

Utilización de algoritmos genéticos para la optimización en el cálculo de variogramas basadas en celdas para la simulación de un yacimiento

Use of genetic algorithms for optimization in the calculation of cell-based variograms for the simulation of a reservoir

Carlos Portilla¹, Dennis Lucín¹, Carlos Malavé¹, Richard Baque¹,
Romel Erazo-Bone¹, Elvira Del Pezo¹, Juan Ramírez^{1,2}, Kenny Escobar-Segovia²

Forma de citar: Portilla, C., Lucín, D., Malave, C., Baque, R., Erazo-Bone, R., Pezo, E. D., Ramírez, J., & Escobar-Segovia, K. (2021). Utilización de algoritmos genéticos para la optimización en el cálculo de variogramas basadas en celdas para la simulación de un yacimiento. Revista fuentes, el reventón energético, 19(1), 7-19. <https://doi.org/10.18273/revfue.v19n1-2021002>

Resumen

La importancia de analizar la continuidad y regularidad de las características de un yacimiento está en desarrollar una mejor predicción de reservas de petróleo in situ, por lo tanto, es necesario conocer como estos parámetros van a estar dispersos. Incorporando la totalidad de la información de la que se dispone de la zona de estudio, realizamos el proceso de caracterización del reservorio que tiene como objetivo simular un modelo del yacimiento lo más cercano a la realidad posible. Para esto se aplica el análisis de los variogramas como técnica geoestadística, que permite analizar el comportamiento espacial de las variables regionalizadas o propiedades del reservorio. Para dicho cálculo se deben definir algunos parámetros como datos de entrada para el modelamiento.

En el presente trabajo se desarrolló un algoritmo que permita automatizar el cálculo de variogramas para la optimización de la selección de los parámetros que se necesitan para su ajuste en el modelamiento geoestadístico. Esta técnica consiste en la implementación de Algoritmos Genéticos (AG), probados por medio de la experimentación, que pueden ser utilizados para la optimización del cálculo de variograma basadas en celdas o malla.

La técnica de Algoritmos Genéticos (AG) explota la información histórica (memoria implícita) del reservorio, para considerar nuevas zonas de interés con alto potencial de almacenamiento de hidrocarburo, para lo cual se ha ido construyendo el algoritmo para que mejore el cálculo y el ajuste variográfico.

Palabras clave: Geoestadística, algoritmos genéticos (AG), variogramas.

Abstract

The importance of analyzing the continuity and regularity of the properties of a reservoir lies in developing a better prediction of oil reserves in situ, therefore, it is necessary to know how these parameters are going to be dispersed. Incorporating all the information available from the study area, we carry out the reservoir characterization process that aims to simulate a reservoir model as close to reality as possible. For this, the analysis of the variograms is applied as a geostatistical technique, which allows to analyze the spatial behavior of the regionalized variables or properties of the reservoir. For this calculation, some parameters must be defined as input data for the modeling.

In the present work, an algorithm was developed to automate the calculation of variograms for the optimization of the selection of the parameters that are needed for their adjustment in geostatistical modeling. This technique consists of the implementation of Genetic Algorithms (GA), tested through experimentation, which can be used to optimize the calculation of variogram based on cells or mesh.

¹ Universidad Estatal Península de Santa Elena, Facultad de Ciencias de la Ingeniería, La Libertad, Ecuador

² Escuela Superior Politécnica del Litoral, ESPOL, Campus Gustavo Galindo Km 30,5 Vía Perimetral, P.O. Box 09-01-5863, Guayaquil, Ecuador

The Genetic Algorithms (GA) technique exploits the historical information (implicit memory) of the reservoir, to consider new areas of interest with high hydrocarbon storage potential, for which the algorithm has been built to improve the calculation and adjustment variographic.

Keywords: Geostatistics, genetic algorithms (GA), variograms.

1. Introducción

Para el análisis de datos espaciales hay una gran variedad de métodos entre los cuáles se destaca el método geoestadístico. En este tipo de método resalta algunas herramientas estadísticas; métodos de simulación; kriging o de simulación condicional y otros tipos de aspectos que no dejan de centrarse en fundamentos probabilísticos comunes (Escobar-Segovia, Erazo-Bone, Chuchuca-Aguilar, Murillo, & Solórzano, 2019) (Erazo-Bone, y otros, 2018).

Para un modelamiento geoestadístico de un campo petrolero es preciso obtener los datos del yacimiento tales como: petrofísica; registros eléctricos; datos estructurales; entre otros, donde se incorpora toda la información según el parámetro y poder realizar el cálculo de variogramas para su posterior modelamiento geoestadístico. (Kelkar & Pérez, 2002)

El cálculo de variogramas es una técnica de análisis de correlación de variables regionalizadas, que debe ser implementada por personal capacitado y/o conocedor de este principalmente en la selección de los distintos parámetros a utilizar, lo que implica una alta dedicación de tiempo, convirtiéndose en una labor intensa y compleja para cualquier ingeniero de reservorios, ocasionando que muchas direcciones de búsqueda no sean cuantificadas con respecto a la correlación.

En este proyecto se desarrollará una metodología basada en algoritmos genéticos como técnica aplicada al análisis de correlaciones de las variables regionalizadas de manera formal y sistemáticamente, que permita resolver en forma óptima los problemas de cálculos variográficos para la caracterización de yacimientos, esto se realizará por medio del uso de una tecnología que ha venido siendo implementada en la última década en el área petrolera como lo es el programa de algoritmos genéticos vinculado a técnicas geoestadísticas y así mejorar la producción en los mismos (Escobar-Segovia, y otros, 2018) (Bone, Aguilar, & Segovia, 2016).

A través de esta metodología se busca realizar de manera eficiente la selección, cálculo y análisis variográfico, además de la optimización en costos pues

el modelo reduce incertidumbres y tiempo, descartando así la necesidad de realizar más estudios que impliquen el aumento de los gastos del proyecto. (Portilla, 2018)

2. Objetivo

Desarrollar una interfaz utilizando los macros de Excel que permita realizar el cálculo de variogramas y escoger automáticamente en el que mejor se ajusten los parámetros necesarios para crear las elipses de anisotropía de cualquier propiedad petrofísica o dato de un reservorio.

3. Georreferenciación de datos estacionarios

En estudios geoestadísticos clásicos que cuentan con entrada de datos georreferenciados exploratorios es común la utilización de diagramas de tallos, histogramas de frecuencias, etc., con la finalidad de localizar e identificar la forma, variabilidad y otras observaciones externas.

Las aplicaciones de gráficos de dispersión sirven para identificar la relación existente entre las variables, así como para detectar la tendencia de datos de la variable según su valor promedio (relación tomando en cuenta las coordenadas X, Y y la variable que se está midiendo).

Es importante resaltar que al momento de realizar el análisis geoestadístico se toma en consideración que el proceso sea estacionario, es decir que el valor promedio de la variable va a ser igual o constante en todos los puntos del área de estudio.

También se suele emplear para poder describir los datos espaciales la gráfica de datos clasificados según puntos de referencia (media, mediana, cuartiles) mediante las cuales se pueden comparar las zonas del sistema de estudio con respecto a la magnitud de cada variable.

4. Los Variogramas

Los variogramas son herramientas geoestadísticas utilizadas para capturar la relación espacial de diferentes variables, una de las características es que

nos ayuda a analizar el comportamiento espacial de una variable (propiedad) sobre una región dada y se muestra como dos valores en el espacio que se mantienen relacionadas. (Castaño & Vergara, 2004)

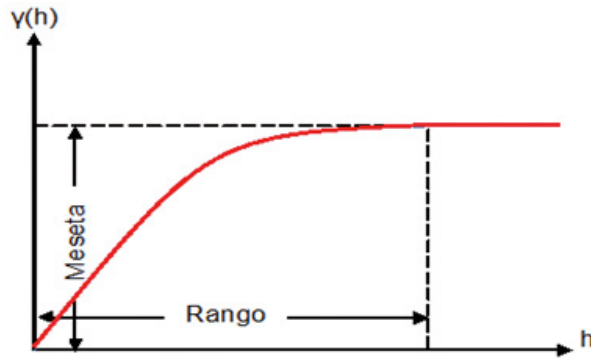


Figura 1. Variograma Modelo Esférico.

Los modelos teóricos se ajustan a variogramas experimentales y nos ayudan a entender los numerosos comportamientos en los cuales podemos encontrar a las variables en el espacio, la figura 1 muestra el modelo esférico con algunos elementos que la componen. Por lo tanto, los variogramas necesitan ser ajustados a un modelo, ya que, al ser un cálculo empírico, este sería inconcluso.

La idea de que al variograma se lo asocie a un modelo, es para definir las características notables que se aprecian en un variograma estimado, empleando modelos preestablecidos a partir de una ecuación que integre los requerimientos necesarios.

Las características más importantes en el modelado de estos variogramas son:

- a) Comportamiento en el origen.
- b) Presencia o ausencia de meseta.

5. Desarrollo del VariogramGenetics y diseño del algoritmo genético

La forma para ejecutar el algoritmo está basada en la teoría de la evolución, de tal forma que se optimiza el cálculo de variogramas. Para esto se resolvió realizar los cálculos en 4 direcciones o azimut distintas: 0°, 45°, 90° y 135°.

Se desarrolló una comparación entre el modelo teórico y el modelo con ajuste en el variograma experimental. Para los modelos teóricos se tomaron en cuenta los modelos más conocidos: Modelo Exponencial, Modelo Esférico, Modelo Gaussiano y el Modelo

Senoidal. (Figura 2). Para lograr el ajuste variográfico se definió una función que la denotamos como *Valfunc* (γ), que permite que el algoritmo encuentre el individuo idóneo, resolviendo de esta forma el problema del ajuste variográfico logrando la optimización de los cálculos ya mencionados. (Legrá & Atanes, 2010) (Giraldo, 2011)

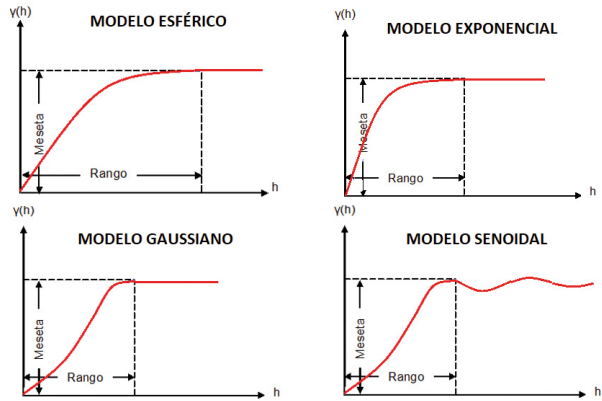


Figura 2. Modelos teóricos de variogramas.

El procedimiento de corrida del algoritmo comienza con algunos requisitos necesarios para que el algoritmo pueda funcionar, por lo tanto, es obligatorio el ingreso de la data en la interfaz “PRINCIPAL” tal y como se aprecia en la figura 3. Para esto, obviamente se debe tener a la mano la información necesaria de los pozos y las propiedades del campo (variable regionalizada) como por ejemplo la porosidad, y así continuar con el análisis correspondiente del comportamiento espacial de la propiedad dentro del reservorio, mediante la ayuda del algoritmo (Lucín & Malavé, 2015).

Cálculo de Variogramas en 2D

Generar distancias y direcciones

Graficar ubicación de los pozos

Ingreso de Parámetros del Algoritmo

Borrar

Pozos	Coordenada X	Coordenada Y	Valor de la propiedad

Distancia pozo a pozo	Dirección	Variabilidad

Figura 3. Interfaz Principal de Variogram Genetics.

Una vez ingresados los datos el botón “Generar distancias y direcciones”, tiene como finalidad examinar la información ingresada, establecer las distancias entre los pozos del campo y calcular su dirección, tomando como referencia el norte como 0°. A su vez, genera la variabilidad de la propiedad que presenta los pozos a la cual se está efectuando el cálculo.

Si se desea apreciar la distribución espacial de los pozos, el botón “Graficar ubicación de los pozos” representa la posición respectiva en un plano XY, de tal manera que el usuario distinga la orientación de los pozos en el reservorio. El botón “Ingreso de Parámetros del Algoritmo” nos traslada a una nueva interfaz (figura 4), donde son necesarios distintos parámetros para que el algoritmo se ejecute. (Lucín & Malavé, 2015)

Figura 4. Interfaz “Ingreso de Parámetros del Algoritmo”.

5.1 Parámetros para el cálculo de variogramas

Los parámetros requeridos están comprendidos van a estar dentro de un rango permisible. Estos límites comprenden la parte significativa e importante de VariogramGenetics, ya que contienen los rangos de valores que el algoritmo optimizará a medida que el software esté en ejecución. VariogramGenetics proporciona por default valores que el usuario podrá tomar a consideración para la ejecución del algoritmo

(Figura 5); estos valores van a depender de la cantidad, distribución y propiedad de cada pozo en el campo. En caso de que el usuario considere que estos valores no se ajustan o requiere valores diferentes, los límites pueden ser ingresados de forma manual. (Giraldo, 2011)

Límites de los Parámetros para el cálculo de Variogramas		
	Mínimo	Máximo
Valor del Lag	701,5103829	1044,802697
Tolerancia Angular	15	35
Tolerancia Lag	35	60
Ancho de Banda	746,2876413	7806
Sill	0,001	1
Alcance	746,2876413	11709

Figura 5. Ejemplo de rangos para el cálculo de variogramas generado por VariogramGenetics.

5.2 Parámetros de arranque del algoritmo

Para el funcionamiento interno del algoritmo se requerirá en gran medida de estos valores ya que los mismos ayudan a seguir el proceso de evolución de los parámetros anteriores mediante la optimización. Las variables que se consideran en este bloque son las siguientes:

“Tamaño de la población: Lo que nos indica la cantidad de individuos que el algoritmo creará, estructurados con los seis valores de las variables producidas en la sección “Parámetros para el cálculo de variogramas” (Valor del Lag, Tolerancia Angular, Tolerancia Lag y Ancho de Banda, Sill, Alcance) comprendido dentro de rangos correspondientes.

Número de Generaciones: Nos señala la cantidad de iteraciones máximas que se realizará sobre una población para lograr el proceso evolutivo. El algoritmo creará nueva población hasta encontrar una solución de optimización de las variables de acuerdo a la función objetivo (*Valfunc ()*).

Porcentaje de cruzamiento: Denota el porcentaje de la población sobre la que efectuará la operación de cruzamiento con el mejor individuo.

Porcentaje de mutación: Expresa la porción de individuos de la población sobre los que se efectuará la operación de Mutación (VariogramGenetics por defecto efectúa la operación de mutación de Tipo *Un solo punto*).

Tolerancia de la función objetivo: Indica el valor numérico al cual la función objetivo $Valfunc()$ deberá aproximarse.” (Lucín & Malavé, 2015)

VariogramGenetics proporciona por defecto ciertos valores (figura 6 muestra valores predeterminados de un campo petrolero) que el usuario podrá tomar como recomendación de uso para estos parámetros.

Parámetros de Arranque del Algoritmo	
Tamaño de la Población	50
Número de Generaciones	50
Porcentaje de Cruzamiento	70
Porcentaje de Mutación	10
Tolerancia de la función Objetivo	0,00001

Figura 6. Ejemplo de valores de parámetros de inicio del algoritmo generado por VariogramGenetics.

5.3 Diseño del algoritmo genético para el ajuste variográfico

El esquema se detalla en el flujograma de la figura 7, tomando en cuenta los siguientes aspectos:

Se genera la población inicial, luego se evalúa la adaptación de todos los individuos de esa población, se procede a la evaluación de un objetivo específico, se crea una nueva población efectuando cruces y mutaciones en los individuos en la que esta acaba de ser medida, para luego ser reemplazada por la antigua población e iterar usando la nueva población, hasta que se cumpla con el objetivo planteado.

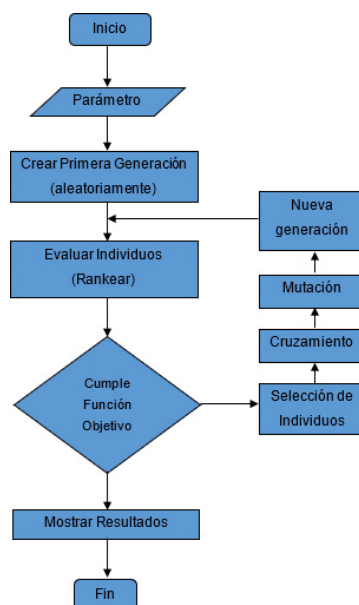


Figura 7. Flujograma del Algoritmo Genético.

5.4 Función objetivo del algoritmo

La función objetivo de VariogramGenetics es el ajuste matemático y gráfico del variograma experimental con respecto al modelo teórico. De esta manera el algoritmo generará el ajuste en 4 direcciones distintas para los 4 modelos teóricos propuestos. Las direcciones en las que se efectuarán los cálculos son los siguientes:

Variograma Experimental:

- Variograma a 0° (N)
- Variograma a 45° (N-E)
- Variograma a 90° (E)
- Variograma a 135° (E-S)

El variograma experimental realiza el cálculo con los parámetros de los primeros cuatros genes (Valor del Lag, Tolerancia Angular, Tolerancia Lag y ancho de banda) una vez que se encuentra el valor real en la tabla de equivalencias referente a su valor binario correspondiente al individuo. De este cálculo se genera el valor de cada lag (distancias) y el valor del variograma a esa distancia ($\gamma(h)_e$) teniendo como resultado el variograma experimental. (Giraldo, 2011)

Con estos valores de cada lag computados en el variograma experimental, se procede a la elaboración de los valores ($\gamma(h)_i$) correspondiente al modelo teórico; este funciona con los valores de los dos últimos genes (Sill, Alcance), manejando la ecuación que corresponde a cada modelo.

Para cada modelo teórico se utilizaron las siguientes ecuaciones:

- Modelo Esférico

$$\gamma(h) = C \left[\left(\frac{3h}{2a} \right) - \left(\frac{h^3}{2a^3} \right) \right] \text{ para } h \leq a \quad (1)$$

- Modelo Exponencial

$$\gamma(h) = C \left[1 - \exp \left(-\frac{3h}{a} \right) \right] \quad (2)$$

- Modelo Gaussiano

$$\gamma(h) = C \left[1 - \exp \left(-3 \frac{h^2}{a^2} \right) \right] \quad (3)$$

- Modelo Senoidal o efecto agujero

$$\gamma(h) = C \left(1 - \frac{\text{Sen}(ah)}{ah} \right) \quad (4)$$

Dónde:

C: meseta.
h: distancia.
a: alcance.

Mientras que para el variograma experimental se utilizó la ecuación:

$$\bar{\gamma}(h)_e = \frac{\sum (Z(x+h) - Z(x))^2}{2h} \quad (5)$$

Donde:

$Z(x)$: valor de la variable en un sitio x .

$Z(x+h)$: valor muestral separado del anterior por una distancia h

h : número de parejas que se encuentran separadas por dicha distancia. (Giraldo, 2011)

Después de esto, se procede a evaluar los resultados a una función objetivo. Para facilitar la comprensión se decidió instaurar la función objetivo, llamada *Valfunc* (), de manera tal que la sumatoria de las diferencias entre los puntos del variograma experimental ($\gamma(h)_e$) y el modelo teórico ($\gamma(h)_t$) sea menor o igual a la tolerancia de la función (valor por defecto de VariogramGenetics o ingresado por usuario). De esta forma el modelo matemático queda establecido así:

$$Valfunc = \sum (\gamma(h)_e - \gamma(h)_t) \leq Toler. \quad (6)$$

Donde:

Valfunc: función objetivo (parámetro que permite el ajustamiento gráfico).

$\gamma(h)_e$: Valor del variograma experimental a determinadas distancias (h).

$\gamma(h)_t$: Valor del modelo teórico a determinadas distancias (h).

La figura 8 muestra el modo de correlación de la función objetivo. Las flechas (rojas) indican la diferencia que existe entre el variograma experimental (puntos) y el modelo teórico (curva); de esta forma al establecer la sumatoria de esas diferencias se busca que sea menor o igual a un valor de tolerancia ingresado, luego se ajustan estas dos gráficas resolviendo el problema por ajuste variográfico mediante el uso del algoritmo genético. Cabe recalcar que en diversos softwares esta operación se realiza manualmente de forma no muy precisa. (Lucín & Malavé, 2015)

En lo que concierne al ajuste variográfico, hay que saber que los primeros lags (puntos) deben estar mejor ajustados que el restante con la curva del modelo teórico, es decir los lag deben de estar dentro del rango o alcance donde la sumatoria de las diferencias sean mínimas.

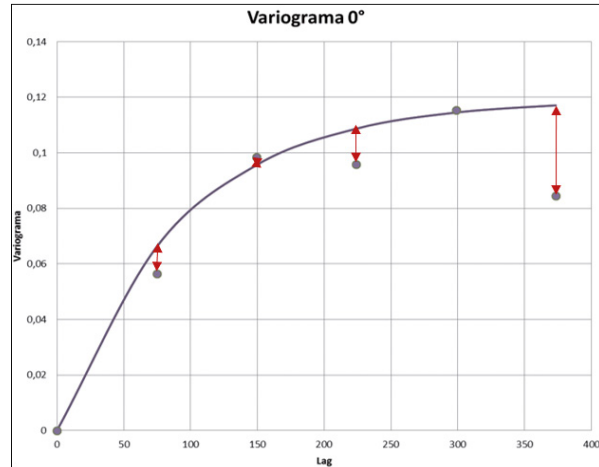


Figura 8. Modo de correlación de la función objetivo.

Debido a esta situación se estableció la multiplicación a la función objetivo por 0.9, a la primera mitad de la sumatoria y la mitad restante multiplicarla por 0.1, de manera que la ecuación determinada para la función objetivo tomaría la siguiente forma:

$$Valfunc = \left[\sum_{h=1}^{n/2} (\gamma(h)_e - \gamma(h)_t) \right] * 0.9 + \left[\sum_{h=n/2+1}^n (\gamma(h)_e - \gamma(h)_t) \right] * 0.1 \leq Tolerancia \quad (7)$$

Donde:

Valfunc: función objetivo (parámetro que permite el ajustamiento gráfico).

$\gamma(h)_e$: Valor del variograma experimental a determinadas distancias (h).

$\gamma(h)_t$: Valor del modelo teórico a determinadas distancias (h).

n : puntos de la gráfica (tantos del variograma experimental como del modelo teórico).

h : Distancias (lag).

Si el valor de la función objetivo (por cada uno de los individuos) no cumple con el requerimiento establecido (mayor a la tolerancia), VariogramGenetics realiza un proceso de ranqueo, que no es más que un ordenamiento, es decir realiza una categorización en la población desde el mejor individuo hasta el peor dependiendo del valor de su función (de menor a mayor).

5.5 Interfaz de resultados variográficos

VariogramGenetics realiza el ajuste en cuatro direcciones para cada uno de los modelos teóricos mencionados anteriormente. Por lo tanto, el algoritmo se ejecutará y establecerá 16 respuestas, siendo cada una la representativa (de acuerdo a la tolerancia) para cada método.

El software empieza con el variograma en la dirección de 0° y el modelo esférico; una vez encontrado el mejor individuo el algoritmo pasará al siguiente modelo con el mismo variograma y de este modo termina con el último modelo. Luego de ello comenzará a optimizar los parámetros para el siguiente variograma y modelos hasta llegar al último variograma que es el de 135°.

Una vez finalizado el ajuste para los cuatro variogramas y modelos el algoritmo pasará a imprimir los resultados de los 25 mejores individuos (por dirección y modelo teórico) tal cual se muestra en la figura 9. (Lucín & Malavé, 2015)

5.6 Resultados de las elipses de anisotropías

Variogram Genetics muestra automáticamente resultados de elipses de anisotropía escogiendo el mejor individuo y graficando para cada dirección el mismo modelo, es decir graficará cuatro elipses por modelo; esta se encuentra en la interfaz “Elipses de anisotropías”. (Gañán, 2014)

La figura 10 muestra las gráficas de un ejemplo de elipses de anisotropía por modelo teórico con el resultado de las direcciones calculadas (0°, 45°, 90° y 135°), mientras que para las direcciones de (180°, 225°, 270° y 315°) son los mismos valores de las primeras cuatro direcciones, esto se debe a que al ser calculada por las ecuaciones el resultado será igual ya que son direcciones opuestas. Cabe recalcar que el usuario puede tomar a consideración el resultado de las elipses de anisotropía, pero puede tomar resultados de otros ajustes de la interfaz “Gráfica Result” según su criterio, y así formar las nuevas elipses de anisotropías. (Lucín & Malavé, 2015)

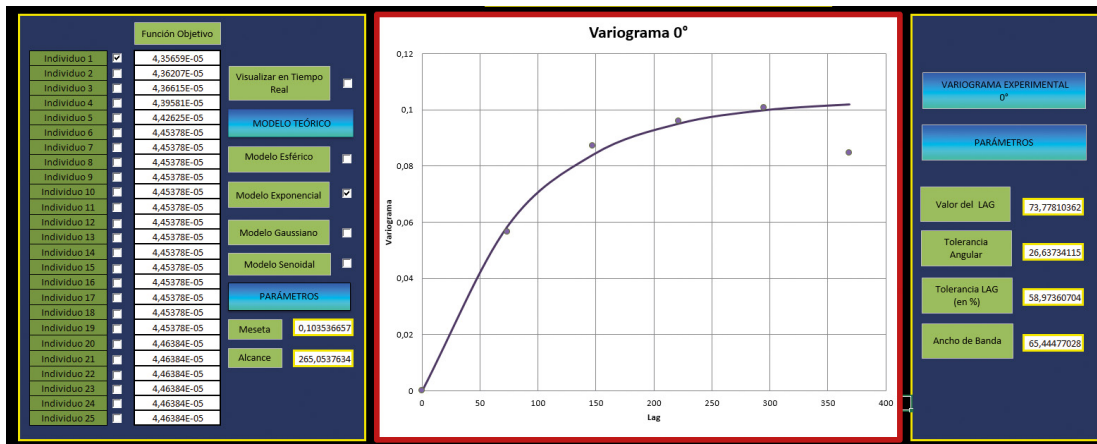


Figura 9.-Interfaz “Gráficas Result”.

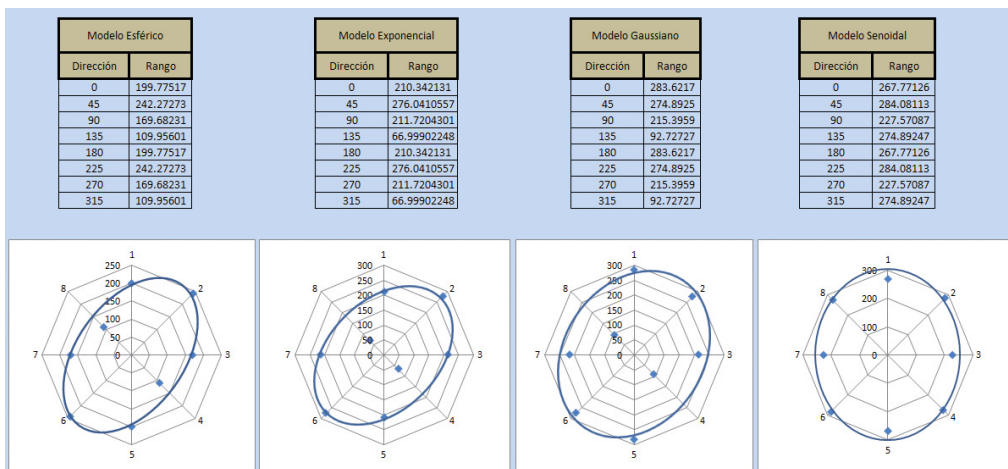


Figura 10. Elipses de Anisotropías creados con Variogram Genetics.

6. Ejecución del diseño del algoritmo en el modelamiento geoestadístico y resultados

6.1 Caso de estudio

Para exponer la funcionalidad de VariogramGenetics, se ha escogido la data correspondiente a un campo del oriente ecuatoriano (datos reales), al mismo que designamos como campo “UPSE”, del cual se requerirá de toda la data necesaria para el algoritmo. El campo “UPSE” tiene un total de 106 pozos, produce 45.153 barriles diarios en 97 pozos productores; la producción viene principalmente de las arenas U inferior y T inferior, a pesar de que son pocos se pueden encontrar pozos que producen de las arenas Basal Tena, U superior y T Superior. La arena en la que se realizará el análisis variográfico usando el software es la arena U inferior. En la tabla 1 se muestran algunos de los datos de ingreso en la interfaz “Principal” de Variogram Genetics del campo propuesto y la propiedad a modelar es la porosidad (Mondavi & Sanclemente, 2015). Luego se computaron todas las distancias, direcciones y variabilidades posibles del campo. Obteniendo un total de 11.130 distancias y direcciones posibles en el campo, donde la mayor distancia presente fue de 23.418 metros y la menor distancia existente fue de 483 metros. El promedio calculado de las distancias a la que se encuentran los pozos es de 696,35 metros.

Tabla 1. Ejemplo de Información de ingreso del campo “UPSE”.

Pozos	Coordenada X	Coordenada Y	Valor de la propiedad
Pozo 1	317628,57	9981183,06	0,16812
Pozo 2	316858,54	9985992,09	0,13601
Pozo 3	316673,81	9976174,82	0,23652
Pozo 4	316573,88	9972197,07	0,20073
Pozo 5	316445,67	9979157,98	0,1749
Pozo 6	316639,76	9978512,21	0,20668
Pozo 7	317613,09	9978632,21	0,19938
Pozo 8	315571,97	9981183,06	0,19607
Pozo 9	314567,85	9985992,09	0,14539
Pozo 10	315506,76	9976174,82	0,16966
Pozo 11	317693,38	9972197,07	0,17327
Pozo 12	318569,25	9979157,98	0,16006
Pozo 13	319633,25	9972197,07	0,15565
Pozo 14	317562,21	9979157,98	0,15123
Pozo 15	316451,21	9978512,21	0,14682
Pozo 16	318642,26	9978632,21	0,14241
Pozo 17	316664,35	9981183,06	0,13825
Pozo 18	317693,38	9985992,09	0,13358
Pozo 19	318569,25	9976174,82	0,12917
Pozo 20	319633,25	9972197,07	0,12476
Pozo 21	317562,21	9979157,98	0,12034
Pozo 22	317693,38	9972197,07	0,11593
Pozo 23	318569,25	9979157,98	0,11152
Pozo 24	319633,25	9978512,21	0,10712
Pozo 25	317562,21	9978632,21	0,10269
Pozo 26	317562,21	9979157,98	0,098283

La etapa de ingreso de los datos de las variables en el algoritmo, tanto los límites para el cálculo de variogramas como para el arranque del algoritmo visto en la figura 11 es generado por defecto por Variogram Genetics. (Lucín & Malavé, 2015)

Límites de los Parámetros para el cálculo de Variogramas		
	Mínimo	Máximo
Valor del Lag	654,5722461	974,8948347
Tolerancia Angular	15	35
Tolerancia Lag	35	60
Ancho de Banda	696,3534533	7806
Sill	0,001	1
Alcance	696,3534533	11709

Parámetros de Arranque del Algoritmo	
Tamaño de la Población	50
Número de Generaciones	50
Porcentaje de Cruzamiento	70
Porcentaje de Mutación	10
Tolerancia de la función Objetiva	0,00001

Figura 11. Límites para el cálculo de variogramas y Parámetros de Arranque proporcionado por Variogram Genetics para el campo “UPSE”.

Se estableció trabajar con límites del valor de lag de 654,57 a 800. Para el inicio del algoritmo se modificó el número de generaciones a 60, porcentaje de cruzamiento a 65, porcentaje de mutación a 8 y una tolerancia de 0,0001. Con los parámetros ya ingresados se procedió al arranque del algoritmo. (Parra, 2011)

Debido a que la tolerancia resultó ser muy baja, el programa no pudo obtener una solución óptima para el variograma de 0° y 135°, así que eligió la respuesta al que mejor se ajustó en esa dirección. Los métodos de interpolación se pueden validar mediante el campo y mediante la validación cruzada. La primera consiste en realizar una comparación entre las muestras que se interpolan y las muestras nuevas que se obtienen en el campo luego del análisis geoestadístico; de este modo mientras se presente mayor similitud en los valores quiere decir que es más efectiva la predicción. Mientras que la validación cruzada permite realizar una comparación entre los porcentajes de las variables interpoladas con las variables reales; entre más similitud presenten estos valores supondrá una mejor efectividad en la predicción de datos. Para el presente trabajo se implementó la técnica de validación cruzada. Los resultados de cada dirección y por modelo correspondiente al mejor individuo se presentan en la tabla 2.

Tabla 2. Resultados de las optimizaciones del Algoritmo.

Dirección	Modelo	Valor del Lag	Tolerancia Angular	Tolerancia Lag	Ancho de Banda	Sill	Alcance
Variograma 0°	Esférico	66,73998045	19,32062561	59,97556207	85,71847507	0,108419355	240,8944282
	Exponencial	66,82991202	16,72043011	51,05571848	130,1955034	0,091818182	273,973607
	Gaussiano	64,40175953	29,81915934	39,66764418	74,77028348	0,103536657	181,627566
	Senoidal	69,6627566	16,73998045	57,94721408	134,0273705	0,061545455	68,60703812
Variograma 45°	Esférico	68,9657869	33,02541544	42,40469208	141,0068426	0,064475073	96,63245357
	Exponencial	69,05571848	33,18181818	35,8797654	80,65493646	0,069357771	124,4281525
	Gaussiano	68,67350929	33,31867058	45,72825024	86,12903226	0,066428152	79,17399804
Variograma 90°	Senoidal	68,78592375	33,02541544	47,29227761	118,1524927	0,067404692	72,28250244
	Esférico	53,20527859	20,63049853	39,76539589	189,7262952	0,118184751	285,000000
	Exponencial	63,36754643	26,47605083	59,92668622	115,6891496	0,113302053	284,7702835
Variograma 135°	Gaussiano	62,17595308	16,58357771	48,26979472	132,6588465	0,116231672	209,6529814
	Senoidal	64,28934506	29,99511241	59,21798631	130,3323558	0,083029326	152,4535679
	Esférico	67,18963832	32,90811339	58,72922776	74,63343109	0,134785924	250,7722385
Variograma 135°	Exponencial	67,18963832	34,23753666	58,55816227	160,1661779	0,134785924	285,000000
	Gaussiano	67,09970674	35,00000000	58,97360704	179,4623656	0,129903226	176,5738025
	Senoidal	67,30205279	33,90518084	59,53567937	102,4144673	0,114278592	139,5894428

Se obtuvo que para el variograma en la dirección 0° el modelo que mejor se ajustó fue el Esférico, con valor de la función objetivo de 0,000240527 (figura 12).

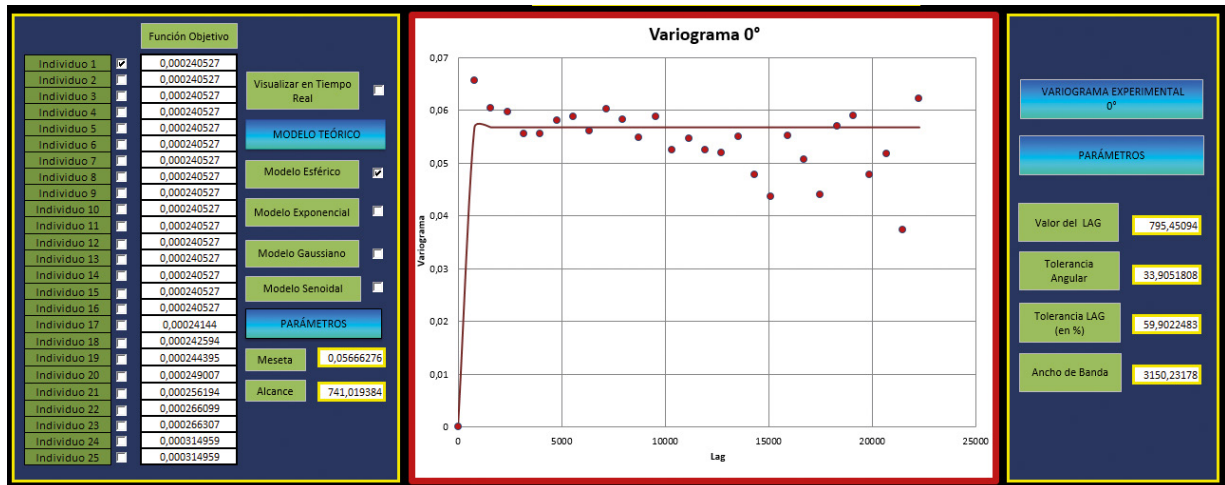


Figura 12. Principal ajuste (Esférico) en el variograma 0° del campo “UPSE”.

Para la dirección 45° el modelo que mejor se ajusta es el modelo Exponencial con una diferencia entre las dos gráficas de 9,68206E-05 (Figura 13).

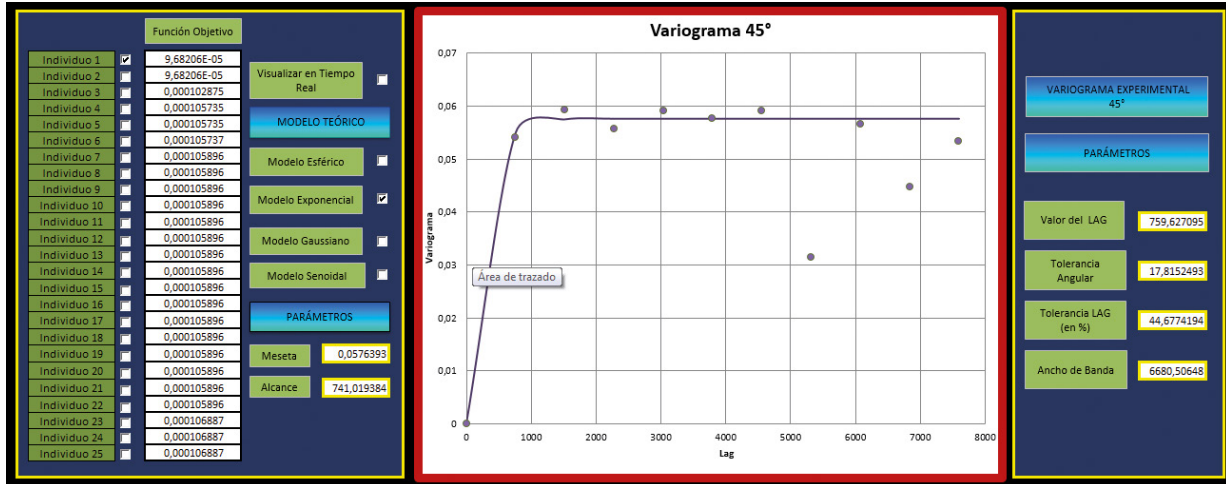


Figura 13. Principal ajuste (Exponencial) en el variograma 45° del campo “UPSE”.

En la dirección 90° el modelo que más coincide con el variograma experimental fue el Esférico (figura 14) con un valor de la función de 4,00711E-05.

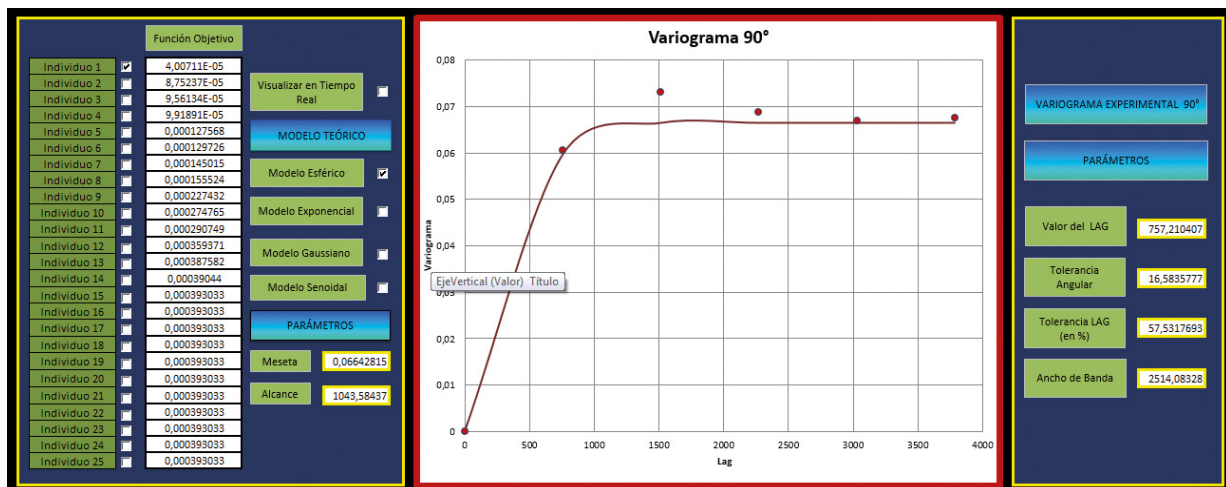


Figura 14. Principal ajuste (Esférico) en el variograma 90° del campo “UPSE”.

Y en el modelo Exponencial fue el que mejor se ajustó al variograma en la dirección 135° con una diferencia de 0,000145761 (figura 15).

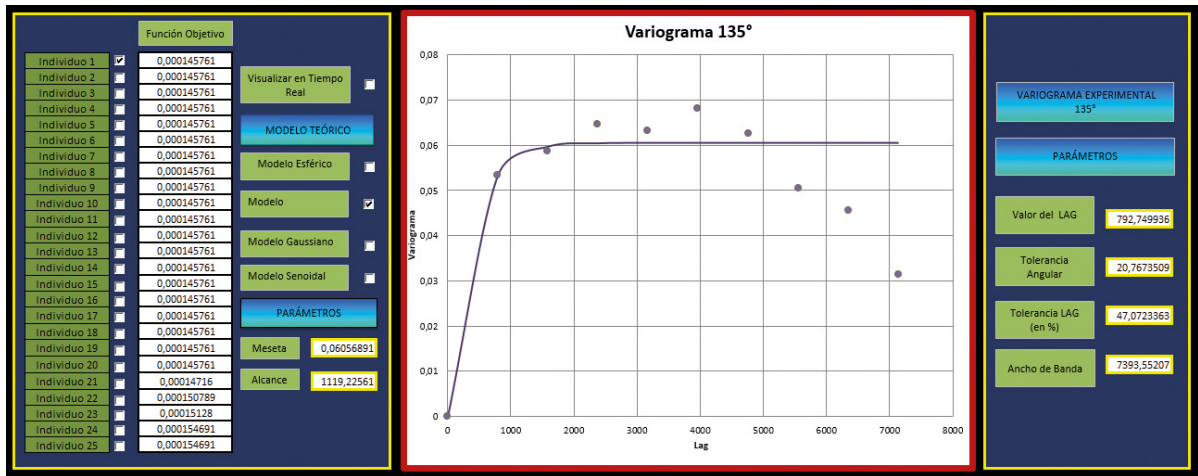


Figura 15. Principal ajuste (Exponencial) en el variograma 135° del campo “UPSE”.

7. Análisis de resultados de las elipses de anisotropías del campo “UPSE”

Con ayuda de los ajustes de estos variogramas se obtienen los valores como el alcance y meseta de acuerdo con el modelo teórico, números necesarios para la construcción de las elipses de anisotropía del campo “UPSE”; a partir de ellas obtenemos parámetros como rango mayor, menor y dirección preferencial de la elipse.

Las figuras 16 y 17 muestran las elipses construidas a partir del alcance resultante del ajuste, estas fueron realizadas por el modelo teórico.

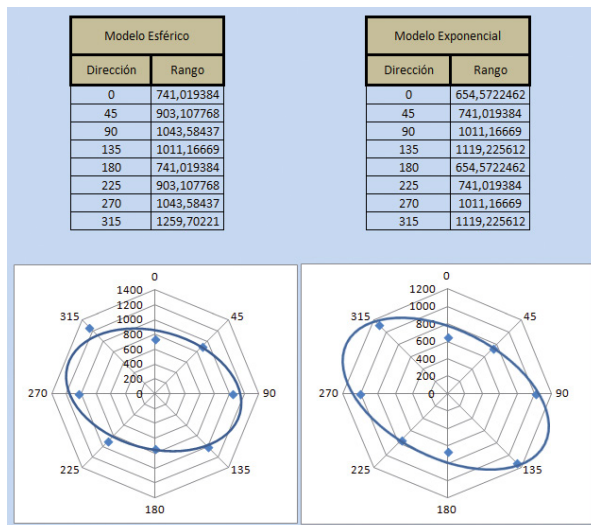


Figura 16. Elipses de anisotropía del campo “UPSE”.

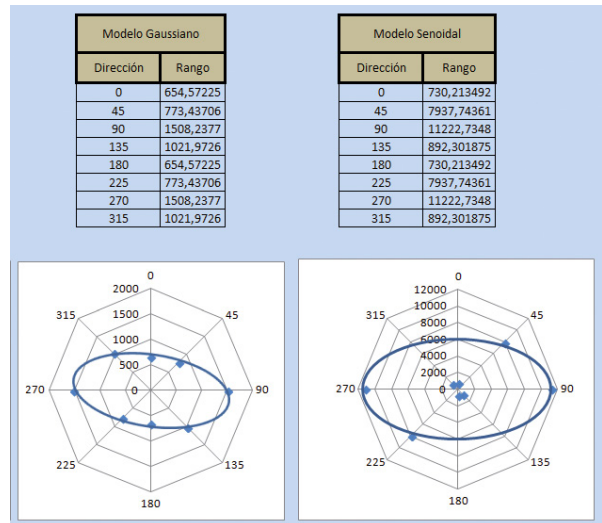


Figura 17. Elipses de anisotropía del campo “UPSE”.

Posteriormente se obtuvo la elipse de anisotropía con los modelos que mejor se ajustaron a la dirección de 0°, 45°, 90°, y 135° (figura 18).

Con estos valores de las elipses se puede distinguir la tendencia preferencial de los datos, es decir, hacia donde fueron arrastrados los sedimentos o la propiedad que se está evaluando, de esta manera de acuerdo a los resultados obtenidos se puede observar que la predisposición preferencial de la arena U del campo UPSE tienen una orientación Este-Oeste de (252°).

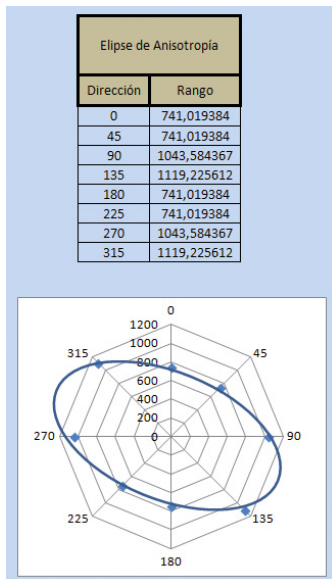


Figura 18. Elipses de anisotropía del mejor ajuste del campo "UPSE".

De esta forma concuerda lo mostrado por el algoritmo con el resultado del análisis sedimentológico sobre la tendencia deposicional (dirección) del campo. La figura 19 además muestra visualmente la orientación en donde los valores son semejantes, tendencia que resulta en una orientación aproximadamente igual al resultado obtenido por el algoritmo. (Hernández, Gallard, & Días, 2011)

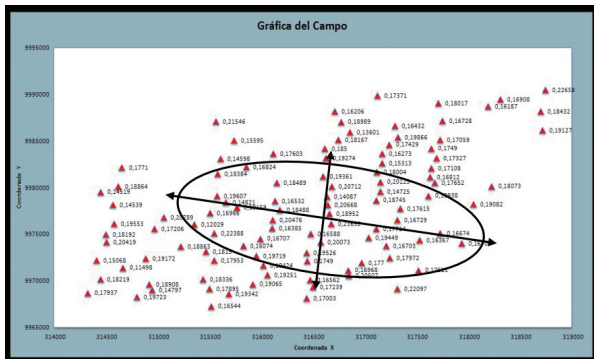


Figura 19. Análisis de la dirección preferencial de la porosidad en la arenisca U del campo "UPSE".

El análisis sedimentológico realizado a varios núcleos de la arena U, mostraba en general la tendencia deposicional, definido por el tipo de ambiente de depositación.

De esta forma y con lo mostrado en la distribución de la porosidad, es decir en qué dirección los valores son uniformes, se indicó y contrastó los resultados alcanzados tanto del análisis como lo logrado con el algoritmo. (Lucín & Malavé, 2015)

8. Conclusión

Los cálculos efectuados del algoritmo genético han probado dar un mejor ajuste variográfico, donde no se tenía conocimiento de cuál era la combinación de valores que lleva a una solución óptima.

Se consigue un equilibrio entre la eficacia y la eficiencia. Este equilibrio es configurable mediante los parámetros y operaciones usados en el algoritmo. Así, por ejemplo, bajando el valor de la tolerancia de la función objetivo conseguiremos una rápida solución a cambio de perder "calidad", es decir, se obtendrá un ajuste variográfico no tan óptimo. Si aumentamos dicho valor, tendremos una mejor solución a cambio de un mayor tiempo consumido en la búsqueda. Por lo tanto, obtenemos una buena relación entre la calidad de la solución y el tiempo.

El resultado de la orientación de la elipse de anisotropía efectuado por el algoritmo genético reflejó la misma orientación preferencial deposicional de la arenisca "U" que se detalló en el análisis sedimentológico del campo "UPSE".

La distribución espacial de los datos calculados en las elipses de anisotropía y los datos de distribución de porosidad muestran concordancias en la tendencia preferencial de los datos, por lo tanto, se puede decir que el algoritmo funcionó correctamente.

9. Recomendaciones

Es de inevitable importancia tener la data del campo donde se va a realizar el análisis variográfico mediante el algoritmo. Esto nos ayudará a que los resultados sean más efectivos.

Se sugiere que para el ingreso de los parámetros del algoritmo se opere con los valores determinados por el programa para el valor del lag, de esta forma se asevera que se disponga de la mayor cantidad de lag para el cálculo de variograma experimental.

Ejecutar el algoritmo con un porcentaje de mutación menor al 15% para poblaciones pequeñas y un 10% para poblaciones grandes.

10. Agradecimientos

Al Laboratorio de Simulación de Yacimientos de la Universidad Estatal Península de Santa Elena, y a la Facultad de Ciencias de la Ingeniería.

Referencias Bibliográficas

- Bone, R., Aguilar, F., & Segovia, K. (2016). New challenges in construction and production prediction using multilateral well to develop Ecuadorian oilfield in. *Society of Petroleum Engineers - SPE Trinidad and Tobago Section Energy Resources Conference*. Trinidad and Tobago : Society of Petroleum Engineers.
- Castaño, A. F., & Vergara, F. (2004). *Simulación geoestadística aplicada al modelamiento de yacimientos de petróleo, Tesis Ingeniería en Petróleos*. Universidad Nacional de Colombia.
- Erazo-Bone, R., Escobar-Segovia, K., Arcentales-Bastidas, D., Vargas-Gutiérrez, X., Arreaga-Arévalo, A., & Román-Aguilar, A. (2018). Optimization of the drilling parameters in low angle wells by the application of statistical analysis. *Proceedings of the LACCEI international Multi-conference for Engineering, Education and Technology*. Jamaica: LACCEI.
- Escobar-Segovia, K., Erazo-Bone, R., Chuchuca-Aguilar, F., Murillo, Y., & Solórzano, F. (2019). Análisis multivariable para la selección de las mejores zonas productivas de la formación Santo Tomás, sección 68, campo Gustavo Galindo Velasco. *Fuentes el Reventon Energetico*, 47-54.
- Escobar-Segovia, K., Erazo-Bone, R., Portilla-Lazo, C., Arcentales-Bastidas, D., Chuchuca-Aguilar, F., Cedeño-Macias, D., . . . Uguña-Guachilema, E. (2018). New challenge to optimize wells drilling using the geomechanical model design. *Proceedings of the LACCEI international Multi-conference for Engineering, Education and Technology*. Lima: LACCEI.
- Gañán, J. (2014). *Caracterización de un reservorio aplicando técnicas geoestadísticas para un Campo del Distrito Amazónico. Tesis Ingeniería en petróleo*. Quito, Ecuador: Escuela Politécnica Nacional.
- Giraldo, R. (2011). *Introducción a la Geoestadística teoría y aplicación*. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia.
- Hernández, J., Gallard, R., & Días, J. (2011). *Algoritmos genéticos y su aplicación en optimización de redes. Tesis de Maestría*. La Plata, Argentina: Universidad Nacional de La Plata.
- Kelkar, M., & Pérez, G. (2002). Applied Geostatistics for Reservoir Characterization. *Society of Petroleum Engineers*, 226-238.
- Legrá, A., & Atanes, D. (2010). Variogramas adaptativos: un método práctico para aumentar la utilidad del error de estimación por kriging. *Minería y Geología*, 26(4), 53-78.
- Lucín, D., & Malavé, C. (2015). *Implementación de algoritmos genéticos para optimizar el cálculo de variogramas en técnicas geoestadísticas. Tesis de Ingeniería en Petróleo*. La Libertad, Ecuador: Universidad Península de Santa Elena.
- Mondavi, D., & Sanclemente, E. (2015). *Implementación de Algoritmos Genéticos Para la Optimización de Parámetros de Yacimiento Mediante Curvas de Producción de Pozos Seleccionados en un Campo del Oriente Ecuatoriano, Tesis Ingeniería en Petróleo*. Guayaquil, Ecuador: Escuela Superior Politécnica del Litoral.
- Parra, A. (2011). *Adaptación De Algoritmo De Sintesis De Texturas Para Simulación Geoestadística De Múltiples Puntos Condicionada. Tesis de Master en Computación*. Chile: Universidad de Chile.
- Portilla, C. (2018). *Modelo geoestadístico integrado a partir de la interpretación de datos de pozos para un campo petrolero ecuatoriano. Tesis de Maestría*. Lima, Perú: Universidad Nacional Mayor de San Marcos.

Fecha de recepción: 4 de diciembre de 2018

Fecha de aceptación: 30 de mayo de 2021
