

ESTIMACIÓN ESPACIAL DE LA INTENSIDAD DE *ALTERNARIA SOLANI* SOR. EN EL CULTIVO DEL TOMATE EN LA ESTACIÓN DE PROTECCIÓN DE PLANTAS DE LAJAS

Mailiu Díaz Peña^{1*}, Leónides Castellanos González*, Enrique Casanovas Cosío*, Gladys Casas Cardoso**

*Centro de Estudios para la Transformación Agraria Sostenible (CETAS). Facultad de Ciencias Agrarias. Universidad de Cienfuegos “Carlos Rafael Rodríguez”. Cuatro Caminos, Carretera Rodas, km 4, Cienfuegos. CP 59430. Cuba. E-mail:

**Centro de Cálculo. Universidad Central de las Villas “Marta Abreu”. Santa Clara. Cuba.

ABSTRACT

The research was developed in 2010, from information obtained about the insect pest *Alternaria solani* Sor. of tomato in the territory of the Plant Protection Station of Lajas in Cienfuegos, Cuba. The models were determined for spatial estimation of the intensity of this agent, between the years 2003-2004 to 2007-2008. An analysis of compliance with the requirements for the study: the adjustment to a normal distribution, identification of outliers and the presence of stationarity; experimental variogram was calculated and adjusted to four models, which were validated from estimation errors. As a result of the study were identified as best fitting models: one exponential, one spherical and three gaussians, for the different study crop seasons, with determination coefficients higher than 75% and correlation coefficients greater than 0.90, which were used to estimate spatially variable studied, which enable decision makers to establish control tactics aimed at specific focus of infestation.

KEY WORDS: geostatistic, semivariogram, tomato, *Alternaria solani* Sor.

MSC: 62P10

RESUMEN

La investigación se desarrolló en el año 2010, a partir de la información obtenida sobre el agente nocivo *Alternaria solani* Sor. del tomate en el territorio de la Estación de Protección de Plantas (EPP) de Lajas en la Provincia de Cienfuegos, Cuba. En la misma se determinaron los modelos para la estimación espacial de la intensidad de este agente, para las cinco campañas comprendidas entre los años 2003-2004 al 2007-2008. Se efectuó un análisis del cumplimiento de los requisitos necesarios para el estudio: ajuste a una distribución normal, identificación de valores atípicos y presencia de estacionaridad; se calculó el semivariograma experimental y se ajustó éste a cuatro modelos, los que fueron validados a partir de los errores de estimación. Como resultado del estudio se determinaron como modelos de mejor ajuste: un exponencial, un esférico y tres gaussianos, para las diferentes campañas, con coeficientes de determinación mayores que el 75% y coeficientes de correlación mayores que 0.90, que fueron utilizados para estimar espacialmente la variable estudiada, lo cual permitirá a los tomadores de decisiones establecer tácticas de control dirigidas hacia los focos específicos de infestación.

1. INTRODUCCIÓN

En el campo de las geociencias es común encontrar variables distribuidas espacialmente. Para el estudio de estas variables son usados diversos procedimientos geoestadísticos de estimación y/o simulación. Esto es, a partir de un conjunto de muestras tomadas en localizaciones del dominio en que se manifiesta un fenómeno a estudiar y consideradas representativas de su realidad, que por lo general es siempre desconocida, estos procedimientos permiten la descripción o caracterización de las variables con dos fines diferentes, primero, proporcionar valores estimados en localizaciones de interés y segundo, generar valores que en conjunto presenten iguales características de dispersión que los datos originales [1].

¹ mdiazp@ucf.edu.cu

La geoestadística es una rama de la estadística aplicada que se refiere a procedimientos estadísticos que analizan y modelizan la relación espacial de un fenómeno. A diferencia de otros métodos, que caracterizan el modelo espacial basándose en distribuciones estadísticas (e. j. Binomial Negativa) o en índices de dispersión (e.j. ratio media-varianza, índice de Morisista, etc), la geoestadística tiene en cuenta la naturaleza bidimensional de la distribución de los insectos a través de su exacta localización espacial. Además, la geoestadística, a través del krigeado, puede proporcionar mapas de la distribución espacial de los organismos [10].

En la actualidad se conoce poco sobre la distribución e intensidad espacial de las plagas, enfermedades y malezas de los cultivos en Cuba, a pesar de existir una gran cantidad de datos acumulados en las EPP, lo cual significa un impedimento para perfeccionar los servicios fitosanitarios en el país, por lo que conocer con mayor detalle su comportamiento espacial en el campo resulta de gran importancia. Los mapas de estimación, de la distribución e intensidad de los agentes nocivos sobre la base de toda la información espacial disponible, pueden ser de gran utilidad para establecer tácticas de control más efectivas, haciendo un uso más racional de los plaguicidas, los cuales se pueden dirigir hacia los focos específicos de infestación, con el consiguiente ahorro económico y protección medioambiental.

El objetivo en esta investigación es determinar los modelos de mejor ajuste para la estimación espacial de la intensidad de *Alternaria solani* Sor. en el cultivo del tomate para cinco campañas en la EPP de Lajas.

2. PROCEDIMIENTO PARA EL ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO

En la Figura 1 se muestran las etapas definidas para realizar el análisis geoestadístico, según plantea [5].

Etapa 1: Análisis del cumplimiento de los requisitos necesarios para el estudio geoestadístico

En esta etapa se realiza la localización geográfica de los puntos que serán utilizados para la estimación, y se determina el valor de la variable estudiada en cada punto. Posteriormente se hace un estudio de los datos a fin de verificar su exactitud y representatividad. Se realizan análisis a partir de la estadística descriptiva, que incluye ajustes a una distribución normal, identificación de posibles outliers, y se comprueba el cumplimiento de las hipótesis de la geoestadística.



Figura 1 Esquema del procedimiento realizado para el análisis geoestadístico.

Etapa 2: Definición del modelo de mejor ajuste para hacer la estimación espacial

Cumplidas las condiciones anteriores se procede a determinar la tendencia de los datos, presencia o no de anisotropía, se calculan los semivariogramas experimentales, los que son ajustados a los modelos más utilizados según el comportamiento de los datos y se selecciona el modelo que mejor explica la variable de respuesta según el valor estimado en cada punto muestreado para cada campaña.

Etapa 3: Validación del modelo de mejor ajuste para la estimación

Luego de haber definido el modelo de mejor ajuste y con la estimación de los datos para los puntos se procede a realizar la validación, teniendo en cuenta para esto la correlación entre los valores estimados y los reales, la media, la desviación estándar y el cuadrado medio de los residuos.

2.1. Cálculo del semivariograma

El semivariograma experimental se estima sobre la base de los datos recolectados para la variable muestreada a partir de la siguiente expresión definida según [11] como:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (1)$$

Donde:

$\hat{\gamma}(h)$: Valor experimental del semivariograma para el intervalo de distancia h .

$N(h)$: Número de pares para el intervalo de distancia h .

$Z(x_i)$: Valor de la variable de interés en el punto muestral x_i .

$Z(x_i+h)$: Valor de la variable en el punto muestral x_i+h .

Para determinar el semivariograma experimental se siguen seis pasos [4]:

- 1) Se calcula la cantidad de pares (N) para el número de datos muestreados (n):

$$N = n(n - 1)/2 \quad (2)$$

- 2) Para cada par, se calcula la distancia entre las localizaciones correspondientes.
- 3) Se ordena ascendentemente el grupo de datos anteriores por la distancia.
- 4) Se calcula la amplitud máxima del semivariograma como $L_{max} = D_{max}/2$, donde D_{max} es la distancia a la que están separadas las localizaciones más lejanas.
- 5) Se fija una distancia h inicial conocida como paso o incremento del semivariograma, de tal manera que la cantidad de intervalos a procesar esté entre 10 y 25 según recomienda [9], el cual se puede obtener como L_{max}/h .
- 6) Por último se calcula la expresión del semivariograma para todos los pares almacenados en el paso (2), según el paso seleccionado.

2.2. Ajuste a un modelo teórico

El semivariograma experimental obtenido se ajusta a un modelo teórico, según el comportamiento de los datos muestreados, obteniéndose así un modelo o función analítica que caracteriza la continuidad espacial de la variable estudiada. A continuación se plantean los modelos empleados en esta investigación [7]:

- Efecto de Pepita:

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0, & \text{si } h = 0 \\ C_0, & \text{si } |h| > 0 \end{cases} \quad (3)$$

- Modelo Esférico:

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[\frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right], & h \leq a \\ C_0 + C_1, & h > a \end{cases} \quad (4)$$

- Modelo Exponencial:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1(1 - e^{-3h/a}) \quad (5)$$

- Modelo Gaussiano:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1(1 - e^{-h^2/a^2}) \quad (6)$$

Donde:

$\hat{\gamma}(h)$: Valor del semivariograma para el intervalo de distancia h.

C_0 : Efecto de pepita (*nugget*).

C_1 : Meseta (*sill*).

a: Alcance (*range*).

Con los modelos antes mencionados se realiza la estimación de la variable en los puntos no muestreados con el uso del método de interpolación kriging, a continuación se presenta el modelo de este método que se tuvo en cuenta según lo define [13]:

$$\text{Min } F = \sigma_e^2 - 2\mu(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1) \quad (7)$$

Donde:

F: Función a minimizar.

μ : Multiplicador de Lagrange.

λ_i : Peso para el punto muestral i.

σ_e^2 : Varianza de la estimación.

La varianza de estimación se calcula como:

$$\sigma_e^2 = \text{Var}[Z(x_i) - Z^*(x_i)] = \text{Var}[Z(x_i)] - 2\text{Cov}[Z(x_i), Z^*(x_i)] + \text{Var}[Z^*(x_i)] \quad (8)$$

El estimador se determina por el modelo:

$$Z^*(x_i) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (9)$$

A partir de los valores estimados de la variable muestreada se selecciona el modelo de mejor ajuste, según el coeficiente de determinación (próximo a 1).

- ✓ El modelo que tenga el coeficiente de determinación, R^2 , más cercano a uno.

$$R^2 = \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Z(x_i) - Z^*(x_i))^2}{\sum_{i=1}^n (Z(x_i) - \bar{Z})^2}\right) \times 100 \quad (10)$$

- ✓ El modelo que tenga coeficiente de determinación ajustado, R^2 -ajustado, más cercano a uno.

$$R^2 - \text{ajustado} = \left(1 - \left(\frac{n-1}{n-p-1}\right) \frac{\sum_{i=1}^n (Z(x_i) - Z^*(x_i))^2}{\sum_{i=1}^n (Z(x_i) - \bar{Z})^2}\right) \times 100 \quad (11)$$

2.3. Validación del modelo de mejor ajuste para la estimación

Los modelos seleccionados son utilizados para realizar los mapas de estimación que permiten identificar el comportamiento espacial de la variable estimada para cada campaña.

Luego se realiza la validación de estos modelos, para lo cual se calculan los n errores de estimación según la expresión:

$$E(x_i) = Z(x_i) - Z^*(x_i) \quad i = \overline{1, n} \quad (12)$$

A partir de los residuos se comprobó el cumplimiento de los siguientes criterios planteados por [9]:

1. La media de los errores de estimación esté próxima a 0:

$$MEE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(x_i) \approx 0 \quad (13)$$

2. El error cuadrático medio se aproxime a 0:

$$ECM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [E(x_i)]^2 \approx 0 \quad (14)$$

3. La correlación entre los valores muestreados y los estimados sea cercana a 1.

$$Cor[Z(x_i), Z^*(x_i)] \approx 1 \quad (15)$$

3. APLICACIÓN DEL PROCEDIMIENTO

La investigación se desarrolló a partir de la información obtenida sobre el agente nocivo *Alternaria solani* Sor. causante del tizón temprano del tomate en el territorio de la Estación de Protección de Plantas (EPP) de Lajas en la Provincia de Cienfuegos. Se tuvieron en cuenta los datos de los informes de las campañas, los Registros Territoriales Históricos y los recorridos de itinerario en las fundamentales zonas tomateras de los municipios: La Modelo y Ajuria en Lajas, Mal tiempo en Cruces y Arriete en Palmira. La información se tomó en la etapa fenológica del tomate comprendida entre 60-70 días de plantado el cultivo desde la campaña 2003-2004 hasta la campaña 2007-2008.

Para evaluar la intensidad de *Alternaria solani* Sor. se aplicó la metodología de señalización para este agente definida en [8], donde se muestrean 100 plantas en diagonal por campo, chequeando no menos de 10 puntos preferentemente en los lugares más bajos y húmedos del campo dirigiendo las observaciones a las hojas más viejas, determinando la variable intensidad de ataque, para ello a cada una de las plantas evaluadas se le dio un grado de ataque de la enfermedad utilizando la siguiente escala:

- 0- Sin síntomas.
- 1- Algunas manchas en el follaje.
- 2- Menos del 10 % del área foliar con manchas.
- 3- Entre un 11% y 25% del área foliar con manchas.
- 4- Entre un 26% y 50% del área foliar con manchas.
- 5- Con más de un 50 % del área foliar con machas.

Para determinar la intensidad de ataque se aplicó la fórmula de Townsend y Henberguer [2].

$$I_a = \sum_{i=1}^n \frac{ab_i}{NK} \times 100 \quad (16)$$

Donde:

- a: Grados de la escala.
- bi: Número de plantas por grado.
- N: Número total de plantas.
- K: Grado mayor de la escala.
- Ia: Intensidad de ataque de *Alternaria solani* Sor.

Para determinar los índices ligero, medio, e intenso, según la intensidad en campo, se tuvo en cuenta el Manual de Funciones de la Sanidad Vegetal [3] donde:

- Ligero (L): si $I_a < 10\%$
- Medio (M): cuando $10\% \leq I_a < 25\%$
- Intenso (I): si $I_a \geq 25\%$

3.1. Análisis del cumplimiento de los requisitos necesarios para el estudio geoestadístico

A partir de las áreas donde se produce tomate dentro de la región estudiada, se determinó el centroide para la ubicación geográfica (latitud y longitud) y valor promedio de la variable estudiada en ese punto, así se llegó a muestrear entre 39 a 43 regiones, las que representan el total de productores de tomate en cada campaña.

Al analizar los gráficos de caja elaborados para cada variable se pudo verificar la existencia de observaciones atípicas (*outliers*). En la Figura 2 se muestra el gráfico de caja para la intensidad de *Alternaria solani* Sor., a partir del cuál se comprobó que no presenta outliers en ninguna de las campañas analizadas y se observó una diferencia entre las medianas, siendo el menor valor en la campaña 03_04.

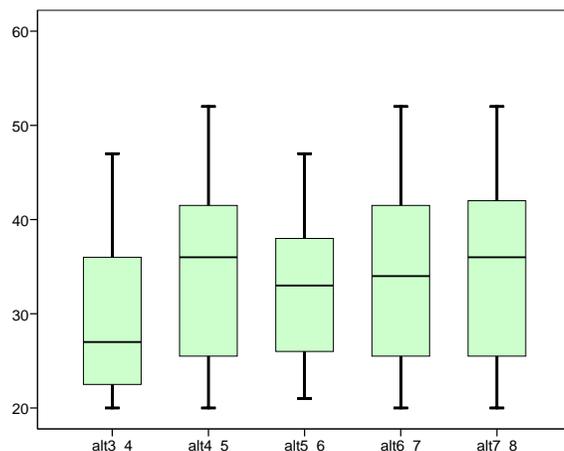


Figura 2 Gráfico de caja para la intensidad de *Alternaria solani* Sor.

El análisis de regresión lineal múltiple en cada campaña presentó bajos coeficientes de determinación y los valores de probabilidad fueron mayores que 0.05, ver Tabla 1, lo que indica que los modelos son no significativos, es decir que la variable es estacionaria. Además la variable tiene coeficientes de asimetría menor que 0.5 y coeficientes de variación menor que uno, éste último por estar en todas las campañas entre un 10 y un 50% indica una variabilidad espacial media, además se observa que los valores de la media y la mediana están cercanos en cada campaña, excepto la primera campaña, y la distribución de los datos se ajusta a la distribución normal, lo que permitirá que los resultados de la estimación sean más precisos.

Tabla 1 Requisitos necesarios para el estudio geoestadístico.

Campaña	Coefficiente de variación (%)	Asimetría	Kolmogorov-Smirnov Valor-P	Regresión Lineal Múltiple Valor-P
03-04	27.23	0.438	0.347	0.4106
04-05	27.38	0.017	0.530	0.1699
05-06	22.19	0.062	0.736	0.5617
06-07	26.45	0.119	0.570	0.1320
07-08	26.84	-0.176	0.662	0.3861

3.2. Definición de los modelos de mejor ajuste para la estimación espacial de la variable

La distancia máxima de un par de observaciones en cada una de las campañas fue aproximadamente igual a 30 500m, por esta razón en el análisis variográfico el máximo valor que tomó el paso (h) fue de 15 250m, y se trabajó con un total de 10 intervalos para tener la mayor cantidad de pares en el análisis.

A partir de una comparación entre los semivariogramas omnidireccionales con una dirección de 0° y una tolerancia de 90° y los semivariogramas con direcciones de 0°, 45°, 90° y 135° con una tolerancia de 22.5° se determinó que la variable en todas las campañas tenía anisotropía geométrica, para esto se determinó un coeficiente de anisotropía igual a 2 según la relación existente entre las direcciones con mayor y menor alcance para realizar el ajuste. En la

Figura 3 se muestran los semivariogramas ajustados a los modelos esférico, exponencial y gaussiano, en cada una de las campañas.

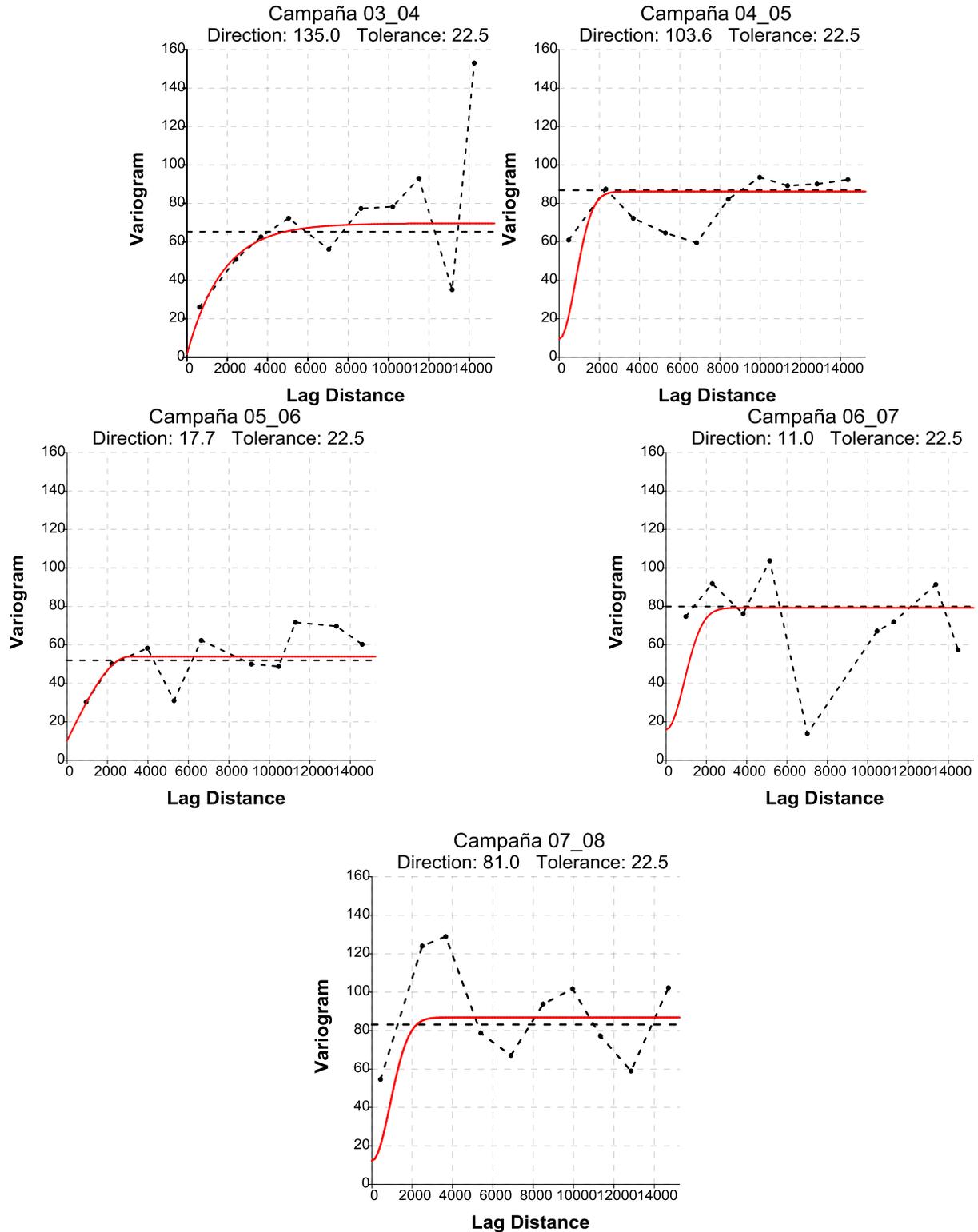


Figura 3 Semivariogramas ajustados de la intensidad de *Alternaria solani* Sor. en cada campaña.

El cálculo del coeficiente de determinación permitió encontrar los modelos de mejor ajuste de la variable para cada campaña lo que se muestra en la Tabla 2.

Tabla 2 Modelos que presentaron un mejor ajuste en cada campaña.

Campaña	Modelo	R ²	R ² Ajustado
03-04	1.58+68Exp(1770)	84.50	83.28
04-05	9.43+76.7Gau(1150)	75.70	73.73
05-06	10.2+43.7Sph(3070)	79.52	77.77
06-07	15.92+63.32Gau(1267.5)	79.13	77.52
07-08	12.25+74.59Gau(1281)	85.19	84.02

Los presentes resultados de modelación apoyados con los mapas de estimación permiten a la Sanidad Vegetal perfeccionar la estrategia de manejo de este agente nocivo del tomate en la EPP de Lajas para hacer un uso racional de los plaguicidas y de los recursos a partir de la repetitividad que va teniendo en el espacio o zonas de este territorio los índices más elevados en las diferentes campañas, así como dar recomendaciones con respecto a los riesgos de esta plaga si se van a incrementar las áreas del cultivo.

Se determinó que no se pudo emplear el mismo modelo para describir el comportamiento espacial de la variable en cada campaña, comportamiento que puede ser atribuido a cambios meteorológicos que influyeron sobre el agente nocivo o a cambios que pudieron realizarse en cuanto al manejo y control. Este resultado es similar al de [12] que para una misma variable en una plaga en el cultivo del mango obtuvo cambio de estructura en los modelos de los años 2000-2001 (esférico) con respecto a los de los años 2002-2003 (exponencial), según el autor por la posible implementación de nuevos métodos de control.

A partir de lo explicado se sugiere profundizar con otras investigaciones sobre esta base de datos para determinar si se pueden ajustar los datos de todos los años a un solo modelo matemático que permita hacer predicciones al futuro y no solo dentro de la misma campaña.

3.3. Validación de los modelos de mejor ajuste para cada campaña

Los mapas de estimación de la variable en cada campaña mostraron que la mayoría de los valores oscilan entre 30 y 35%, intervalo clasificado como intenso. Los valores más intensos mayores que el 45% se mostraron en todas las campañas excepto en la 03_04 y la 05_06, principalmente al sur del municipio Palmira y en los límites entre el municipio Lajas y Cruces. Los más ligeros entre 20 y 25% se observaron en el municipio de Lajas en la primera campaña (ver Figura 4).

La validación de los modelos para la variable muestreada permitió comprobar que los datos interpolados tienen una buena correlación con los observados al encontrarse este valor entre 0.90 y 0.94 para cada una de las campañas; la media de los residuos está próxima a cero, y el error cuadrático medio no se aproximó a cero pero se aproximó a la desviación estándar de la variable en cada campaña (ver Tabla 3).

Tabla 3 Criterios de validación de los modelos ajustados para la intensidad de *Alternaria solani* Sor.

Campaña	Modelo	Correlación Pearson	MEE	Desviación estándar	ECM
03_04	Exponencial	0.938	-0.0366	3.1799	9.8724
04_05	Gaussiano	0.903	-0.0066	4.5919	20.5719
05_06	Esférico	0.931	0.0393	3.2609	10.3628
06_07	Gaussiano	0.929	-0.0365	4.0843	16.2945
07_08	Gaussiano	0.939	0.1017	3.5081	12.0239

Los resultados obtenidos en esta investigación pueden utilizarse como apoyo al servicio de pronóstico fitosanitario que realiza la EPP de Lajas, los cuales pueden perfeccionarse con la información de los registros de los agentes nocivos y el resto de los estudios que se hagan en años venideros. La información existente en las EPP del Sistema Estatal de Protección de Plantas en el país constituye una gran oportunidad para realizar estudios como éste y perfeccionar los servicios de la Sanidad Vegetal en Cuba.

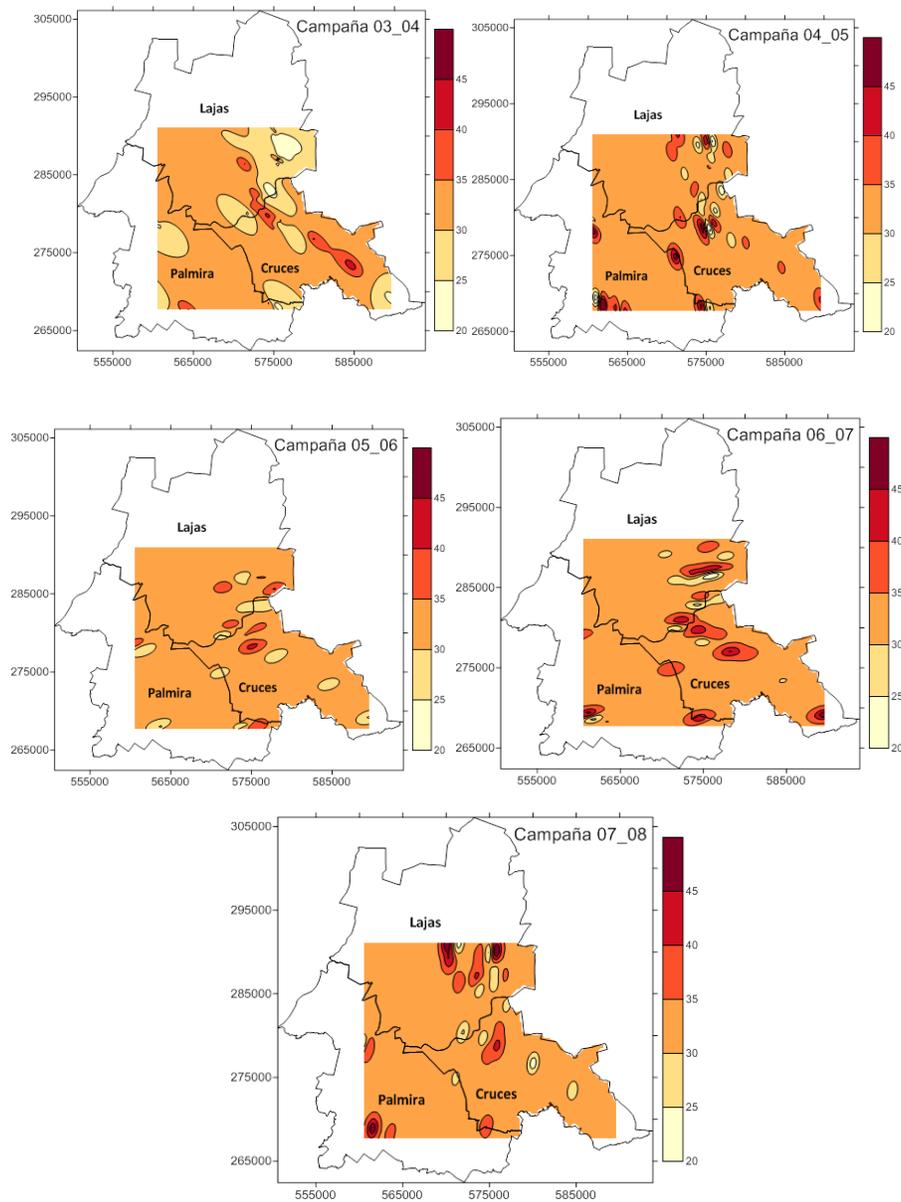


Figura 4 Mapas de estimación de la intensidad de *Alternaria solani* Sor. en cada campaña.

El estudio geostadístico de la intensidad de *Alternaria Solani* Sor. arrojó los siguientes resultados:

- El análisis exploratorio de los datos permitió comprobar el cumplimiento de los requisitos geostadísticos de la variable estudiada.
- La variable en cada una de las campañas presentó anisotropía geométrica y se pudo ajustar, con coeficientes de determinación mayores que el 75%, a diferentes modelos matemáticos: un exponencial, un esférico y tres gaussianos.
- Los mapas de estimación obtenidos a partir de los modelos de mejor ajuste mostraron que la mayoría de los valores de la variable intensidad de *Alternaria Solani* Sor. oscilan entre 30 y 35%.
- Los modelos que presentaron un mejor ajuste fueron validados con correlaciones mayores que 0.90, con media de los errores próximos a cero, y el error cuadrático medio se aproximó a la desviación estándar de la muestra.

REFERENCIAS

- [1] CASTAÑO, A. F., & VERGARA ELORZA, F. (2004): Simulación Geoestadística aplicada al modelamiento de yacimientos de petróleo. Ingeniero de Petróleo, Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín, Colombia. Disponible en http://digital.unal.edu.co/dspace/bitstream/10245/1203/1/3474407_15272213_2004.pdf
- [2] CIBA-GEIGY. (1981): **Manual de ensayos de campo en protección vegetal** (2da. ed.). Werner Püntener, División Agricultura, Suiza.
- [3] CNSAV. (2006): **Manual de funciones y procedimientos del sistema estatal de protección de plantas para las estaciones territoriales**. Ciudad de la Habana.
- [4] CUADOR, J. Q. (2002): **Elementos de Geoestadística**. Universidad de Pinar del Río.
- [5] DÍAZ, M. A. (2002): **Geoestadística Aplicada**. Instituto de Geofísica, UNAM, Instituto de Geofísica y Astronomía, CITMA.
- [6] EPP-Lajas. (2007): **Estación de Protección de Plantas. Informe de campaña del cultivo del tomate desde la campaña 2006-2007**. Cuba.
- [7] GIRALDO, R. (2005): Introducción a la geoestadística. Teoría y Aplicación. Facultad de Ciencias Departamento de Estadística, Universidad Nacional de Colombia. Disponible en http://www.reddeagriculturaprecision.unal.edu.co/doc/Publicaciones/LIBRO_%20DE%20GEOESTADISTICA-R%20Giraldo.pdf
- [8] INISAV. (1979): **Metodología de señalización y pronóstico de plagas y enfermedades en los cultivos**. MINAGRI, Cuba.
- [9] MÉNDEZ, J. (2008): Modelación de la distribución espacial de la precipitación en el Valle de la Ciudad de México usando técnicas geoestadísticas Máster en Ciencias, Institución de Enseñanza e Investigación en Ciencias Agrícolas, Colegio de Postgraduados, México. Disponible en <http://132.248.182.189/mdiaz/Tesis/2008/>
- [10] RAMÍREZ, J. F., GONZÁLEZ ANDÚJAR, J. L., OCETE, R., & LÓPEZ MARTÍNEZ, M.A. (2002): Descripción geoestadística de la distribución espacial de los huevos del mosquito verde *Jacobiasca lybica* (Bergenin & Zanon) (Homoptera: Cicadellidae) en viñedo: modelación y mapeo. **Bol. San. Veg. Plagas**, 28, 87-95.
- [11] RAMÍREZ, J. F., & PORCAYO, E. (2010): Estudio comparativo de la distribución espacial del muérdago enano (*Arceuthobium* sp.) en la ladera norte del Parque Nacional Nevado de Toluca, México. **Bosque**, 31, 28-38.
- [12] SOPÓ, G. (2004): **Análisis geoestadístico de la distribución de plagas en el cultivo de mango. Caso de Estudio: Granja Experimental de Chongón (CEDEGE)**. Título de Ingeniero en Estadística Informática, Escuela Superior Politécnica del Litoral, Guayaquil, Ecuador.
- [13] USANDIVARAS, J. C. (2006): Introducción a la Geoestadística. Nociones de Geoestadística. Disponible en <http://www.fcaglp.unlp.edu.ar/~jcu/estadistica/Nociones%20de%20geoestad%EDstica.pdf>