

# RELACIÓN ENTRE VARIABLES DASOMÉTRICAS E ÍNDICES DE TEXTURA EXTRAÍDOS DE FOTOGRAMAS EN LOS HAYEDOS DEL PARQUE NATURAL DEL SEÑORÍO DE BERTIZ (NAVARRA)

J. Solana Gutiérrez, R. Jiménez Delgado y S. Merino de Miguel

Cátedra de Estadística e Investigación Operativa. ETSI Montes Universidad Politécnica de Madrid. Ciudad Universitaria 28040-MADRID (España). Correo electrónico: jsolana@montes.upm.es

## Resumen

En el artículo se describen los trabajos realizados en una masa densa de hayas en el Parque Natural del Señorío de Bertiz (Navarra). El objetivo es encontrar una relación entre las variables dasométricas de campo (densidad, espesura, altura dominante, área basimétrica) y ciertos índices de textura basados en el análisis espectral de Fourier del semivariograma y correlograma de fotogramas georectificados. Los resultados obtenidos alcanzan una varianza explicada del 67% del área basimétrica, 47% de la altura dominante, 50% del número de árboles y 59% del número de varas de trasmucho. En consecuencia, aunque los índices de textura no logran predecir suficientemente las variables dasométricas, dada su fácil obtención automática, sí podrían ser utilizados para la mejora de la zonificación y estratificación en el diseño de inventarios dasométricos de campo.

Palabras clave: *Índices de textura, Semivariograma, Correlograma, Series de Fourier, Análisis del Paisaje, Dasometría*

## ANTECEDENTES

Desde la invención de la fotografía hasta nuestros días la utilización de la misma para fines de análisis territorial ha sido muy extensa; especialmente el catastro y la ordenación territorial se han servido de esta herramienta. En España se han utilizado los pares estereoscópicos desde los años cincuenta, fecha en que se realiza la primera cobertura completa de la Península. En los años sesenta es utilizada como soporte para la estratificación en el primer inventario forestal nacional. A finales de los setenta y principio de los años ochenta se extiende su interpretación como técnica básica en los trabajos de planificación territorial con base ecológica y en cartografía temática.

Los avances en teledetección se orientaron a la utilización de diferentes sensores y en la búsqueda de la significación ambiental de las diversas bandas del espectro de radiación; así las bandas del infrarrojo se asociaron al estado vegetativo y sanitario de las masas forestales (TUCKER, 1978; LILLESAND & KIEFER, 1987). Las escenas multiespectrales han sido utilizadas en geología, geomorfología, hidrología y geología subterránea para el análisis de la evolución de los acuíferos, así como en la evaluación de los vertidos en mares y embalses (ALDRICH, 1975; GONZALEZ Y CUEVAS, 1982).

Sin embargo, un desarrollo metodológico que ha quedado relegado ha sido el análisis de formas y patrones, con sus fases de rectificación, filtrado y mejora de la imagen, segmenta-

ción y clasificación automática. Es en este campo donde se desarrolla el presente trabajo que intenta aplicar algoritmos del análisis de patrones texturales a la dasonomía.

### Variación espacial según patrones periódicos

El inicio de este tipo de análisis lo planteó GREIG-SMITH (1952) mediante gráficas de varianza enfrentada al tamaño de los bloques estudiados. A este primer enfoque se aportaron modificaciones, así GOODALL (1974) mejoró el defecto de pérdida de grados de libertad y LUDWIG & GOODALL (1978) confirmaron la precisión en la evaluación de la variación espacial.

Otro tipo de análisis consiste en la búsqueda de patrones basada en la división del espacio en intervalos regulares, donde las medidas estadísticas describan adecuadamente la información espacial. En estos casos se aplican técnicas basadas en la correlación, variogramas, análisis espectral y otros. Relacionados con los variogramas existen varios antecedentes significativos: DECOURT & BACHACOU (1976) estudiaron la competición intraespecífica en cubiertas forestales; WOODCOCK *et al.* (1988) realizaron estudios del variograma de imágenes teledetectadas; COHEN *et al.* (1990) analizaron la estructura de cubiertas forestales mediante semivariogramas, y St. ONGE & CAVAYAS (1995) estimaron la estructura y parámetros de cubiertas forestales mediante variogramas direccionales.

El objetivo operacional del estudio es establecer, en masas forestales densas, relaciones entre los parámetros de espesura y densidad de una masa forestal y los indicadores de textura extraídos de fotogramas. La metodología aplicada se divide en tres fases: 1) ortorectificación de las imágenes, 2) mejora y filtrado y 3) análisis de texturas. En la última fase se han desarrollado dos técnicas redundantes: análisis del variograma y del correlograma. La primera técnica trabaja con los variogramas (MATERNO, 1963) mediante el análisis de la varianza de la homogeneidad a diferentes distancias; la segunda analiza la autocorrelación de los píxeles de los fotogramas para obtener puntos donde hay cambios de color (SOKAL & ODEN, 1978).

Desde el punto de vista de la teoría estocástica, el correlograma supone una periodicidad

de la variable, mientras que en el modelo del variograma subyace la estacionalidad asintótica de la varianza de las diferencias entre datos distantes.

En consecuencia, debido a la supuesta periodicidad, el correlograma se puede descomponer en armónicos mediante series de Fourier (RIPLEY, 1981; DAVIS, 1973); se supone que la repetición periódica de un atributo de color o de tono es lo que genera el patrón de textura.

En el caso del variograma, la estabilidad asintótica de la varianza de la diferencia en el desfase es el principal indicador de los patrones de textura.

Mediante un muestreo de campo de 81 parcelas se han registrados las variables dasométricas por hectárea de trabajo (área basimétrica, número de árboles, número de varas, altura dominante) y mediante análisis de correlación se han relacionado con los índices texturales.

El ámbito geográfico de aplicación ha sido el Parque Natural del Señorío de Bertiz (Navarra) pequeña cuenca hidrológica del río Bidasoa en el prepirineo atlántico cubierta completamente de hayas y robles con densidades de masa excesivas. Especialmente se consideró importante que la masa fuese densa, pues se conocían estudios en pinares con masas en espesuras defectivas que habían dado resultados valiosos (GETIS & FRANKLIN, 1987), pero se desconocía el comportamiento de los algoritmos ante bosques más densos.

## ESTUDIO DE LA VARIABILIDAD

En geoestadística el procedimiento más utilizado es el análisis del variograma (MATHERON, 1963), sin embargo en ecología los métodos de análisis de variabilidad más utilizados son el análisis de la autocovarianza y la autocorrelación (LEGENDRE & LEGENDRE, 1979). En todos ellos se supone la aleatoriedad del proceso, su convergencia y descomposición en componentes: aleatoria, tendencia, estacional y cíclica. En el modelo del variograma se supone la dispersión de la varianza en torno a un valor asintótico, en la autocorrelación la variación es descompuesta en tendencias y ciclos.

## VARIOGRAMAS

El variograma analiza las variaciones de una cierta función en su entorno, analizando el error cuadrático entre valores que distan una distancia  $h$ . Se define como semivariograma a la mitad del variograma.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2 \cdot n(h)} \cdot \sum_{i=1}^n [X_i - X_{i+h}]^2 \Rightarrow 2 \cdot \gamma(h) = \text{Var}[X_i - X_{i+h}]$$

El análisis de variogramas y el análisis de correlación son equivalentes cuando la variable estudiada es intrínsecamente estacionaria; en tal caso, no cambia su ley de distribución ante diferentes retardos o desfases.

$$F(X_1, X_2, \dots, X_n) = F(X_{1+h}, X_{2+h}, \dots, X_{n+h}) \quad \forall h$$

Esta condición es muy estricta, hablándose de estacionalidad cuando se cumple en términos de momentos de primer y segundo orden (estacionalidad de segundo orden).

$$E(X_{i+h}) = m \quad \forall h \quad \text{y} \quad C(h) = E(X_i \cdot X_{i+h}) - E(X_i) \cdot E(X_{i+h}) = E(X_i \cdot X_{i+h}) - m^2 \quad \forall h$$

Donde  $C(h)$  es la función de autovarianza:

$$C(h) = \frac{1}{n-h} \sum_{i=1}^{n-h} (y_{i+h} - \bar{y}') \cdot (y_i - \bar{y});$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n-h} \sum_{i=1}^{n-h} (y_i); \quad \bar{y}' = \frac{1}{n-h} \sum_{i=1}^{n-h} (y_{i+h})$$

En estos casos el semivariograma se puede expresar como:  $\gamma(h) = C(0) - C(h)$

En el cálculo del semivariograma se toma una ventana muestral, conforme se incrementa el desfase entre datos el número de datos útiles disminuye por lo que la significación del semivariograma también disminuye. El semivariograma es una función vectorial que depende de la dirección de progreso del desfase. El semivariograma comienza en 0 y aumenta hasta estabilizarse a una distancia denominada "rango". Este punto es de difícil definición matemática, por lo que no existe un algoritmo único de cálculo. La varianza asintótica de las diferencias de tonos se denomina "meseta".

A partir del rango aparecen pequeñas oscilaciones en el variograma que son el reflejo de la coincidencia de valores iguales para un determi-

nado desfase. Así, la meseta estará acotada por el mínimo valor de estas oscilaciones de la varianza muestral y el máximo valor de la varianza. En el presente estudio se ha calculado el rango o punto charnela como el primer valor que consigue la varianza mínima de la oscilación (En los gráficos se ha dibujado con una recta paralela al eje de ordenadas).

La mayor parte de los investigadores (CRESSIE, 1991) demuestran la existencia del variograma teórico bajo las hipótesis de su estacionalidad, y ajustan los datos muestrales a distintos modelos: esféricos, exponenciales, gaussianos, etc... Sin embargo, en el análisis de los variogramas muestrales de fotogramas se observa un marcado carácter oscilatorio en la meseta del semivariograma; en este sentido la oscilación podría incorporar información sobre la frecuencia de repetición de ciertos patrones visuales (copas, matorrales, terrazas).

## FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN

Para buscar las periodicidades nos acercamos al análisis digital de señales, al análisis de series de Fourier, a los periodogramas y a la función de densidad espectral de los píxeles del fotograma como elementos de estudio de las periodicidades (SCHUSTER, 1898). Por el teorema de Wiener-Kintchine, la función de densidad espectral de potencia de un proceso aleatorio estacionario es la transformada de Fourier de la función de autocorrelación (PROAKIS & MANOLAKIS, 1998). En consecuencia, la función de autocorrelación es el elemento básico del análisis.

La autocovarianza  $C(h)$  mide la covarianza de una variable con ella misma después de haberse desfasado una distancia  $h$ . Dado que la serie tiene  $n$  datos, al ser desfasados  $h$ , se pierden  $h$  datos que no tienen pareja, de este modo se produce una disminución de la muestra con el desfase y una pequeña alteración de las medias utilizadas para el cálculo de la varianza.

La autocorrelación es la normalización de la autocovarianza en el dominio  $(-1, +1)$ , siendo la autocovarianza de la variable centrada y reducida.

$$\rho(h) = \frac{C(h)}{\sqrt{C(0)} \cdot \sqrt{C(0)}} = \frac{C(h)}{C(0)}$$

Como se ha comentado, el número de datos disponibles disminuye cuando el desfase se hace grande. En este sentido conviene pensar que las autocorrelaciones de los desfases más grandes dejan de ser significativas; la regla de decisión para analizar la significación de la autocorrelación ha sido:

Zona de aceptación  $H_0$ :

$$\rho(h) = 0 \quad r(h) \leq \pm \frac{196}{\sqrt{n-h-1}}$$

En la práctica se han analizado los desfases de 0 a 100 píxeles, y siempre los valores han sido significativos hasta  $h=97$ . Aun habiendo obtenido este resultado estadístico, se ha observado en la práctica que a partir de un desfase  $h>75$  la autocorrelación se desestabiliza.

El periodograma es el gráfico que muestra la amplitud de la oscilación según los periodos (WHITTAKER & ROBINSON, 1924). La salida gráfica de la autocorrelación proporciona esta información siendo nuestro objetivo la búsqueda de las autocorrelaciones máximas.

Otra forma de calcular el periodograma es realizar directamente la transformada de Fourier del fotograma; el resultado de los diferentes coeficientes y de las amplitudes asociadas proporcionaría el espectro de frecuencias y su inversa el periodograma. Este segundo método resulta operacionalmente más complicado dado que obligaría al cálculo de la Transformada de Fourier (TF) bidimensional, pues el cálculo unidimensional de la TF de imágenes circulares provoca periodos fundamentales distintos para cada fila, ó si se trabaja con imágenes cuadradas los datos utilizados en el correlograma y en la TF serían diferentes.

El método del correlograma deriva en el análisis espectral, que se conforma como el método sintético de extracción de la máxima información. De forma habitual se calcula el espectro mediante la Transformada de Fourier de la autocorrelación. En ocasiones se aplica un cierto suavizamiento de la TF eliminando las frecuencias menos importantes.

### ANÁLISIS ESPECTRAL

El análisis espectral trata de analizar la participación de las tendencias cíclicas en una serie

de datos. La principal herramienta del análisis espectral es la transformación por series trigonométricas de Fourier. La TF es una transformada ortogonal que se aproxima de forma óptima a los datos: “dada una serie de datos que presenta periodicidades o efectos cíclicos, se puede obtener una función compuesta por una combinación infinita de funciones coseno y sinusoidales de diferentes longitudes de onda y en consecuencia, de diferentes frecuencias” (PUIG ADAM, 1950).

Las funciones periódicas más sencillas son las trigonométricas seno y coseno que tienen un período fundamental de  $2\pi$ . Toda serie trigonométrica de la forma

$$\sum_{n=0}^{\infty} (a_n \cos(nx) + b_n \cdot \text{sen}(nx))$$

presenta un período  $2\pi$ . Si se trabaja en el período  $[0-2\pi]$  la función seno es uniformemente continua y, por lo tanto, la existencia esta asegurada en este intervalo. Así, se puede asegurar la existencia de esta suma infinita que la denominamos  $f(x)$ . Por otra parte, la simetría de las funciones senosoidales provoca que la integración en  $[0-2\pi]$  sea nula, y que se pueda obtener el valor que relaciona el valor de la serie con los coeficientes  $a_n$  y  $b_n$ .

$$f(x) = \sum_{n=0}^{\infty} (a_n \cos(nx) + b_n \cdot \text{sen}(nx))$$

$$\int_0^{2\pi} f(x) \cdot dx = \int_0^{2\pi} a_0 \cdot dx + \sum_{n=1}^{\infty} \left( a_n \int_0^{2\pi} \cos(nx) + b_n \int_0^{2\pi} \text{sen}(nx) \right) \cdot dx = a_0 \cdot 2\pi$$

$$a_0 = \frac{\int_0^{2\pi} f(x) \cdot dx}{2\pi}$$

En consecuencia, el término independiente es el valor medio de la función en el período.

De forma similar se obtiene que

$$a_n = \frac{\int_0^{2\pi} f(x) \cos(nx) \cdot dx}{\pi} \quad \text{y} \quad b_n = \frac{\int_0^{2\pi} f(x) \text{sen}(nx) \cdot dx}{\pi}$$

### Series de funciones ortogonales

Se dice que dos funciones son ortogonales en un intervalo  $(a, b)$  cuando:

$$\int_a^b \varphi_m \cdot \varphi_n \cdot dx = 0 \quad \forall m \neq n \quad \text{y} \quad \int_a^b \varphi_m \cdot \varphi_n \cdot dx = k_n \quad \forall m = n$$

Las funciones ortogonales son idóneas para lograr buenas aproximaciones a una función mediante combinación lineal del conjunto de funciones ortogonales.

Para aproximar las funciones ortogonales a una función dada generalmente se utiliza el método de los mínimos cuadrados, donde se calculan los coeficientes  $a_n$  y  $b_n$  y de la transformación lineal que producen el menor error cuadrático residual (EC).

$$EC = \int_a^b [a_0 \cdot \varphi_0 + L \cdot a_n \cdot \varphi_n - f(x)]^2 dx$$

Anulando las diferentes derivadas con respecto a los coeficientes se obtienen que los coeficientes óptimos tienen la expresión

$$a_n = \frac{1}{k_n} \cdot \int_a^b f(x) \cdot \varphi_n \cdot dx$$

, de forma que cada coeficiente sólo depende de la función a la que afecta siendo independiente de las demás. En consecuencia, para mejorar una aproximación se pueden añadir nuevas funciones ortogonales, pero su inclusión no alterará los coeficientes calculados anteriormente.

Las series trigonométricas en el período  $[0-2\pi]$  son polinomios ortogonales y sus series cumplen las propiedades analizadas.

PUIG ADAM (1950) indica: *el polinomio que se obtiene al tomar un número finito cualquiera de términos de la serie de Fourier de una función f(x) relativa a un sistema ortogonal en un intervalo es, entre todos los de igual forma y número de términos, el que da la aproximación óptima de en todo el intervalo, en el sentido de hacer mínimo el error cuadrático medio o integral en el mismo.*

**Teorema de Parseval**

Al incrementarse  $n$ , el valor del error cuadrático EC tiende a cero, cumpliéndose la desigualdad de Bessel. Se dice que el sistema ortogonal formado por las  $\varphi_n$  es cerrado respecto a dicha clase de funciones, y al crecer  $n$  infinitamente el error tiende a cero; verificándose que

$$\int_a^b \left[ \sum_{i=0}^n a_i \cdot \varphi_i - f(x) \right]^2 dx \Rightarrow \int_a^b f(x)^2 \cdot dx = \sum_{n=0}^{\infty} k_n \cdot a_n^2$$

Así la serie converge en media a la función  $f(x)$  en el intervalo  $[a, b]$  siendo  $k_n$  la constante de normalización.

Al aplicar este teorema a las series trigonométricas se obtiene que

$$\int_a^b f(x)^2 \cdot dx = \sum_{n=0}^{\infty} k_n \cdot a_n^2 = \pi \cdot \frac{a_0^2}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} \pi \cdot (a_n^2 + b_n^2) = \int_0^{2\pi} f(x)^2 \cdot dx$$

Dado que  $\frac{a_0}{2} = \frac{\int_0^{2\pi} f(x) \cdot dx}{2\pi}$  es la media

aritmética en el período y  $\frac{\int_0^{2\pi} f(x)^2 \cdot dx}{2\pi}$  es el

momento de segundo orden con respecto al origen, la varianza en el período se expresa como

$$\sigma^2 = \int_0^{2\pi} f(x)^2 \cdot dx - \frac{a_0^2}{4} = \sum_{n=1}^{\infty} \frac{(a_n^2 + b_n^2)}{2}$$

Este resultado, denominado teorema de Parseval, nos indica que la varianza de la función  $f(x)$  se puede descomponer en función de los módulos de sus armónicos, así el análisis espectral es un nuevo análisis de la varianza, aunque diferente al ANOVA ó al análisis de componentes principales.

Se denomina intensidad del armónico  $i$  a la expresión  $I_n(f_i) = n \cdot \frac{a_i^2 + b_i^2}{2}$  que sólo puede

ser calculada para un número discreto de armónicos. Sin embargo, si suponemos su continuidad para todo el dominio de los armónicos se obtiene el espectro de varianza ó espectro de potencia (LEGENDRE & LEGENDRE, 1979). El análisis espectral estudiará la descomposición cíclica del espectro de potencia de la variable  $f(x)$ .

En análisis espectral coexisten dos variables soportes: la longitud de onda y la frecuencia. Si  $\Delta$  es la distancia mínima entre registros y  $n$  es el número de elementos muestrales, el número de armónicos que pueden ser calculados son  $n/2$ , dado que hay que calcular dos coeficientes por armónico. El período fundamental es  $n \cdot \Delta$  y la frecuencia asociada  $1/n \cdot \Delta$ . El período más pequeño calculable será  $2\Delta$  y la frecuencia asociada  $1/2\Delta$ ,

que será máxima y se denomina frecuencia Nyquist. El periódograma es el gráfico que representa los valores de la varianza para diferentes períodos, permitiendo estudiar un número finito  $n/2$  de frecuencias entre  $1/n \cdot \Delta$  y  $1/2 \cdot \Delta$ .

La relación entre autocovarianza y la función de densidad espectral forman una pareja de transformadas de Fourier. En el presente estudio, el análisis espectral se realiza mediante la transformación en series de Fourier del correlograma, siendo este método más apropiado para el análisis de tendencias cíclicas que la estimación a partir de los niveles digitales del fotograma (RENSHAW & FORD, 1984; MUGGLESTONE & RENSHAW, 1996; TSENG *et al.*, 1997; ZHU & XIAOMEI 1999) además de ser más coherente con el enfoque metodológico y operacional adoptado.

## DISEÑO DEL EXPERIMENTO

En el parque natural del Señorío de Bertiz se ha efectuado un muestreo aleatorio de 81 parcelas estratificado según los cuatro cuarteles que tiene el monte. En estas parcelas se ha muestreado: la altura dominante del arbolado, el número de pies, número de varas por parcela, la sección y el área basimétrica entre otras características. También se ha registrado en las parcelas la orientación y la pendiente. Las parcelas tienen superficie variable atendiendo que cada parcela contuviera unos 20

árboles. Posteriormente se han estandarizado los datos del número de pies y del número de varas para una parcela circular de 20 metros de radio.

En los fotogramas ortorectificados del año 1997, a escala 1:5.000, facilitados por la empresa Trabajos Catastrales, S.A., se localizaron las parcelas de muestreo y se extrajeron las ventanas de 100x100 píxeles donde se calcularon los variogramas y correlogramas con programas confeccionados "ad hoc". Se han calculado para cada parcela los variogramas y correlogramas según 24 orientaciones con paso angular de 15 grados, en consecuencia cada parcela está asociada a 24 variogramas y 24 correlogramas (Figura 1).

En los diferentes gráficos se han localizado los máximos y mínimos relativos del variograma y correlograma, a partir de estos óptimos relativos se han obtenido 17 índices de textura según cuatro grupos: índices relativos a los máximos del correlograma, índices relativos a los mínimos del variograma, índices relativos a las orientaciones principales del correlograma e índices relativos a las orientaciones principales del variograma (Tabla 1).

## REGRESIÓN ENTRE ÍNDICES DE TEXTURA Y VARIABLES DASOMÉTRICAS

Una vez obtenidos los variogramas y los correlogramas y calculados los índices de textura,

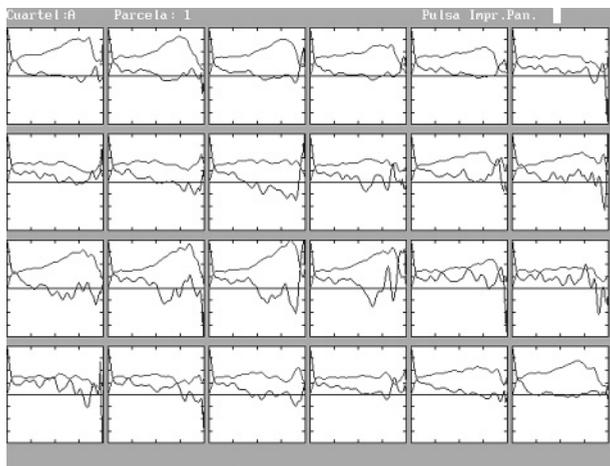


Figura 1. Variogramas y correlogramas para las 24 orientaciones

	<b>Definición de los Índices de Textura</b>	<b>Objetivo</b>
.c01	Número de máximos del correlograma	Numero de árboles
.c02	Longitud de onda del primer máximo	Distancia entre árboles
.c03	Longitud de onda de la máxima amplitud	Distancia entre árboles
.c04	Distancia media entre máximos	Distancia entre árboles
.v01	Número de mínimos del variograma	Número de árboles
.v02	Longitud de onda del primer mínimo relativo del variograma	Distancia entre árboles
.v03	Longitud de onda del menor mínimo relativo del variograma	Distancia entre árboles
.v04	Distancia media entre mínimos relativos del variograma	Distancia entre árboles
.v05	Distancia a la que se consigue una varianza igual al menor mínimo relativo del variograma (Rango)	Radio de las copas
.oc1	Dirección del máximo número de máximos	Pendiente -Orientación
.oc2	Dirección del mínimo número de máximos	Pendiente- Orientación
.oc3	Dirección de la máxima amplitud del máximo	Pendiente- Orientación
.oc4	Dirección de la mínima amplitud del máximo	Pendiente- Orientación
.ov1	Dirección del máximo número de mínimos relativos del variograma	Pendiente- Orientación
.ov2	Dirección del mínimo número de mínimos relativos del variograma	Pendiente- Orientación
.ov3	Dirección del mayor mínimo relativo del variograma	Pendiente- Orientación
.ov4	Dirección del menor mínimo relativo del variograma	Pendiente- Orientación

**Tabla 1.** Definición de los índices de textura

se ha efectuado un análisis de correlación entre las variables dasométricas inventariadas en campo y los índices de textura extraídos de los fotogramas; los resultados se registran en la tabla 2. El contraste de la asociación entre variables exige la normalidad de las variables; la hipótesis de normalidad se resume en la tabla 3.

El área basimétrica está muy fuertemente asociada a C03, V03 y V05; es decir, a la longitud de onda de la máxima amplitud del correlograma o del mínimo del variograma, así como a la distancia media entre óptimos relativos. Se obtiene que cuanto más cercanos sean los óptimos mayor será el área basimétrica. Tanto el área basimétrica como C03 y V05 cumplen la hipótesis de normalidad, sin embargo V03 no.

La altura dominante está fuertemente asociada de forma positiva a V05, V02, C02 y C04, y de forma negativa a V01. En consecuencia,

cuanto más distan los óptimos más altos son los árboles y cuando el variograma tiene pocos mínimos los árboles son más altos. La altura dominante, V05, V02 y C04 cumplen la hipótesis de normalidad, aunque se tiene que utilizar un nivel de significación del 1% para admitirlo en las variables C02 y V01.

El número de árboles está negativamente muy asociado con C04, C02, V03; cuanto menos distan los óptimos más árboles hay. La correlación positiva de C01 confirma que cuantos más máximos existen mayor es el número de pies. Para un nivel de significación del 1% se puede suponer la normalidad del número de árboles, de C04 y de C02 pero no de V03.

El número de varas está, negativa y fuertemente, asociado con C03, V04 y V03; de forma que cuanto mayor es la distancia entre óptimos menor es el número de varas. El número de

<b>PARÁMETROS</b>	<b>CO1</b>	<b>CO2</b>	<b>CO3</b>	<b>CO4</b>	<b>VO1</b>	<b>VO2</b>	<b>VO3</b>	<b>VO4</b>	<b>VO5</b>
Area basimétrica	0,060	0,093	-0,819**	-0,217	-0,155	0,112	-0,366**	-0,224*	0,296**
Altura dominante	-0,152	0,406**	-0,128	0,331**	-0,513**	0,668**	0,228	0,125	0,689**
Número de árboles	0,544**	-0,530**	-0,146	-0,708**	-0,178	-0,216	-0,286**	-0,144	-0,079
Número de varas	-0,031	0,102	-0,769**	-0,088	-0,094	0,045	-0,294**	-0,297**	0,172

**Tabla 2.** Coeficientes de correlación obtenidos (\* Nivel de significación 5%; \*\* Nivel de significación 1%)

PARÁMETROS	COEFICIENTE DE ASIMETRÍA	COEFICIENTE DE KURTOSIS	NORMALIDAD
Área basimétrica	-0,038	-0,400	SI
Altura dominante	-0,220	-1,359	SI
Número de árboles	2,151	0,998	NO* / SI**
Número de varas	4,004	3,953	NO
Pendiente	-0,107	-1,781	SI
Orientación	0,538	-1,482	SI
CO1	-0,081	1,613	SI
CO2	2,481	0,425	NO* / SI**
CO3	-1,391	-0,414	SI
CO4	1,073	0,293	SI
VO1	2,149	0,505	NO* / SI**
VO2	-1,124	0,854	SI
VO3	-2,953	5,048	NO
VO4	-3,311	2,814	NO
VO5	-0,794	-1,415	SI
OC1	0,775	-1,717	SI
OC2	1,856	-1,391	SI
OC3	0,963	-1,940	SI
OC4	-0,958	-2,081	NO* / SI**
Fase	0,610	0,337	SI

**Tabla 3.** Análisis de normalidad (\* Nivel de significación 5%; \*\* Nivel de significación 1%)

varas, V04 y V03 no cumplen la normalidad, sin embargo C03 si la cumple.

### Regresión entre índices de textura y variables dasométricas

Una vez analizados los coeficientes de correlación se han obtenido las ecuaciones lineales de regresión de los parámetros dasométricos estudiados con los índices de textura de mejores resultados, obteniéndose las siguientes ecuaciones y coeficientes de determinación (tabla 4):

Los coeficientes de correlación obtenidos reflejan que los índices de textura son buenos correlatos de las variables dasométricas pero no

alcanzan un coeficiente de determinación suficiente para realizar regresiones predictivas. Sin embargo, la correlación obtenida en la predicción del área basimétrica, el número de varas y el número de árboles son suficientes para poder utilizarlos en la estratificación de la muestra y en el diseño de un muestreo por regresión.

### ANÁLISIS ARMÓNICO

Con los índices de textura más correlacionados con las variables dasométricas se ha procedido a calcular la transformada de Fourier del

MODELO	R2	Error de Estimación
$Ab = 53,478 - 0,389 \cdot C03$	67,09	2,44
$Altura\_dominante = 16,637 + 0,144 \cdot V05$	47,42	1,45
$N\_arboles = 14,885 - 0,529 \cdot C04$	50,05	1,65
$N\_varas = 51,035 - 0,672 \cdot C03$	59,07	5,00

**Tabla 4.** Coeficientes de correlación según orientación azimutal

correlograma y su función espectral de potencia, y se ha buscado el armónico de mayor contribución a la varianza (Figura 2).

Lógicamente, siempre se ha ignorado el armónico relativo al ancho de ventana utilizado (100 metros).

Se ha podido comprobar que, excepto para la altura dominante, el armónico principal del índice de textura está asociado significativamente con las variables dasométricas. Sin embargo, en

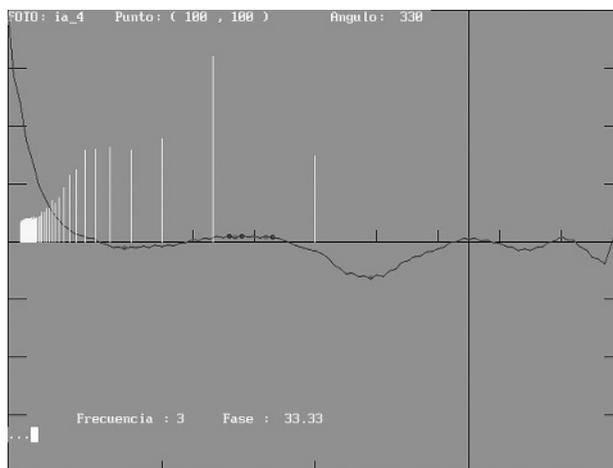
todas las variables el coeficiente de correlación obtenido es inferior al obtenido antes de la descomposición armónica. Este hecho puede estar relacionado con la descomposición de los armónicos (100 m, 50m, 25m, 12'5m, 6'25, etc.) que en las anchuras de copa más características del arbolado de Bertiz, unos 15-20 metros, no tiene casi capacidad de discriminación. Para paliar esta circunstancia se debiera en próximos análisis ampliar el ancho de ventana.

PARÁMETROS	INDICE DE TEXTURA	Armónico principal
Area basimétrica	C03	0,225*
Altura dominante	V05	0,207
Número de árboles	C04	-0,297**
Número de varas	C03	0,221*

**Tabla 5.** Coeficientes de correlación obtenidos (\* Nivel de significación 5%; \*\* Nivel de significación)

### RELACIÓN ENTRE ÍNDICES DE TEXTURA Y VARIABLES DASOMÉTRICAS

Del análisis de correlación entre los indicadores de textura, las pendientes y las orientaciones no se puede decir que estén, en principio, asociados (Tabla 6).



**Figura 2.** Descomposición del correlograma en armónicos

PARÁMETROS	OC1	OC2	OC3	OC4	OV1	OV2	OV3	OV4
Pendiente	-0,001	-0,103	0,020	0,250	-0,150	0,032	0,022	0,106
Orientación	0,176	0,106	0,038	-0,112	-0,009	0,045	-0,106	0,033

**Tabla 6.** Coeficientes de correlación obtenidos.\* Nivel de significación 5%; \*\* Nivel de significación 1%

AZIMUT	0-60	60-120	120-180	180-240	240-300	300-360
OV4	-0,651*	-0,942**	0,479	-0,134	0,560	0,218
OC4	0,318	-0,777	-0,095	-0,480**	0,300	0,392

**Tabla 7.** Coeficientes de correlación según orientación azimutal.\* Nivel de significación 5%; \*\* Nivel de significación 1%

Sin embargo, si se desglosa la correlación según clases de orientación se puede apreciar que existen dos grupos diferenciados. Por una parte, están las parcelas con azimut entre 0-120 y las comprendidas entre 180-240 (todas con dirección NE-SW) que presentan asociación negativa con la dirección del menor mínimo del variograma, es decir con la dirección de mayor variabilidad (Tabla 7).

## CONCLUSIONES

Del análisis de los trabajos realizados con objeto de encontrar una relación útil entre variables dasométricas e índices de textura en una masa densa de hayas en el Parque Natural del Señorío de Bertiz (Navarra) se pueden extraer las siguientes conclusiones:

El variograma muestral de fotogramas aporta más información que los modelos asintóticos típicos (exponencial, gaussiano, esférico).

Se ha comprobado que el correlograma es una herramienta tanto ó más válida que el variograma para analizar los fotogramas de masas densas, pues para tres de las cuatro variables dasométricas utilizadas (área basimétrica, número de árboles y número de varas) el comportamiento de los índices de textura relativos al correlograma han presentado el mejor coeficiente de correlación.

La variabilidad del área basimétrica explicada por el índice de textura es del 67% de la varianza total, la varianza explicada del número de varas es del 59%, la varianza explicada del número de árboles es del 50% y la varianza de la altura dominante es del 47%. Ciertamente no son suficientes para poder hacer modelos predictivos pero si para poder utilizar los índices de textura como variables auxiliares en muestreos con estimadores de regresión ó expansivos, en muestreos polietápicos ó por conglomerados. Lógicamente también pueden ser muy útiles en la estratificación de las masas densas arboladas.

Los índices de textura estudiados referentes al variograma y correlograma no se han mostrado útiles para analizar la pendiente y la orientación de las parcelas, aunque se ha podido comprobar que en la parcelas de orientación NE-SW

si se ha encontrado asociación entre la orientación y los índices de textura.

El análisis armónico del correlograma, aunque se muestra una herramienta útil y de necesario estudio, no ha mejorado los resultados obtenidos con los índices de textura menos elaborados.

## Agradecimientos

El presente estudio ha sido financiado por la Consejería de Medio Ambiente, Ordenación del Territorio y Vivienda de la Comunidad Foral de Navarra. Agradecemos el apoyo y las aportaciones realizadas por D. José Torres, D. Ignacio Elorrieta, D. Enrique Eraso y D. Fermín Olabe.

## BIBLIOGRAFÍA

- ALDRICH, R.C.; 1975. Detecting disturbances in Forest Environment. *Photogrammetric Eng. Rem. Sens.* 41: 39-48.
- COHEN, W.B., SPIES, T.A. & BRADSHAW, G.A.; 1990. Semivariograms of digital imagery for analysis of conifer canopy structure. *Rem. Sens. Env.* 34: 167-178.
- CRESSIE, N.; 1991. *Statistics for Spatial Data*. Wiley. New York.
- DAVIS, J.C.; 1973. *Statistics and Data Analysis in Geology*. John Wiley & Sons. New York
- DECOURT, N. & BACHACOU, J.; 1976. Etude de la compétition dans les plantations régulières à l'aide de variogrammes. *Ann. Sci. For.* 33(4): 177-198.
- GETIS, A. & FRANKLIN; 1987. Second order Neighbourhood Analysis of Mapped Point Patterns. *Ecology* 69: 473-477.
- GONZÁLEZ, F. Y CUEVAS, J.M.; 1982. *Los satélites de recursos naturales y sus aplicaciones en el campo forestal*. Monografía 34. MAPA. INIA Madrid
- GOODALL, D.W.; 1974. A new method for the analysis of spatial pattern by random pairing of quadrats. *Vegetatio* 29: 135-146.
- GREIG-SMITH, P.; 1952. The use of random and contiguous quadrats in the study of the structure of plant communities. *Ann. Bot., Lond., N.S.* 16: 293-316.

- LEGENDRE, P. & LEGENDRE, L.; 1979. *Numerical Ecology*. Elsevier. Amsterdam. The Netherlands.
- LILLESAND, T.M. & KIEFER, R.W.; 1987. *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Wiley and Sons. New York.
- LUDWIG, J.A. & GOODALL, D.W.; 1978. A comparison of paired- with blocked-quadrat variance methods for the analysis of spatial pattern. *Vegetatio* 38: 49-59.
- MATHERON, G.; 1963. Principles of geostatistics. *Economic Geology* 58: 1246-1266.
- MUGGLESTONE, M. & RENSHAW, E.; 1996. A practical guide to the spectral analysis of spatial point processes. *Comp. Stat. Data Anal.* 21: 43-65.
- PROAKIS, J. & MANOLAKIS, D.; 1998. *Tratamiento digital de señales*. Prentice-Hall. Madrid.
- PUIG, P.; 1950. *Cálculo Integral*. Biblioteca Matemática SL. Madrid
- RENSHAW, E. & FORD, E.D.; 1984. The description of spatial pattern using two dimensional spectral analysis. *Applied Statistic*. 32: 51-63
- RIPLEY, B.D.; 1981. *Spatial Statistics*. John Wiley. New York.
- SCHUSTER, A.; 1898. On the investigation of Hidden Periodicities with application to a supposed twenty-six-day period of meteorological phenomena. *Terr. Mag.* 3: 13-41.
- SOKAL, R. & ODEN, N.L.; 1978. Spatial Autocorrelation in Biology. *Biol. J. Linn. Soc.* 10: 199-228.
- ST-ONGE, B.A. & CAVAYAS, F.; 1995. Estimating forest stand structure from high resolution imagery using the directional variogram. *Int. J. Rem. Sens.* 16(11): 1999-2021.
- TSENG, Y; TZEN, J; TANG, K. & LIN, S; 1997. Image-to-image registration by matching area features using Fourier descriptors and neural networks. *Photogrammetric Eng. Rem. Sens.* 63(8): 975-983.
- TUCKER, C.J.; 1978. A comparison of satellite sensor bands for vegetation monitoring. *Photogrammetric Eng. Rem. Sens.* 44(11): 1369-1380.
- WHITTAKER, E.T. & ROBINSON, G.; 1924. *The calculus of observations. A treatise on numerical mathematics*. Blakie & Son. London.
- WOODCOCK, C.E.; STRAHLER, A.H. & JUPP D.L.; 1988. The use of variograms in Remote Sensing. *Rem. Sens. Env.* 25: 323-379.
- ZHU, C. & XIAOMEI, Y. 1999. Study of remote sensing image texture analysis and classification using wavelet. *Int. J. Rem. Sens.* 19(16): 3197-3203.