

# VARIACIÓN ESPACIAL DEL DIÁMETRO COMO RESPUESTA A DIFERENTES INTENSIDADES DE MUESTREO EN UNA CUENCA FORESTAL

José Germán Flores Garnica<sup>1</sup>, Oscar Reyes Cárdenas<sup>2</sup>  
y David Arturo Moreno González<sup>1</sup>

## RESUMEN

El manejo de los recursos forestales implica un adecuado conocimiento de sus características y uno de los problemas más frecuentes es la dificultad de establecer la distribución espacial de los mismos. En este trabajo se hace una comparación de dos técnicas de interpolación: 1) determinística (distancia inversa ponderada) y 2) geoestadística (kriging ordinario), las cuales fueron usadas para calcular la variación espacial en el diámetro medio del arbolado, obtenido con base en un inventario forestal que se llevó a cabo en 1200 ha de la cuenca hidrológica forestal El Carrizal, ubicada en la Sierra de Tapalpa, Jalisco. En total fueron 79 sitios que se escogieron atendiendo al diseño de muestreo sistemático. De esta muestra se tomaron submuestras en las proporciones siguientes: 87, 75, 62, 49, 36 y 24%, a fin de variar la intensidad de muestreo. Mediante análisis geoestadístico se produjeron los variogramas experimentales correspondientes a cada intensidad, los cuales se ajustaron a los modelos más adecuados, para luego realizar las interpolaciones respectivas. Las interpolaciones determinísticas se hicieron directamente. El criterio de comparación entre las dos técnicas fue el valor mínimo del cuadrado medio del error. Una vez seleccionadas tanto la técnica de interpolación como la intensidad de muestreo, se generaron las superficies continuas que ilustran el comportamiento espacial del diámetro. Los resultados sugieren que las dos técnicas definen una precisión similar.

**Palabras clave:** Distancia inversa ponderada, geoestadística, intensidad de muestreo, kriging ordinario, modelaje espacial, técnicas de interpolación.

Fecha de recepción: 13 de mayo de 2005.

Fecha de aceptación: 11 de octubre de 2005.

<sup>1</sup> Campo Experimental Colomos, Centro de Investigación Regional Pacífico Centro, INIFAP  
Correo-e: [flores.german@inifap.gob.mx](mailto:flores.german@inifap.gob.mx); [moreno.davidarturo@inifap.gob.mx](mailto:moreno.davidarturo@inifap.gob.mx)

<sup>2</sup> Facultad de Ingeniería en Geomática e Hidráulica, Universidad de Guanajuato.

## ABSTRACT

Management of forest resources implies an adequate knowledge of their characteristics and spatial distribution, although it is common to find problems when implementing this process. This paper compares two interpolation techniques: 1) deterministic (inverse distance weighted) and 2) geostatistical (ordinary kriging). Both techniques were used to determine the spatial variation of the mean diameter in trees from the same forest region. Data were gathered throughout a forest inventory carried out in El Carrizal watershed in the Sierra de Tapalpa, Jalisco. 79 sites were sampled using a systematic sampling design and sub-samples series were randomly developed from this sample, to generate groups with different percentage sampling intensities (87, 75, 62, 49, 36 and 24%), subsamples series were randomly defined. Based on the geostatistical analysis, the corresponding experimental variograms were generated for each sampling intensity. These variograms were fitted to the best model, which were used to develop the corresponding interpolations. Deterministic interpolations were made directly. The lower mean square error was the selection criterion to choose between the two interpolation techniques. After the selection of the interpolation technique and sampling intensity, the corresponding continual surfaces were generated to show the spatial diameter response among trees. It is concluded that both techniques have similar accuracy for the determination of spatial variation.

**Key words:** Inverse distance weighted, geostatistics, sampling intensity, ordinary kriging, spatial modeling, interpolation techniques.

## INTRODUCCIÓN

El manejo de los recursos forestales implica un adecuado conocimiento de sus características, las cuales responden a preguntas como: ¿cuánto se tiene?, ¿cuándo se tiene?, ¿cómo se tiene? y ¿dónde se tiene?. Referente a esta última, uno de los problemas más frecuentes es la dificultad de establecer su distribución espacial dentro de una región forestal. Aunque la planeación y realización de los inventarios forestales se hace con mucho cuidado, en la elaboración de los mapas correspondientes frecuentemente se parte de pocas bases técnicas. Por ejemplo: (1) existen problemas en la definición de los límites espaciales entre una categoría y la otra, como puede ser con clases de diámetro o de altura; (2) no se aplican técnicas para definir la continuidad espacial de alguna variable forestal, con base en cierto número de sitios de muestreo; (3) en algunos casos, las áreas de respuesta homogénea se seleccionan con base en el agrupamiento "manual" de sitios muestreados con valor similar. Como consecuencia de esto, se generan mapas temáticos con poca precisión espacial, los que influyen en los procesos

de toma de decisiones de dos formas: I) Al subestimar el valor de una característica forestal, que conlleva a no aprovechar al máximo el potencial de dicha área; II) Sobrestimando dicho valor, lo que tiende, por lo general, a una sobreexplotación del recurso. Lo más indicado sería definir el tamaño de muestra requerido, para que con el menor costo se establezca el menor número de sitios y la mayor precisión espacial.

De acuerdo con lo anterior, en el presente trabajo se muestra un análisis comparativo de dos técnicas de interpolación para definir la distribución espacial de la variable diámetro medio (a la altura de pecho [1.30 m]) de una masa forestal. Se consideró esta variable porque se requiere dicha información para apoyar la planeación del aprovechamiento de resina. Además, se analiza el comportamiento de cada una de las técnicas de interpolación bajo diferentes intensidades de muestreo. Se probaron las siguientes hipótesis nulas:  $H_{0(1)}$ : No existe ninguna influencia en la precisión de las estimaciones de interpolación, debida a cambios en la intensidad de muestreo.  $H_{0(2)}$ : La autocorrelación espacial de las variables forestales no es lo suficientemente alta para que la precisión de las estimaciones con técnicas de interpolación geoestadística sean superiores a las basadas en técnicas de interpolación determinística. Es importante señalar que, sobre la evaluación de diferentes tamaños de muestra en la definición de la distribución espacial de una variable dada en particular, no se encontraron antecedentes ni en México ni a nivel mundial (Flores y Omi, 2003).

Calcular el tamaño de muestra más adecuado en el estudio de cualquier variable de una masa forestal al menor costo y con la mayor precisión es una de las etapas en las que se debe poner especial atención al realizar un inventario forestal. De esto dependerá la utilidad de los resultados que se obtengan. El hecho de llevar a cabo un muestreo obedece a que un censo demanda mucho más tiempo y un gasto que en la mayoría de los casos no es posible. Por lo tanto, es conveniente diseñar una estrategia para determinar la forma y el lugar en que se tomará la información de interés, lo que implica no sólo establecer el número de sitios para el muestreo, sino también su ubicación geográfica, con lo que se procura que la información generada sea precisa en cuanto a la variación en su distribución espacial.

En esta ocasión era necesario determinar la localización de las áreas con mayores diámetros del arbolado (a 1.30 m), con el propósito de apoyar la planeación de la extracción de resina. Para ello, la información de diámetros medios obtenida por conducto de inventarios forestales puede ser analizada mediante técnicas de interpolación, como lo son la distancia inversa ponderada y kriging ordinario (Burrough y McDonnell, 1998); con ellas se modela la distribución espacial continua de esta variable.

## Técnicas de interpolación

Las técnicas de interpolación están basadas en la Primera Ley de la Geografía, la cual indica que fenómenos espaciales cercanos son más similares que fenómenos alejados (Chou, 1992). Esto significa que es muy probable que los valores de puntos cercanos sean más semejantes entre sí, que con valores de puntos más lejanos (Burrough y McDonnell, 1998). Este principio es usado para predecir los valores de diámetro de arbolado en áreas no muestreadas, sobre la base de la ponderación lineal de las combinaciones de los valores muestreados alrededor. Para cada intensidad de muestreo, en este trabajo se usaron las dos técnicas de interpolación siguientes:

A) Distancia inversa ponderada (DIP).- Esta técnica se define desde una perspectiva determinística (Phillips *et al.*, 1992), la cual asume que el valor de un punto no muestreado es el promedio de la distancia inversa ponderada de los valores de los puntos muestreados que están alrededor (Burrough y McDonnell, 1998). Esta técnica da más peso a las observaciones más cercanas que a las lejanas (Hunner, 2000). Es decir, las ponderaciones son inversamente proporcionales a la distancia entre el punto a estimar y los puntos muestreados alrededor, la cual se define a través de la siguiente función lineal (Potter y Eenigenburg, 1999):

$$\hat{\beta}^*(x_0) = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^p} * \beta(x_i)}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^p}}$$

Donde:

$\hat{\beta}^*(x_0)$  = Valor estimado en un sitio no muestreado en la ubicación

$x_0$  = Esta ubicación generalmente se refiere en un sistema de coordenadas

$\beta(x_i)$  = Valor observado en la ubicación

$x_{ii} d_i$  = Distancias de cada una de los sitios observados hacia el punto no muestreado

$p$  = Exponente de la distancia

$n$  = Número de sitios muestreados.

La selección del parámetro de poder ( $p$ ) puede afectar significativamente los resultados de la interpolación. Por ejemplo, cuando se incrementa  $p$ , los pesos individuales llegan a ser más similares, dándosele más peso a las muestras más próximas (Hunner, 2000). En este trabajo se usó un valor de ponderación de 2, ya que fue el que mejor se ajustó a la descripción de la distribución espacial de la variable diámetro.

B) Kriging ordinario.- El método denominado "kriging ordinario" (KO) fue el segundo que se probó y consiste en una técnica geostatística (Burrough y McDonnell, 1998) que se basa en la teoría de variables regionalizadas (Oliver y Webster, 1990; Laslett *et al.*, 1987). Los antecedentes de la geostatística surgen con la necesidad de hacer estimaciones precisas de reservas minerales, ya que éstas implican un costo alto; se fundamenta en una perspectiva topoprobabilista que indica que cualquier fenómeno distribuido en el espacio presenta dos comportamientos (Matheron, 1978): a) un comportamiento aleatorio a nivel local; y b) una estructura definida a gran escala.

Kriging ordinario se aplica cuando la media de los datos es estacionaria (mantiene cierto grado de invariabilidad, cuando se estima en diferentes ubicaciones [Hunner, 2000]), pero se desconoce, y es considerado como el "mejor estimador lineal insesgado" (Hunner, 2000, Isaaks y Srivastava, 1989): Es lineal porque sus estimaciones son combinaciones lineares ponderadas de los datos disponibles. Es insesgado porque tiende a generar un cuadrado medio del error igual a cero ( $E[\text{Estimado}(x_0) - \text{Observado}(x_0)] = 0$ , y  $E\lambda_i = 0$ ). Finalmente es mejor porque tiende a minimizar la varianza de los errores ( $E[\text{Estimado}(x_0) - \text{Observado}(x_0)]^2 = \text{mínimo}$ ). La siguiente fórmula es usada para calcular las estimaciones con KO (Hunner, 2000; Isaaks y Srivastava, 1989):

$$\hat{Z}_{KO}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(x_i)$$

Donde:

- $\hat{Z}_{KO}(x_0)$  = Estimación de KO en el punto
- $x_0$  = La ubicación de este punto generalmente se refiere en un sistema de coordenadas
- $\lambda_i$  = Valor ponderado del sitio muestreado
- $i$  en el punto  $x_i$  y  $Z(x_i)$  = Valor de la variable observada  $Z$  en el punto  $x_i$ .

Para llevar a cabo una interpolación con base en kriging se requiere de una serie de parámetros (efecto *nugget*, *sill* y rango), que se establece al ajustar un modelo al variograma que define la autocorrelación espacial de la variable de interés (Flores, 2001). Estos parámetros fueron determinados a través del análisis estructural de los datos, donde la continuidad espacial de la variable diámetro fue definida por medio de variogramas, con un enfoque isotrópico (mismo comportamiento espacial sin importar la dirección en la que se define el variograma). El variograma se conceptúa como la media aritmética de todos los cuadrados de las diferencias entre pares de valores experimentales, separados una distancia  $h$  determinada (Journel y Huijbregts, 1978); es la varianza de los incrementos de la variable regionalizada en las localizaciones separadas a una distancia  $h$  (Starks y Fang, 1982; Isaaks y Srivastava, 1989).

El efecto *nugget* representa la variabilidad inherente de los datos, que podría obedecer a su distribución espacial y a sus errores implícitos. En teoría, el valor del efecto *nugget* debería ser cercano a cero. El rango es la distancia a la cual el variograma alcanza el valor del *sill* correspondiente, que es el valor de varianza que se define en el punto donde se ubica el rango y representa la máxima varianza de la población. Más allá de ésta, no hay una autocorrelación espacial entre los puntos muestreados. Después de cierta distancia (rango), el variograma ya no aumenta más y tiende a definir una asíntota. Generalmente, si crece la distancia entre puntos, también lo hace el variograma.

### Cuadrado medio del error

Para elegir la mejor intensidad de muestreo, se usó como criterio de selección el menor cuadrado medio del error (CME) que resultara de la comparación de los valores observados con los valores estimados. También es conocido como "error cuadrático medio de un estimador", el cual incorpora tanto el sesgo [ $b^2(\hat{\alpha})$ ], como la dispersión de la distribución del error [ $V(\hat{\alpha})$ ]. Es decir CME es igual a la varianza del error más el sesgo al cuadrado del error, y es calculado mediante el siguiente modelo (Armstrong, 1998):

$$CME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r^2$$

Donde:

$n$  = número de puntos de muestreo

$r$  = residuales (errores de estimación)



Al usar CME como criterio de selección se busca que éste sea el menor posible (Al-Subaihi, 2000); no se considera la variación muestral ni la inherente al fenómeno, ya que las estimaciones son locales y no poblacionales.

Existen muchas estrategias para la selección de la muestra en el proceso de validación, como lo son la evaluación cruzada, el incorporar nuevos sitios de muestreo y la separación de un porcentaje de sitios de la muestra original (Flores, 2001); para fines prácticos, en este proyecto se optó por la última. Al respecto, algunos autores recomiendan la selección de un mínimo de 10% de la población original (Armstrong, 1998).

## MATERIALES Y MÉTODOS

### Área de estudio

El estudio se llevó a cabo en una superficie de 1200 ha con bosque de pino, dentro de la cuenca hidrográfica forestal El Carrizal, ubicada a 5 km al oeste de la población de Tapalpa, Jalisco (Benavides, 1987). Su altitud varía desde 2020 hasta 2422 msnm. Así mismo, la pendiente se presenta entre 0-5 hasta 20-40%. Predominan las especies arbóreas: *Pinus michoacana* var. *cornuta* Martínez, *Pinus oocarpa* Schiede, *Pinus leiophylla* Schl. et Cham., *Quercus* spp. y *Alnus* spp.

### Estrategia de muestreo

Con el fin de abarcar toda el área arbolada de la cuenca, se aplicó un muestreo sistemático, con una separación entre sitios de 500 m (orientados de este a oeste) y de 250 m entre líneas de sitios (orientadas de norte a sur). Los datos utilizados en este estudio fueron inventariados en 79 sitios circulares de 600 m<sup>2</sup> (Figura 1). Existe una discontinuidad en la sistematización de la ubicación de los sitios, la misma responde al hecho de que sólo se consideró el territorio forestal. No se incluyeron sitios sin arbolado como diámetro medio cero, porque dicho valor repercutiría en la interpolación.

En cada sitio se evaluó, además, el diámetro medio a la altura de pecho (cm) considerando sólo árboles mayores a 7.5 cm de diámetro. Esta información es trascendental para apoyar la planeación en los aprovechamientos de resina en la cuenca. La metodología de este estudio se ejemplifica con el caso del diámetro a la altura del pecho (1.30 m), que es una variable importante para estimar el potencial del número de caras de resinación.

### Variación en la intensidad de muestreo

De los 79 sitios de muestreo se extrajeron 10 para el proceso de validación y con los 69 restantes se llevó a cabo el proceso de interpolación.

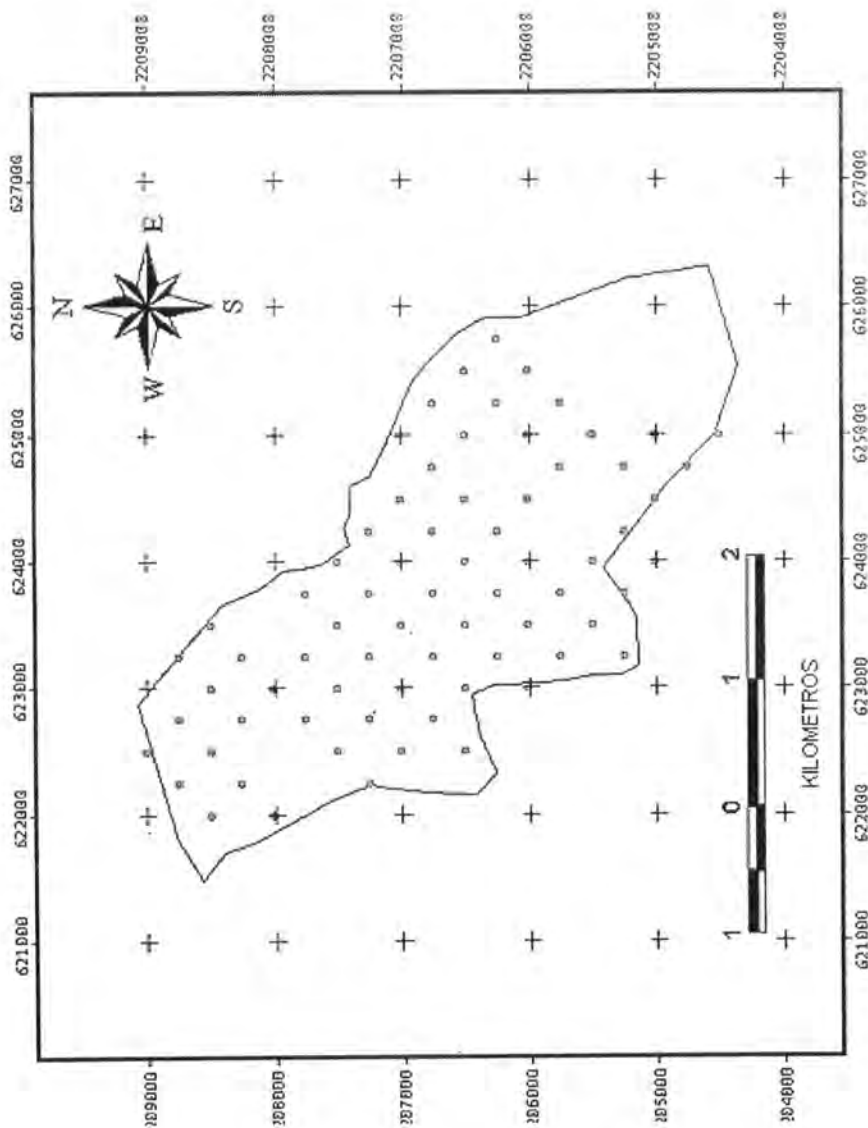


Figura 1. Ubicación de los sitios de muestreo dentro de la cuenca El Carrizal. (Las coordenadas corresponden a la zona UTM 13).



Dado que el propósito de este trabajo fue el de evaluar diferentes intensidades de muestra para la definición de la distribución de la variable diámetro, ésta se disminuyó en rangos de 10 sitios. Los sitios eliminados se seleccionaron al azar, quedando los siguientes tamaños de muestra: 69, 59, 49, 39, 29 y 19. Dichos rangos fueron suficientes para evaluar las variaciones en la precisión de la estimación espacial de los valores de diámetro en el área de estudio.

## Estrategias de interpolación

Con base en cada uno de los seis tamaños de muestra, se procedió a realizar las interpolaciones correspondientes, tanto con kriging ordinario, como con distancia inversa ponderada. Para esta última se usó el valor de dos como ponderación ( $p$ ), ya que fue el que mejores resultados arrojó (menor CME).

## Criterio de selección

Se tomó el cuadrado medio del error (CME) como criterio de selección para elegir: 1) la mejor técnica de interpolación; 2) la mejor intensidad de muestreo. Para la validación de resultados, se seleccionaron 10 puntos (12.65%) de la tabla de datos original, considerando que quedaran distribuidos en toda la zona de estudio. Dado que se hizo un análisis comparativo, se requirió mantener un criterio de comparación homogéneo, por lo que la validación se hizo con los mismos 10 puntos para todas las intensidades de muestreo. Posteriormente se calcularon las diferencias entre los valores observados y los estimados, residuales o errores, (Hunner, 2000) entre los valores interpolados con los valores observados. Al final, se calcularon los CME's para cada tamaño de muestra y para cada estrategia de interpolación. Se seleccionó la alternativa que definió el menor CME.

## Superficies continuas

Una vez que se eligió la mejor técnica de interpolación, se procedió a generar las superficies continuas, con las cuales se pueden visualizar los valores de diámetro que corresponden a las áreas no muestreadas. Este material fue la base para la definición de los mapas temáticos finales.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El Cuadro 1 resume los valores del cuadrado medio del error (CME) en las dos técnicas de interpolación usadas al estimar la distribución espacial del diámetro para cada una de las intensidades de muestreo. El rango de variación del CME fue de 1.70 a 21.46 para el caso de kriging y de 2.16 a 20.14 para DIP. Estos rangos representan una considerable semejanza entre las técnicas de

interpolación usadas. El CME más bajo (1.70) fue obtenido a través de kriging, con un tamaño de muestra de 59 sitios, que fue muy similar al (2.16) obtenido por medio de DIP. Esto sugiere que no hubo un incremento considerable en la precisión, cuando se modela la continuidad espacial del diámetro en forma estocástica, en comparación con la forma determinística, lo cual coincide con otros trabajos (Flores, 2001). No obstante, se identificó que la mayor diferencia de valor del CME (1.5) se obtuvo en el tamaño de muestra de 49 sitios. La técnica kriging fue mejor en este sentido, con 19, 59 y 69 sitios. Sin embargo, las mayores diferencias entre las técnicas usadas se advirtieron cuando DIP fue mejor. Esto no concuerda con los resultados reportados en otras experiencias (Hunner, 2000), lo que se explica porque la distribución sistemática de los sitios implicó una ponderación constante de las relaciones (covarianzas) entre los sitios que se tomaron como base para la interpolación (Flores, 2001).

Cuadro 1. Valores del cuadrado medio del error en dos tipos de interpolación para diferentes tamaños de muestra.

Tamaño de muestra (sitios)	Kriging Ordinario	Distancia Inversa Ponderada	Diferencia
19	11.96	12.45	0.49
29	21.46	20.14	-1.32
39	16.79	15.51	-1.28
49	10.12	8.62	-1.5
59	1.70	2.16	0.46
69	9.67	10.75	1.08

En la Figura 2 se observa que al tener un número de muestra muy pequeño, el CME tiende a ser alto en ambas técnicas. Sin embargo, esto no implica que a mayor intensidad de muestreo se logre un menor CME ya que en los dos métodos de interpolación se llegó a un valor mínimo, cuando el tamaño de muestra fue de 59 sitios y, a partir de ahí, nuevamente se incrementa. La explicación es que la distribución de los 59 sitios permitió captar un efecto anisotrópico (Flores, 2001), mismo que se inhibe al considerar una mayor muestra.

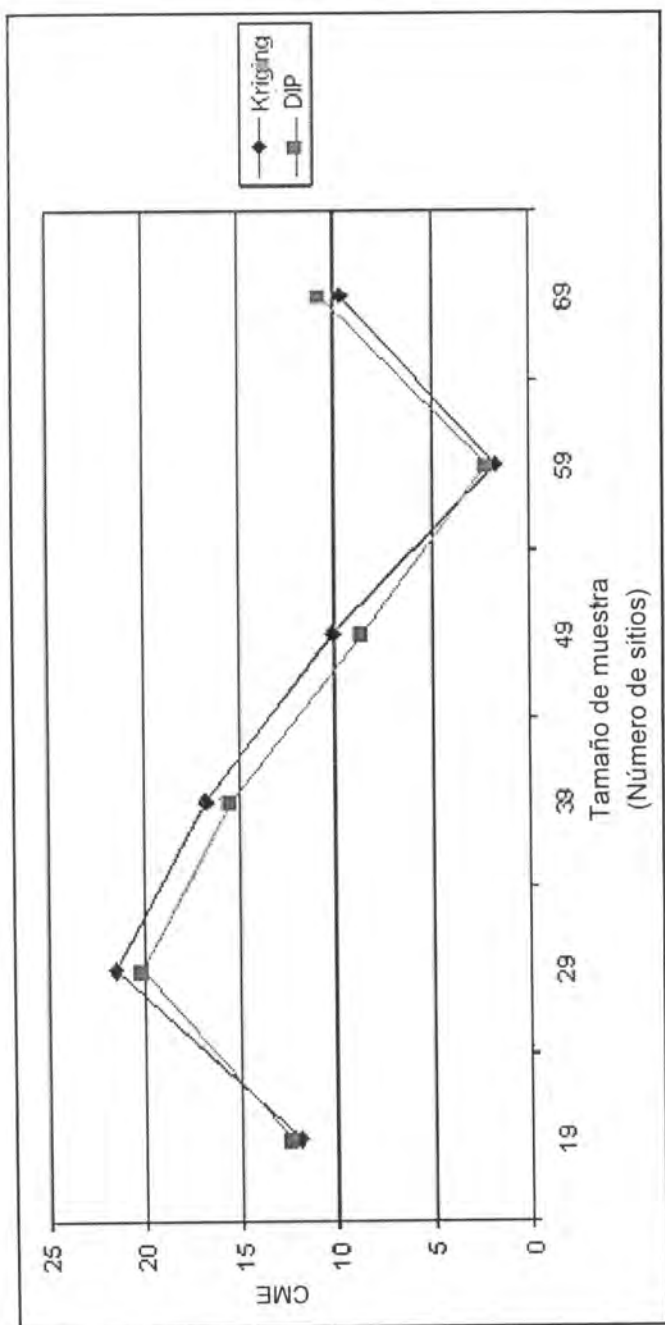


Figura 2. Variación en los valores del cuadrado medio del error (CME), con diferentes tamaños de muestra y dos técnicas de interpolación para el diámetro.

El variograma isotrópico del diámetro medio (Figura 3), que resultó del tarnaño de muestra de 59 sitios, indica una tendencia bien definida de la variabilidad espacial, que se ajustó mejor a un modelo esférico. En este caso la distribución en el variograma experimental es muy similar a la línea que define el *sill*. El rango correspondiente en este modelo, es decir, donde los valores del variograma más bien se estabilizan, se ubica en 3665 m aproximadamente. Esta es la distancia máxima entre dos pares de sitios, dentro de la cual se verifica una correlación espacial entre ellos, pero no hay una similitud suficiente entre los valores de los sitios por encima de este valor para que pueda ser modelada.

El parámetro *sill*, que es el valor del variograma para distancias muy grandes (Isaaks y Srivastava, 1989), se ubicó en 542  $\gamma|h|$ . El efecto *nugget*, que se define como una discontinuidad en el origen (Samra *et al.*, 1989), está aproximadamente a 175  $\gamma|h|$ . La diferencia entre ambos ratifica la alta autocorrelación espacial de esta variable, bajo el tamaño de muestra de 59 sitios. Sin embargo, es deseable que se definiera en intervalos más cortos.

La Figura 4 muestra las superficies continuas que resultaron de la mejor técnica de interpolación para cada una de las intensidades de muestreo. Existe una diferencia considerable en la distribución espacial de la variable diámetro al comparar las dos técnicas; mientras que las interpolaciones con kriging tienden a ser las suavizadas, DIP produce superficies que son marcadamente definidas alrededor de cada uno de los puntos de muestreo. No obstante, en general las tendencias en la ubicación de valores altos en la parte Norte y valores bajos en la Sur son similares.

En el Cuadro 2 se observa que, para el tamaño de muestra seleccionado (59), los valores de diámetro se encuentran muy dispersos alrededor de la media (30.6 cm), dado que la varianza es muy alta y el índice de curtosis es diferente de 0. Además, como el coeficiente de asimetría resultó negativo la mayoría de los valores se encuentran cargados hacia la izquierda de la media.

Los alcances de este trabajo se refieren a que es posible esperar que grupos de sitios del mismo tamaño de muestra, pero con diferente distribución espacial, pueden resultar en diferente CME. Más aún, el número de combinaciones de sitios, para cada uno de los tamaños de muestra, es enorme. Por ejemplo, si se tienen 79 sitios, es posible obtener  $4.62527 \times 10^{15}$  muestras con 19 sitios tomados al azar. Esto implica que el CME para el tamaño de muestra de 19 sitios, y los subsecuentes, tendría que ser el resultado de muestreos sucesivos de tamaño *n* repetidos múltiples veces a fin de contar con estimadores robustos del CME y su variabilidad. A su vez, esto implicaría que la muestra de validación de tamaño *m* se debería seleccionar con el mismo procedimiento. Para apoyar esto, existen métodos, como el denominado Monte Carlo, con los que se pueden realizar varias simulaciones y lograr lo anterior. Sin embargo, esta perspectiva

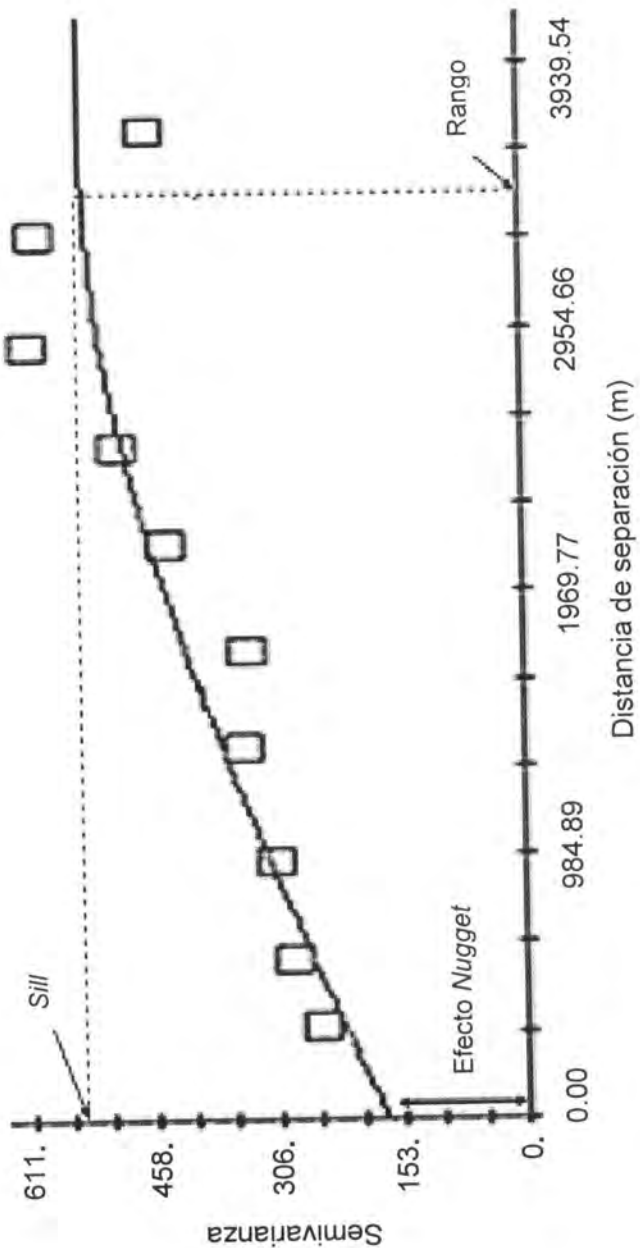


Figura 3. Variograma experimental para el tamaño de muestra de 59 sitios.

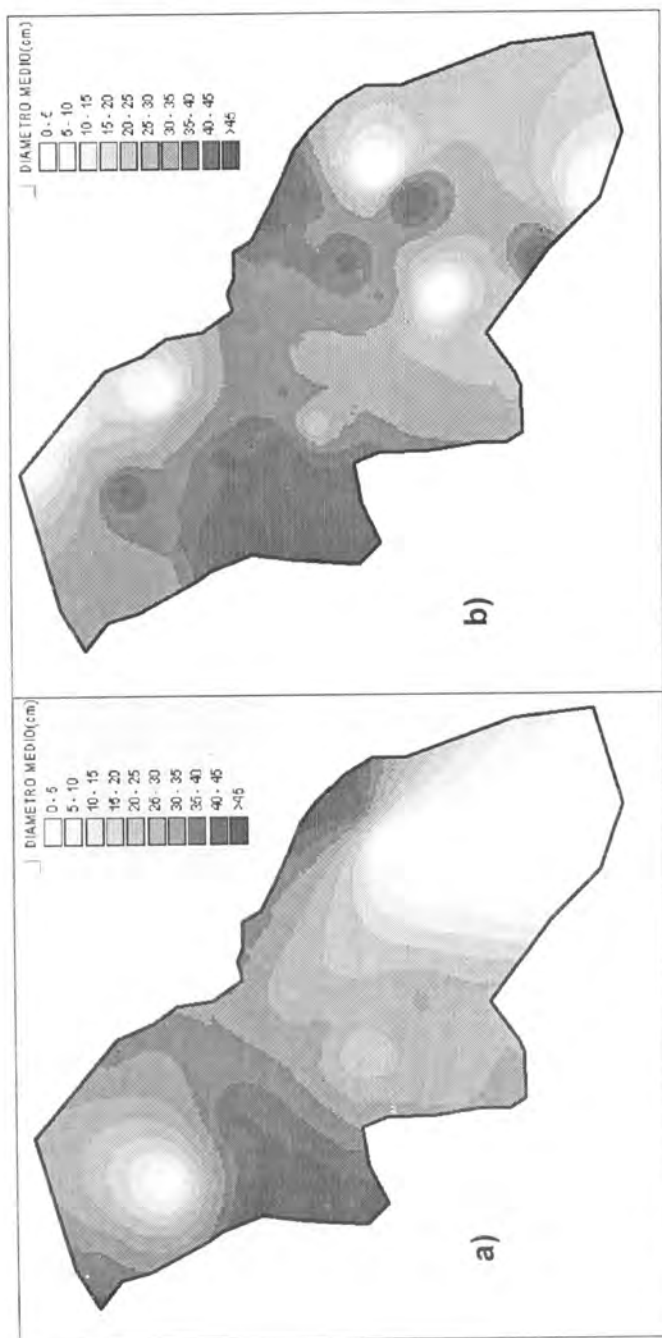


Figura 4. Interpolaciones con el menor cuadrado medio del error, usando kriging ordinario (KO) o distancia inversa ponderada (DIP), con base a los siguientes tamaños de muestra: a) 19 sitios (KO), b) 29 sitios (DIP). Los puntos denotan sitios de muestreo.

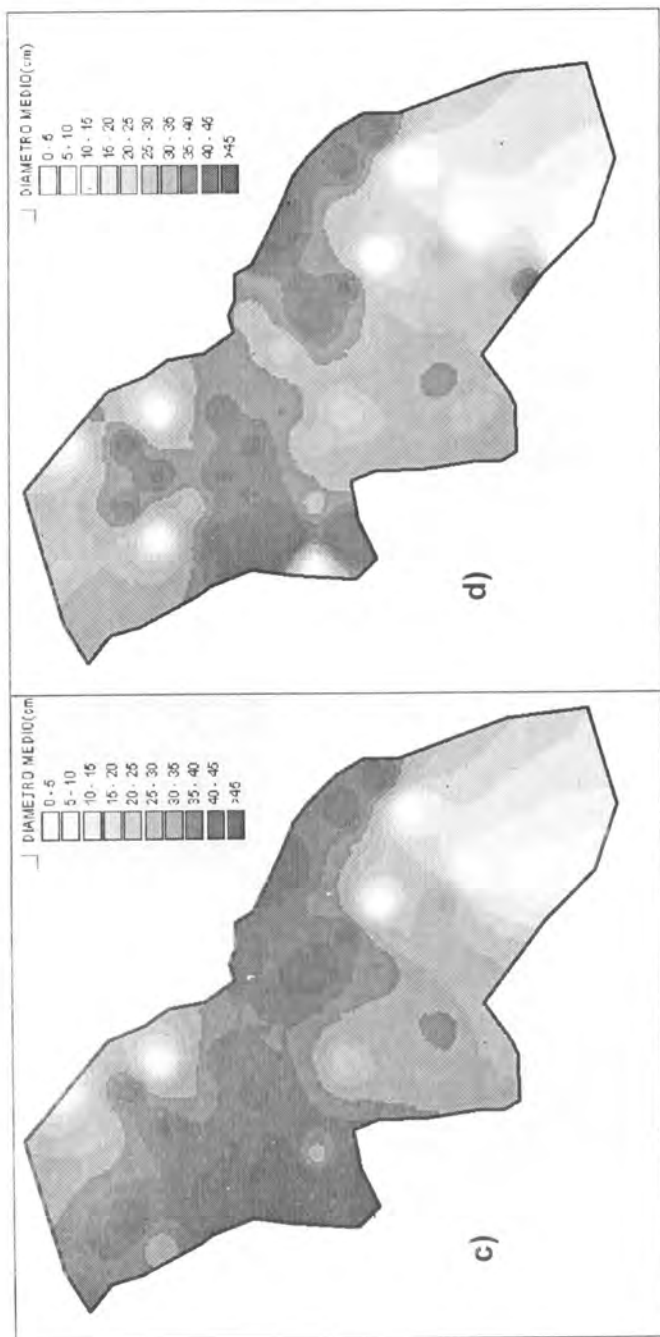


Figura 4. Interpolaciones con el menor cuadrado medio del error, usando kriging ordinario (KO) o distancia inversa ponderada (DIP), con base a los siguientes tamaños de muestra: c) 39 sitios (DIP), d) 49 sitios (DIP). Los puntos denotan sitios de muestreo.



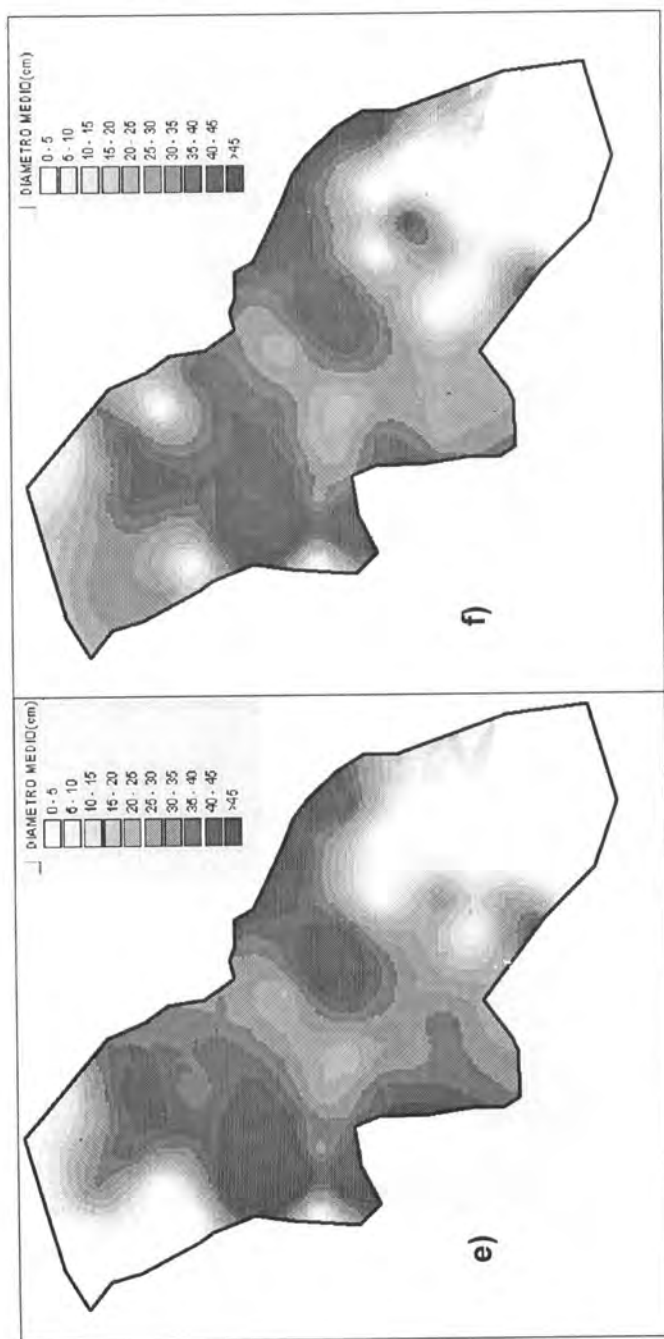


Figura 4. Interpolaciones con el menor cuadrado medio del error, usando kriging ordinario (KO) o distancia inversa ponderada (DIP), con base a los siguientes tamaños de muestra: e) 59 sitios (KO), f) 69 sitios (KO). Los puntos denotan sitios de muestreo.

Cuadro 2. Estadísticos de la variable diámetro medio, a la altura de pecho, en relación a diferentes tamaños de muestra.

Estadísticos	Tamaño de muestra					
	19	29	39	49	59	69
Media	24.90	33.56	33.95	32.67	30.60	30.84
Desviación estándar	17.60	20.35	19.25	18.83	19.87	19.07
Varianza de la muestra	309.71	414.28	370.69	354.68	394.66	363.65
Curtosis	-0.74	-0.59	-0.43	-0.47	-0.88	-0.72
Coefficiente de asimetría	-0.21	-0.39	-0.48	-0.42	-0.34	-0.40
Mínimo	0	0	0	0	0	0
Máximo	56	70	70	70	70	70
Suma	473.17	973.17	1324	1600.67	1805.43	2127.83

va más allá de los propósitos de este trabajo. No obstante, los resultados, aunque parciales, permiten apreciar la posible tendencia de las estimaciones del CME, tanto para KO como para DIP, además, de que pueden ser la base para estudios más profundos.

## CONCLUSIONES

Con base en las condiciones establecidas en este trabajo, se rechaza la hipótesis nula que indica que no existe ninguna influencia en la precisión de las estimaciones de interpolación, debida a cambios en la intensidad de muestreo, ya que los resultados demuestran que a medida que se incrementó el tamaño de muestra, disminuyó el cuadrado medio del error. Es importante destacar que esta situación no fue permanente, ya que el menor cuadrado medio del error no ocurrió cuando la intensidad de muestreo fue la mayor.

Por otra parte, fue posible modelar la distribución espacial de la variable diámetro, lo que sugiere que las técnicas comparadas presentaron niveles de precisión similares en cada una de las intensidades de muestreo probadas; esto significa que se acepta la segunda hipótesis nula planteada, que señala que

la autocorrelación espacial de las variables forestales no es tan alta como para que la precisión de las estimaciones con técnica de interpolación geoestadística sean superiores a las basadas en la técnica de interpolación determinística. Es decir, los resultados indican que no hubo un incremento en la precisión de las estimaciones cuando se modeló la continuidad espacial (kriging) del diámetro. Incluso, en algunos casos, la técnica de distancia inversa ponderada fue ligeramente mejor que la técnica kriging ordinario.

El hecho de que DIP obtuvo los mejores resultados que las técnicas geoestadísticas puede ser debido a tres condiciones en general:

Primera: cuando los datos son abundantes, la mayoría de las técnicas de interpolación producen resultados similares (Burrough y McDonnell, 1998). Un supuesto de kriging es que los datos son escasos, lo cual concuerda con la máxima intensidad de muestreo probada en este proyecto (69 en un área de 1200 ha).

Segunda: las técnicas de kriging toman en cuenta qué tan agrupados están los sitios vecinos muestreados (Cressie, 1990). Por lo tanto, si los sitios vecinos no están fuertemente agrupados, todos los sitios podrían tener la misma ponderación (Flores, 2001). Esta condición ocurre en un diseño de muestreo sistemático.

Tercera: las técnicas de kriging asumen que las variables bajo análisis tienen una distribución normal (Hunner, 2000). En este proyecto, la variable diámetro no presentó una distribución normal, lo cual es una condición usual en este tipo de estudios (Weber y Englund, 1994).

El proceso de búsqueda de la "mejor" técnica de interpolación es iterativo (Flores y Omi, 2003). El nivel de complejidad es mayor en las técnicas geoestadísticas, porque no sólo tienen que ser definidos muchos parámetros con el propósito de producir el menor CME posible. Otro aspecto que se debe considerar es la facilidad de cada técnica. En el caso de la DIP, los procesos de análisis fueron más directos y menos complejos, mientras que el uso de kriging implica el entendimiento adecuado de cada uno de los parámetros que deben ser definidos previo a la ejecución de la interpolación. A pesar de que esto ya se ha automatizado en varios paquetes de información geográfica, no es recomendable generar superficies continuas sin conocer los procesos y criterios que se siguen.

Finalmente, no fue posible definir una técnica de interpolación única para todas las situaciones de intensidad de muestreo. Aunque en teoría las técnicas geoestadísticas se comportan mejor que las técnicas tradicionales (Isaaks y Srivastava, 1989), no ocurrió así en el caso de este trabajo. No obstante, el CME de las estimaciones podría ser reducido al ajustar el variograma experimental que resulte de algunos de los modelos (condicionalmente positivos) que existen,

por medio de la técnica cokriging, con las cuales se usan variables auxiliares que apoyan la estimación de la distribución espacial de una variable dada. Muchos estudios concuerdan en que la inclusión de variables auxiliares ha mejorado las estimaciones (Hunner, 2000; Phillips *et al.*, 1992). Por lo que en futuros trabajos se sugiere el uso de variables auxiliares para la estimación de la distribución espacial del diámetro, como lo son altura del arbolado, densidad, número total de especies, área basal total, altura media y cobertura media, altitud, exposición, pendiente, etc. La complejidad de este tipo de análisis sugiere presentar los resultados en otro artículo.

## REFERENCIAS

- Al-Subaihi. 2000. Variable selection in multivariable selection using SAS/IML. <http://www.jstatsoft.org/v07/i12/mv.pdf>.
- Armstrong, M. 1998. Basic linear geostatistics. Springer Verlag, Co., New York, NY. 153 pp.
- Benavides S., J. de D. 1987. Estimación de la calidad de sitio mediante índices de sitio del *Pinus michoacana cornuta* Martínez y *Pinus oocarpa* Schiede, para el A. D. F. Tapalpa, Estado de Jalisco. Tesis Profesional. División de Ciencias Forestales. Universidad Autónoma Chapingo. Texcoco, Edo. de México. 80 p.
- Burrough, P. A. and R. McDonnell. 1998. Principles of geographical information systems. Oxford University Press. New York, NY. 333 p.
- Cressie, N. A. 1990. The origins of kriging. *Mathematical Geology*. 22(3):239-252.
- Chou, Y. H. 1992. Spatial autocorrelation and weighting functions in the distribution of wildfires. *International Journal of Wildland Fire* 2(4):169-176.
- Flores G., J. G. 2001. Modeling the spatial variability of forest fuel arrays. Ph.D. Dissertation. Department of Forest Sciences. Colorado State University. Fort Collins, CO. USA. 184 p.
- Flores G., J. G. and P. N. Omi. 2003. Mapping forest fuels for spatial fire behavior simulations using geomatic strategies. *Agrociencia* 37(1):65-72.
- Hunner, G. 2000. Modeling forest stand structure using geostatistics, geographic information systems, and remote sensing. Ph.D. Dissertation. Department of Forest Sciences. Colorado State University. Fort Collins, CO. USA. 217 p.
- Isaaks, E. H. and R. M. Srivastava. 1989. An introduction to applied geostatistics. Oxford University Press. New York, NY. 561 p.
- Journel, A. G. and C. J. Huijbregts. 1978. Mining Geostatistics, Academic Press, Inc. New York, NY. 600 p.
- Laslett, G. M., A. B. McBratney, P. J. Pahl and M. F. Hutchinson. 1987. Comparison of several spatial prediction methods for soil pH. *Journal of Soil Science* 38:325-341.

- Matheron, G. 1978. Estimer et Choisir: essai sur la pratique des probabilités. Les Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique. Fascicule 7. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris. 175 p.
- Oliver, M. A. and R. Webster. 1990. Kriging: a method of interpolation for geographical information systems. *International Journal of Geographical Information Systems* 4(3):313-332.
- Phillips, D. L., J. Dolph and D. Marks. 1992. A comparison of geostatistical procedures for spatial analysis of precipitation in mountainous terrain. *Agricultural and Forest Meteorology* 58:119-141.
- Potter, B. and J. Eenigenburg. 1999. Interpolation Techniques for Late-Spring Freeze Data. *Atmospheric Disturbance Climatology North Central Research Station Forestry Sci. Laboratory*. <http://climate.usfs.msu.edu/climatology/Freezemaps.html#idsw>.
- Samra, J. S., H. S. Gill and V. K. Bhatia. 1989. Spatial stochastic modeling of growth and forest resource evaluation. *Forest Science* 35(3):663-676.
- Starks T. H. and J. H. Fang. 1982. The effect of drift on the experimental semivariogram. *Mathematical Geology* 14 (4):309-319.
- Weber, D. D. and E. J. Englund. 1994. Evaluation and comparison of spatial interpolators II. *Mathematical Geology* 26(5):589-603.