

# XIII CONGRESO NACIONAL DE TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN GEOGRÁFICA

**Editores:**

Luis Hernández Calvento

Juan Manuel Parreño Castellano

© De los textos, los autores

© De la edición, Servicio de Publicaciones y Difusión Científica  
de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria

**Primera Edición, 2008**

**Diseño:** Julio Varela Díaz

ISBN: 978-84-96971-53-0

Depósito Legal: GC 334-2008



UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN CANARIA  
**Departamento de Geografía**



Rodríguez Pérez, José Ramón; Álvarez Tabuada, María Flor y Peters, Stefan (2008): Aplicación de los SIG para determinar la variabilidad espacial de parámetros de calidad del mosto de uva. Experiencia en la D.O. Bierzo. En: Hernández, L. y Parreño, J. M. (Eds.), *Tecnologías de la Información Geográfica para el Desarrollo Territorial*. Servicio de Publicaciones y Difusión Científica de la ULPGC. Las Palmas de Gran Canaria. Pp. 412-423. ISBN: 978-84-96971-53-0.

## **APLICACIÓN DE LOS SIG PARA DETERMINAR LA VARIABILIDAD ESPACIAL DE PARÁMETROS DE CALIDAD DEL MOSTO DE UVA. EXPERIENCIA EN LA D.O. BIERZO**

*Rodríguez Pérez, José Ramón; Álvarez Tabuada, María Flor y Peters, Stefan*

ESTIA. Universidad de León. Avenida de Astorga s/n, 24400-Ponferrada (León). [jr.rodriguez@unileon.es](mailto:jr.rodriguez@unileon.es), [flor.alvarez@unileon.es](mailto:flor.alvarez@unileon.es), [stefan.peters@directbox.com](mailto:stefan.peters@directbox.com)

### **RESUMEN**

*Los estudios tradicionales sobre parámetros de calidad del mosto abarcan grandes bloques de viñedo y se centran en el determinar la evolución temporal de estas variables para decidir la época de vendimia más adecuada. En este trabajo se propone una metodología para el análisis de la variabilidad espacial de los parámetros del mosto y se exponen los resultados obtenidos en la DO Bierzo, para cuatro variedades diferentes de vid. Los resultados permiten identificar zonas homogéneas en cuanto a parámetros de calidad del mosto se refiere, aportando valiosa información al viticultor para aplicar las técnicas de cultivo más adecuadas en función del tipo de mosto/vino a producir. El método se basa en la utilización de técnicas estadísticas y geoestadísticas con Sistemas de Información Geográfica (SIG).*

*Palabras Clave: calidad de mosto, geoestadística, SIG, variabilidad espacial, viticultura de precisión*

### **ABSTRACT**

*Traditional research about grape juice quality parameters comprises large vineyard blocks and is focused on studying their temporal evolution in order to decide the optimal grape harvest time. This research paper presents a methodological approach to analyse spatial variability in grape fruit parameters, and shows the results obtained for four grapevine types in the Bierzo Designation of Origin. Results allow identifying homogeneous areas concerning grape juice quality parameters, reporting meaningful information for the vine grower, so that the most suitable crop techniques will be applied according to the desired type of grape juice/wine. The method is based on using statistics and geostatistics together with Geographical Information Systems (GIS).*

*Key Words: grape juice quality, geostatistics, GIS, spatial variability, precision viticulture.*

### **INTRODUCCIÓN**

El conocimiento de la variabilidad espacial de parámetros relacionados con la calidad y cantidad de uva en un viñedo es un aspecto fundamental para la producción de vino. Lo más habitual es que las cepas de una viña ocupen extensiones de terreno con características ambientales similares (climatología, geología, topografía, etc.), que las líneas de plantación se orienten en una dirección, que se apliquen idénticas labores culturales y el mismo sistema de cultivo, que se utilice el mismo patrón y variedad, etc. Sin embargo la uva producida es diferentes (en cantidad y calidad) para cada parte de la viña y se podrían identificar bloques más homogéneos.

Para caracterizar los viñedos algunos viticultores y bodegueros tratan de relacionar los vinos producidos con los tipos de suelo de sus viñas. De Andrés-de Prado et al. (2007), evidenciaron la relación existente entre las características de los mostos (pH, acidez total y contenido en azúcares) y vinos (grado alcohólico, acidez y color) y variables del suelo fácilmente medibles como pH, materia orgánica, nitrógeno total, etc. De esta forma se consigue una buena caracterización de los viñedos pero exige llegar a hacer vinificaciones, que están muy condicionadas por las condiciones climáticas anuales y procedimientos de elaboración.

Otras estrategias de caracterización de la producción de uva se centran en hacer muestreos de uva en localizaciones concretas y extrapolar los resultados para conseguir mapas continuos que permitan identificar bloques homogéneos. Esta es una técnica muy utilizada en viñedos de los “nuevos” países productores de vino (Australia, Chile, Estados Unidos, Nueva Zelanda y Sudáfrica). En Australia destacan los trabajos publicados por Bramley que ha desarrollado protocolos para, a partir de información puntual, hacer mapas continuos de rendimiento de uva (Bramley y Williams, 2001), parámetros de maduración y calidad de uva (Bramley, 2005) e incluso relación suelo/uva (Bramley, 2001). En Chile se han hecho trabajos similares para caracterizar suelos de viña (Flores, 2007), mapas de rendimiento de uva (Esser y Ortega, 2002) y parámetros de calidad de la uva y suelos (Esser et al., 2002). En España también se han llevado a cabo trabajos de viticultura de precisión en los que se elaboraron mapas de rendimiento, análisis químicos de peciolas de hoja de vid y su relación con imágenes de satélite (Arnó et al., 2005).

El diseño del muestreo (número y localización de las cepas para extraer el mosto) es una cuestión esencial para el éxito del trabajo. Bramley (2001) pone de manifiesto las diferencias obtenidas en valores medios de maduración (grados Baumé) y color según la intensidad de muestreo, concluyendo que no se pueden dar recomendaciones generales sobre el número de cepas a muestrear y que para hacer un buen muestreo es imprescindible conocer previamente la variabilidad espacial en la viña. En otros trabajos posteriores el mismo autor hace muestreos de 26 datos/ha (Bramley, 2005), para caracterizar mostos (grado de maduración, acidez total, pH, color y polifenoles) de Cabernet Sauvignon y Ruby Cabernet. La importancia del muestreo también quedó de manifiesto en el trabajo de Flores (2005): se utilizaron 10 puntos de muestreo por hectárea y se concluyó que el número de datos no fue suficiente para ajustar correctamente los semivariogramas. Arnó et al. (2005), utilizan mallas de muestreo entre 32 x 21 m y 25 x 42 m, según la homogeneidad de las viñas.

En todas las publicaciones citadas se explica la metodología seguida para la toma de muestras, protocolos analíticos de los parámetros del mosto y del suelo, etc., pero no se especifica claramente los pasos seguidos para obtener los mapas continuos a partir de los datos puntuales. El objetivo de este trabajo es obtener mapas continuos de parámetros del mosto por interpolación a partir de muestras obtenidas en cepas puntuales, explicando los pasos a seguidos en todo el proceso de interpolación.

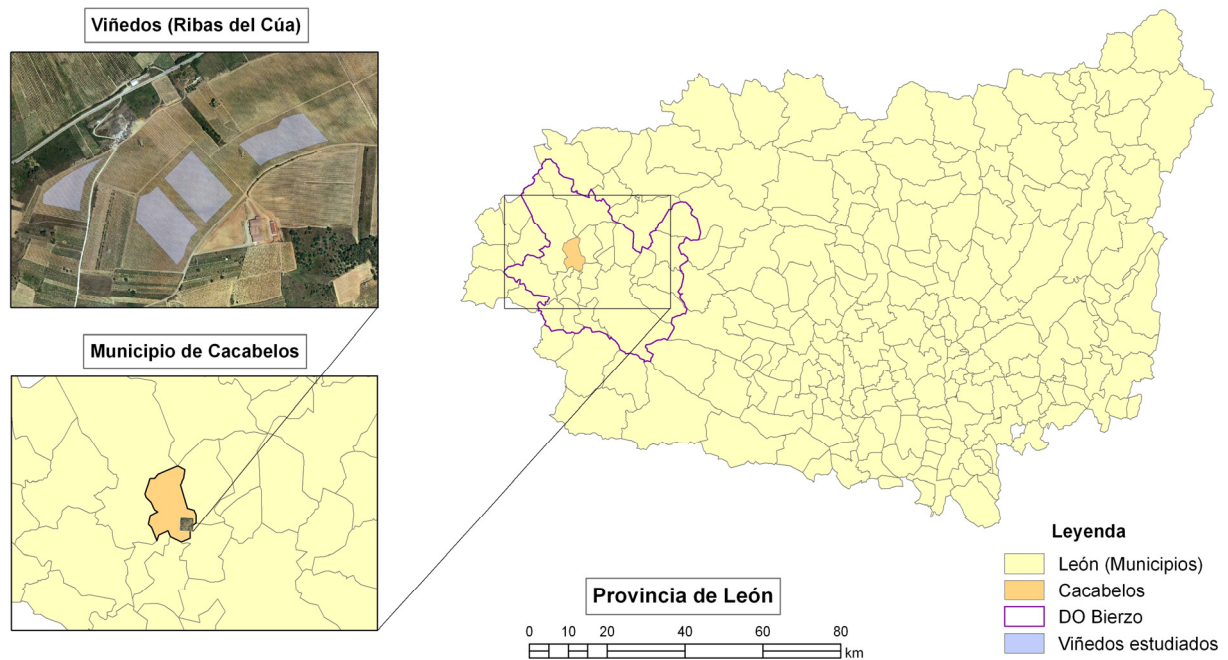
## ZONA DE ESTUDIO

El trabajo se desarrolló en la Denominación de Origen Bierzo (DO Bierzo), concretamente en cuatro parcelas de vid de la empresa Ribas del Cua S.A. situadas en el municipio de Cacabelos. La bodega y sus viñedos ocupan una extensión aproximada de 40 ha y están encuadrados entre la coordenadas 4720400 (N), 4719500 (S), 687600 (O) y 688800 (E) (coordenadas WGS84 proyectadas en UTM-29T). La Figura 1 muestra la localización dentro de la provincia de León de: la DO Bierzo, el municipio de Cacabelos y la ubicación de los viñedos estudiados.

Considerando los antecedentes comentados en el apartado de introducción, dentro de los viñedos se seleccionaron cuatro bloques (con cultivares de vid diferentes) en los que se seleccionaron las cepas de muestreo. Dentro de cada bloque se seleccionaron líneas (una de cada diez) y dentro de cada línea se marcaron cepas (una de cada veinte), definiendo una malla regular rectangular con una separación media entre cepas de 22 x 29 m, muestreándose unas 23 cepas/ha. En la Tabla 1 se caracterizan cuantitativamente las cepas de muestreo por bloque.

**Tabla 1.** Características de los puntos/cepas de muestreo en cada bloque de viña

Cultivar	Nº líneas	Nº cepas	Superficie (m <sup>2</sup> )	Perímetro (m)	altitud media (m)
Mencia	5	45	19635,4	574,6	588,0
Cabernet Sauvignon	5	47	20841,6	597,0	582,0
Merlot	7	27	10677,7	529,3	570,0
Tempranillo	8	43	18744,1	620,0	600,0



**Figura 1.** Localización de la zona de estudio

## METODOLOGÍA

En este apartado se van a describir los métodos utilizados en los análisis de mosto, así como el proceso para crear los mapas de distribución espacial de los parámetros estudiados.

### VARIABLES ANALIZADAS EN EL MOSTO DE UVA

Los parámetros analizados en el mosto de cada cepa de muestreo fueron: grado alcohólico probable (GAP), pH, acidez total (AT), índice de polifenoles totales (IPT) e intensidad colorante (I). Todos los análisis se hicieron siguiendo los métodos oficiales descritos en Reglamento (CEE) N° 2676/90 de la Comisión de 17 de septiembre de 1990, por el que se determinan los métodos de análisis comunitarios aplicables en el sector del vino.

El GAP se determinó por refractometría y se expresa como %vol. (a 20°C). Esta es la variable que más condiciona la época de vendimia puesto que el contenido en glúcidos de la uva (y la relación glucosa/fructosa) condicionará los procesos fermentativos para la obtención del vino.

La AT es la suma de los ácidos valorables del mosto cuando se lleva a pH neutro. Los ácidos más frecuentes son el tartárico, el málico y el láctico, todos ellos desempeñan un papel importante en las características organolépticas del vino. Para determinar la AT se realizó una valoración ácido-base utilizando hidróxido sódico (0,1 N) y Azul de Bromotimol (0,4 %) como indicador. Los resultados se expresan en g/L de ácido tartárico.

La determinación del pH en el mosto es una medida complementaria de la AT puesto que permite estimar la fuerza de los ácidos que contiene. El pH se midió mediante un potenciómetro con electrodo calibrado específico para mosto.

El IPT se obtuvo por la medida de la absorbancia del mosto a 280 nm, puesto que el núcleo bencénico característico de los polifenoles tiene su máximo de absorbancia a esta longitud de onda.

Las características cromáticas del mosto se determinaron mediante el índice de intensidad colorante (I) (índice de color o puntos de color). Este valor se deriva de la absorbancia a tres longitudes de onda dentro del espectro visible: 420, 520 y 620 nm. La suma de las absorbancias a las tres longitudes de onda, permitió estimar la intensidad colorante (I).

## Interpolación

Para crear los mapas continuos de cada variable se utilizaron métodos de interpolación. El proceso de interpolación espacial permite estimar los valores de una variable dentro de un área definida, partiendo de los valores observados en un muestreo de esa zona. Mitas y Mitsova (1999) formulan el problema de la interpolación espacial como sigue: dados  $N$  valores de un determinado fenómeno  $z_j, j = 1, \dots, N$  medidos en puntos discretos  $r_j = (x^{[1]}_j, x^{[2]}_j, \dots, x^{[d]}_j), j = 1, \dots, N$  dentro de una cierta región de un espacio  $d$ -dimensional, la operación de interpolar consiste en encontrar una función  $d$ -variable  $F(r)$  que verifique la condición

$$F(r) = z_j \quad \forall j = 1, \dots, N$$

Las diferentes técnicas de interpolación utilizan funciones que se ajustan a esos requerimientos y que además exigen otras condiciones basadas en cercanía o vecindad (ponderación por distancias), conceptos geoestadísticos (kriging), suavizado y tensión (splines), etc. Los procedimientos suelen requerir tres pasos: definición de una malla sobre el área a interpolar, estimación de los pesos a aplicar para cada celda de la malla en función de los criterios definidos en el método y la estimación del valor de cada celda.

El procedimiento de interpolación ponderado por distancia inversa (inverse distance weighted interpolation-IDW) se basa en que el valor interpolado para una celda puede calcularse como una media ponderada de los valores muestreados dentro de una distancia fijada. La ponderación suele ser inversamente proporcional a una potencia de la distancia entre puntos, de tal forma que los valores de los puntos conocidos tiene más peso cuanto más próximos están a la celda cuyo valor se va a estimar (Slocum et al., 2005):

$$F(r) = \sum_{i=1}^n \omega_i z(r_i) \Leftrightarrow \hat{Z} = \frac{\sum_{i=1}^n z(r_i)/d_i^k}{\sum_{i=1}^n 1/d_i^k}$$

donde  $\hat{Z}$  es el valor estimado para la celda,  $z(r_i)$  es el valor del punto muestreado en la posición  $r_i$ ,  $d_i$  es la distancia euclídea entre los puntos de valores a estimar y los muestreados,  $k$  es una potencia que afecta a la distancia y  $n$  es el número de puntos de muestreo que se usan en la ponderación. En este trabajo se ha utilizado  $k=2$ .

El método denominado kriging es similar al IDW en cuanto a que se superpone una malla sobre la zona de estudio y los valores estimados para cada celda son función de las distancias a los puntos de muestreo. Sin embargo en vez de considerar independientemente las distancias que hay entre los puntos muestreados, el kriging utiliza: (i) la autocorrelación espacial entre los propios puntos de muestreo y (ii) la autocorrelación espacial entre los puntos de muestreo y las celdas cuyos valores se pretende estimar (Slocum et al., 2005). Para estimar la autocorrelación espacial se suele usar como estadístico la semivarianza que puede expresarse como:

$$\gamma_h = \frac{\sum_{i=1}^{n-h} [z(r_i) - z(r_i + h)]^2}{2(n-h)}$$

donde  $\gamma_h$  es la semivarianza,  $z(r_i)$  es el valor del punto muestreado en la posición  $r_i$ ,  $h$  es un múltiplo de la distancia entre los puntos muestreados y  $n$  es el número de puntos muestreados. La semivarianza adquiere valores diferentes en función de la distancia entre los datos (a más separación, menos correlación entre los valores de altitud). La función que relaciona  $\gamma_h$  con  $h$  se denomina semivariograma y muestra la variación de la correlación entre los valores muestreados en función de la distancia entre ellos (Felicísimo, 1994):

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n [z(r_i) - z(r_i + h)]^2$$

Con los valores conocidos se crea el semivariograma experimental, al cual se ajustará una función teórica (esférica, exponencial, lineal, Gauss, etc.) para obtener el semivariograma modelizado. En este trabajo los semivariogramas se han ajustado a funciones de tipo exponencial, esférica y de Gauss. Introduciendo valores de distancia en el modelo se obtendrán los valores de semivarianza. En Isaaks y Srivastava (1989) y Schabenberger y Gotway (2005), se describen los fundamentos de geoestadística y funciones de ajuste más utilizadas.

Los valores interpolados para cada celda  $\hat{Z}$  se obtienen mediante una media ponderada de los valores de los puntos de muestreo  $z(r_i)$  seleccionados. Los pesos  $\omega_i$  asociados a cada punto de muestreo se eligen para minimizar la diferencia entre los valores estimados y los reales para cada celda:

$$F(r) = \sum_{i=1}^n \omega_i z(r_i) \Leftrightarrow \hat{Z} = \omega_1 z(r_1) + \omega_2 z(r_2) + \dots + \omega_n z(r_n)$$

Para obtener los valores  $\omega_i$  se han de resolver ecuaciones lineales en las que intervienen los pesos y las semivarianzas entre los puntos, tanto muestreados (valores reales), como aquellos cuyo valor se pretende estimar (Slocum et al., 2005).

### Criterios para comparar los métodos de interpolación

Con un mismo grupo de valores conocidos se puede hacer la interpolación por distintos métodos y para comparar los resultados finales se pueden usar diferentes criterios: exactitud entre los valores reales y los propuestos por el modelo en las localizaciones muestreadas, exactitud de los valores estimados en las localizaciones a interpolar, posibilidad de implementar las discontinuidades en el terreno (e.g. líneas de rotura), tiempo de ejecución, complejidad en la ejecución e interpretación de los resultados, etc. (Slocum et al, 2005).

En este trabajo se compararán los modelos de interpolación evaluando la exactitud de los valores estimados, puesto que el objetivo final es la creación de mapas continuos a partir de observaciones puntuales y las limitaciones de capacidad de cálculo, tiempo de procesado, etc., no son relevantes. Para hacer esta validación existen dos posibilidades: validación cruzada (cross-validation) y validación simple o separación de datos (data splitting). La validación cruzada supone separar un valor de muestreo y hacer la interpolación con el resto de datos y calcular el residuo (diferencia entre el valor estimado y el real) para el punto previamente separado; esta operación se repite para cada valor del conjunto de puntos. En la validación simple se establecen dos conjuntos con los datos muestreados: uno para hacer el proceso de interpolación y otro para validar los resultados; los residuos se calculan para cada valor del conjunto de validación. En este trabajo se utilizará la validación cruzada puesto que el número de datos muestreados no es muy elevado y no sería conveniente separar datos para el modelo y evaluar resultados.

Para comparar los resultados de cada método de interpolación se calculará el error cuadrático medio (root-mean-square error –RMSE) para cada punto:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [z(r_i) - \hat{z}(r_i)]^2}$$

Donde  $\hat{z}(r_i)$  es el valor estimado para cada celda y  $z(r_i)$  es el valor del punto muestreado en la posición  $r_i$ . Otro parámetro a considerar será el RMSE calculado para cada píxel después de la interpolación con kriging.

### Procesado de los datos

El procesamiento de los datos de cada variable se ha hecho siguiendo los pasos recomendados en Gribov et al. (2004): representación cartográfica de los datos, estudio de la distribución de los datos, representación (para ver al autocorrelación espacial) y ajuste del semivariograma experimental, interpolación de datos y evaluación

de los mapas resultantes. El software utilizado fue: SPSS 15.0 (SPSS, Inc.) para la exploración de datos y la extensión Geostatistical Analyst de ArcGIS 9.2 (ESRI) para los ajustes del semivariograma e interpolación de los datos.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### Distribución de los datos

Con los datos tomados en las 162 cepas, separados por bloques, se hizo un estudio estadístico exploratorio que permitió localizar los valores anómalos (outliers) y aplicar tests de normalidad (Shapiro-Wilk y Kolmogorov-Smirnov). En la Tabla 2 se muestran los resultados del análisis exploratorio con los datos muestreados en cada bloque (en los cálculos de los estadísticos se han eliminado los outliers detectados).

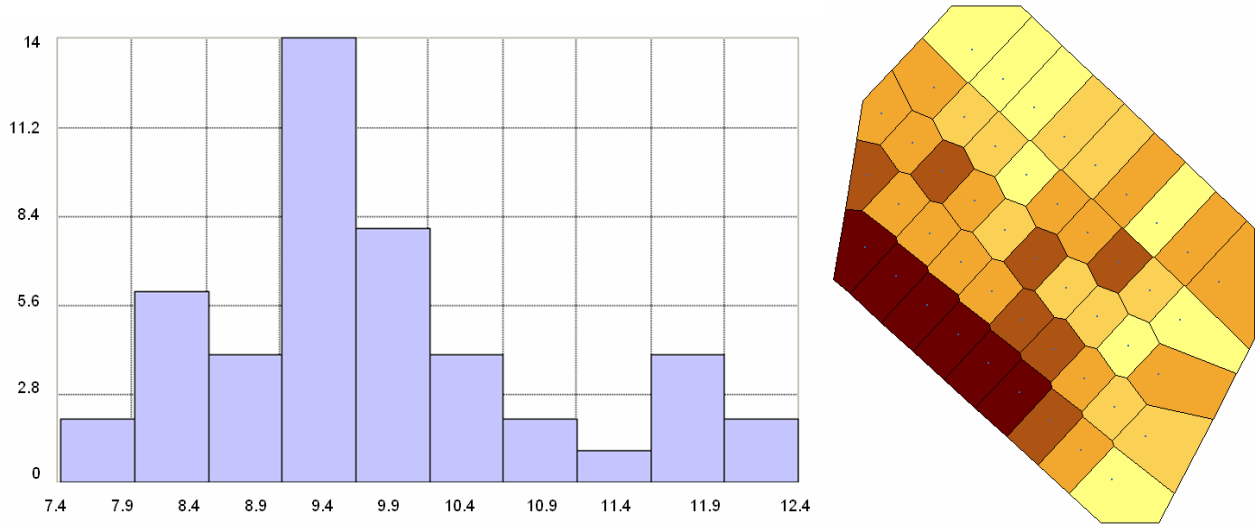
**Tabla 2.** Caracterización de los valores muestreados (por bloques).

Parámetro / Variedad	Media	Desviación típica	Rango	Test Shapiro-Wilk		
				Estadístico	Grados libertad	Nivel crítico
<b>Mencia</b>						
GAP (%vol.)	12.8	1.31	5.87	0.962	45	0.145
pH	3.1	0.08	0.35	0.985	45	0.837
AT (g/L)	6.5	0.57	2.35	0.969	45	0.271
IPT	16.6	2.47	10.70	0.980	44	0.629
I	4.1	0.78	3.97	0.945	44	0.037
<b>Cabernet Sauvignon</b>						
GAP (%vol.)	13.0	0.49	2.20	0.967	47	0.202
pH	3.0	0.08	0.33	0.964	47	0.152
AT (g/L)	9.6	1.20	4.98	0.949	47	0.040
IPT	10.0	1.19	5.5	0.993	47	0.991
I	2.1	0.41	1.88	0.978	47	0.508
<b>Merlot</b>						
GAP (%vol.)	13.1	1.17	3.63	0.965	43	0.214
pH	3.1	0.09	0.32	0.963	43	0.173
AT (g/L)	8.5	1.13	3.28	0.929	43	0.011
IPT	12.9	2.68	9.2	0.964	43	0.201
I	13.1	1.76	6.89	0.758	11	0.003
<b>Tempranillo</b>						
GAP (%vol.)	13.7	0.65	2.87	0.984	27	0.942
pH	3.1	0.08	0.29	0.967	27	0.531
AT (g/L)	7.7	0.59	2.08	0.957	27	0.312
IPT	17.3	2.80	12.13	0.983	27	0.925
I	5.1	1.00	4.37	0.982	27	0.905

El Test Shapiro-Wilk se realizó al 95% y permitió detectar los parámetros que no se ajustan a la distribución normal: son aquellos cuyo nivel crítico es menor que el de significación (0.05 en este trabajo). Para aplicar el kriging los parámetros no normales exigen un tratamiento especial (en la mayoría de los casos se hizo una transformación logarítmica para normalizar la distribución: ver Tabla 3).

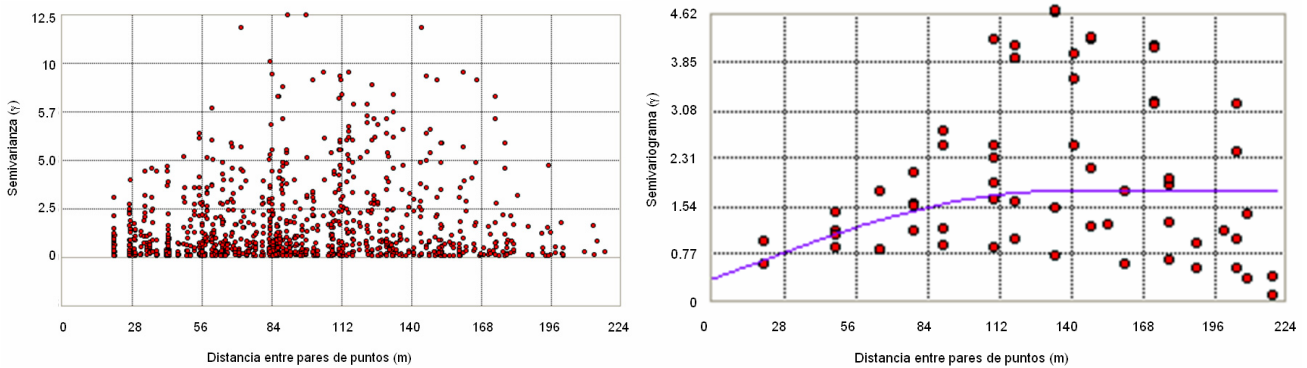
Se estudió la distribución de datos para cada parámetro y bloque, puesto que cada uno tendrá una distribución diferente. Como ejemplo del análisis se muestran los resultados obtenidos con la variable AT del cultivar

Cabernet Sauvignon. Representando el histograma de frecuencias se aprecia claramente que los datos no están normalmente distribuidos (Figura 2: izquierda). Mediante una triangulación de Voronoi puede visualizarse si los datos siguen alguna tendencia (Figura 2: derecha; los colores más oscuros indican valores elevados): los datos de la fila suroeste son notablemente superiores al resto. En este caso, antes de hacer el kriging se normalizaron los datos y se eliminó la tendencia.



**Figura 2.** Distribución de la variable AT (Cabernet Sauvignon): histograma (izquierda) y triangulación de Voronoi (derecha)

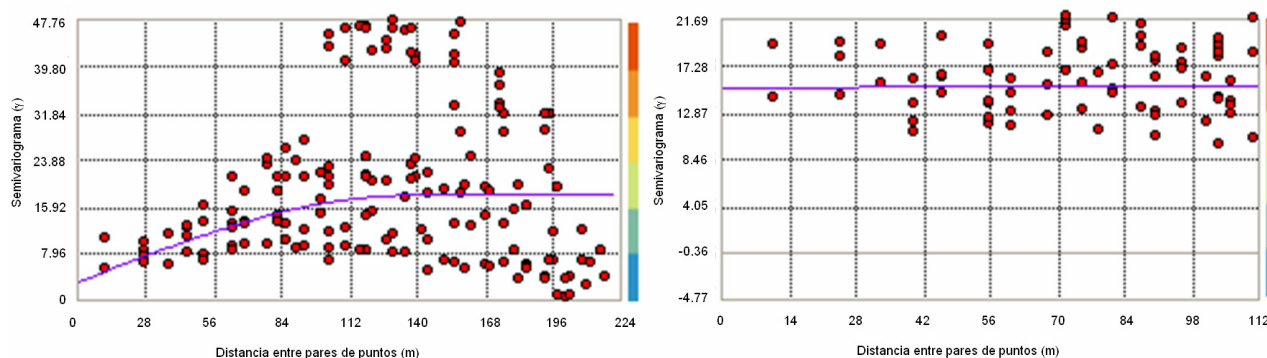
Continuando con esta misma variable, la Figura 3 (izquierda) muestra mediante la semivarianza la diferencia entre los valores de GAP de todos los pares de puntos a diferentes distancias. En el semivariograma de la derecha (ajustado a una función esférica) puede verse como existe autocorrelación espacial hasta una distancia entre puntos de unos 100 metros, después se pierde y la diferencia entre valores del GAP no es función de la variación de distancias.



**Figura 3.** Variable AT (Cabernet Sauvignon): semivarianza (izquierda) y semivariograma (derecha) para pares de puntos a diferentes distancias

Por lo tanto la representación del semivariograma es fundamental para hacer el ajuste y también permite identificar si existe autocorrelación espacial entre los valores. En la Figura 4 puede verse que, en el cultivar de Cabernet, hay una clara autocorrelación de la variable AT (Figura 4: izquierda), mientras que para los valores de I apenas existe autocorrelación espacial (Figura 4: derecha).





**Figura 4.** Cultivar Cabernet Sauvignon: semivariograma con autocorrelación espacial en la variable AT (izquierda) y semivariograma de I que evidencia la escasa autocorrelación (derecha)

### Interpolación

Con la metodología expuesta se han calculado las interpolaciones y los RMSE para cada procedimiento de interpolación y parámetro.

**Tabla 3.** Valores de los RMSE obtenidos para los métodos de interpolación IDW y kriging (por bloques).

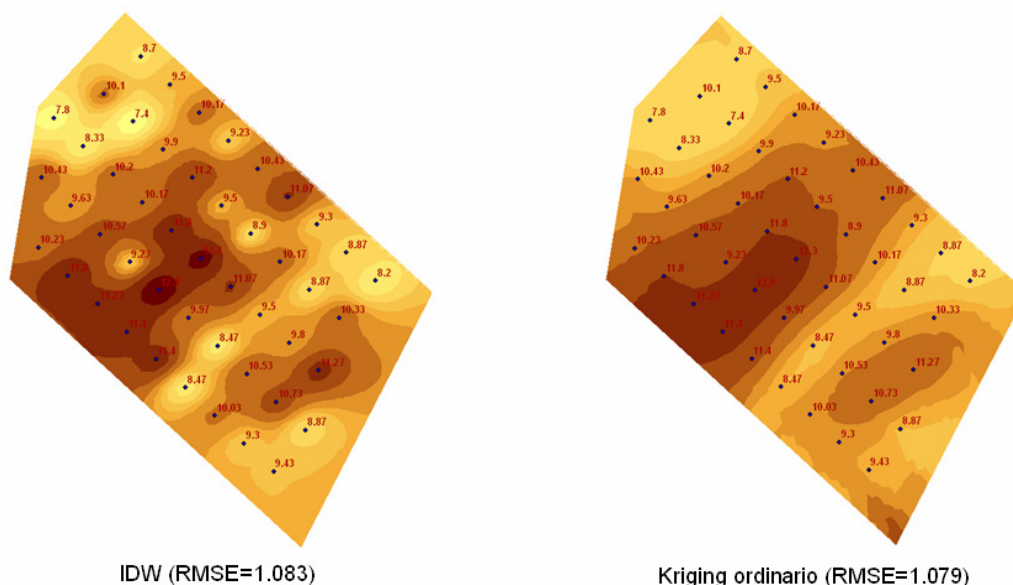
Variedad	Modelo IDW (potencia 2)			Modelo Kriging (Ordinario)		
	IDW	IDW* <sup>(1)</sup>	Forma <sup>(2)</sup>	kriging	kriging* <sup>(3)</sup>	Función
<b>Mencia</b>						
GAP (%vol.)	1.244	1.219	elipse	1.236	1.215	Gauss
pH	0.073	0.072	círculo	0.076	0.069	exponencial <sup>(4)</sup>
AT (g/L)	0.529	0.497	círculo	0.492	0.484	esférico <sup>(4)</sup>
IPT	2.411	2.320	elipse	2.318	2.250	esférico <sup>(4)(5)</sup>
I	0.733	0.721	elipse	0.736	0.719	exponencial <sup>(5)</sup>
<b>Cabernet Sauvignon</b>						
GAP (%vol.)	0.439	0.406	elipse	0.434	0.424	Gauss <sup>(4)</sup>
pH	0.068	0.066	elipse	0.068	0.068	exponencial
AT (g/L)	0.835	0.786	elipse	0.789	0.774	esférico <sup>(4)(5)(6)</sup>
IPT	1.100	1.083	elipse	1.102	1.079	esférico <sup>(4)</sup>
I	0.448	0.427	elipse	0.425	0.403	exponencial
<b>Merlot</b>						
GAP (%vol.)	0.569	0.556	círculo	0.572	0.516	exponencial <sup>(4)</sup>
pH	0.068	0.068	círculo	0.067	0.066	esférico
AT (g/L)	0.557	0.489	elipse	0.551	0.537	exponencial <sup>(4)(5)</sup>
IPT	2.441	2.237	elipse	2.302	2.222	Gauss
I	0.953	0.818	elipse	0.927	0.875	esférico <sup>(4)</sup>
<b>Tempranillo</b>						
GAP (%vol.)	0.860	0.846	círculo	0.844	0.833	esférico
pH	0.115	0.112	elipse	0.116	0.109	esférico <sup>(4)</sup>
AT (g/L)	1.100	1.041	elipse	1.0320	1.015	exponencial <sup>(4)(5)</sup>
IPT	2.274	2.180	círculo	2.281	2.217	Gauss <sup>(4)</sup>
I	-	-	-	-	-	-

En la Tabla 3 se muestran los valores de RMSE obtenidos en las interpolaciones por IDW y kriging. Para el primer método se diferencian: (i) el modelo IDW que utiliza una distancia entre puntos igual a la mitad de la distancia entre los puntos más alejados y un número mínimo de 10 puntos; (ii) el modelo IDW\* en el que se trata de optimizar la distancia entre puntos y el número mínimo de puntos utilizando: distancia entre puntos homogéneas (círculo) o variables (elipse). Para el kriging se diferencian: (i) kriging con ajuste del semivariograma a una función esférica y suponiendo que la media es uniforme en cada grupo de datos (kriging ordinario); (ii) kriging\* con ajuste a otra función indicando el tipo de transformación aplicada, si se elimina tendencia, si existe anisotropía, etc. No se incluyen los resultados del parámetro I en Merlot porque no se contó con un número de datos suficiente (sólo se dieron por buenos los datos de 10 cepas). Por tanto la información de la Tabla 3 requiere algunas aclaraciones: IDW\*(<sup>1</sup>) indica modelo mejorado; Forma (<sup>2</sup>) especifica distancias entre puntos homogéneas (círculo) o variables (elipse); kriging\*(<sup>3</sup>) denota interpolación con modelo kriging indicando si existía anisotropía(<sup>4</sup>), si se hizo normalización logarítmica(<sup>5</sup>) o se eliminó la tendencia(<sup>6</sup>) en la variación de los datos.

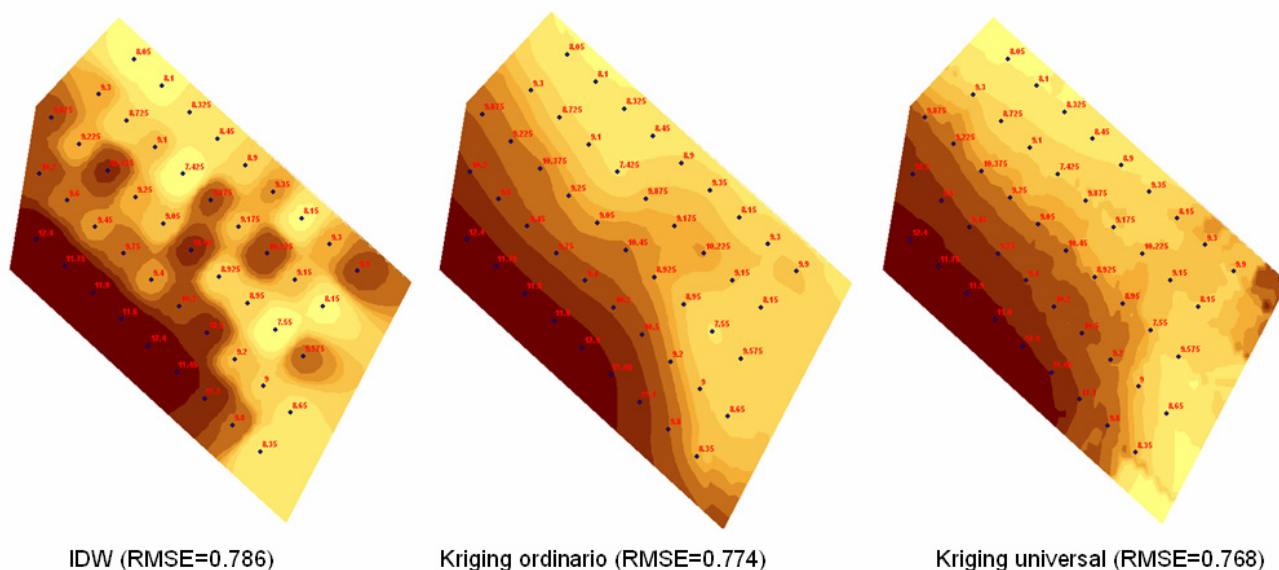
Como era previsible, el procedimiento del kriging permite obtener unos valores inferiores de RMSE: sólo se obtuvieron mejores resultados con el IDW para GAP y pH en Cabernet Sauvignon, para ITP en Tempranillo y para AT e I en Merlot. En todo caso los valores de RMSE son muy similares en ambos tipos de interpolación: las mayores discrepancias están en la variable ITP de Mencía y en GAT del Cabernet, con diferencias (a favor del kriging) de 0.07 y 0.04 respectivamente.

La variable AT sólo se ajustó a la distribución normal en el cultivar de Mencía. En la AT del Cabernet se hizo una transformación logarítmica obteniendo la nueva distribución un nivel crítico de 0.620 en el test Shapiro-Wilk: aplicando un kriging universal (considera que la media no es constante en todos los grupos de datos) se obtuvo un RMSE de 0.768 (eliminando previamente la tendencia). Esa misma variable también se normalizó para Merlot y Tempranillo y además se tuvo que considerar el efecto de anisotropía (diferente autocorrelación espacial según la dirección observada). La variable I del cultivar Mencía también requirió una normalización logarítmica (se consiguió un nivel crítico 0.307 en el test Shapiro-Wilk) y se eliminó un valor (outlier) para conseguir un mejor ajuste del semivariograma.

Los mapas finales interpolados con IDW y kriging tienen un aspecto diferente: por lo general el IDW da mapas continuos en los que la variación de valores es brusca especialmente cuando los valores de dos cepas contiguas son muy diferentes (Figuras 5 y 6: izquierda), mientras que el kriging hace que las variaciones de los valores sean más suaves (Figuras 5 y 6: derecha y centro). Con algunas variables, como AT en Cabernet, se probó la interpolación con kriging universal pero los resultados no mejoraron muy significativamente los obtenidos con el kriging ordinario (Figura 6: centro y derecha).

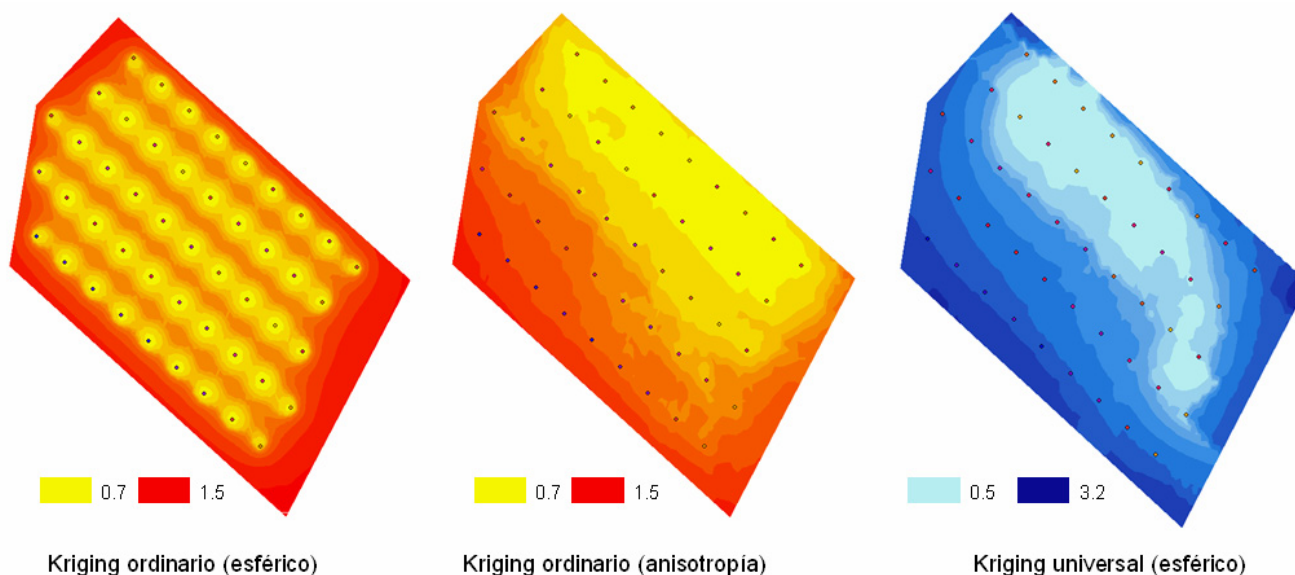


**Figura 5.** Interpolación de los valores de I (Cabernet Sauvignon): procedimientos IDW (izquierda) y kriging (derecha)



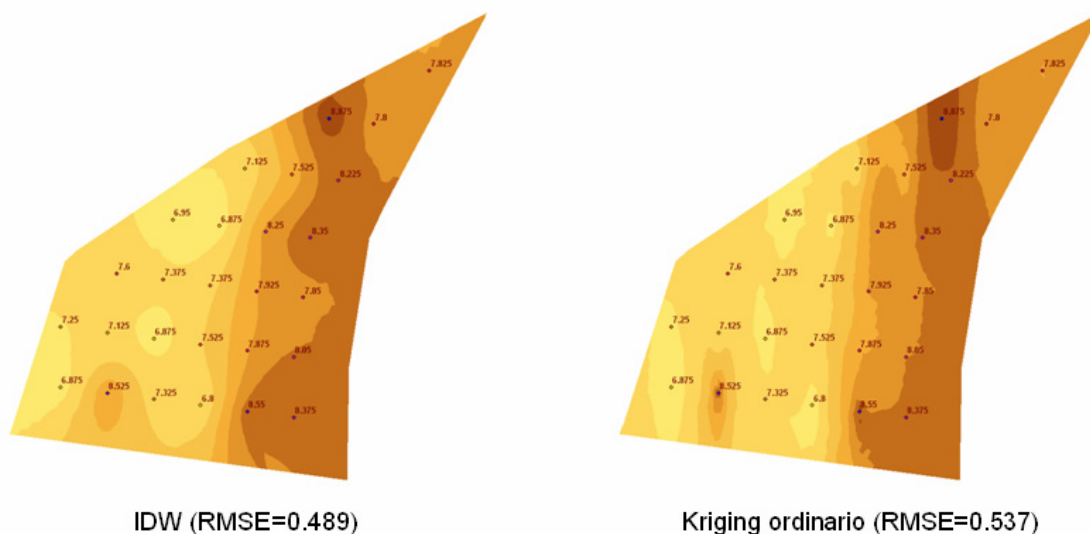
**Figura 6.** Interpolación de los valores de AT (Cabernet Sauvignon). Procedimientos: IDW (izquierda), kriging ordinario (centro) y kriging universal (derecha)

Una de las ventajas de la interpolación mediante kriging es que permite obtener un mapa con la distribución de los errores. En la Figura 7 se muestran los mapas de predicción de errores para la variable AT en el cultivar Cabernet. El mapa de la derecha muestra la distribución utilizando un ajuste esférico del semivariograma; en el centro se representa el resultado si se elimina la tendencia de los datos muestreados y se considera el efecto de anisotropía; y a la izquierda puede apreciarse como el kriging universal empeora el rango de errores estándar aunque disminuye el RMSE global (como ya se comentó).



**Figura 7.** Mapa de predicción de errores estándar para el kriging de AT (Cabernet Sauvignon). Procedimientos: kriging ordinario (izquierda), kriging ordinario considerando anisotropía (centro) y kriging universal (derecha)

Finalmente se muestra un ejemplo en el que la interpolación IDW mejora los resultados del kriging (Figura 8), aunque en los mapas interpolados no se aprecian grandes diferencias



**Figura 8.** Interpolación de los valores de AT (Merlot). Procedimientos: IDW (izquierda) y kriging ordinario (derecha)

## CONCLUSIONES

En la metodología propuesta, todos los pasos son importantes pero se ha demostrado que el estudio de la distribución de los datos condiciona los resultados finales y debe permitir verificar la distribución normal de los datos así como detectar tendencias en la variación de los datos o anisotropía. Por tanto el análisis exploratorio previo de los datos es indispensable para obtener buenos datos en las interpolaciones.

La mayor ventaja del método kriging respecto al IDW, no está en la disminución del error RMSE sino en que permite hacer una estimación de los residuos para cada punto interpolado. Así, el kriging permite dar un valor de interpolación para cada celda y el residuo asociado a la misma.

A la hora de hacer mapas de calidad del mosto a partir de observaciones puntuales es preciso diseñar un muestreo con un número suficiente de cepas que permita obtener una distribución normal de los datos. El mapa interpolado resultante debe mostrarse junto con los semivariogramas experimental y ajustado, RMSE y mapa de distribución de errores.

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido desarrollado dentro del marco del proyecto LE002B07, financiado por el Programa de Apoyo a Proyectos de Investigación para proyectos a realizar por grupos de investigación y grupos de investigación noveles, a iniciar en el año 2007 (ORDEN EDU/1188/2007, de 29 de junio de 2007), de la Consejería de Educación de la Junta de Castilla y León.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Arnó, J., Martínez-Casasnovas, J.A., Blanco, R., Bordes, X. y Esteve, J. (2005): Viticultura de precisión en Raimat (Lleida): experiencias durante el período 2002-2004. *ACE: Revista de enología*, 64 [http://www.acenologia.com/ciencia73\\_01.htm](http://www.acenologia.com/ciencia73_01.htm)

- Bramley, R.G.V. (2001): Progress in the development of precision viticulture - Variation in yield, quality and soil properties in contrasting Australian vineyards. En: Currie, L.D. and Loganathan, P. (Eds.), *Precision tools for improving land management, Occasional report*. Precision tools for improving land management. Fertilizer and Lime Research Centre, Massey University, Palmerston North (Australia), 14: 25-43.
- Bramley, R.G.V. (2005): Understanding variability in winegrape production systems 2. Within vineyard variation in quality over several vintages. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 11: 33-42.
- Bramley, R.G.V. y Williams, S.K. (2001): *A protocol for the construction of yield maps from data collected using commercial available yield monitors*. Cooperative Centre for Viticulture and CSIRO Land and Water, Adelaida, (Australia), 22 pp.  
[http://www.cse.csiro.au/client\\_serv/resources/CRCVYield\\_Mapping\\_Protocol.pdf](http://www.cse.csiro.au/client_serv/resources/CRCVYield_Mapping_Protocol.pdf)
- De Andres-de Prado, R., Yuste-Rojas, M., Sort, X., Andres-Lacueva, C., Torres, M. y Lamuela-Raventos, R.M. (2007): Effect of soil type on wines produced from *Vitis vinifera* L. cv. Grenache in commercial vineyards. *Journal of Agriculture and Food Chemistry*, 55 (3): 779-86.
- Esser, A. y Ortega, R. (2002): Aplicaciones de la viticultura de precisión en Chile: estudio de casos. *Agronomía y Forestal UC*, 17: 17-21.
- Esser, A., Ortega, R. y Santibáñez, O. (2002): *Viticultura de precisión: nuevas tecnologías para mejorar la eficiencia productiva en viñas*. *Agronomía y Forestal UC*, 15: 4-9.
- Felicísimo Pérez, A. M. (1994): *Modelos digitales del terreno: principios y aplicaciones en las ciencias ambientales*. Pentalfa Ediciones, Oviedo, 118 pp. <http://www.etsimo.uniovi.es/~feli/pdf/libromdt.pdf>
- Flores, L.A. (2005): Variabilidad espacial del rendimiento de uva y calidad del mosto en cuarteles de vid cv. Cabernet Sauvignon y Chardonnay en respuesta a la variabilidad de algunas propiedades del suelo. *Agricultura Técnica*, 62 (2): 210-220.
- Gribov, A., Krivoruchko, K. y Ver Hoef, J.M. (2004): Modeling the semivariogram: new approach, methods comparison and case study. En: Coburn, T.C. (Ed.), *Stochastic Modeling II, American Association of Petroleum Geologists Computer Applications in Geology*. Tulsa, OK (EEUU), pp. 1-30.  
<http://downloads2.esri.com/campus/uploads/library/pdfs/30583.pdf>
- Isaaks, E.H., y Srivastava, R.M. (1989): *An Introduction to Applied Geostatistics*. Oxford University Press, New York (EEUU), 567 pp.
- Mitas, L. y Mitasova, H. (1999): Spatial Interpolation. En: P. Longley, M.F. Goodchild, D.J. Maguire y D.W. Rhind (Ed.), *Geographical Information Systems: Principles, Techniques, Management and Applications*. GeoInformation International, Wiley, New York (EEUU), pp 481-492.  
<http://skagit.meas.ncsu.edu/~helena/gmslab/papers/hgint39.pdf>
- Schabenberger, O. y Gotway, C.A. (2005): *Statistical methods for spatial data analysis*. Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, FL (EEUU), 448 pp.
- Slocum, T.A., McMaster, R.B., Kessler, F.C. y Howard, H.H. (2005): *Thematic Cartography and Geographic Visualization*. Prentice Hall, 2nd Edition, Upper Saddle River, NJ (EEUU), 518 pp.