



CONAMA10
CONGRESO NACIONAL
DEL MEDIO AMBIENTE

COMUNICACIÓN TÉCNICA

Uso de herramientas geoestadísticas de teledetección ambiental para la planificación y manejo forestal

Autor: Irene Romero-Toro Gascueña

Institución: Universidad Politécnica de Madrid

e-mail: i.romero-toro@upm.es

Otros Autores: Susana Sastre Merino (UPM-ETSI Agrónomos); Jara Vicente Guillén (UPM-ETSI Agrónomos); Esperanza Ayuga Téllez (UPM-ETSI de Montes); Concepción González García (UPM-ETSI de Montes); María Jesús García García (UPM-ETSI de Montes); María de los Ángeles Grande Ortiz (UPM-ETSI de Montes).

RESUMEN

Debido a las nuevas exigencias que la sociedad demanda, en la actualidad estamos observando un cambio en los usos de los bosques. En estas últimas décadas, a su carácter productor, se le ha añadido la faceta de conservador de ecosistemas. Para conocer el estado forestal y gestionar los montes se hace uso de inventarios. El inventario forestal es el procedimiento para conocer la información cualitativa y cuantitativa del bosque. A tenor de su menor productividad económica, las herramientas de teledetección suponen un beneficio frente a las técnicas clásicas de estudios forestales. En este trabajo, se exponen los resultados de tres metodologías de análisis geoestadístico realizado con un SIG, con el objetivo de comprobar la técnica que proporciona mejores estimaciones de valores no observados de las variables medidas. Las técnicas de interpolación utilizadas han sido el polinomio local, IDW y kriging ordinario para la estimación de valores de la altura y diámetro de los árboles en la zona de muestreo. La fuerza de los resultados obtenidos se basa en el gran número de datos reales (medidas de campo) con los que cuenta el procedimiento aplicado. La estimación más ajustada a los diferentes puntos de muestreo fue realizada por el kriging ordinario. Se expone una validación para el empleo de herramientas geoestadísticas en la elaboración de inventarios forestales.

Palabras Clave: Geoestadística, variables dasométricas, métodos de interpolación, análisis espacial.

1. Introducción.

La principal fortaleza de los SIG (Sistemas de Información Geográfica) es analizar los atributos y datos espaciales (Sarkozy, 1998), que se miden en la muestra. Dado que el muestreo de campo tiene un coste elevado, tiene gran interés estimar valores en aquellos sitios donde no se dispone de datos muestrales. Esto es posible por medio de métodos de interpolación.

Sin embargo, todavía no existe un método de interpolación que garantice los mejores resultados para todos los conjuntos de datos. Por ello, la selección de un método concreto de interpolación debe depender de las características del conjunto de datos, así como de los objetivos del estudio (Hu, 1995). Así, en las últimas dos décadas, es frecuente encontrar estudios ambientales que emplean estos métodos para representar y analizar geográficamente diferentes variables (Bello-Pineda, 2007, Collins, 1996; Erxleben, 2002; Maynou, 1998; Jung, 2009).

Obtener datos de variables, como el diámetro y la altura, para analizar la estructura del árbol y evaluar el volumen de la madera mediante muestreo forestal es costoso. Las imágenes aéreas, la teledetección; y, recientemente, las imágenes Lidar (Light Detection And Ranging) son herramientas que complementan el trabajo de campo en los estudios forestales (véase, por ejemplo, Lim et al., 2003, Pascual, 2006). Los datos obtenidos mediante estas técnicas están identificados con sus coordenadas territoriales.

Los datos georreferenciados se pueden estudiar con herramientas de análisis geoestadístico empleando software de Sistemas de Información Geográfica (Matthews 2002). La Geoestadística se define como la aplicación de la Teoría de Funciones Aleatorias al reconocimiento y estimación de fenómenos naturales (Journel y Huijbregts, 1978); o, simplemente, como el estudio de las variables numéricas distribuidas en el espacio (Chauvet, 1994), siendo una herramienta útil en el estudio de estas variables (Zhang, 1992).

El objetivo de este trabajo es evaluar tres métodos de interpolación implementados en la herramienta de análisis de ArcGIS. Estos métodos se utilizaron para predecir diámetros y alturas de *Pinus sylvestris* en dos parcelas de muestreo del Sistema Central (España).

2. Materiales y métodos

2.1. Descripción de la zona y las parcelas de estudio.

El área de estudio se encuentra en el Valle de la Fuenfría, término municipal de Cercedilla (Madrid), asentado en la vertiente meridional del sector central de la Sierra de Guadarrama (Sistema Central). Está comprendido entre los 3° 3.3'-3° 7.3' de longitud Oeste y los 40° 44.3'-40° 47.7' de latitud Norte. Se trata de un valle con forma de herradura y orientación N-S, cuya unidad predominante son las formaciones de pinar (*Pinus sylvestris*).



Figura 1. Localización del Monte de Utilidad Pública nº32.

La ubicación definitiva de la zona de estudio se estableció en el valle de la Fuenfría debido a la gran cantidad de estudios previos en ese mismo emplazamiento (Grande, 1996; Martín 2000), a la presencia de dos parcelas de investigación permanentes con acceso a los datos de inventarios desde 1998, y a las características del monte (se trata de una ladera con distribución continua de pequeñas estructuras homogéneas). Las dos parcelas usadas tienen forma rectangular de 40 por 60 metros (2400m²), dejando el lado más corto en el sentido de la pendiente dominante. En cada una de ellas se numeraron todos los pies.

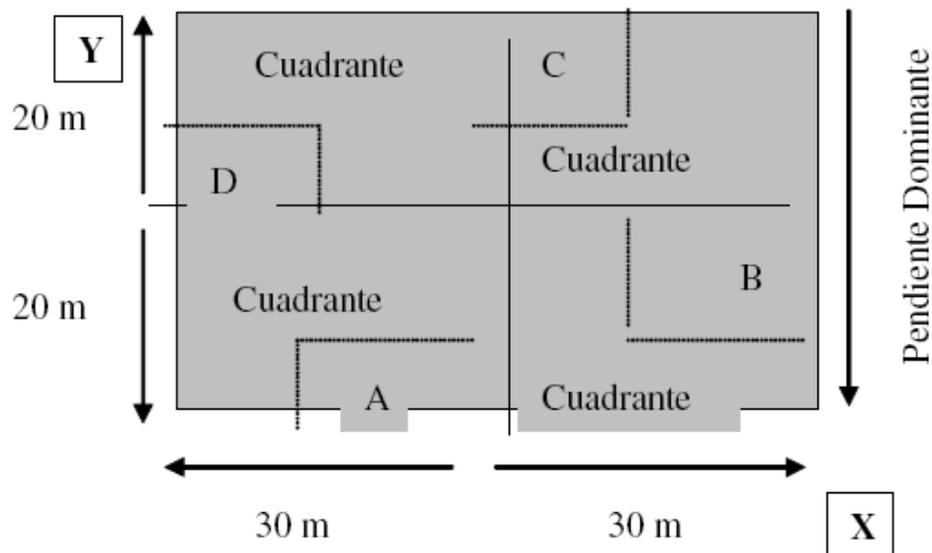


Figura 2. Diseño general de las parcelas.

Una vez ubicadas y replanteadas las parcelas se procedió a la toma de datos, midiendo en cada parcela:

- número del pie (Id).
- diámetros normales (Dn) en dirección de curva de nivel y en línea de máxima pendiente, en centímetros, con forcípula de brazo móvil Mantx, para luego obtener el diámetro medio.
- altura total del árbol (h) en metros, con hipsómetro Vertex III.
- georreferenciación de los pies de las parcelas. La metodología de georreferenciación propuesta exigió el establecimiento de un patrón de referencia verdad-terreno, por lo que se realizó la toma de datos topográficos en el campo y su posterior comparación con los datos láser proporcionados por TopoSys (empresa contratada para el proyecto). Para ello se hizo uso de la Estación de origen (Eo), Estación base (Bs) y de receptores GPS modelo Trimble Geoexplorer 3 con antena externa.

La información de la localización de cada pie y sus atributos se incorporaron a ArcGIS, para cada parcela, y se procedió a realizar la interpolación de los datos para cada caso.

2.2. Métodos de interpolación.

Durante los últimos años, debido a la difusión de las herramientas de información geográfica, han surgido y se han desarrollado distintos métodos de cartografía e interpolación automáticas.

El proceso de interpolación espacial consiste en la estimación de los valores que alcanza una variable Z en un conjunto de puntos definidos por un par de coordenadas (X,Y), partiendo de los valores de Z medidos en una muestra de puntos situados en el mismo área de estudio. Los métodos de interpolación, basados en técnicas cuantitativas y en estadística espacial, se clasifican en tres grandes grupos, en función de los tipos de puntos de la muestra que son utilizados para estimar el valor en cada nuevo punto: locales, globales y métodos de interpolación geoestadísticos (Burrough y McDonell, 1998). Debido a que los métodos de interpolación global sólo consiguen modelizar una componente a escala global de la estructura de la variación pero no las componentes a escala más detallada, en este estudio hemos utilizado métodos de interpolación local.

2.2.1. Polinomio local

Se trata de una técnica de interpolación determinista basada en funciones polinómicas.

Este tipo de interpolación ajusta el polinomio de orden especificado usando todos los puntos de un entorno establecido. Se debe determinar la forma de búsqueda del entorno, el número de puntos máximo y mínimo que van a ser usados y un parámetro de potencia p basado en la distancia, que influirá en una disminución del peso de los puntos muestrales a medida que éstos se alejen del centro del entorno considerado. El óptimo valor de p es aquel que hace mínimo el error cuadrático medio.

El entorno cambiará para cada punto muestral, centro del mismo, y el valor estimado depende del centro y de la extensión del entorno.

El valor de la estimación en el punto (x_i, y_i) toma el valor del siguiente polinomio de primer grado: $\mu_0(x_i, y_i) = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 y_i$, donde x_i e y_i son las coordenadas del punto y β_0 , β_1 , β_2 son

los coeficientes que se deben estimar y que, una vez conocidos, permiten predecir el valor de la variable en el punto deseado.

Para conocer los valores de β_0 , β_1 y β_2 se utiliza el método de mínimos cuadrados ponderados que consiste en minimizar la expresión de la ecuación 1:

$$\sum_{i=1}^n w_i \cdot (Z(x_i, y_i) - \mu_0(x_i, y_i))^2 \quad \text{Ec (1)}$$

Donde n es el número de puntos dentro de la vecindad, w_i son los pesos, $Z(x_i, y_i)$ es el valor que toma la variable en el punto (x_i, y_i) y $\mu_0(x_i, y_i)$ es el valor estimado por el polinomio en ese punto.

Los pesos w_i se calculan con la ecuación 2:

$$w_i = e^{(-3d_{i0}/a)^3} \quad \text{Ec (2)}$$

Donde “ d_{i0} ” es la distancia entre un punto de coordenadas (x_i, y_i) y el punto central del entorno considerado y “a” es un parámetro que controla cómo decaen los pesos con la distancia.

El polinomio de interpolación local es un método de interpolación que genera superficies suavizadas. Es adecuado para captar variaciones de rango pequeño, de carácter más local, aunque también sirve para captar tendencias de carácter general. Es sensible a la distancia de los vecinos, por lo que se realizó una vista previa de la superficie creada antes de generar el resultado definitivo (Schaum, 2008).

2.2.2. Inverso de la distancia ponderada (IDW)

Este método de interpolación es un método local, pues sólo emplea los puntos muestrales que están en la vecindad de cada punto no muestral y el resultado del proceso de interpolación reproduce exactamente los valores en los puntos muestrales. En este método, el valor de una variable en un punto no muestreado es el promedio de la distancia inversa ponderada de los valores de los puntos muestreados que se encuentran alrededor (Flores, 2005, Reinstorf, 2005). Esta interpolación es realizada a través de una combinación de tipo lineal de los datos disponibles, promediados con un peso que es función del inverso de la distancia (Zhang, 2009). Este método se define con la función lineal de la ecuación 3 (Moreno, 2005):

$$Z(s_0) = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{1}{d_{i0}^p} \cdot Z(s_i)}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{d_{i0}^p}} \quad \text{Ec (3)}$$

Donde $Z(s_0)$ es el valor estimado en un sitio no muestreado en la ubicación s_0 ; $Z(s_i)$ es el valor observado del lugar s_i ; d_{i0} son las distancias de cada una de las sitios observados hacia el punto no muestreado s_0 ; N es el número de puntos muestrales alrededor del lugar que se va a predecir y que serán tenidos en cuenta en la predicción, y

p es el exponente del valor de la distancia. El óptimo valor de p se determina haciendo mínimo el error de predicción o error cuadrático medio, que tiene la expresión de la ecuación 4:

$$EMC = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\hat{Z}(s_i) - z(s_i))^2}{n}} \quad \text{Ec (4)}$$

El número de vecinos a tener en cuenta para calcular el valor predicho dependerá del tipo de datos y de la superficie que se intente crear. Cuando no hay influencias direccionales en los pesos de los datos, la forma de búsqueda de vecindad será un círculo. Pero si hay influencia direccional en los datos, se adopta la forma de una elipse con el eje mayor paralelo al fenómeno considerado. (Moreno, 2005).

2.2.3. Kriging Ordinario

Este método se basa en la teoría de los procesos estocásticos (Negreiros et al. 2010). Además utiliza la estructura de las relaciones espaciales entre los puntos muestrales, que se modeliza con el variograma (Manly, 2001).

El modelo de interpolación Kriging se obtiene mediante la ecuación 5:

$$Z(s_0) = \mu(s) + \gamma(h) + \varepsilon \quad \text{Ec (5)}$$

siendo $Z(s_0)$ la variable regionalizada en la localización s_0 ; $\mu(s)$ una función determinista desconocida, $\gamma(h)$ es la correlación espacial determinada por el variograma; h es la distancia entre los puntos de muestreo y ε el error aleatorio; s indica el lugar con unas determinadas coordenadas espaciales X (longitud) e Y (latitud).

La selección de un método de Kriging se basa en si existe tendencia direccional o no, ya que $\mu(s)$ es una tendencia determinista. Si no se conoce la tendencia, el método apropiado es el *Kriging Ordinario*.

2.3. Análisis estadístico.

Los criterios para medir el grado de ajuste a los datos reales y, por lo tanto, la fiabilidad del modelo fueron la comparación de los resultados a través de métodos estadísticos como: el análisis de las distribuciones de los residuos, un gráfico de dispersión de los valores previstos en comparación con los verdaderos valores y la media error cuadrado medio (Flores et al., 2004).

La comprobación de la capacidad predictora de los modelos se realiza verificando que los residuos cumplan las hipótesis requeridas. Los residuos deben tener distribución normal, de media cero y varianza constante; además, deben ser independientes entre sí.

Las hipótesis se contrastaron con test clásicos. Debido al elevado número de observaciones, se eligió un nivel de significación del 0,1% para las hipótesis; ya que, cuando se dispone de un número suficiente de datos, cualquier test será capaz de detectar pequeñas diferencias con las hipótesis (DeGroot, 1980).

Para comprobar la normalidad se empleó el test de Kolmogorov-Smirnov (Massey, 1951; Lilliefors, 1967). Este test se usa con tamaños de muestra elevados ya que otorga un peso menor a las observaciones extremas, siendo menos sensible a las desviaciones producidas en estos tramos (Stephens, 1974).

Se comprobó que los residuos tenían media cero usando los test de la t (Student, 1908) y de rango-signo de Wilcoxon (1945), en los casos en que se detectó falta de Normalidad.

Para comprobar la homogeneidad de la varianza se empleó el test de Levene (1960), dividiendo el conjunto de observaciones en cinco conjuntos de similar tamaño. El test de Levene es el más adecuado para el conjunto de casos ya que no siempre se puede asumir Normalidad (Correa et al, 2006).

La independencia de los residuos se comprobó calculando sus correlaciones y usando el test de Box-Pierce (1970). Aunque los trabajos más recientes muestran que hay test más potentes, el empleado en este trabajo es adecuado para este tamaño de muestra (Bradley & McKean, 2007)

Además, de los datos medidos realmente en la parcela, se seleccionaron aleatoriamente algunos de ellos para realizar una validación cruzada de la estimación. Los datos empleados fueron 23 valores estimados en la parcela 1 y 19 valores estimados en la parcela 2 frente a los reales. Para estos valores se calculó el error medio y el error cuadrático medio (*ECM*) para todos los métodos de interpolación.

Cuanto mejores sean las predicciones, más se aproxima a cero la media de los errores. El *ECM* es una de las medidas de error más empleadas para evaluar la adecuación de los modelos en los GIS (Morad et al, 1996).

3. Resultados

Se realizó un estudio previo de los datos, mostrando que se podía suponer su normalidad. Mediante el estudio del semivariograma, se pudo determinar la isotropía de los datos.

El modelo seleccionado mediante el método del polinomio local fue un polinomio de segundo grado, debido a que los errores se aproximaron más a cero y los valores predichos se ajustaban mejor a la recta.

Con el método IDW se optimizó el valor de p, obteniéndose un valor de 1 para este modelo. Se seleccionó un círculo como forma de búsqueda de vecindad debido a la isotropía de los datos.

Los puntos vecinos seleccionados en este método se recogen en la tabla 1.

Método IDW: Número de puntos				
	Parcela 1		Parcela 2	
Variable	Diámetro	Altura	Diámetro	Altura
Min.	3	3	9	10
Max.	5	6	9	15

Tabla 1: Número de puntos vecinos seleccionados con el método IDW

Para la obtención de los resultados mediante Kriging se utilizó un semivariograma esférico, ya que los datos eran isotrópicos.

Los puntos vecinos seleccionados en este método se recogen en la tabla 2.

Kriging: Número de puntos				
	Parcela 1		Parcela 2	
Variable	Diámetro	Altura	Diámetro	Altura
Min.	5		5	
Max.	14		10	

Tabla 2: Número de puntos vecinos seleccionados con el método Kriging

En las figuras de los resultados se han resaltado mediante puntos en azul los árboles que se han utilizado para la validación de los modelos.

En la figura 3 se muestran los resultados de la estimación obtenidos para la variable altura, en la parcela 1, con cada modelo.

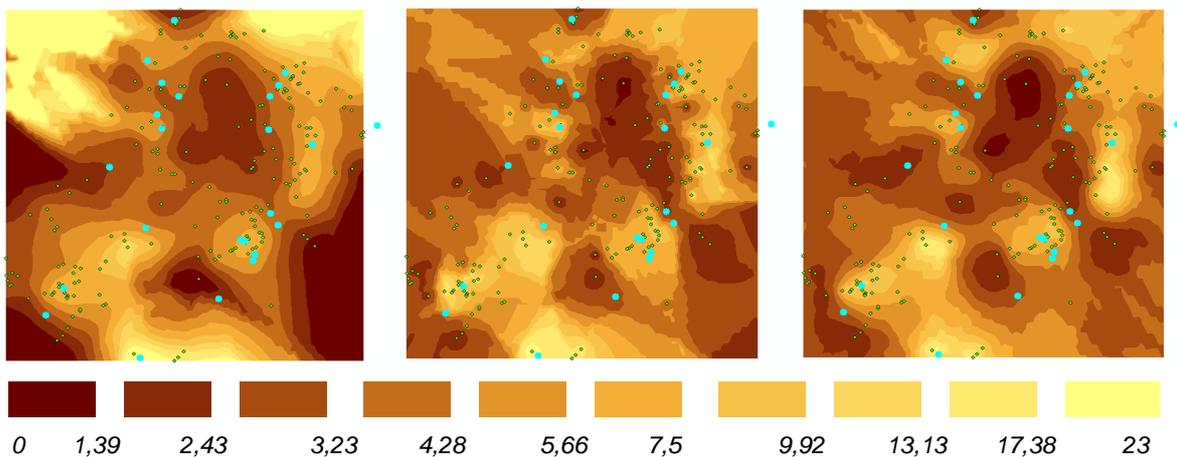


Figura 3. Resultados de la interpolación por polinomio local, IDW y Kriging ordinario en la parcela 1 para la variable altura con todos los datos (de 0 a 23 m).

En estos resultados se puede observar que el método del polinomio local presenta estimaciones de alturas menores que los valores obtenidos con el método IDW y de Kriging, que visualmente presentan mayores semejanzas.

En la figura 4 se muestran los resultados de la estimación obtenidos para la variable altura, en la parcela 2, con cada modelo.

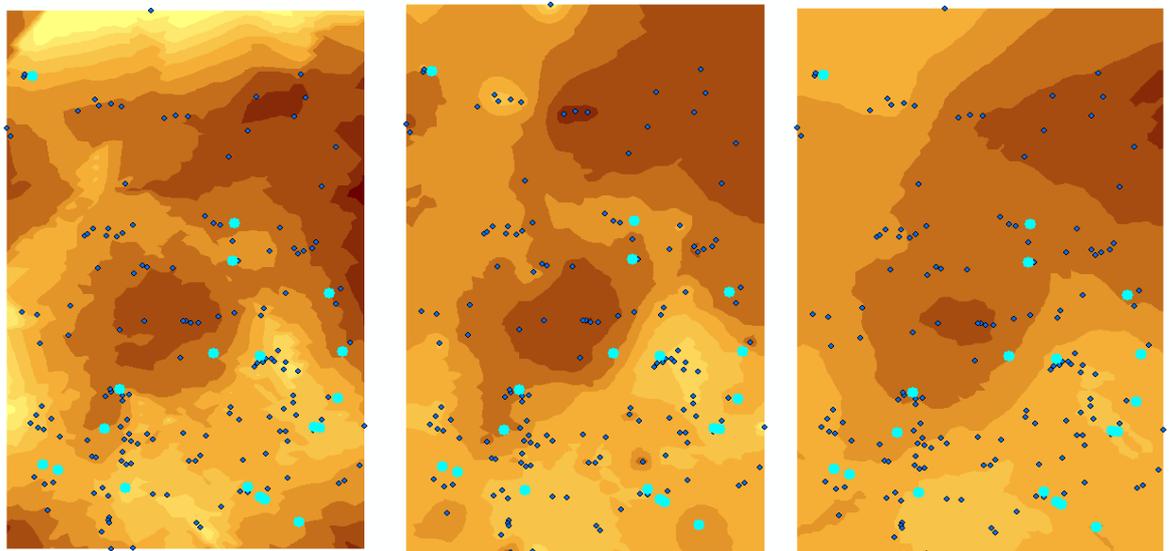


Figura 4. Resultados de la interpolación por polinomio local, IDW y Kriging ordinario en la parcela 2 para la variable altura con todos los datos (de 1,6 a 26,5 m).

En estos resultados se puede observar que el método del polinomio local presenta más semejanza con el método IDW. El modelo con Kriging, obtiene estimaciones menos extremas que los restantes, ya que obtiene menos valores con clases bajas y altas para las alturas de la masa forestal.

En la figura 5 se muestran los resultados de la estimación obtenidos para la variable diámetro normal, en la parcela 1, con cada modelo.

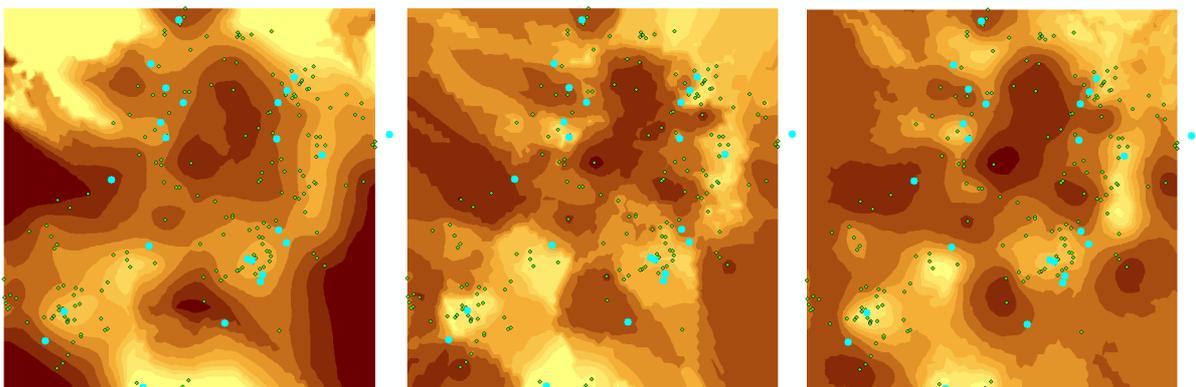


Figura 5. Resultados de la interpolación por polinomio local, IDW y Kriging ordinario en la parcela 1 para la variable diámetro con todos los datos.

En conjunto, estos resultados son similares a los observados para la variable altura, siendo el método IDW y Kriging los que visualmente presentan mayores semejanzas.

En la figura 6 se muestran los resultados de la estimación obtenidos para el diámetro normal, en la parcela 2, con cada modelo.

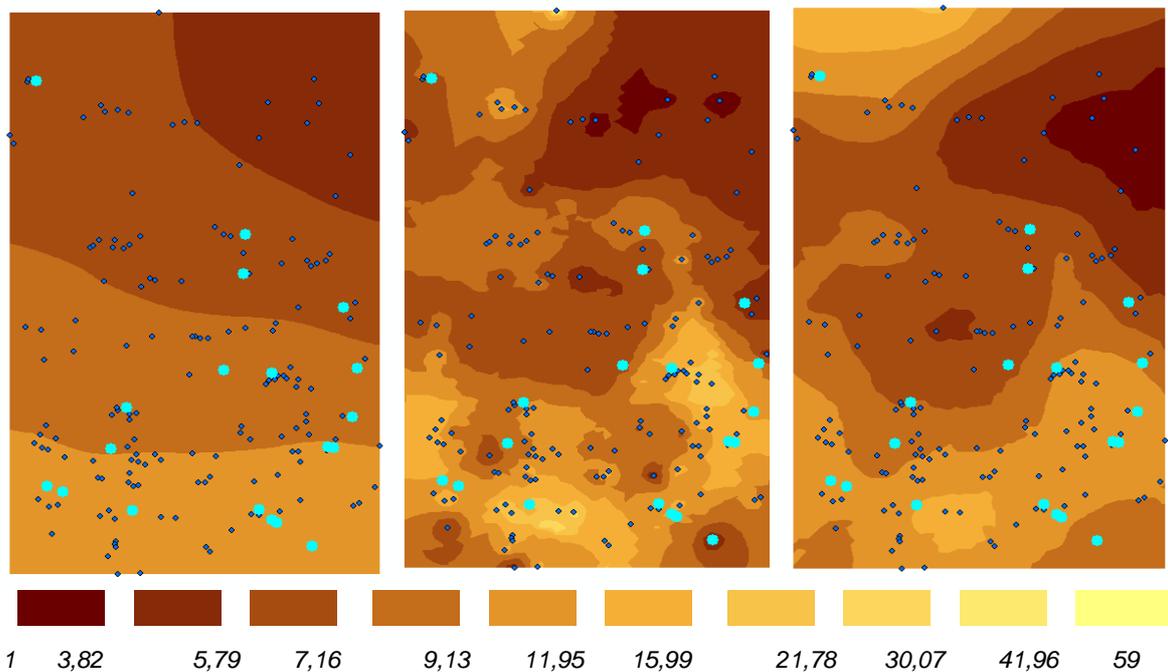


Figura 6. Resultados de la interpolación por polinomio local, IDW y Kriging en la parcela 2 para la variable diámetro con todos los datos.

Visualmente estos resultados son los menos semejantes entre sí. El modelo polinómico simplifica en exceso las estimaciones y el IDW parece multiplicar las clases diamétricas en algunas zonas. El mapa de la variable que se obtiene con Kriging es más parecido al conseguido con IDW, pero un poco más suavizado.

La tabla 3 muestra los p-valores de los contrastes realizados a los errores de los modelos obtenidos.

Test	Polinomio local				Inverso de la distancia				Kriging ordinario			
	altura		diámetro		altura		diámetro		altura		diámetro	
	P1	P2	P1	P2	P1	P2	P1	P2	P1	P2	P1	P2
Normalidad	0,0085	0,7664	0,0024	0,01626	0,0619	0,491	0,0015	0,0298	0,0295	0,4954	0,0076	0,0242
Sesgo	0,2188	0,7625	0,0845	0,8237	0,0961	0,7957	0,602	0,3359	0,6287	0,5668	0,5492	0,6657
Homocedasticidad	0,3814	0,1439	0,0339	0,0001	0,2355	0,2023	0,0046	0,0002	0,2883	0,6343	0,0017	0
Independencia	0,4022	0,0169	0,348	0,108	0,4165	0,1704	0,7365	0,0804	0,1654	0,5073	0,2044	0,7257

Tabla 3. Resultados de los test realizados sobre de los errores de los métodos de interpolación

En la tabla puede verse que, con un 99,9% de confianza, la aceptación de las hipótesis sobre los residuos es la misma para todos los modelos. El único caso en que se rechaza la hipótesis de homocedasticidad es en la parcela 2, para la estimación de diámetros. Cualquiera de los tres modelos de interpolación se puede emplear con igual confianza para las predicciones.

En la tabla 4 se muestran los valores de la media de los errores y el ECM para el modelo ajustado con los datos seleccionados para la validación cruzada.

	HEIGHT						DIÁMETER					
	P1			P2			P1			P2		
	PL	IDW	Kriging	PL	IDW	Kriging	PL	IDW	Kriging	PL	IDW	Kriging
EM	-0,695	-1,117	-0,558	0,574	0,335	0,504	-1,504	-3,756	-2,511	1,121	-0,878	-0,209
ECM	6,14	6,82	6,78	3,71	3,55	3,16	15,56	16,83	16,45	11,73	11,87	10,45

Tabla 4. Valores del EM y ECM para cada variable y cada método.

4. Conclusiones

Dado el interés que supone una adecuada cartografía de las variables dasométricas a escala local, es necesario testar previamente diferentes métodos de interpolación para seleccionar el más adecuado (en este caso aplicado a la particularidad del Valle de la Fuenfría sito en la Sierra de Guadarrama). La versatilidad de las herramientas GIS facilita el proceso de obtención de cartografía y permite llevar a cabo estimaciones fiables y fácilmente integrables en los modelos de gestión del monte.

Los tres métodos de interpolación son similares en cuanto a la fiabilidad de las predicciones. El método de Kriging ordinario permite obtener menor error medio que los otros métodos, mientras que el ECM es muy similar para los tres, tanto en la estimación de alturas como de diámetros.

5. Bibliografía

Bello-Pineda, J., Hernández-Stefanoni, J.L. (2007). Comparing the performance of two spatial interpolation methods for creating a digital bathymetric model of the Yucatan submerged platform. *Pan-American Journal of Aquatic Sciences* 2 (3): 247-254. ([http://www.panamjas.org/pdf_artigos/PANAMJAS_2\(3\)_247-254.pdf](http://www.panamjas.org/pdf_artigos/PANAMJAS_2(3)_247-254.pdf))

Box, G. E. P., Cox, D. R. (1964). An Analysis of Transformations. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology)*: 211-243.

Box, G. E. P. and Pierce, D. A., 1970. Distribution of the Autocorrelations in Autoregressive Moving Average Time Series Models. *Journal of American Statistical Association* 65: 1509–1526.

Burrough P.A, and McDonnell R.A. (1998) *Principals of Geographical Information Systems*: Oxford University Press. 352 p.

Collins, F. C., Bolstad, P. V. (1996). A Comparison of Spatial Interpolation Techniques in Temperature Estimation. *Proceedings CD room. Third International Conference/Workshop on Integrating GIS and Environmental Modeling*. Santa Fe, New Mexico, January 21-25, 1996.

Correa, J. C., Iral, R., Rojas, L. (2006). Estudio de potencias de prueba de homogeneidad de varianza [A study on homogeneity of variance tests]. *Revista Colombiana de Estadística*, 29: 57-76.

Chauvet, P., (1994) *Aide-Memoire de Géostatistique Minière*, École des mines de Paris, France. 210 p.

DeGroot, M. H. (1980). *Probability and Statistics* (2nd ed.). Addison-Wesley.

Erxleben, J., Elder, K., Davis, R. (2002). Comparison of spatial interpolation methods for estimating snow distribution in the Colorado Rocky Mountains. 16 (18): 3627 - 3649, Wiley, InterScience.
(<http://www3.interscience.wiley.com/journal/101524738/abstract>)

Flores G., J.G., Reyes C., O., Moreno G., D.A. (2004). Variación Espacial del Diámetro como respuesta a diferentes intensidades de muestreo en una cuenca forestal. *Ciencia Forestal en México*, 29 (96): 47–66.
(www.inifap.gob.mx/otros_sitios/No%20%2096.pdf)

Flores Garnica, J. & Moreno González, D. (2005). Modelaje espacial de la influencia de combustibles forestales sobre la regeneración natural de un bosque perturbado. *Revista Agrociencia*, ISSN 1405-3195, 39 (3): 339-349.

Grande Ortiz, M. A. (1996). *La ordenación integral de ecosistemas forestales: Propuesta metodológica. Aplicación para los montes de U.P. de los términos municipales de Cercedilla y Navacerrada (Comunidad de Madrid)*. Tesis Doctoral. ETSI de Montes. Universidad Politécnica de Madrid.

Huitema, B. E. and McKean, J. W. (2007) Identifying Autocorrelation Generated by Various Error Processes in Interrupted Time-Series Regression Designs: A Comparison of AR1 and Portmanteau Tests. *Educational and Psychological Measurement*, 67 (3). 447-459.

Hu, J. (1995) *Methods of Generating Surfaces in Environmental GIS Applications*. *Proceedings ESRI Conferences*.
(<http://proceedings.esri.com/library/userconf/proc95/to100/p089.html>)

Journel y Huijbregts, 1978. *Mining Geostatistics*. Academic Press, New York.

Jung, K., Stelzenmüller, V., Zauke, G.P. (2009). Spatial analysis of metal concentrations in the brown shrimp *Crangon crangon* (Linnaeus, 1758) from the southern North Sea. *Scientia Marina* 73 (1): 105-115, Barcelona (Spain). (doi: 10.3989/scimar.2009.73n1105)

Levene, H. (1960). Robust tests for equality of variances. In Ingram Olkin, Harold Hotelling et al. *Contributions to Probability and Statistics: Essays in Honor of Harold Hotelling*. Stanford University Press. 278-292.

Lilliefors, H. W. (1967), On the Kolmogorov-Smirnov test for normality with mean and variance unknown. *Journal of the American Statistical Association*, 62 (318): 399-402.

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. DOI: 10.1191/0309133303pp360ra.

Manly, B.F.J. (2001) *Statistics for Environmental Science and Management*. Chapman & Hall / CRC. Florida, USA.

Martin Fernández, A. J. (2000) *Aplicación de los campos aleatorios a la estimación espacial de variables dasométricas*. Tesis Doctoral. ETSI de Montes. Universidad Politécnica de Madrid.

Massey, F. J., Jr. (1951). The Kolmogorov-Smirnov test of goodness of fit. *Journal of the American Statistical Association*, 46 (253): 68-78.

Maynou, F. (1998). The application of geostatistics in mapping and assessment of demersal resources. *Nephrops norvegicus* (L.) in the northwestern Mediterranean: a case study. *Scientia Marina*, 62: 117-133, Barcelona (Spain). (doi:10.3989/scimar.1998.62s1117)

Matthews, S.A. (2002) *ArcGIS Geostatistical Analyst*. GIS Resource Document 02-19 (GIS_RD_02-19) (http://www.pop.psu.edu/gia-core/pdfs/gis_rd_02-19.pdf)

Morad, M.; Chalmers, A. I. and O'Regan, P. R. (1996) The role of root-mean-square error in the geo-transformation of images in GIS. *International Journal of Geographical Information Science*, 10: 347-353.

Moreno, A., 2005, "Sistemas y análisis de la información geográfica. Manual de autoaprendizaje con ArcGIS". Ra-Ma. 782-790.

Negreiros, J., M. Painho, F. Aguilar and M. Aguilar, 2010. Geographical information systems principles of ordinary kriging interpolator. *J. Applied Sci.*, 10: 852-867.

Pascual, C. (2006) *Análisis de la estructura forestal mediante teledetección: LIDAR (Light Detection And Ranging) e imágenes de satélite*. Tesis doctoral. ETSI Montes. Universidad Politécnica de Madrid. (<https://serviciosgate.upm.es/tesis/tesis/4207>)

Reinstorf, F; Binder, M; Schirmer, M, et al (2005). Comparative assessment of regionalisation methods of monitored atmospheric deposition loads. *Atmospheric Environment*, 39 (20): 3661-3674.

Sárközy, F. (1998). GIS Functions – Interpolation. Periodical Polytechnica Civil Engineering. Technical University Budapest.
(http://www.agt.bme.hu/public_e/funcint/funcint.html)

Schaum, A. (2008) Principles of local polynomial interpolation. 37th IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, aipr, pp.1-6, 2008.

Stephens, M. A. (1974). EDF Statistics for Goodness of Fit and Some Comparisons. Journal of the American Statistical Association, 69: 730–737.

Student. (1908). The probable error of a mean. Biometrika, 6:1–25.

Wilcoxon, F. (1945). Individual comparisons by ranking methods. Biometrics, 1: 80-83.

Zhang, X.S.; Srinivasan, R. (2009). GIS-Based Spatial Precipitation Estimation: A Comparison of Geostatistical Approaches(1) Journal of the American Water Resources Association, 45 (4): 894-906