

MODELAJE ESTOCÁSTICO DE LA VARIABILIDAD ESPACIAL DE LA CALIDAD DE AGUA EN UN ECOSISTEMA LACUSTRE

Celia DE LA MORA OROZCO¹, J. Germán FLORES-GARNICA¹, J. Ariel RUIZ CORRAL¹ y Javier GARCÍA VELASCO²

¹ Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. CIRPAC. Parque Los Colomos s/n. Col. Providencia. Guadalajara, Jalisco, México. C.P. 44660

² Departamento de Ciencias Ambientales. Instituto del Medio Ambiente y Comunidades Humanas. Universidad de Guadalajara. Carretera a Nogales Km. 15.5. Las Agujas, Nextipac, Zapopan, Jalisco, México. C.P. 45110

(Recibido marzo 2002, aceptado enero 2004)

Palabras clave: índice de calidad de agua (ICA), *kriging* ordinario, contaminación, geoestadística

RESUMEN

Por su importancia como fuente abastecedora de agua de la zona metropolitana de Guadalajara, el Lago de Chapala requiere de estrategias de manejo adecuadas. Esto implica la evaluación de la calidad de agua, lo cual incluye varios parámetros físicos, químicos y biológicos, que por sí mismos no proporcionan un diagnóstico adecuado. Por lo que, para caracterizar los niveles de calidad de agua en el Lago de Chapala, en este proyecto se usó el concepto de Índice de Calidad del Agua (ICA). Para captar la variabilidad estacional de la calidad del agua (desde el temporal de lluvias hasta el estival) se muestrearon 15 estaciones en el lago durante cinco fechas de muestreo. Sin embargo, la evaluación puntual del ICA no es suficiente para el establecimiento de estrategias de manejo, ya que se debe considerar su variación espacial. Así, se utilizó *kriging* ordinario (KO), una técnica de interpolación estocástica, para convertir los datos puntuales del ICA (generados en las diferentes fechas de muestreo) en superficies continuas. A fin de validar las ventajas de KO, se comparó esta técnica con el proceso determinístico de distancia inversa ponderada (1a. y 2a. potencias). De acuerdo con los resultados fue posible modelar la distribución espacial del ICA. En general, KO fue la mejor opción, sin embargo, en los casos en los que se apreció una tendencia global del ICA, la continuidad espacial de este parámetro no fue suficiente para que la interpolación KO fuese mejor que las técnicas determinísticas alternativas. Por esto, se considera que en trabajos posteriores se usen técnicas geoestadísticas en las que se incluya no sólo la variación local (como es el caso de KO), sino también la variación global, como lo sería *kriging* universal. Aunque esto no garantiza mejores resultados, sí permitirá profundizar en el entendimiento del comportamiento espacial del ICA, ya que cada caso es diferente, lo cual hace interesante la comparación de diversas técnicas.

Key words: water quality index (WQI), ordinary kriging, contamination, geostatistics

ABSTRACT

Since the Chapala lake is an important water source for Guadalajara city, its adequate management is imperative. This matter implies the water quality evaluation, including physical, chemical, and biological parameters, that, when evaluated separately, do not give an adequate diagnostic. Thus, in this project a Water Quality Index (WQI) was used to evaluate water quality in the Chapala lake. Fifteen plots were sampled, during five seasons (from the rainy season to the dry season), in order to consider the temporal variability in water quality. However, a single evaluation of WQI is not enough to define management strategies and the spatial variation of

WQI must be defined. Therefore, ordinary kriging (OK), a stochastic interpolation technique, was used to convert the punctual data of WQI (for each season) into continuous surfaces. In order to validate the OK advantages, this method was compared with the weighted inverse distance technique (1st and 2nd power), a deterministic process. Based on the results, the spatial distribution of WQI could be modeled. Thus, in general, OK was the best alternative. However, when WQI showed a global trend, the OK spatial continuity was not enough to ensure that this parameter is better than the deterministic alternatives. This suggests that future projects should not only use geostatistic techniques that consider the local variability (such as OK), but also techniques that consider global variability, such as universal *kriging*. Although better results are not guaranteed, this will allow a deeper understanding of the WQI spatial behavior, taking into account that each case is unique and that comparison among different techniques is interesting.

INTRODUCCIÓN

La importancia del Lago de Chapala radica fundamentalmente en su aprovechamiento como fuente abastecedora de agua para la zona metropolitana de Guadalajara, así como por las actividades agrícolas y de pesca que de él dependen. El uso y aprovechamiento del mismo involucra un reordenamiento ecológico integral (SEDUE 1986), fundamentado en estudios que puedan ser la base para su manejo y utilización adecuada (Limón y Lind 1990). Por su importancia como fuente abastecedora de agua, requiere de estudios enfocados tanto a la evaluación de la contaminación como de la calidad del agua. No obstante, dadas las magnitudes morfológicas y las actividades que lo involucran, los trabajos realizados en el lago y en su cuenca de influencia, son relativamente pocos (Mejía 1985).

El monitoreo de la calidad de un cuerpo de agua incluye gran número de parámetros físicos, químicos y biológicos, que por sí mismos no proporcionan el diagnóstico adecuado. En un intento por caracterizar los niveles de la calidad del agua en el Lago de Chapala, los estudios de monitoreo han mantenido un esquema de seguimiento (Sandoval 1990), sin profundizar en el análisis de los datos generados. Aunque esta forma de manejo de resultados contribuye al conocimiento de las características de la calidad del agua, no ha proporcionado herramientas para el abordaje de problemas en zonas puntuales a lo largo del lago (Ortega 1999), lo que hace difícil detectar patrones de contaminación (Guzmán 1990). Además, el monitoreo de un cuerpo de agua para detectar su grado de contaminación conduce a la obtención de una cantidad inmensa de datos de varios parámetros, incluso dimensionalmente distintos, que hace difícil establecer patrones de contaminación. Por lo que el Índice de Calidad del Agua (ICA), como forma de agrupación simplificada de algunos parámetros indicadores de deterioro en calidad del agua, es una manera de comunicar y evaluar la calidad de los cuerpos de agua. (Horton 1965 y Liebman 1969). No obstante, a la fecha sólo se conocen los trabajos de León (1991) y de la Mora (2001),

sobre la estimación del ICA en el Lago de Chapala.

La evaluación del ICA en este lago se ha hecho en forma puntual (15 estaciones de monitoreo), pero esto por sí sólo no es suficiente para el establecimiento de estrategias de manejo, ya que se debe considerar la variación espacial en la distribución del ICA debido a que intervienen factores atmosféricos, meteorológicos, antrópicos y dinámicos propios del cuerpo de agua. Considerando la dificultad (tiempo y costos) que implica hacer este tipo de evaluaciones, es importante contar con estimaciones (en puntos no muestreados) lo más precisas posibles. No obstante, al trabajar en grandes extensiones, la aplicación de modelos dinámicos desarrollados para escalas pequeñas es cada vez más problemático (Becker *et al.* 1999), debido a: i) la gran cantidad de datos requeridos; ii) la incertidumbre al usar parámetros promediados en unidades grandes de simulación; iii) el tiempo de computación; y iv) los costos altos. Por ello, en forma práctica, en el Lago de Chapala se han usado técnicas determinísticas en la interpolación del ICA (de la Mora 2001), aunque no se ha evaluado la precisión de las mismas. Es por esto que deben usarse y compararse otras técnicas alternativas, como las basadas en un enfoque estocástico, que han presentado buenos resultados en el mapeo de suelo, vegetación, clima, etc. (Flores 2001, Hunner 2000, Metzger 1997). Entre estas técnicas, el *kriging* ordinario es considerado como el mejor estimador no sesgado (Olea 1991).

Aunque existen varios estudios en los que se hace uso de técnicas de interpolación espacial del ICA, muy pocos hacen un análisis comparativo. (Becker *et al.* 1999, Cheng *et al.* 1998, Li 1998). Así mismo, no se conocen trabajos en los que se haga un análisis de la dinámica de la variación espacial del ICA a través de estas técnicas, que es en lo que se basó el monitoreo del ICA realizado en diferentes fechas del ciclo anual 1996-1997. Por lo que este trabajo representa uno de los primeros intentos para evaluar la variación espacial del ICA a través de *kriging* ordinario (KO), como una técnica de interpolación estocástica. Además con el propósito de validar sus ventajas, se hace una comparación con la

técnica determinística conocida como distancia inversa ponderada (DIP). Esta comparación se hace con relación a la precisión de cada técnica, que es evaluada con referencia a valores reales (validación cruzada). Esto permite seleccionar las estimaciones que relativamente son más precisas considerando las técnicas probadas.

MATERIALES Y MÉTODOS

Se muestrearon 15 estaciones en el Lago de Chapala (Fig. 1), cuya distribución espacial se considera representativa de cada zona lacustre, considerando factores externos que pueden influir en la calidad del agua como son el ingreso cercano de aguas residuales (urbanas, industriales, agropecuarias y de escorrentías temporales), la realización de pesca y actividades recreativas y el uso directo de recursos hídricos.

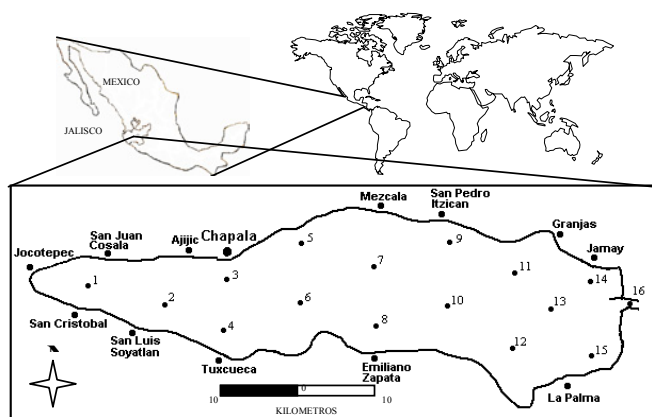


Fig. 1. Ubicación de las estaciones de muestreo de agua en el lago de Chapala

La programación de las fechas de muestreo se determinó considerando la variabilidad estacional (temporada de lluvias, estival, caudal de afluente del río Lerma) de la calidad del agua y de la contaminación. El programa anual de muestreo (1996/1997) fue realizado bajo los criterios siguientes: a) septiembre 10-12. Período en el que se inicia la entrada más importante de agua pluvial del Río Lerma, la que acarrea cargas contaminantes elevadas en agua y sedimentos acumuladas durante la estación estival en la cuenca hidrológica; b) octubre 9-11. Período donde se presenta el caudal máximo de entrada de agua de lluvia, hasta 30 m³/s; c) diciembre 3-5. Período en el que disminuyen significativamente los caudales de entrada al Lago de Chapala. Se presentan crecimientos anormales de algas cianofíceas y clorofíceas, con impacto en el uso del agua; d) febrero 24-26. Período donde las entradas de caudal al lago son muy limitadas, la dinámica del lago depende de condiciones hidrometeorológicas únicamente; y

e) junio 3-5. Período final de la época estival, el lago presenta niveles mínimos en el ciclo anual dadas las extracciones realizadas para agricultura y para uso urbano.

Muestreo y análisis de agua

El muestreo de agua se realizó según los lineamientos técnicos establecidos en la Norma Oficial Mexicana NOM-AA-14-1980 (Diario Oficial de la Federación 1980). Las muestras de agua se analizaron conforme a los procedimientos establecidos para cada parámetro en la normativa oficial mexicana y de acuerdo a los métodos normalizados para el análisis de aguas potables y residuales (APHA, AWWA-WDCF 1992).

Estimación del Índice de Calidad de Agua (ICA)

El Índice de Calidad del Agua se estimó con base en el método propuesto por Martínez de B. (1979), que permite incluir cierto número de variables en la integración. Con base en éste, se seleccionaron aquellos parámetros de calidad del agua más usuales en la evaluación de lagos que se enumeran en los Criterios Ecológicos de Calidad del Agua [CE-CCA-001-89] (Diario Oficial de la Federación 1989). Estos parámetros son: pH, cloruros, conductividad, detergentes, dureza total, turbiedad, nitratos, sulfatos, nitritos, coliformes totales, oxígeno disuelto, color, sólidos disueltos totales, fósforo total y temperatura. Se utilizaron los datos microbiológicos (coliformes totales y coliformes fecales, para el cálculo del ICA) de Castañeda y Casas (1997). Con el fin de conservar el mismo marco referencial para posteriores comparaciones, a cada uno de los parámetros se le asignó el peso (calificación de acuerdo con el uso y el impacto ecológico) definido en trabajos previos en el Lago de Chapala (León 1991). El cálculo del ICA se realizó utilizando la fórmula siguiente:

$$ICA = \frac{\sum C_i P_i}{\sum P_i} \quad 1$$

Donde: C_i = valor porcentual asignado a los parámetros; P_i = peso asignado a cada parámetro; y k = constante que varía de 1 a 0.25 según la contaminación aparente del agua, definida de la siguiente forma: 1.00 para aguas claras sin aparente contaminación 0.75 para aguas con ligero color, con espumas y ligera turbiedad aparentemente no natural 0.50 para aguas con apariencia de estar contaminadas y con fuerte olor 0.25 para aguas negras que presentan fermentaciones y olores. En este estudio se consideró un valor de 0.75 para la constante k , ya que el Lago de Chapala presenta aguas con ligero color, con espuma y ligera turbiedad aparentemente no natural.

Variabilidad espacial

Se utilizó *kriging* ordinario (KO) como técnica de

interpolación para convertir los datos del ICA, generados en las diferentes fechas de muestreo, en superficies continuas (Burrough y McDonnell 1998). Esta técnica es considerada como el mejor estimador lineal no sesgado (Olea 1991). Ninguna otra técnica de interpolación, tal como distancia inversa ponderada o los polígonos de Thiessen, es capaz de lograr tal condición (Isaaks y Srivastava 1989). Aunque debe remarcarse que debe cumplirse la situación de linealidad indicada. *Kriging* ordinario es calculado usando la fórmula (Hunner 2000) siguiente:

$$\tilde{Z}_{OK}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(x_i) \quad 2$$

Donde λ_i = ponderación para el punto de muestreo i en el sitio x_i ; $Z(x_i)$ = valor de la variable Z (en este caso el ICA), para un punto de muestreo i , en el sitio x_i ; n = número de puntos de muestreo. La varianza de KO es calculada con la fórmula siguiente:

$$\sigma_{OK}^2(x_0) = C(x_0, x_0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot C(x_i, x_0) + \mu \quad 3$$

Donde $C(x_0, x_0)$ = covarianza del punto a estimar en el sitio x_0 con sí mismo; $C(x_i, x_0)$ = covarianza del punto de muestreo en el sitio x_i y el punto a estimar en el sitio x_0 . Los valores del ICA fueron interpolados con base a KO, con el propósito de obtener las superficies continuas y los errores estándares correspondientes a cada fecha de muestreo. Para esto se desarrollaron los variogramas experimentales para cada fecha de muestreo. El variograma es la herramienta básica para el *kriging*, y es usado para modelar la correlación espacial entre observaciones (Czaplewski *et al.* 1994). La variación espacial definida por cada variograma fue modelada, con el propósito de usar los modelos generados para estimar los valores del ICA en los sitios que no fueron muestreados (Hunner 2000).

Con el fin de validar las ventajas del KO, se comparó esta técnica con el proceso de distancia inversa ponderada (DIP). El método DIP asume que el valor de los sitios no muestreados es un promedio ponderado por la distancia de los valores de los sitios muestreados que se encuentran alrededor (Burrough y McDonnell 1998). Esta técnica de interpolación le da más peso a las observaciones más cercanas (Hunner 2000). Tales pesos son inversamente proporcionales a la distancia entre el punto a ser estimado y el punto muestreado y son calculados con la siguiente función lineal (Potter y Eenigenburg 1999):

$$\hat{\beta}^*(x_0) = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^p} \cdot \beta(x_i)}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^p}} \quad 4$$

Donde $\hat{\beta}^*(x_0)$ = valor estimado en el sitio no muestreado x_0 ; $\beta(x_i)$ = valor observado en el sitio x_i ; d_i = distancias desde cada sitio muestreado hacia el sitio no muestreado a estimar; p = exponente de la distancia (el valor de p es definido iterativamente hasta lograr el error medio mínimo, cuando se incrementa su valor las ponderaciones de cada sitio son más similares, lo que implica una mayor influencia de los valores cercanos en la estimación); n = número de sitios muestreados. En este trabajo se probaron dos niveles de ponderación de DIP: a) DIP simple (exponente de distancia igual a 1); y DIP cuadrático (exponente de distancia al cuadrado).

Validación de las estimaciones

Dado que se probaron tres diferentes tipos de interpolación, se usó la técnica de validación cruzada (Goovaerts 1997) para definir cual fue el que mejor se ajusta a los valores reales utilizados. Esta técnica consiste en remover el valor muestreado de un sitio en particular, después de lo cual su valor es estimado con base en los restantes sitios (Isaaks y Srivastava 1989). Esto se repite con cada sitio y después se comparan los valores reales e interpolados de cada sitio. Las diferencias entre estos valores son referidos como residuales errores (Hunner 2000). El cálculo de estos residuales permitió evaluar la precisión de las técnicas de interpolación usadas a través del cuadrado medio del error (CME). Si la interpolación se ajusta perfectamente a los datos, la media de la distribución de los errores (sesgos) deberá ser cero, con una varianza (dispersión) pequeña (Armstrong 1998). El cuadrado medio del error resume estadísticos que incorporan tanto el sesgo como la dispersión de la distribución del error (CME = varianza + sesgo²), que es calculado de la forma siguiente (Isaaks y Srivastava 1989):

$$CME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r^2 \quad 5$$

Donde: n = número de sitios muestreados; y r = residuales (diferencia entre los valores reales y los valores observados). Al usar el CME como criterio de selección, se busca el menor.

RESULTADOS

Índice de Calidad del Agua

Los valores del ICA fueron muy similares para las primeras tres fechas de muestreo, mientras que en las fechas 4 y 5 el ICA aumentó ligeramente. La **tabla I** resume las estadísticas generales por cada una de las fechas de muestreo. La media general del ICA fue 44.38. Existe diferencia estadísticamente significativa (Prueba t comparación de muestras relacionadas) en la fecha de muestreo 2 respecto a la 1 ($p < 0.040$), en la fecha de

TABLA I. ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA DEL ÍNDICE DE CALIDAD DEL AGUA (ICA) PARA EL LAGO DE CHAPALA, JALISCO

Fechas de Muestreo	Número de datos	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar
Muestreo 1	15	42.77	46.82	44.19	1.12
Muestreo 2	15	41.14	46.22	43.26	1.63
Muestreo 3	15	41.75	48.44	45.95	1.59
Muestreo 4	15	39.12	46.82	43.91	2.66
Muestreo 5	15	35.06	49.45	44.58	4.02
León (1991)	*	34.00	75.00	*	*

* Información no disponible

muestreo 3 respecto a la 2 ($p < 0.001$) y la fecha de muestreo 4 respecto a la 3 ($p < 0.006$). No existen diferencias estadísticamente significativas entre las fechas de muestreo 5 y 4 ($p < 0.873$) y 5 respecto a la 1 ($p < 0.854$).

Modelaje de la continuidad espacial

Los variogramas anisotrópicos (resumen del comportamiento bivariado de una función al azar estacionaria) que resultaron de cada muestreo, hacen evidente que existe una tendencia a la variabilidad espacial (se define una distribución de los puntos graficados) en los muestreos 1, 2 y 5 (**Fig. 2**). De éstos, el muestreo 2 fue donde se presenta mejor definición de la continuidad espacial. Para usar la técnica de interpolación *kriging* se requiere ajustar esta continuidad modelo con base en el que se tomaron los parámetros para llevar a cabo las estimaciones estocásticas. La tendencia del muestreo 2 se ajustó bien a un modelo exponencial. El rango correspondiente en este modelo, es decir donde los valores del variograma tienden a estabilizarse, se ubica en aproximadamente 8000 metros. Esta distancia es la máxima entre dos pares de sitios en la que existe correlación espacial entre los mismos. Más allá de esta distancia no existe similitud suficiente entre los valores de los sitios para que pueda ser modelada. El parámetro “sill”, que es el valor del variograma para distancias muy grandes (Issaks y Srivastava 1989), se ubicó en 1.32 ($\gamma|h$). El efecto “nugget”, que define una discontinuidad en el origen (Samra *et al.* 1989), está aproximadamente a 0.5 $\gamma|h$. En el caso de los muestreos 2 y 5, estos tuvieron un rango muy similar, ubicándose aproximadamente a 17,000 metros. También hubo diferencia marcada en el efecto “nugget”, que fue menor a 1.21 y 0.7 $\gamma|h$, respectivamente. Lo mismo ocurre con los valores de “sill”, que fueron de 1.2 y 17.8, respectivamente.

No se presentó una continuidad espacial suficientemente definida en los muestreos 3 y 4. Aunque esto es más evidente en el muestreo 4. En ambos casos la distri-

bución de la semivarianza ($\gamma|h$) se ajustó a modelos espaciales lineales. Esto no se debe al hecho de que se usen modelos lineales en su origen, sino a que los valores del ICA, en estos casos, no tienden a ser similares en relación a la proximidad de los sitios.

Superficies continuas

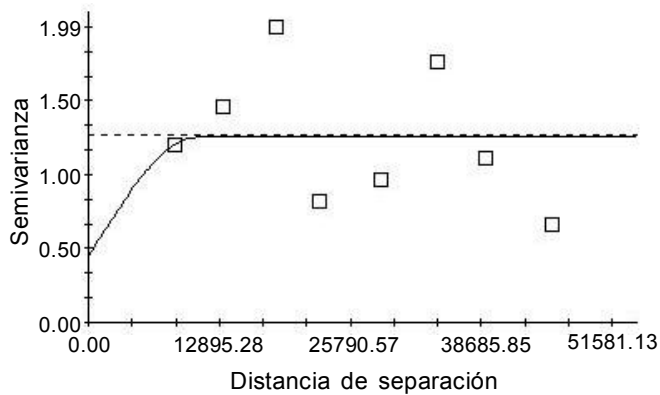
De acuerdo con la interpolación definida a través de KO, la variabilidad espacial del ICA es más bien heterogénea, siendo la zona centro y este del lago las que mejor agua tienen. Mientras que la zona oeste presenta valores menores, como lo muestra la **figura 3a**. En el caso del muestreo 2, la calidad del agua es mejor en la zona centro y este del lago, mientras que la zona oeste presenta valores menores, como lo muestra la **figura 3b**. Definiéndose dos niveles (“escalones”), en cada uno de los cuales se manifiesta homogeneidad en la variabilidad espacial del ICA. El nivel superior tiene un valor promedio de ICA de 44, mientras que el nivel inferior es de 42. En el muestreo 3 se revierte la distribución espacial del ICA (**Fig. 3c**), con relación al muestreo 2, donde es mejor en la zona centro y oeste del lago, mientras que la zona este presenta valores menores. En este caso el nivel inferior tuvo un valor de ICA de aproximadamente 45, con un nivel superior en promedio de 46.5. En el muestreo 4 se mantiene la misma distribución espacial del ICA (**Fig. 3d**), aunque el valor del nivel inferior disminuyó a 42. Mientras que el valor del nivel superior fue en promedio de 45. Esta tendencia de distribución espacial del ICA se mantuvo hasta el muestreo 5, aunque la definición de los “escalones” es menos notoria, concentrándose los valores máximos de ICA en la parte sur-centro del lago.

La confiabilidad espacial de las estimaciones está representada en los mapas correspondientes que se muestran en la **figura 3**. De acuerdo con estos, las estimaciones correspondientes a las fechas de muestreo 1, 2 y 3 están en los siguientes rangos de desviación estándar: 1.16-0.9, 1.8-1.4, y 1.66-1.48, respectivamente. Esto implica que las estimaciones tienen una precisión alta, principalmente en el muestreo 1, donde la variabilidad de la estimación fue menor. Sin embargo, los muestreos 2 y 3 presentan una mayor homogeneidad espacial en las desviaciones estándar.

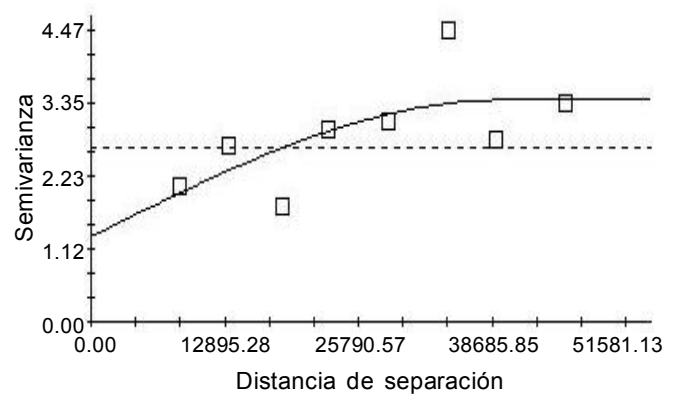
Los muestreos 4 y 5 presentan rangos de variabilidad en las estimaciones de 2.4-1.3 y 4.5-1.5, respectivamente. Las **figuras 3i** y **3j** muestran una alta variación en la parte intermedia del lago, lo que implica que podrían ubicarse más sitios de muestreo en esta área. Por el contrario, la parte oeste muestra mayor homogeneidad, que puede sugerir la eliminación de un sitio de muestreo.

Comparación y validación de interpolaciones

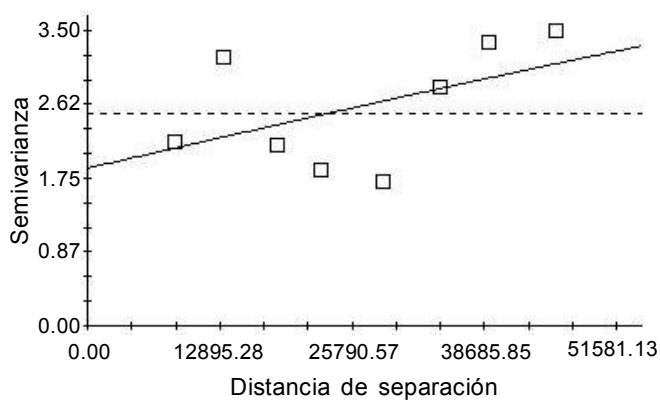
El CME resultante de la validación cruzada de las estimaciones de KO se presenta en la **tabla II**. Asimismo, se muestra el CME correspondiente a las estimaciones con



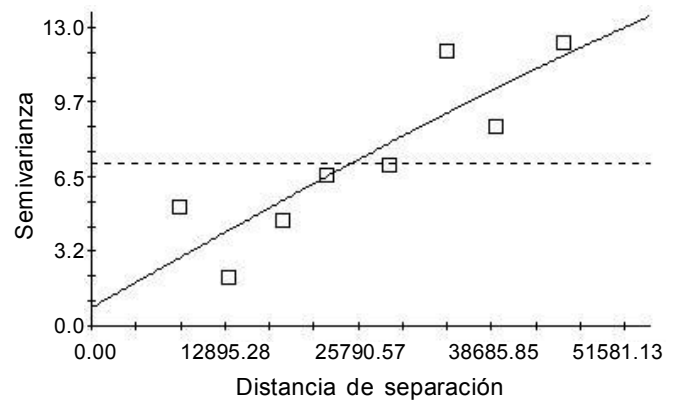
MUESTREO 1



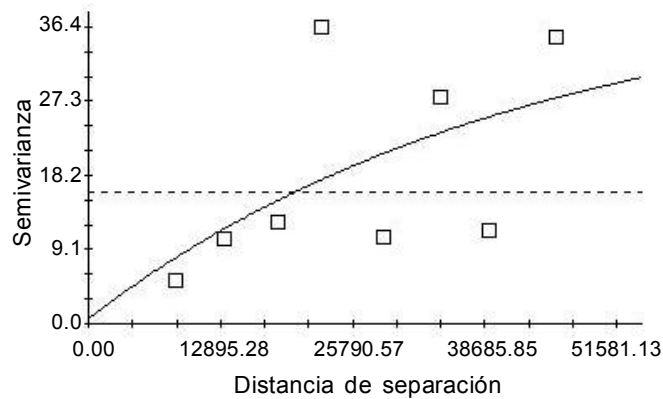
MUESTREO 2



MUESTREO 3



MUESTREO 4



MUESTREO 5

Fig. 2. Variogramas isotrópicos correspondientes a cada una de las fechas de muestreo. La línea punteada marca el valor de la semivarianza ($\gamma(h)$) para distancias grandes ("sill"). La distancia de separación (DS) se refiere a la separación entre pares de sitios. Cada uno de los 8 puntos graficados representa un conjunto de pares a una cierta DS. En este caso la DS que permitió definir mejor la tendencia de la variabilidad espacial del ICA fue de aproximadamente 4000 m.

DIP simple y DIP a la segunda potencia. De acuerdo con estos resultados, KO fue mejor estimador en los muestreos 1, 2 y 5. Mientras que en el muestreo 3, la técnica DIP a la segunda potencia fue mejor que KO. En el muestreo 5 las dos técnicas alternativas fueron mejores que KO.

DISCUSIÓN

En general, la interpolación KO fue mejor que las técnicas alternativas para todas las fechas de muestreo. Fue posible apreciar esto desde el modelaje de los vario-

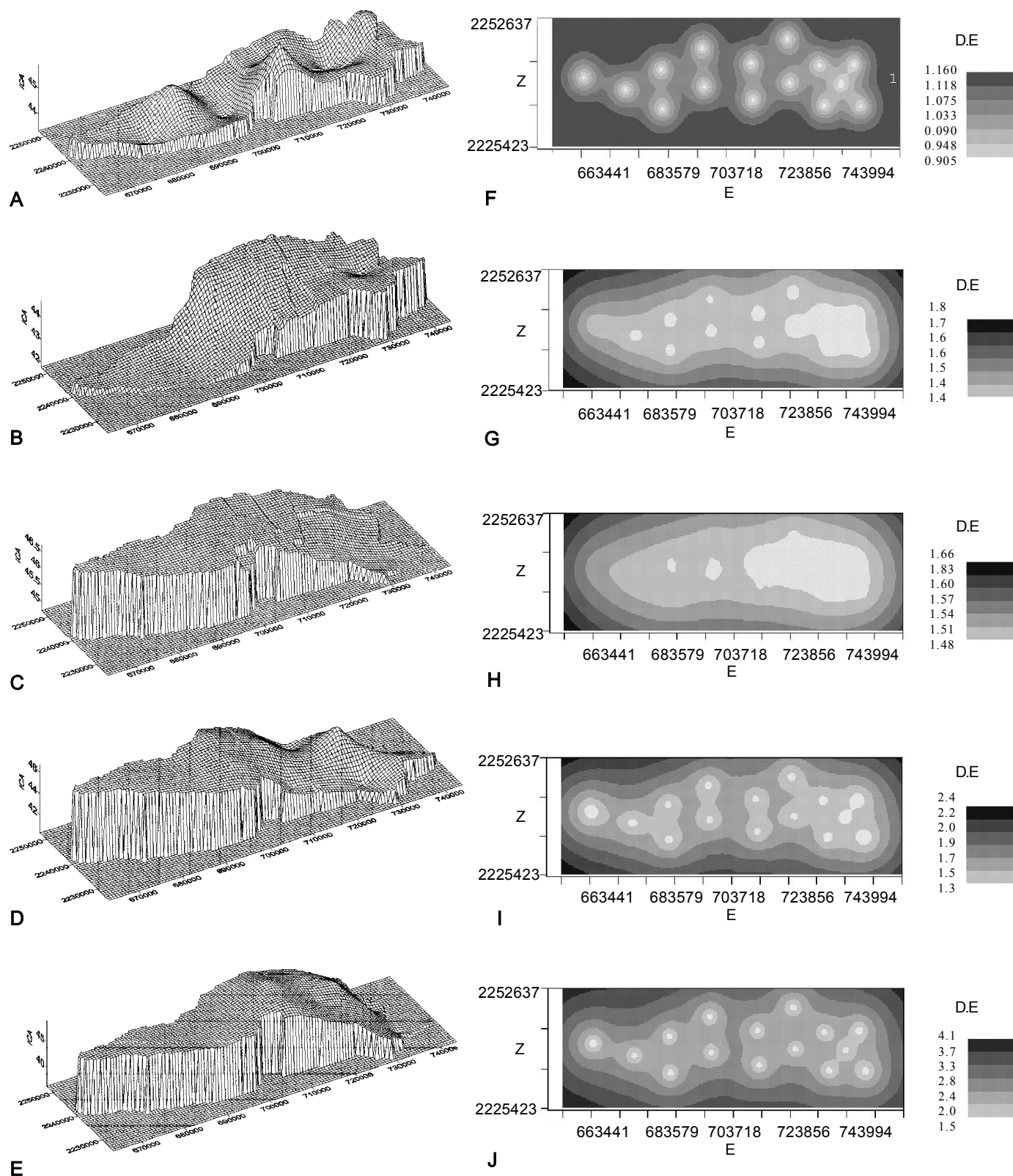


Fig. 3. Distribución espacial de la calidad de agua (ICA) por cada una de las cinco fechas de muestreo (A, B, C, D, E). Distribución de la desviación estándar (F, G, H, I, J) resultante en las estimaciones espaciales por cada una de las fechas de muestreo

TABLA II. CUADRADO MEDIO DEL ERROR RESULTANTE DE LA VALIDACIÓN CRUZADA PARA TRES TÉCNICAS DE INTERPOLACIÓN UTILIZADAS EN LA DEFINICIÓN DE LA VARIABILIDAD ESPACIAL DE LA CALIDAD DE AGUA EN EL LAGO DE CHAPALA

Técnica	Muestreo1	Muestreo2	Muestreo3	Muestreo4	Muestreo5
DIP	1.37	2.48	2.28	4.42	4.91
DIP(2)	1.47	2.72	2.13	4.75	4.72
OK	1.25	2.33	2.22	6.25	3.82

DIP: Distancia Inversa Ponderada

DIP(2): Distancia Inversa Ponderada, segunda potencia

KO: "Kriging" Ordinario

gramas experimentales, donde es claro que en los muestreos 3 y 4 no hay una estabilización de la variabilidad espacial del ICA. Esto sugiere que existe una tendencia espacial a nivel global (Flores 2001), que se confirma ya que la técnica alternativa DIP fue mejor en los muestreos 3 y 4. Lo cual remarca la importancia del análisis del variograma, previo a la realización de las estimaciones. Algunos autores sugieren análisis espaciales más básicos para evaluar la autocorrelación espacial de un parámetro dado, como lo es el índice de Morán (Reich y Geils 1992). No obstante, la distribución espacial de la variabilidad de las estimaciones no correspondió a estos resultados en el caso del muestreo 3. Por el contrario, la distribución de la desviación estándar en las estimaciones del muestreo 4 fue acorde a su baja autocorrelación espacial.

Como era de esperarse, la mejor definición de la variabilidad espacial en el muestreo 1 determinó que, proporcionalmente, las estimaciones fueran mejores en comparación con el resto de los muestreos. Los valores obtenidos en el cálculo del ICA en esta investigación coinciden con el valor más bajo obtenido por León (1991) en el Lago de Chapala, donde el promedio menor fue de 34 y el mayor fue de 75 ($n=12$), mientras que en el presente estudio el valor más bajo fue de 35.06 y el alto de 49.45, sin embargo es importante mencionar que las técnicas utilizadas en el cálculo del ICA son diferentes en los dos casos.

En la estimación de la calidad del agua se conocen pocos estudios que comparen diferentes técnicas de interpolación (Becker *et al.* 1999, Cheng *et al.* 1998, Li, 1998). De acuerdo con Flores (2001) y Hunner (2000), no es posible definir una sola técnica de interpolación que resulte en mejores estimaciones en todos los casos. Esto es debido a que la autocorrelación espacial de un parámetro está definida por varios factores, como lo son los valores, la escala, la distribución de los sitios de muestreo y la diferencia comparativa entre los valores vecinales. Esto implica que en un estudio de este tipo deberá probarse más de una sola alternativa. La distri-

bución espacial de la desviación estándar de las estimaciones sugiere en todos los casos que se debe aumentar el número de sitios de muestreo. Ubicando más sitios en áreas de mayor variabilidad y menos sitios en áreas más homogéneas. De igual forma la experimentación con otras formas de distribución de los sitios de muestreo podría mejorar las estimaciones (Flores 2001).

Es importante señalar que las técnicas de interpolación tienen limitaciones en cuanto a la generación de un mayor número de datos en áreas no muestreadas, lo cual está definido principalmente por dos aspectos. 1) el comportamiento espacial de las variables (en este caso ICA). No obstante, la técnica de validación cruzada permite definir el grado de precisión con el que se trabaja. De cualquier forma debe considerarse que, como todo modelo, las interpolaciones sólo generan escenarios potenciales (representación aproximada de la realidad). Por lo que la selección de las técnicas más precisas sólo garantiza una mayor aproximación a la realidad y sólo tienen una validez relativa. No obstante, esta información permite tener una idea del rango de influencia de los diferentes niveles del ICA, que es importante para dimensionar la magnitud de las variaciones espaciales, especialmente en niveles de riesgo.; 2) la dinámica espacial de la variable, que es referida a la microfísica del fluido. No obstante, este tipo de estudios son costosos y, en ocasiones, difíciles de ejecutar en grandes extensiones (como lo es el Lago de Chapala). Una alternativa sería el uso de modelos simples que resuelven la hidrodinámica de una variable dada en función del balance hidrológico y los vientos. Sin embargo, esto implica la definición de las variables requeridas, lo que no siempre es factible. Por ello las técnicas de interpolación representan una alternativa práctica, cuyo uso debe considerar básicamente dos escalas de estimación: tendencia superficial (escala grande) y variabilidad local (escala pequeña). El considerar estimaciones de variaciones temporales permitirá tener una referencia de la dinámica espacial del ICA. Sin embargo, esto requerirá de un mayor número de muestreos. Dado que cada muestreo

requirió de 2 días de trabajo, se asume que las observaciones son estacionales para dicho periodo (cuasi-sinópticas). Por lo que se sugiere, en posteriores trabajos, establecer la variabilidad espacial del ICA en periodos de tiempo más cortos.

Los resultados indican que la calidad del agua es modificada significativamente por factores estacionales, principalmente por el ingreso de agua durante la estación lluviosa y por la existencia de un periodo de recuperación de las dinámicas estacionales propias del lago. Una vez que las lluvias terminan la distribución espacial del ICA es más variable. En octubre, la única fuente de aportación de agua al lago viene del río Lerma, por lo que el ICA es mayor en la porción oeste. De acuerdo con la distribución que se presentó en diciembre y febrero, los mayores ICA se han desplazado al este. En forma teórica, el ciclo se reinicia una vez que se inicia la época de lluvias, como se aprecia en el mes de junio.

Con base en los criterios del agua mencionados por León (1991) en función del ICA evaluado en el Lago de Chapala, los usos potenciales del agua fueron los siguientes: a) como *agua potable* se considera contaminada de fuerte a excesiva; b) para uso en *agricultura* está contaminada a fuertemente contaminada; c) para uso *pesquero y pecuario* está contaminada a fuertemente contaminada; d) para uso *industrial* está contaminada; y e) para uso *recreativo* está contaminada levemente a contaminada.

Los resultados de este trabajo muestran que no hubo una técnica de interpolación única que garantice la mayor precisión en todos los casos, lo que coincide con lo reportado en la literatura (Flores 2001, Hunner 2000). Las razones de esto aún no están bien definidas, lo que ha sido una de las pautas del desarrollo de la geostatística (Isaaks y Srivastava 1989). No obstante, puede señalarse que una de sus ventajas es que considera no sólo la variación local (KO), sino también la variación global (*kriging* universal). Tmar en cuenta esta última permitiría aprovechar la información generada en casos similares a los muestreos 3 y 4, donde hubo una tendencia global. Asimismo, podrían usarse datos auxiliares, correlacionados con la variable de interés, con el fin de reforzar las estimaciones. Ese tipo de correlaciones espaciales son adecuadamente definidas a través de *cokriging*, donde se define la correlación-cruzada potencial entre la variable de interés y las variables secundarias. De esta forma la información contenida en las variables auxiliares ayudará a reducir la varianza del error de estimación (Isaaks y Srivastava 1989). Aunque la comparación de estas técnicas no garantiza mejores resultados, sí permitirá mayor entendimiento del comportamiento espacial del ICA. Esto implica que este caso es único, por lo que no sólo se trata de aplicar una técnica de sistemas de información geográfica, ya que no se puede generalizar que, como resultó en este trabajo, en

todos los estudios del ICA se debe usar KO. Por lo que el atractivo de este tipo de trabajos es el desarrollo del análisis comparativo de la distribución espacial de la variable de interés. Lo que se hace por vez primera en este estudio, comparando las técnicas KO y DIP en la estimación espacial del ICA, con el propósito de contribuir al entendimiento del comportamiento espacial de este parámetro. También sería interesante comparar las estimaciones resultantes de técnicas probabilísticas con las estimaciones basadas en modelos hidrodinámicos acoplados con ecuaciones de transporte de sustancias indicadoras de calidad del agua.

Finalmente, en el cálculo del ICA se deberán integrar parámetros cuya información toxicológica y contaminante sea relevante, pero se debe atender a criterios como el desarrollo tecnológico, la instrumentación analítica y la capacidad económica de la región, para su integración y realización.

REFERENCIAS

- APHA, AWWA-WDCF. (1992). *Métodos normalizados para el análisis de aguas potables y residuales*. Díaz de Santos, 17a. ed., Madrid, 330 p.
- Armstrong M. (1998). *Basic linear geostatistics*. Springer, Nueva York, 153 p.
- Becker A., Flechsig M., Haberlandt U., Lahmer W., Krysanova V., Beckmann T., Hattermann F., Rachimow C., Klöcking B. y Ströbl B. (1999). Regionalization for large-scale assessment of water resources. Potsdam Institute for Climate Impact Research. <http://www.pik-potsdam.de/cp/ragtime/welcome.html>. 2001.
- Burrough P.A. y McDonnell R. (1998). *Principles of geographical information systems*. Clarendon Press Oxford. Nueva York, 333 p.
- Castañeda H. y Casas S.J. (1997). Bacteriología en el Lago de Chapala. En: Estudio integral del sistema ecológico del Lago de Chapala para su conservación y aprovechamiento. Informe Técnico. Universidad de Guadalajara. FOMES. Guadalajara, México, 196 p.
- Cheng Ke-Sheng, Lei Tsu-Chiang y Yeh Hui-Chung (1998). Reservoir water quality monitoring using landsat TM images and indicator kriging. GISDevelopment. Asian Conference on Remote Sensing. Noviembre 16-20, 1998. Manila, Filipinas.
- Czaplewski R.L., Reich R.M. y Bechtold W.A. (1994). Spatial autocorrelation in growth of undisturbed natural pine stand across Georgia. *Forest Science* 40, 314-328.
- De la Mora O.C. (2001). Evaluación de Calidad del Agua en el Lago de Chapala durante 1996-1997. Tesis de Maestría en Ciencias de la Salud Ambiental. Universidad de Guadalajara, 140 p.
- Diario Oficial de la Federación (1980). Norma Oficial Mexicana

- NOM-AA-14-1980 Cuerpos Receptores, Muestreo. Análisis de Agua. México.
- Diario Oficial de la Federación. (1989). Acuerdo por el que se establecen los criterios ecológicos de calidad del agua. CE-CCA-001-89. México.
- Flores J.G. (2001). Modeling the spatial variability of forest fuel arrays. Tesis Doctoral. Forest Sciences Department. Colorado State University, 184 p.
- Goovaerts P. (1997). *Geostatistics for natural resources evaluation. Applied geostatistics series*. Oxford University Press, Nueva York, 483 p.
- Guzmán A. M. (1990). Los manantiales profundos del Lago de Chapala. Instituto de Limnología, Chapala, Jalisco. Universidad de Guadalajara, 46 p.
- Horton R. K. (1965). An index number system for rating water quality. WPCF, 37, 36-44.
- Hunner G. (2000). Modeling forest stand structure using geostatistics, geographic information systems, and remote sensing. Tesis Doctoral. Department of Forest Sciences, Colorado State University.
- Isaaks E.H. y Srivastava R.M. (1989). An introduction to applied geostatistics. Oxford University Press. Nueva York, 561 p.
- León L.F. (1991). Índice de calidad del agua, ICA. Inf. # SH-9101/01, Instituto Mexicano de Tecnología del Agua, México, 36 p.
- Li Baoguo Q.Y. (1998). Estimation of ground water depth distribution by disjunctive kriging. Hydraulic Engineer, 8. <http://www.cws.net.cn/Journal/slxh/199808/9808ml-e.html>.
- Liebman H. (1969). Atlas of water quality: methods and practical conditions. R. Idenborough, Munich, 323 p.
- Limón M.J.G. Y Lind OT. (1990). The management of Lake Chapala (Mexico): considerations after significant changes in the water regime. *Lake Reserv Manage.* 6, 61-70.
- Martínez De B.G. (1979) Establecimiento de una metodología para conocer la calidad del agua. Boletín Informativo de Medio Ambiente. Madrid, España, p. 30-51.
- Mejía A.D. (1985). Los sistemas de conducción de agua de Chapala a Guadalajara en el pasado, presente y futuro. Memoria, Seminario El Lago de Chapala 10 años después. Colegio de Ingenieros Civiles del Estado de Jalisco, 120 p.
- Metzger K.L. (1997). Modeling forest stand structure to a ten meter resolution using Landsat TM data. Tesis de Maestría. Department of Forest Sciences, Colorado State University. Fort Collins, Colorado, 123 p.
- Olea R.A. (1991). Geostatistical glossary and multilingual dictionary. Oxford University Press, New York.
- Ortega V.D. (1999). An integrated academic approach to sustainable development. *Aquatic Ecosyst Health Manage.* 2, 105-113.
- Potter B. and Eenigenburg J. (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>.
- Reich R.M. y Geils B., W. (1992). Review of spatial analysis techniques. Spatial analysis and forest pest management. USDA, FS. Gen. Tech. Rep. NE-175; 142-149.
- Samra J.S., Gill H.S. y Bhatia V.K. (1989). Spatial stochastic modeling of growth and forest resource evaluation. *Forest Sci.* 35, 663-676.
- Sandoval P.F. (1990). El Lago de Chapala en la década de los ochenta. Guadalajara. Consejo Estatal de Seguimiento y Evaluación del Acuerdo Chapala. Gobierno Del Estado. Jalisco, 61 p.
- SEDUE (1986). Estudio para el reordenamiento ecológico de la Cuenca del Lerma-Chapala-Santiago. México. Secretaria de Desarrollo Urbano y Ecología, 68 p.