser de signo constante para cada par de variable dasométrica-variable textural. El valor medio de las correlaciones significativas se situó en 0,3081. El

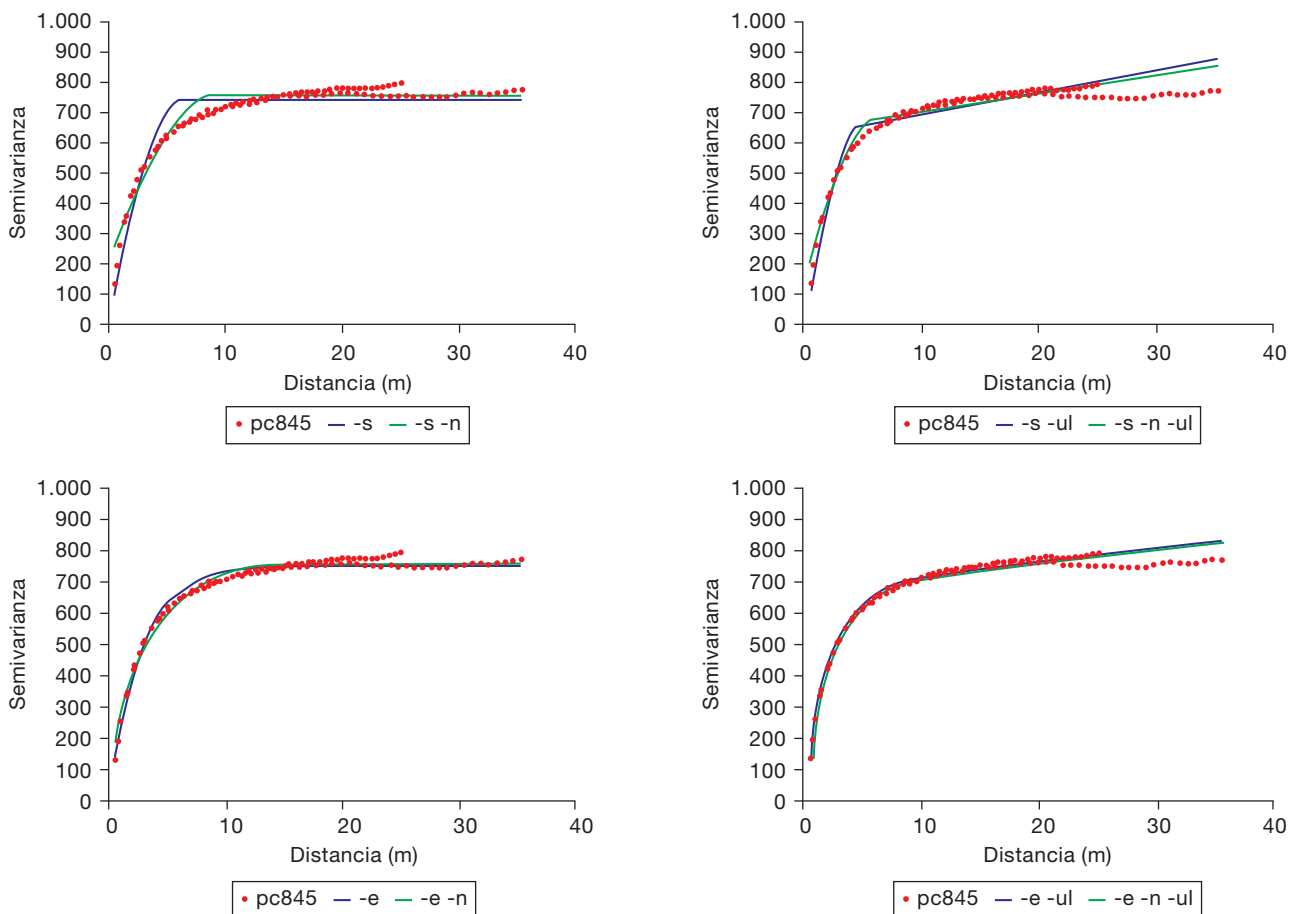


Figura 5. Variogramas experimental y teóricos correspondientes al fotograma 1990 (resolución 0,5 m), entorno de la parcela 845 del IFN: (i) arriba, modelo esférico y derivados, y (ii) abajo, modelo exponencial y derivados.

valor máximo obtenido fue de 0,5664, valor que se dio para la variable densidad en resolución 1m de IKONOS-P, pero que fue acompañado de otras altas correlaciones de las variables altura total (y,Ht; $r=-0,4337$), área basimétrica (y,Ab; $r=-0,4184$) y volumen con corteza (y,Vcc; $r=-0,4804$).

Tal y como se observa en la Tabla 2, las variables dasométricas más veces significativamente correlacionadas con las texturales fueron: diámetro de copa medio, altura total y volumen maderable con corteza. En cuanto a los modelos, los esféricos fueron los que arrojaron mayor número de resultados significativos. Además, se observa claramente que la modulación del fotograma mejora la asociación entre variables dasométricas y texturales, hecho que se observa tanto en los fotogramas de 1990 como en los de 2000. En segundo lugar también se observan mejores resultados en los fotogramas del año 2000, con independencia de lo referente a la modulación, que en los fotogramas del año 1990. En el caso de IKONOS-P aparecen pocos, aunque considerablemente altos, casos de correlación significativa entre variables texturales y dasométricas.

Tal y como se observa en la Tabla 3, las variables texturales más veces correlacionadas significativamente

con las dasométricas fueron: pendiente de la meseta (pendiente-m), pendiente (cociente entre meseta y rango) y gradiente (cociente entre rango y meseta).

En la Tabla 4 se observa que el mayor número de correlaciones significativas tuvo lugar para dos de las tres mayores resoluciones: 2 m y 1 m, si bien debe tenerse en cuenta que para 0,5 m no hay ninguna contribución de IKONOS-P. No se aprecia ningún patrón de comportamiento de los modelos para las distintas resoluciones espaciales, aunque predomina la tendencia de disminución del número de correlaciones significativas a medida que aumenta el tamaño del píxel. Finalmente, se ha incluido la Tabla 5 en la que se muestran, para las resoluciones de 1 y 2 m, los valores máximos de los coeficientes de correlación para cada una de las variables dasométricas estudiadas, donde se observa la constancia en el signo de la relación entre cada par de variable dasométrica-variable textural.

Análisis de las variables dasométricas

En este apartado se analiza la significación de los efectos de tres variables dasométricas en cinco varia-

Tabla 3. Imágenes analizadas mediante variogramas: número de veces en las que cada variable textural resultó estar correlacionada significativamente con una variable dasométrica

	Rango	Meseta	Pepita	Pendiente-m	Gradiente	Pendiente	Total
<i>Fotogramas 1990</i>							
Exponencial	—	—	—	—	—	—	—
Esférico	1	—	4	7	—	—	12
<i>Fotogramas modulados 1990</i>							
Exponencial	—	—	1	—	2	5	8
Esférico	5	—	2	9	6	7	29
<i>Fotogramas 2000</i>							
Exponencial	3	5	1	1	4	4	18
Esférico	5	—	—	6	—	4	15
<i>Fotogramas modulados 2000</i>							
Exponencial	3	5	1	1	6	3	19
Esférico	2	2	1	9	4	3	21
<i>IKONOS-P</i>							
Exponencial	1	2	—	1	1	2	7
Esférico	1	—	3	2	1	—	7
Total	21	14	13	36	24	28	136

Correlación calculada en base al coeficiente de correlación de Spearman con un nivel de significación del 5%.

Tabla 4. Imágenes analizadas mediante variogramas: número de correlaciones significativas entre variables dasométricas y texturales, en función de la resolución espacial de la imagen analizada

	0,5 m	1 m	2 m	3 m	4 m	5 m	8 m	10 m	Total
<i>Fotogramas 1990</i>									
Exponencial	—	—	—	—	—	—			—
Esférico	2	4	5	—	—	1			12
<i>Fotogramas modulados 1990</i>									
Exponencial	3	2	1	—	—	2			8
Esférico	7	7	10	2	1	2			29
<i>Fotogramas 2000</i>									
Exponencial	3	2	4	2	4	3			18
Esférico	4	4	3	1	—	3			15
<i>Fotogramas modulados 2000</i>									
Exponencial	1	2	3	3	5	5			19
Esférico	3	4	5	2	2	5			21
<i>IKONOS-P</i>									
Exponencial		1	—	3	3		—	—	7
Esférico		1	4	—	1		1	—	7
Total	23	27	35	13	16	21	1	0	136

Correlación calculada en base al coeficiente de correlación de Spearman con un nivel de significación del 5%.

bles texturales, análisis que se ha llevado a cabo sobre una submuestra de las imágenes analizadas en el apartado anterior. Para ello, se escogieron los fotogramas con mayor resolución espacial, pues se buscaba obtener los índices de textura estadísticamente más precisos y de mejor calidad radiométrica. Así, se eligieron los fotogramas modulados a resolución original del año 1990 con modelo esférico, que presentaban el mayor número de correlaciones significativas (Tabla 2) con las variables dasométricas [área basimétrica (Ab), volumen maderable con corteza (Vcc), altura total (Ht)], con los siguientes coeficientes de correlación significativos: (p,Ab; $r=0,3678$), (p,Vcc; $r=0,3676$), (g,Ab; $r=-0,2406$), (g,Vcc; $r=-0,2477$), (y,Ht; $r=-0,2761$), (y,Ab; $r=-0,2740$), (y,Vcc; $r=-0,3006$).

Para estudiar el efecto de la variable altura total, se analizaron los datos correspondientes de las 72 parcelas de estudio, quedando la población dividida en 5 niveles, tal y como refleja la Tabla 6. En dicha tabla, se muestra el efecto de los niveles del factor sobre los indicadores esféricos de textura, y tal y como se observa, para esta variable, aparecen altas o muy altas probabilidades de aceptación de la hipó-

tesis nula de igualdad de las medias de los indicadores de textura, salvo en el caso de la pendiente-m, que es significativo. En consecuencia, la altura del arbolado condiciona significativamente la pendiente de la meseta que depende de la altura media de los árboles de la parcela (altura total). Según se observa, las parcelas con árboles de poca altura y las de árboles mayores de 20 metros, presentan un incremento de variabilidad, sin embargo las parcelas con latizales (15-20 m) presentan patrones visuales más estables.

De igual modo, se realizó una clasificación de las 72 parcelas según su diámetro de copa medio, dando lugar a cuatro niveles (Tabla 7). Dicha tabla muestra el efecto de los niveles del factor estudiado sobre los indicadores de textura. Tal y como se observa, ningún indicador textural esférico resultó ser significativo, ni existe ninguna diferencia significativa para distintos niveles del factor dasométrico diámetro de copa medio.

Por último, se realizó la clasificación de las 72 parcelas según su volumen maderable con corteza (Tabla 8). Esta tabla muestra el efecto de los niveles del factor volumen maderable con corteza sobre los indi-

Tabla 5. Imágenes analizadas mediante variogramas: coeficientes de correlación máximos entre variables dasométricas y texturales para dos resoluciones espaciales de las imágenes de partida: 1 m y 2 m

	Densidad	Diámetro normal medio	Altura total	Diámetro de copa medio	Área basimétrica	Volumen maderable con corteza
<i>Tamaño de píxel: 1 m</i>						
Fotogramas 1990						
Exponencial						
Esférico	0,2579 (n)		-0,2541 (y)		-0,2972 (y)	-0,3121 (y)
Fotogramas modulados 1990						
Exponencial					0,3223 (p)	0,3250 (p)
Esférico			-0,2731 (y)		0,3447 (p)	0,3517 (p)
Fotogramas 2000						
Exponencial				0,2755 (g)		
Esférico		-0,2495 (p)	-0,2982 (y)			-0,2524 (y)
Fotogramas modulados 2000						
Exponencial				0,2859 (g)		
Esférico		-0,2374 (y)	-0,3623 (y)		-0,2413 (y)	-0,2902 (y)
IKONOS-P						
Exponencial				0,5162 (g)		
Esférico						-0,4804 (y)
<i>Tamaño de píxel: 2 m</i>						
Fotogramas 1990						
Exponencial						
Esférico	0,2438 (n)	-0,2431 (n)	-0,3314 (n)		-0,2965 (y)	-0,2981 (y)
Fotogramas modulados 1990						
Exponencial						0,2395 (p)
Esférico		-0,2667 (n)	-0,4017 (n)		0,3440 (p)	0,3654 (p)
Fotogramas 2000						
Exponencial			-0,2765 (n)	-0,2662 (r)		
Esférico			-0,2900 (y)		-0,1189 (r)	-0,2363 (y)
Fotogramas modulados 2000						
Exponencial			-0,2791 (n)	-0,2699 (r)		
Esférico	0,2362 (n)	0,2492 (s)	-0,3554 (y)			
IKONOS-P						
Exponencial						
Esférico	0,5664 (n)				0,4848 (n)	-0,5059 (y)

Entre paréntesis, se indica la variable textural para la que se proporciona el valor del coeficiente de correlación (r: rango, s: meseta, n: pepita, y: pendiente-m, p: pendiente, g: gradiente). Correlación calculada en base al coeficiente de correlación de Spearman con un nivel de significación del 5%.

cadore de textura. A la vista de los resultados, se debe aceptar la hipótesis nula de igualdad de medias para cuatro de las variables texturales (rango, meseta, pepita y pendiente), pero no para la pendiente-m, variable para la que sí se han obtenido resultados significativos al 5%. Sin embargo, y a pesar de este tímido avance, el análisis de las medias de la pendiente-m no

deja ver una pauta clara de comportamiento en función del valor del volumen maderable con corteza. Por otra parte también hay que destacar que solo se ha encontrado una diferencia significativa entre el par (1-3). Otras diferencias significativas encontradas son, para el rango y par (3-10), y para la pepita y los pares (2-3), (3-7) y (4-7).

Tabla 6. Efecto de los niveles del factor altura total en los indicadores de textura

Significación					
K-W	0,8370	0,9323	0,3620	0,0348*	0,8935
Medias					
	Rango	Meseta	Pepita	Pendiente-m	Pendiente
1: 0-5 m	10,2311	1.376,39	9,4497	14,0699	152,633
2: 5-10 m	11,4933	1.119,21	12,0208	4,5266	126,065
3: 10-15 m	9,7347	1.192,68	6,4640	5,4961	132,327
4: 15-20 m	10,0865	1.418,26	7,6785	-7,4380	132,302
5: > 20 m	6,3190	910,39	0,0000	20,4590	144,073

* Nivel de significación al 5%.

Discusión

Modelos teóricos y distancia máxima de ajuste

Los resultados globales de los dos modelos teóricos estudiados, exponencial y esférico, se han mostrado muy limitados para la predicción de los parámetros dasométricos. Frente a los resultados de estudios previos publicados, este hecho puede ser debido a dos motivos. En primer lugar cabe citar la dificultad para encontrar relaciones estables en masas espacialmente muy heterogéneas, como las propias de los climas mediterráneos, y en áreas como la estudiada donde además el relieve tiene un marcado efecto. La mayoría de las masas boscosas estudiadas previamente correspondían a patrones muy homogéneos en cuanto al tamaño de los árboles y a lugares donde la orografía era poco determinante, tal y como se observa en las imágenes mostradas en los trabajos publicados (Cohen *et al.*, 1990; Rebelo, 1999), o eran estudios sobre imágenes simuladas (Jupp *et al.*, 1989; Bruniquel-Pinel y

Gastellu-Etchegorry, 1998; St-Onge y Cavayas, 1997), las cuales presentan una textura muy marcada. El segundo aspecto que puede motivar la escasez de resultados es la inexactitud espacial en la ubicación de los datos de campo sobre las imágenes estudiadas. En este sentido, cabe destacar que las parcelas del IFN están ubicadas sobre el terreno con hasta 100 m de error, y aunque se han realizado esfuerzos para reubicarlas, ésta ha sido una tarea compleja, y de escasa eficacia en los rodales que presentaban una alta densidad.

Con todo ello, se han observado ciertos patrones de comportamiento en los modelos estudiados. Por una parte, se ha comprobado que el modelo exponencial siempre ha sido mejor estimador del diámetro medio de copa que el modelo esférico. Este efecto puede ser debido a la menor incertidumbre en la determinación de rango y meseta que presenta este modelo frente al esférico, por lo que consigue mejores correlaciones para la variable dasométrica más fácilmente diferenciable sobre la imagen. Por otro lado, el modelo esférico se ha mostrado como mejor predictor del resto de variables estudiadas, tal y como suele ocurrir en los

Tabla 7. Efecto de los niveles del factor diámetro de copa medio en los indicadores de textura

Significación					
K-W	0,4709	0,9981	0,2726	0,5369	0,7264
Medias					
	Rango	Meseta	Pepita	Pendiente-m	Pendiente
1: 2-4 m	11,151	1.212,99	8,3377	5,4221	138,264
2: 4-6 m	9,983	1.157,82	8,5731	5,5324	125,897
3: 6-8 m	9,904	1.118,78	15,7622	5,9790	109,118
4: > 8 m	7,023	1.052,78	13,0110	14,0805	149,383

Tabla 8. Efecto de los niveles del factor volumen maderable con corteza en los indicadores de textura

Significación					
K-W	0.9357	0.9546	0.3099	0.0308*	0.8461
Medias					
	Rango	Meseta	Pepita	Pendiente-m	Pendiente
1: 0-20 m ³ /ha	8,9574	1.265,180	7,9011	14,593	158,608
2: 20-40 m ³ /ha	10,9022	1.050,200	22,2116	7,474	110,098
3: 40-60 m ³ /ha	15,4929	1.202,100	0,4417	-4,285	119,570
4: 60-80 m ³ /ha	11,5685	1.437,880	0	11,811	142,438
5: 80-100 m ³ /ha	9,8637	932,174	0	2,720	96,224
6: 100-120 m ³ /ha	8,8397	943,687	3,8392	-1,681	118,262
7: 120-140 m ³ /ha	10,4130	1.334,100	36,2367	11,370	121,793
8: 140-160 m ³ /ha	—	—	—	—	—
9: 160-180 m ³ /ha	10,028	1.297,820	0	-4,684	121,711
10: > 180 m ³ /ha	8,762	1.161,200	8,2651	3,927	142,511

* Nivel de significación al 5%.

estudios de vegetación (McBratney y Webster, 1986; St-Onge y Cavayas, 1995 y 1997; Levesque y King, 1999; Meng *et al.*, 2009; Wolter *et al.*, 2009), especialmente cuando en la imagen domina un patrón determinado (Levesque y King, 1999). En IKONOS-P, el modelo esférico se muestra superior al exponencial si bien en ambos casos los coeficientes de correlación se encuentran alrededor de 0,5. El predominio del modelo esférico en el caso de IKONOS-P puede ser debido a una mejor definición del patrón espacial en estudio (árbol) debido a un menor efecto del relieve y de las sombras sobre las imágenes captadas desde satélite (debido a la mayor distancia sensor-objeto), frente a las fotografías aéreas captadas desde avión.

En cuanto a la distancia máxima de ajuste, se considera que el valor utilizado de 25 m es la mejor de los cuatro estudiados considerando los criterios de bondad de ajuste utilizados (RMSE y AIC). Por otra parte, y dado el tamaño del pixel de la imagen original, la distancia de ajuste de 25 m puede considerarse suficiente para obtener un variograma muestral significativo. Además, la dimensión media de las copas de los árboles fotografiados es de 4,2 m, con un máximo de 15,7 m, pudiéndose mostrar suficiente número de objetos para que el variograma refleje la variación del arbolado de las parcelas del IFN. En consecuencia, tanto desde un punto de vista estadístico como visual, este valor parece apropiado, y está además dentro del rango utilizado en estudios similares (Merino *et al.*, 2005; St-Onge *et al.*, 1997; Atkinson *et al.*, 1996).

Asociación entre variables dasométricas y texturales

Tal y como se observa en la tabla 2, la variable dasométrica más veces correlacionada resultó ser el diámetro de copa medio, tal y como cabría esperar (Woodcock *et al.*, 1988a,b; Cohen *et al.*, 1990; St-Onge y Cavayas, 1995; Wolter *et al.*, 2009), seguido de la altura total (St-Onge y Cavayas, 1995; Wolter *et al.*, 2009) y el volumen con corteza. En cambio, y en contra de lo que cabría esperar, la densidad, que en diversos estudios había resultado estar correlacionada con la meseta (Woodcock *et al.*, 1988a,b; St-Onge y Cavayas, 1995 y 1997), resultó ser la variable menos veces correlacionada. En este punto cabe recordar que los modelos que fueron elegidos en este estudio, por ser los que mejor se ajustaban a las imágenes estudiadas, eran modelos exponenciales o esféricos más lineales (meseta con pendiente distinta de 0), lo que de algún modo puede poner de manifiesto la falta de una meseta propiamente dicha (la varianza se estabiliza porque las muestras se vuelven independientes) y podría explicar, en parte, el no haber encontrado apenas correlaciones significativas entre la meseta y alguna de las variables dasométricas estudiadas.

Considerando los distintos años de los fotogramas, se observan mejores resultados en los fotogramas del año 2000, con independencia de lo referente a la modulación, que en los fotogramas del año 1990. Esto puede ser debido a las características de éstos últimos, que fueron captados con una gran inclinación solar, lo

que da lugar a la aparición de sombras muy alargadas y otros artefactos (presencia de claro-oscuros por laderas en solana-umbría, imágenes poco contrastadas, etc.), que afectan a la textura de la imagen.

Si calificamos los diferentes modelos según los resultados, se debe decir que todos los modelos tienen escasas propiedades predictivas. Por otra parte cabe destacar, que la degradación del píxel empeora las correlaciones entre variables de textura y dasométricas, siendo los efectos asociados a la degradación de la imagen, los descritos por otros autores (Woodcock *et al.*, 1988; Jupp *et al.*, 1989; Rebelo, 1999): a medida que aumenta el tamaño del píxel en relación al objeto de interés, la forma del variograma se simplifica lo que explica un predominio del esférico a altas resoluciones y una cierta indiferencia a bajas resoluciones. El mejor modelo, tomando como indicador el número de variables asociadas, es en la resolución de 2 m en el modelo esférico modulado. Sin embargo, para la resolución de 5 m parece ser de igual bondad el modelo esférico sin modular que los exponenciales y esféricos modulados.

En los fotogramas no degradados, se puede observar que los valores de correlación más altos se han dado en fotogramas modulados (con predominio del modelo esférico) y en IKONOS-P (con predominio del modelo exponencial). Se interpreta que la colección de fotogramas de diferentes zonas, pendientes, orientaciones, estados atmosféricos, luz y días en la toma fotográfica, conduce a una excesiva variabilidad en las imágenes, que parece disminuir mediante modulación, por unificación en la captura de la imagen o por calibración durante el proceso de captura de la imagen, tal y como ocurre con los sensores satelitales.

Si se observa la Tabla 5, relativa a los coeficientes de correlación alcanzados en la resolución de 1 m, se deduce que ni el rango ni la meseta son los mejores estimadores de ninguna variable dasométrica y la pepita lo es sólo en una ocasión. Sin embargo, la pendiente es el mejor estimador en cinco ocasiones, el gradiente en tres y la pendiente de la meseta en once ocasiones. La evidencia de que la pendiente de la meseta es un versátil estimador dasométrico resulta novedosa y abre futuros desarrollos metodológicos, pues cabe interpretarse como indicador que refleja la dinámica de patrones visuales que se repiten a distancias mayores de la copa del árbol. Así, en entornos muy cambiantes como los mediterráneos, de espesura no trabada y con abundantes rasos, este paráme-

tro captaría mucha información sobre la espesura de la masa, la presencia de manchas de matorral y afloramientos rocosos o la existencia de caminos y sendas.

Un resultado obtenido es que el gradiente es mejor estimador del diámetro de copa medio que la pendiente, lo que se debe a la mayor variabilidad de la meseta en relación al rango. Por otra parte, la pendiente del variograma es mejor estimador para variables inversamente proporcionales al diámetro de copa o en variables combinadas como el volumen maderable con corteza.

Análisis de las variables dasométricas

A priori puede resultar paradójico que precisamente la altura del árbol, una variable que no queda registrada directamente sobre los fotogramas cenitales, presente algún tipo de relación con parámetros texturales del fotograma, pero se considera que es debido a la capacidad del variograma para detectar contrastes como los producidos por las sombras proyectadas del arbolado, atributo que claramente afecta a la textura de la escena fotografiada (St-Onge y Cavayas, 1997; Bruniquel-Pinel y Gastellu-Etchegorry, 1998). La significación del factor volumen maderable con corteza, al analizar la pendiente de la meseta, abunda sobre la importancia de la información dasométrica que subyace en este indicador textural.

Conclusiones

La búsqueda de relaciones estables y predictivas entre variables texturales y dasométricas resultó costosa y poco eficiente, al menos cuando se utilizaron rango, meseta y sus cocientes. La búsqueda de este tipo de relación estuvo basada en los resultados positivos alcanzados por varios autores (St-Onge y Cavayas, 1995; Pinel *et al.*, 1996; St-Onge y Cavayas, 1997; Bruniquel-Pinel y Gastellu-Etchegorry, 1998) quienes mayoritariamente trabajaron con imágenes de textura homogénea e incluso, imágenes simuladas. En los análisis realizados, aparecieron pocos resultados significativos, los cuales indicaban una baja relación entre parámetros texturales (rango, meseta y sus cocientes) y dasométricos. Los mejores resultados aislados se obtuvieron para la imagen IKONOS-P. Tampoco fueron del todo descartables, los resultados

alcanzados por los fotogramas modulados de 1990 en las altas resoluciones y los modulados de 2000 en las bajas resoluciones. La incorporación de los parámetros texturales: pepita y pendiente de la meseta mejoraron levemente los resultados, aunque no de igual manera en todos los casos.

El modelo exponencial es el mejor para la estimación del diámetro de copa medio, pero para el resto de variables resultó mejor el esférico, que se fortaleció en las bajas resoluciones. El modelo exponencial mejoró con la degradación de la imagen pero en menor medida que el esférico. Las correlaciones mejoraron en general en las resoluciones medias o bajas, aunque seguía sin manifestarse una clara mejoría en las máximas resoluciones. Descartada una relación estrecha y predictiva entre los parámetros texturales y dasométricos, se realizaron análisis de varianza para tratar de cuantificar el efecto de los niveles de las distintas variables dasométricas sobre los parámetros texturales calculados, pero sólo se encontraron dos resultados significativos (test de Kruskal-Wallis): el efecto de la altura total del árbol y del volumen maderable con la pendiente de la meseta (pendiente-m).

En consecuencia, aunque varios autores han contrastado la utilidad del variograma como herramienta para estudiar los patrones texturales y estructuras visuales de los elementos del territorio (Curran, 1988; Woodcock *et al.*, 1988a,b; Cohen *et al.*, 1990; St-Onge y Cavayas, 1995 y 1997), después de una exhaustiva investigación en parcelas de pinares poco densos en entornos mediterráneos con fuertes pendientes, se puede afirmar que los indicadores texturales de los modelos de variograma analizados presentan una capacidad de predicción de variables dasométricas muy limitada.

Agradecimientos

Los autores quieren expresar su agradecimiento a la Consejería de Medio Ambiente de la Comunidad de Madrid y al Banco de Datos de la Naturaleza del Ministerio de Medio Ambiente por la cesión de los datos utilizados en este estudio. También quieren dar las gracias al Departamento de Geografía del University Collage London, especialmente al Dr. Phillip Lewis. Finalmente, los autores desean expresar su agradecimiento a los revisores anónimos por sus aportaciones y matizaciones que sin duda han contribuido a mejorar el texto.

Referencias bibliográficas

- ANDERSON J., MARTIN M.E., SMITH M.L., DUBAYAH R.O., HOFTON M.A., HYDE P., PETERSON B.E., BLAIR J.B., KNOX R.G., 2006. The use of waveform lidar to measure northern temperate mixed conifer and deciduous forest structure in New Hampshire. *Remote Sens Environ* 105(3), 248-261.
- ATKINSON P.M., DUNN R., HARRISON A.R., 1996. Measurement error in reflectance data and its implications for regularizing the variogram. *Int J Remote Sens* 17(18), 3735-3750.
- BRAVO F., 2000. BasIFor, herramienta para manejo de bases de datos del Segundo Inventario Forestal Nacional. Ministerio de Medio Ambiente, Madrid, España.
- BRUNIQUEL-PINEL V., GASTELLU-ETCHEGORRY J.P., 1998. Sensitivity of texture of high resolution images of forest to biophysical and acquisition parameters. *Remote Sens Environ* 65(1), 61-85.
- CHUVIECO E., 2008. Teledetección ambiental: la observación de la Tierra desde el espacio. Ariel, Madrid, España. 592 pp.
- COHEN W.B., SPIES T.A., BRADSHAW G.A., 1990. Semivariograms of digital imagery for analysis of conifer canopy structure. *Remote Sens Environ* 34(3), 167-178.
- CRESSIE N.A.C., 1991. Statistics for spatial data. John Wiley & Sons, NY, USA. 400 pp.
- CURRAN P.J., 1988. The semivariogram in remote sensing: an introduction. *Remote Sens Environ* 24(3), 493-507.
- GARRIGUES S., ALLARD D., BARET F., WEISS M., 2006. Quantifying spatial heterogeneity at the landscape scale using variogram models. *Remote Sens Environ* 103(1), 81-96.
- GARRIGUES S., ALLARD D., BARET F., MORISETTE J., 2008. Multivariate quantification of landscape spatial heterogeneity using variogram models. *Remote Sens Environ* 112(1), 216-230.
- HARALICK R.M., SHAPIRO L.G., 1992. Computer and robot vision. Addison-Wesley Publication Company, NY. 630 pp.
- HYDE P., DUBAYAH R., PETERSON B., BLAIR J.B., HOFTON M., HUNSAKER C., KNOX R., WALKER W., 2005. Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using waveform lidar: validation of montane ecosystems. *Remote Sens Environ* 96(3-4), 427-437.
- INGRAM J.C., DAWSON T.P., WHITTAKER R.J., 2005. Mapping tropical forest structure in southeastern Madagascar using remote sensing and artificial neural networks. *Remote Sens Environ* 94(4), 491-507.
- JUPP D.L.B., STRAHLER A.H., WOODCOCK C.E., 1988. Autocorrelation and regularization in digital images. I. Basic theory. *IEEE T Geosci Remote* 26(4), 463-473.
- JUPP D.L.B., STRAHLER A.H., WOODCOCK C.E., 1989. Autocorrelation and regularization in digital images. II. Simple image models. *IEEE T Geosci Remote* 27(3), 247-258.
- LEVESQUE J., KING D.J., 1999. Airborne digital camera image semivariance for evaluation of forest structural da-

- mage at an acid mine site. *Remote Sens Environ* 68(2), 112-124.
- LIM K., TREITZ P., WULDER M., ST-ONGE B., FLOOD M., 2003. LiDAR remote sensing of forest structure. *Progress in Physical Geography* 27(1), 88-106.
- MATHERON G., 1963. Principles of geostatistics. *Econ Geol* 58(8), 1246-1266.
- McBRATNEY A.B., WEBSTER R., 1986. Choosing functions for semi-variograms of soil properties and fitting them to sampling estimates. *Journal of Soil Science*, 37, 617-639.
- McROBERTS R., TOMPPA E.O., 2007. Remote sensing support for national forest inventories. *Remote Sens Environ* 110(4), 412-419.
- MERINO DE MIGUEL S., SOLANA J., GONZÁLEZ ALONSO F., 2005. Forest structural parameters description through the use of variograms of real and simulated images. In: *Proceedings of ForestSAT 2005*(2), 31-35.
- MENG Q., CIESZEWSKI C., MADDEN M., 2009. Large area forest inventory using Landsat ETM+: a geostatistical approach. *ISPRS J Photogramm* 64, 27-36.
- NIJLAND W., ADDINK E.A., DE JONG S.M., VAN DER MEER F.D., 2009. Optimizing spatial image support for quantitative mapping of natural vegetation. *Remote Sens Environ* 113 (4), 771-780.
- O'DWYER S., 2002. Local geostatistics for forest mapping. Transfer thesis. Univ College London.
- OLIVER M., WEBSTER R., GERRARD J., 1989. Geostatistics in physical geography. Part I: Theory. *Transactions Institute of British Geographers* 14, 259-269.
- ORMEÑO S., 2003. SOV. Fotogrametría, teledetección y modelos superficiales. Escuela Universitaria de Ingeniería Técnica Topográfica, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid.
- PINEL V., GASTELLU-ETCHEGORRY J., DEMAREZ V., 1996. Retrieval of forest biophysical parameters from Remote Sensing images with the DART Model. In: *Proceedings of the IGARSS'96*, pp. 1660-1662.
- REBELO L., 1999. An investigation into the relationships between the spatial structure of high resolution imagery and vegetation characteristics. Final year dissertation. University College London.
- SCHAALE M., FISHER J., KEKKER I., 2001. Classification of remotely sensed images by textural information. *Fifth International Airborne Remote Sensing and Exhibition*, San Francisco, California, September 17-20, 2001.
- ST-ONGE B.A., CAVAYAS F., 1995. Estimating forest stand structure from high resolution imagery using the directional variogram. *Int J Remote Sens* 16(11), 1999-2021.
- ST-ONGE B.A., CAVAYAS F., 1997. Automated forest structure mapping from high resolution imagery based on directional semivariogram estimates. *Remote Sens Environ* 61(1), 82-95.
- ST-ONGE B.A., COUTURE M., ALLEAUME S., 1998. Forest stand structure mapping using a species-controlled textural approach. *Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*. Victoria, British Columbia, Canada.
- STRAHLER A.H., WOODCOCK C.E., SMITH J.A., 1986. On the nature of models in remote sensing. *Remote Sens Environ* 20(2), 121-139.
- TREITZ P., HOWARTH P., 2000. High spatial resolution remote sensing data for forest ecosystem classification – An examination of spatial scale. *Remote Sens Environ* 72(3), 268-289.
- WALLACE C.S.A., WATTS J.M., YOOL S.R., 2000. Characterizing the spatial structure of vegetation communities in the Mojave desert using geostatistical techniques. *Computers & Geosciences* 26(4), 397-410.
- WOLTER P.T., TOWNSEND P.A., STURTEVANT B.R., 2009. Estimation of forest structural parameters using 5 and 10 meter SPOT-5 satellite data. *Remote Sens Environ* 113, 2019-2036.
- WOODCOCK C.E., STRAHLER A.H., 1987. The factor of scale in remote sensing. *Remote Sens Environ* 21(3), 311-332.
- WOODCOCK C.E., STRAHLER A.H., JUPP D.L., 1988a. The use of variograms in remote sensing. I. Scene models and simulated images. *Remote Sens Environ* 25(3), 323-348.
- WOODCOCK C.E., STRAHLER A.H., JUPP D.L., 1988b. The use of variograms in remote sensing. II. Real digital images. *Remote Sens Environ* 25(3), 349-379.
- WULDER M.A., 1998. Optical remote sensing techniques for the assessment of forest inventory and biophysical parameters. *Prog Phys Geog* 22(4), 449-476.
- ZAWADZKI J., CIESZEWSKI C.J., ZASADA M., LOWE R.C. 2005. Applying geostatistics for investigations of forest ecosystems using remote sensing imagery. *Silva Fennica* 39(4): 599-617.