

APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS COMO HERRAMIENTA DE OPTIMIZACIÓN EN LA UBICACIÓN DE POZOS DE DESARROLLO Y EN EL TRAZADO DE LOS CANALES EN YACIMIENTOS DE DEPOSITACIÓN FLUVIAL

Eduardo-Alejandro Idrobo¹, Nicolás Santos Santos² y Héctor-Hugo Pérez Vega*³

¹Schlumberger - Angola

²UIS – Universidad Industrial de Santander - Grupo de Modelamiento de Procesos Hidrocarburos (GMPH), Bucaramanga, Santander

³ECOPETROL S. A. Instituto Colombiano del Petróleo, A.A. 4185 Bucaramanga, Santander, Colombia
e-mail: hperez@ecopetrol.com.co

(Recibido Junio 16 de 2005; Aceptado Diciembre 16 de 2005)

La optimización de la explotación de un campo petrolero requiere de la implementación de las más avanzadas técnicas para el incremento de su producción, entre las que se destaca la perforación de nuevos pozos de desarrollo (*infill wells*). Definir la ubicación más adecuada de estos pozos es un proceso complejo, debido a las diversas características geológicas del yacimiento y a la alta incertidumbre asociada a la distribución espacial de las unidades de flujo almacenadoras de hidrocarburos. En este artículo se presenta el desarrollo de una metodología alternativa y novedosa de simulación, que permite la ubicación de canales de flujo mediante la integración de modelamiento geostatístico y computación evolutiva. La arquitectura del modelo geológico es definida por variables codificadas en un sistema binario, que conforman los cromosomas del algoritmo genético y que representan las facies características de un yacimiento de origen fluvial (arenas de canal – *channels sand*, barras de canal - *point bars*, arenas de desborde - *natural levee*, arenas de inundación - *crevasse splay* y depósitos de arcilla - *floodplain shale*). Como producto de la optimización del algoritmo genético, se obtiene un modelo de facies en el que se identifica el mejor trazado de los canales dentro del yacimiento, permitiendo un mayor conocimiento de la distribución espacial de las unidades de flujo y de las zonas de acumulación de hidrocarburos. La correcta implementación de esta herramienta de simulación facilita la localización de los puntos más adecuados para la perforación de nuevos pozos de desarrollo, el cañoneo de nuevos intervalos, programas de recañoneo, y/o la implementación de procesos de recobro mejorado, etc., llevando a maximizar el factor de recobro de hidrocarburos en yacimientos maduros.

Palabras claves: algoritmo genético, geostatística, yacimiento fluvial.

* A quien debe ser enviada la correspondencia

Optimization of the exploitation of an oil field requires implementing the most advanced techniques aimed at the increase of its production. Among them, drilling new development wells (infill wells) stands out. Defining the most adequate location for such wells is a complex process, due to diverse geological characteristics of the reservoir, and to the high uncertainty associated to the spatial distribution of the hydrocarbon storing flow units. This article presents the development of an alternative and innovative simulation alternative, which allows locating flow channels by means of integrating geo-statistical modeling and evolutionary computation. The architecture of the geological model is defined by variables which are coded in a binary system, which represent the chromosomes of the genetic algorithm, and represent the characteristic facies of a reservoir with fluvial origin (channel sand, point bars, natural levee, crevasse splay, and floodplain shale). As the product of the genetic algorithm optimization, a facies model is obtained, in which the best channel layout is obtained within the reservoir, allowing better knowledge of the spatial distribution of flow units and the hydrocarbon accumulation zones. The correct implementation of this simulation tool facilitates the location of the most adequate sites for the implementation of infill well drilling, new zone perforating, re-perforating programs and enhanced oil recovery process, carrying to maximization of hydrocarbon recovery factor in mature reservoirs.

Keywords: *genetic algorithm, geostatistical, fluvial reservoir.*

INTRODUCCIÓN

Encontrar la distribución espacial de las diferentes unidades de flujo en un yacimiento con ambiente de depositación fluvial representa un gran desafío tecnológico tanto para geólogos como ingenieros. La caracterización de estas formas geométricas requiere de la integración de diversas fuentes de datos, provenientes a su vez de mediciones con diferentes grados de proporcionalidad y confiabilidad. Entender la conectividad de las diferentes clases de facies, es esencial para desarrollar modelos que describan de forma adecuada el comportamiento del flujo de fluidos dentro del yacimiento, y así poder definir la mejor estrategia de explotación. En la medida en que se cuenta con una mayor comprensión de la red de distribución de los fluidos dentro del yacimiento, se pueden implementar operaciones que lleven al aumento del factor de recobro en los mismos, particularmente en los yacimientos maduros.

El principal objetivo de este estudio fue desarrollar una metodología robusta para la caracterización de yacimientos con ambiente de depositación fluvial mediante la integración de la computación evolutiva y el modelamiento geoestadístico basado en objetos, para describir las características geológicas de estos ambientes. Las técnicas geoestadísticas estocásticas (de múltiples respuestas aleatorias) basadas en objetos implementadas, tienen como propósito la definición de geocuerpos que representen las características geológicas propias de los ambientes fluviales, identificando su distribución dentro del yacimiento con el menor grado de incertidumbre posible. Así mismo, mediante la computación evolutiva se realiza la selección del “mejor” individuo mediante el uso de Algoritmos Genéticos, técnica de optimización basada en los principios de la selección natural y la genética.

MARCO TEÓRICO

Estratigrafía de los ambientes de depositación fluvial

El enfoque clásico de la caracterización de yacimientos consiste en elaborar un modelo basado en la información estática del yacimiento y validarlo

posteriormente con la información dinámica (datos de producción).

Las principales facies encontradas en los ambientes fluviales son: las arenas de canal (*Channel Sand*), barras de canal (*Point Bars*), arenas de borde (*Natural Levee*), arenas de desborde (*Crevasse Splay*) y depósitos de arcilla (*Floodplain Shale*). La forma y el tamaño de estas geometrías difieren completamente de una facies a otra. La llanura de inundación es considerada como el *background* de los principales tipos de depósitos de canal y consiste en sedimentos finos depositados por suspensión a partir de las aguas que inundan la planicie adyacente al canal; puede ser visto como una matriz en la cual están embebidos o incrustados los objetos que representan las arenas de buena calidad del yacimiento. Las arenas de canal se componen de depósitos de rellenos de canal, barras puntuales (*Points Bars*), lentes de barras y barras laterales y son consideradas las de mejor calidad del yacimiento. Los depósitos de borde de canal se desarrollan a lo largo y de forma paralela al canal, disminuyendo el tamaño de grano a medida que se separa del mismo. Estas arenas son consideradas de menor calidad que las arenas de canal. Por último, se tienen los depósitos de desborde de canal, que se forman durante épocas de inundación cuando la curvatura del meandro es alta, por ende están ligados a la alta energía de la corriente, y son considerados de menor calidad que las arenas de canal (Miall, 1985 y 1996).

Desde el punto de vista geoestadístico la definición de modelos de objetos es de gran importancia para la interpretación de estos yacimientos, puesto que permite construir estratigráficamente el ambiente de depositación con alto grado de confiabilidad.

Modelamiento de facies basados en objetos

Los modelos de facies basados en objetos lograron adelantos científicos considerables gracias a los trabajos desarrollados por Haldorsen *et al.*, 1984; Stoyan *et al.*, 1987 y Clemensten *et al.*, 1990, entre otros. Las características deposicionales de los yacimientos fluviales dan lugar a complejas geometrías en las unidades almacenadoras, sobre las cuales se definen las propiedades petrofísicas que dan paso a la conectividad entre las arenas de canal. Los modelos de facies basados en objetos describen la naturaleza deposicional del yaci-

miento mediante una serie de realizaciones de facies (diversas imágenes equiprobables del yacimiento), simulando de forma ideal las geometrías interpretadas en afloramientos y análogos modernos. Estas facies corresponden a objetos geológicos bien definidos con una continuidad no lineal realista, la cual no puede ser modelada con los métodos tradicionales basados en celdas (Deutsch *et al.*, 2002).

Los tres parámetros claves a considerar para establecer un modelo basado en objetos son:

- Las formas geológicas y las distribuciones de probabilidad para sus parámetros.
- Los algoritmos para modificar la ubicación de los objetos.
- Los datos relevantes para delimitar las realizaciones resultantes.

En lo relacionado a las formas geológicas, no existe una limitación inherente a las formas u objetos que pueden ser modeladas con las técnicas basadas en objetos. Pueden ser especificadas por ecuaciones, una plantilla de píxeles, o una combinación de ambas. Así mismo, ser modeladas jerárquicamente, es decir, un objeto puede ser utilizado a una escala mayor y luego formas diferentes pueden ser empleadas como análogas geológicas internas de menor escala.

Con respecto a los algoritmos para modificar la ubicación de los objetos, el algoritmo básico es el de posicionamiento *Booleano*. Los objetos pueden acumularse o coleccionarse a partir de una base estratigráfica, o pueden ser incrustados dentro de una matriz de facies de acuerdo a algún proceso estocástico y a reglas de erosión establecidas posteriormente (los objetos estratigráficamente superiores erodan a los objetos más antiguos). La simulación no condicional es directa, los objetos son posicionados aleatoriamente hasta reproducir las proporciones globales para los diferentes tipos de facies. Los algoritmos de condicionamiento directo modifican el tamaño, la forma y la posición de los objetos de acuerdo a los datos locales (condicionantes). El procedimiento puede ser implementado para una múltiple variedad de formas geológicas, sin embargo, los canales fluviales son los más comunes.

Un modelo de facies realista debe reproducir toda la información disponible dentro del sistema volumé-

trico, así como identificar la precisión de cada una de las fuentes de datos. En cuanto a los datos relevantes para delimitar las realizaciones resultantes, se incluyen los datos locales de pozo, los datos sísmicos, los datos de producción y las interpretaciones geológicas, entre las que se destacan los objetos determinísticos, las conexiones y las tendencias. Los datos locales de pozo se basan en “códigos” de facies identificados en localizaciones arbitrarias dentro de los estratos o capas del yacimiento 3-D. Dichas facies pueden provenir de observaciones directas como los corazones, o a partir de inferencias indirectas como los registros de pozos. Los datos que condicionan las realizaciones resultantes se encuentran definidos por las columnas de litofacies presentes en cada uno de los pozos, así como, de las curvas de proporción vertical y mapas de proporción areal. Una curva de proporción vertical especifica la proporción de facies como una función vertical de elevación. Los mapas de proporción areal especifican la proporción de facies como una función de localización areal (x,y). Dos características de parámetros geológicos/geométricos son requeridos para el modelamiento, (1) que cada parámetro puede tomar un posible rango de valores de acuerdo a las distribuciones de probabilidad, y (2) estos rangos de valores cambian con la posición estratigráfica o posición en z (Deutsch *et al.*, 1996). Los datos de pozo como valores de facies, permeabilidades, porosidades también son datos condicionantes debido al nivel de detalle que presentan y al alto grado de confiabilidad. Por último, se incluyen las distribuciones de incertidumbre relacionadas con el tamaño de los objetos, orientación, formas e interacciones. Estos parámetros son específicos para un problema en particular, pero generalmente están asociados con alguna incertidumbre, por lo que es difícil establecer distribuciones fiables para los mismos a partir de datos dispersos de pozos; de hecho, se tienen dificultades para definir distribuciones fiables de estos parámetros a partir de afloramientos bien expuestos. La inferencia de estas distribuciones permanece como la mayor limitación para las técnicas geoestadísticas.

Algoritmos genéticos

La implementación de técnicas de jerarquización basadas en conceptos estadísticos son necesarias para seleccionar el modelo más representativo de las diversas imágenes equiprobables (realizaciones) del

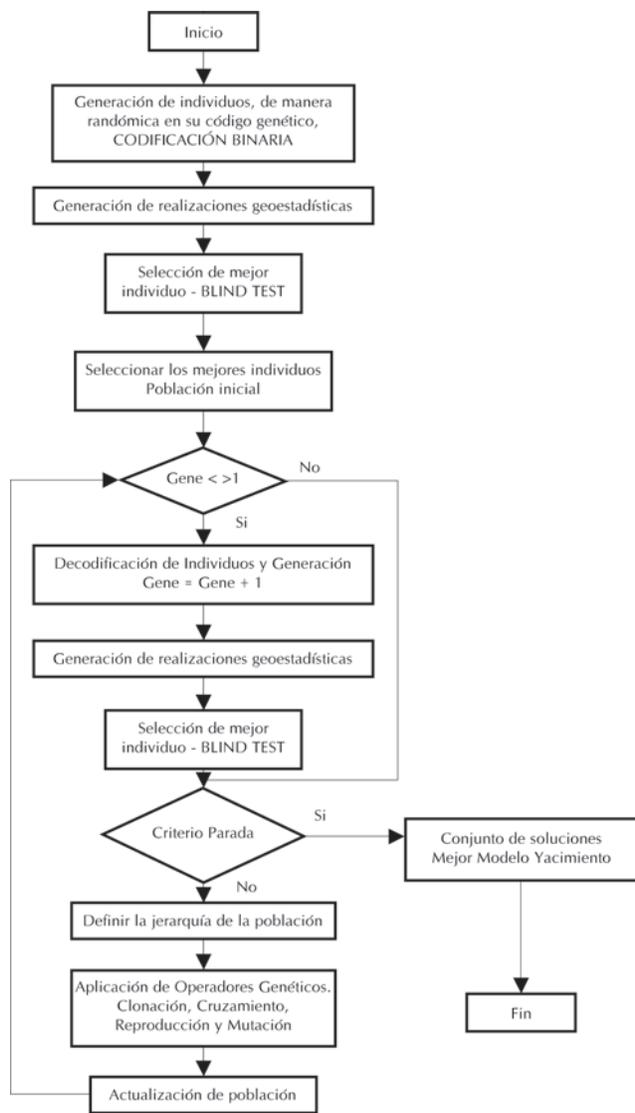


Figura 1. Estructura global del Algoritmo Genético

yacimiento obtenidas mediante las técnicas geoestadísticas, puesto que será usado posteriormente en la fase de simulación (Shmaryan *et al.*, 1999; Romero *et al.*, 2000; González *et al.*, 2004). Las técnicas de jerarquización se basan en la selección de una variable indicadora del comportamiento del yacimiento, que puede ir desde una variable de carácter estático a una de carácter dinámico que esté relacionada con el flujo de fluidos en el medio poroso.

La metodología propuesta difiere de las técnicas tradicionales de jerarquización (Idrobo *et al.*, 2000), y representa una alternativa novedosa a los méto-

dos clásicos (analíticos o numéricos) en los que se dificulta encontrar el óptimo global, puesto que no necesita generar modelos analíticos que reflejen el problema, sino que basta con involucrar todas las variables que lo constituyen dentro de una función objetivo, y dar paso a un proceso automático de evolución secuencial hasta obtener el mejor conjunto de respuestas acorde a las condiciones preestablecidas (Baeck *et al.*, 1997).

En síntesis, los Algoritmos Genéticos son métodos sistemáticos para la resolución de problemas de búsqueda y optimización que aplican métodos de evolución biológica: selección basada en la población, reproducción sexual y mutación. En esta técnica cada posible respuesta (individuo) es representada por una cadena de caracteres de longitud fija definidas en un sistema de codificación binaria. A su vez los genes que constituyen los cromosomas, definen cada variable del problema a optimizar. Toda posible respuesta es evaluada por una función matemática que modela el comportamiento o aptitud del individuo ante la solución del problema, por lo tanto, las soluciones codificadas compiten entre sí para determinar cual de ellas representa la mejor solución, de manera que sólo los individuos mejor adaptados (aquellos que resuelvan mejor el problema) sobrevivan y dispersen su material genético a las siguientes generaciones, análogo a la teoría de la evolución de las especies. En la Figura 1 se puede observar la estructura global del Algoritmo Genético implementado como técnica de optimización del modelo estratigráfico del yacimiento.

Operadores genéticos

Son las operaciones encargadas de mezclar el material genético de los individuos para crear nuevas poblaciones de tal forma que los mejor adaptados puedan evolucionar. Los operadores genéticos empleados son: selección, cruzamiento y mutación. En la selección se escogen los individuos de la población que mezclarán su código genético a través de la reproducción (cruzamiento y mutación) (Mitchell, 1996). Su objetivo es establecer un mayor número de oportunidades de ser elegidos a los miembros que tengan un valor de aptitud más alto, puesto que son los que mejor respuesta ofrecen sobre el problema. El mecanismo de selección implementado en la rutina de optimización requiere de

la definición de un factor de cruzamiento (porcentaje). El cruzamiento se realiza sobre la población ya ordenada de acuerdo a la aptitud, a partir del 50% de los mejores individuos y el 50% de los peores del factor de cruce; de manera similar funciona el operador de mutación.

Existen tres tipos de cruzamiento:

- Cruzamiento a nivel de bits: Se da en cualquier punto de la cadena del cromosoma.

- Cruzamiento a nivel de genes: Esto significa que el cruzamiento respeta toda la longitud (información) de un gen del cromosoma.

- Cruzamiento multipunto: Se da a nivel de bits en dos puntos de la cadena del cromosoma. Éste queda dividido en tres secciones, por lo que se generan seis posibles individuos descendientes.

La mutación es un cambio de un bit aleatorio y se da a nivel del cromosoma de un individuo seleccionado de igual manera. Esta operación genética está controlada de acuerdo al porcentaje de mutación que se halla preestablecido en el Algoritmo Genético (Goldberg, 1989).

Una vez generados los nuevos individuos, son llevados a un proceso de validación evitando repeticiones futuras del material genético ya descartado. Esta validación se realiza gracias a que el Algoritmo Genético contiene un historial de los individuos evaluados mientras la comprobación se realiza sobre los padres y sus respectivos descendientes. Cuando un individuo es evaluado y por su baja aptitud es rechazado o abandonado en una generación, su código genético es almacenado en un historial específico de manera automática; este proceso de comprobación optimiza el tiempo de cómputo. Luego de que los hijos sean verificados se obtiene la nueva generación o población. Posteriormente cada individuo es modelado geoestadísticamente para generar una nueva serie de realizaciones o modelos de yacimiento, que a su vez iniciarán un nuevo proceso de optimización. El procedimiento continúa sucesivamente hasta cumplir con los criterios de parada. El proceso de selección del mejor modelo de yacimiento se logra mediante la implementación de una herramienta de software desarrollada a lo largo de esta investigación, denominada *GEOGEN*.

METODOLOGÍA

Estructuración del algoritmo genético

La definición del genotipo y el fenotipo constituyen uno de los elementos más importantes en el momento de implementar un Algoritmo Genético. El genotipo está constituido del material genético que representa las características de cada individuo, es decir, es la codificación interna de las posibles respuestas en el cromosoma. Cada uno de los parámetros geométricos que definen la forma y tamaño de los objetos (facies fluviales) está codificado en genes que conforman la estructura del cromosoma.

Todo individuo dentro de una población está definido por tres cromosomas correspondientes a cada una de las facies del modelo estratigráfico.

El primer cromosoma corresponde a las arenas de canal, y consta de ocho genes que relacionan cada una de las variables geométricas que definen el canal. De forma análoga, los otros dos cromosomas constan de tres genes que representan las variables geométricas de las arenas tipo *Natural Levee* y *Crevasse Splay* (Ver Tabla 1).

Tabla 1. Constitución genética de los cromosomas

Cromosoma	Genes
Channel Sand	Desviación promedio de la sinuosidad, longitud de la sinuosidad, espesor, ondulación del espesor, longitud de la ondulación/espesor, relación ancho/espesor, ondulación del ancho y longitud de la ondulación/ancho.
Natural Levee	Ancho, altura y profundidad por debajo del tope del canal.
Crevasse Splay	Longitud, espesor de la inundación y tamaño areal (diámetro).

El fenotipo está representado por cada uno de los modelos de facies de yacimiento generados mediante técnicas geoestadísticas; estos modelos son los que describen el trazado de los canales y las unidades de flujo en el yacimiento que fueron optimizados.

Población inicial

Está constituida por el conjunto inicial de posibles respuestas seleccionadas aleatoriamente del espacio de búsqueda. Se encuentra codificada en un genoma, designado tradicionalmente como un arreglo unidimensional en codificación binaria de cada variable incluida en el proceso de optimización. La precisión de estas variables dependerá de la cantidad de bits empleados para su codificación binaria, puesto que éstos establecen la longitud del cromosoma. El conjunto de individuos para la población inicial es generado de manera aleatoria a partir del cromosoma de un primer individuo. Cada uno de los parámetros geométricos de las facies es codificada en este cromosoma y asignada de acuerdo a un estudio geológico realizado previamente al yacimiento. La herramienta de modelamiento geoestadístico basado en objetos para la generación de las realizaciones utilizada en esta fase es el *FLUVSIM* (Deutsch *et al.*, 2002) y necesita como parámetros de entrada la información genética que posee el individuo, constituido por los cromosomas y genes.

Definición de la función objetivo

Una vez generadas las múltiples imágenes del yacimiento a través de geoestadística, es necesario evaluar y verificar la coherencia del modelo de acuerdo a la información disponible de campo; esta calificación de aptitud o “calidad” se obtiene al implementar una función objetivo, denominada *BLIND TEST*.

El objetivo del Algoritmo Genético es mejorar la respuesta simulada con respecto a la observada, perfeccionando la calidad del modelo de yacimiento. Este proceso es tomado como un problema de optimización, y es conducido a través de la maximización de la función objetivo especificado en el algoritmo. El *BLIND TEST* está constituido por tres criterios, que en síntesis son los que definen la calidad del modelo de facies. Para la implementación del *BLIND TEST* es necesario establecer los pozos que serán utilizados en la verificación de facies, los pozos restantes serán utilizados en la implementación de la simulación fluvial *FLUVSIM*. El procedimiento consiste en confrontar las facies asignadas en las ubicaciones de los pozos que se seleccionaron para el *BLIND TEST* contra la información simulada en las trayectorias de las celdas interceptadas por estos pozos.

El primer criterio de la función objetivo se encarga de la verificación de aciertos entre las variables estratigráficas de carácter categórico (facies) procedentes del proceso de optimización con las celdas del modelo que son interceptadas por los pozos del *BLIND TEST*, es decir, realiza una evaluación de la concordancia directa entre las diferentes facies evaluadas entre el modelo real y el simulado, y cataloga dicha evaluación con un valor determinado. El segundo criterio consiste en la verificación de aciertos de las arenas de canal específicamente, implementado en vista de que tales facies son las de mayor interés económico para los ingenieros de yacimientos; este criterio evalúa directamente la concordancia para estas facies y cataloga igualmente su relación con un valor determinado. El tercer criterio evalúa el acierto de la secuencia más larga de facies presente en la respuesta optimizada con respecto a la respuesta real.

Los tres criterios se fundamentan en los datos más relevantes, garantizando el trazado de canales con mayor sentido físico acorde a la información de campo recopilada. Adicionalmente, cada criterio cuenta con un factor de ponderación establecido por el usuario de la herramienta, de acuerdo a su nivel de experticia y conocimiento del yacimiento. Por último, la función objetivo se establece de la siguiente manera:

$$FO = \text{Criterio 1} * FA_1 + \text{Criterio 2} * FA_2 + \text{Criterio 3} * FA_3 \quad (1)$$

Donde FA_1 es el factor ponderante para cada uno de los criterios de la función objetivo.

Ranking de los modelos de yacimiento

Para establecer la jerarquía de las diferentes realizaciones geoestadísticas es necesario definir un criterio de “Aptitud”, el cual representa la forma de cuantificar la calidad de un individuo en particular con respecto al mejor individuo de una generación determinada, y es la base para establecer aquellos que tienen mayor o menor probabilidad de sobrevivir en posteriores generaciones. Esta Aptitud es evaluada como la razón de la Función Objetivo de cada individuo respecto a la Función del Mejor. La población del Algoritmo Genético es de tamaño constante a través de las diferentes generaciones. Esto se logra estableciendo un ranking entre padres e hijos de una generación para descartar los individuos de menor aptitud.

Criterios de parada

El primer criterio de parada está relacionado con el valor obtenido en la función objetivo (*BLIND TEST*). El Algoritmo Genético da por terminado el proceso de optimización cuando encuentra un individuo con una aptitud mayor o igual que el valor establecido al inicio del proceso (valor entre 0 y 1). El segundo está relacionado con el control de búsquedas infructuosas. Si el mejor individuo de la población no ha sido superado por otro durante un determinado número de generaciones, el Algoritmo Genético considera que este individuo representa el “mejor” modelo posible del yacimiento. Este criterio se activa automáticamente cuando el número de generaciones establecidas es mayor de 50, siendo el número de generaciones sin cambio mayor del 14% del total de generaciones. El tercer criterio es el límite máximo de generaciones que el Algoritmo Genético empleará para encontrar el mejor modelo. Si los individuos de la población no logran evolucionar lo esperado (aptitud demasiado baja), y no se obtiene una respuesta aceptable de la función objetivo, se da por terminado el proceso de evolución obteniendo como respuesta el mejor individuo de la última generación. El proceso de optimización se detendrá y dará por terminada la búsqueda del mejor modelo de yacimiento cuando alguno de los tres criterios de parada establecidos se cumpla; este proceso certifica que el modelo resultante es la mejor respuesta del mecanismo evolutivo. Los criterios planteados no tienen prioridad u orden alguno.

RESULTADOS

Para evaluar la efectividad de la metodología propuesta se implementó un modelo sintético de alta complejidad de un yacimiento fluvial tipo "meandriforme" en el que se evaluaron dos casos con el objetivo de optimizar un parámetro por caso.

Construcción del modelo sintético

La geometría del modelo tiene las siguientes características:

Numero de Celdas.

nx: 200 ny: 300 nz: 50

Dimensiones de las Celdas.

dx: 10 m dy: 10 m dz: 5 m

Se extrajo la información estratigráfica del modelo para 50 pozos, de los cuales 45 se utilizaron para generar la población inicial y cinco (5) fueron conservados

Tabla 2. Características geométricas de las diferentes facies

CHANNEL SANDS			
Propiedad Geométrica	Mínimo	Moda	Máximo
Orientación preferencial del canal	Constante, no hace parte de la optimización		
Sinuosidad: desviación promedio	50,0	65,0	75,0
Sinuosidad: longitud	150,0	180,0	200,0
Espesor	1,0	1,5	2,0
Ondulación del espesor	1,0	1,0	1,0
Longitud de la ondulación - espesor	50,0	100	150,0
Relación ancho/ espesor	20,0	50,0	75,0
Ondulación del ancho	1,0	1,0	1,0
Longitud de la ondulación - ancho	80,0	120,0	150,0
NATURAL LEVEE			
Propiedad	Mínimo	Moda	Máximo
Ancho	30,0	60,0	80,0
Altura	0,1	0,15	0,2
Profundidad por debajo del tope del canal	0,2	0,3	0,4
CREVASSE SPLAY			
Propiedad	Mínimo	Moda	Máximo
Longitud	50,0	60,0	80,0
Espesor relativo al canal	0,25	0,5	0,75
Tamaño areal (diámetro)	50,0	80,0	100,0

para el *BLIND TEST*. Mediante el proceso de optimización, se crearon nuevos individuos en cada generación, y la información categórica de facies fue extraída de los cinco pozos seleccionados para el mejoramiento del modelo.

A continuación se relacionan las diferentes características geométricas de las facies fluviales usadas para generar la población inicial. Cada una de estas propiedades utilizó funciones de densidad de probabilidad triangulares (mínimo, máximo y moda), debido al tipo de modelamiento geoestadístico basado en objetos, generando la posibilidad de asignación de diferentes distribuciones de probabilidad. En la Tabla 2 se muestran los parámetros que definen las distribuciones triangulares para las facies mencionadas.

Condiciones establecidas para la configuración del algoritmo genético

- Codificación: 8 bits para el gen
- Tamaño de población: 6 individuos
- Máximo número de generaciones: 12
- Tipo de Cruzamiento: Cruzamiento a nivel de bits (sencillo)
- Factor de Cruzamiento: 0,6 % de la población
- Tipo de Mutación: Cambio de un bit aleatorio
- Factor de Mutación: 0,2 % de la población
- Número de pozos para el BLIND TEST: 5
- Función Objetivo: 0,86

Casos analizados

Se evaluaron dos casos, en los que se optimizó un parámetro geométrico por cada uno, a partir de las condiciones establecidas previamente para la configuración del Algoritmo Genético. En el primero, el parámetro a ser optimizado fue el espesor de las arenas de canal, definido en el modelo sintético con una moda en el espesor de 1,5 metros; en el segundo caso, el parámetro a ser optimizado fue la relación ancho/espesor representada en el modelo sintético con una moda de 50 metros.

RESULTADOS DE LA OPTIMIZACIÓN

Primer caso

Se obtuvo un modelo de yacimiento con una aptitud de 0,9 (90%) en la sexta generación, Este porcentaje hace referencia a la cantidad de aciertos correspondientes a las facies simuladas contra las registradas en el modelo sintético de los pozos seleccionados para el *BLIND TEST*.

La Figura 2 muestra el comportamiento del mejor individuo por cada generación durante el proceso de evolución de la respuesta, con respecto al resultado arrojado ante los tres criterios del *BLIND TEST* y la Función Objetivo, obtenida multiplicada por el factor ponderante de cada criterio. Se puede apreciar que la Función Objetivo tiende a mejorar la respuesta a medida que evoluciona de una generación a otra. En este caso se observa que en la primera generación el individuo obtuvo una ponderación de 0,61, en la tercera aumentó a 0,63 y en la sexta logró 0,91, siendo este valor superior al 0,86 establecido inicialmente como criterio de parada. No obstante, si analizamos el comportamiento de los tres criterios podemos observar que el mejor individuo contiene ponderados altos respecto a cada uno de ellos, demostrando que la función objetivo es un gran cuantificador de la representación espacial de las unidades de flujo dentro del yacimiento. El individuo resultante al ser decodificado representa un valor de espesor de

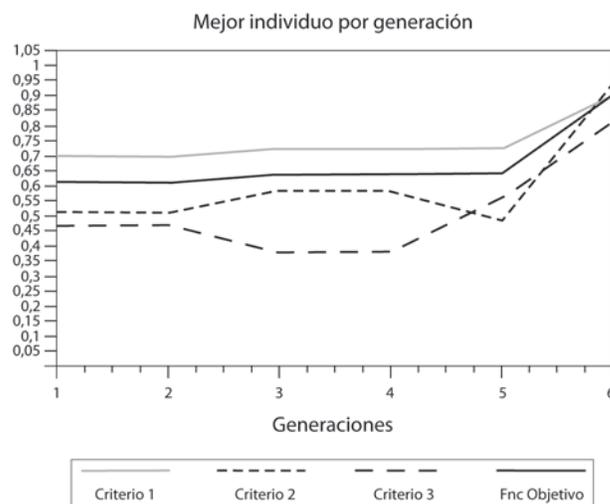


Figura 2. Evolución de la respuesta en el caso 1

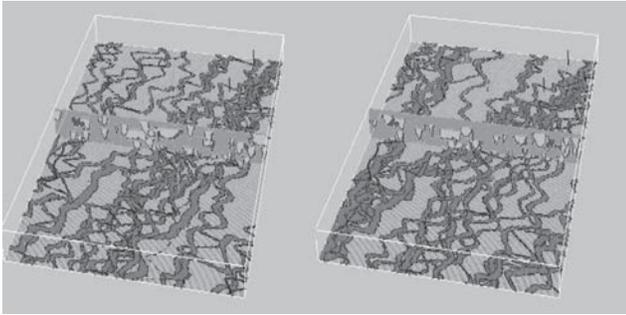


Figura 3. Corte z(1) y (150) del caso 1 calculado vs sintético

1,5019 metros hallado en la sexta generación, teniendo como objetivo 1,5 metros.

En la Figura 3 se presenta la comparación de los modelos sintético y simulado a través de la herramienta desarrollada en un corte yz, de mostrando la capacidad de reconstrucción de la metodología de las facies presentes a través de la interconexión de celdas que contienen las arenas de canal y que genera finalmente la generación del trazado de los canales. Cabe mencionar que la herramienta está en la capacidad de separar o aislar un determinado grupo de canales para realizar análisis más detallados y así establecer que conectividad existe entre los pozos.

Segundo caso

Se logró una aptitud más que satisfactoria, con un valor de 0,98 (98%), representada en un valor para la relación ancho/espesor de 49,9804 metros en la gene-

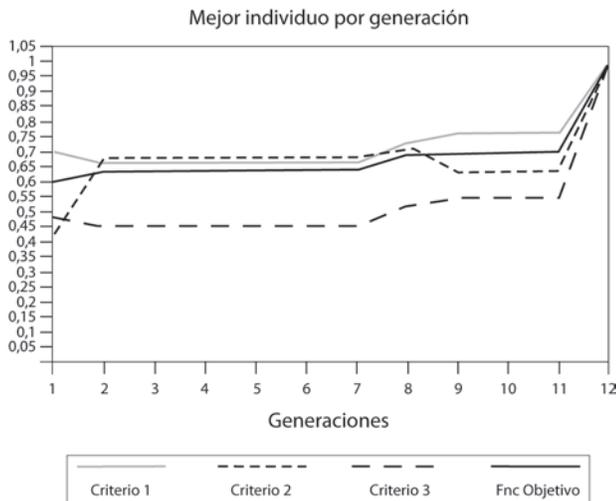


Figura 4. Mejor individuo por generación en el caso 2

ración número 12, siendo el objetivo 50 metros. Como se puede observar, en la Figura 4, el comportamiento del mejor individuo en la función objetivo parte desde 0,59 y aumenta secuencialmente hasta 0,98. Así mismo, se evidencia que los tres criterios tienden a mejorar en la respuesta a medida que se avanza en el proceso evolutivo, demostrando que a través de estas técnicas se pueden llegar a obtener los resultados más satisfactorios respecto al modelamiento de los canales de flujo de un yacimiento.

En la Figura 5 se muestra la comparación de los modelos sintético y simulado. La relación de exactitud observada se debe a que de acuerdo a la discretización realizada en el rango de precisión de las variables a optimizar (causado por la cantidad de bits necesaria para su codificación), generó un campo de búsqueda en el cual una de sus posibles respuestas coincidió con la codificación binaria de la variable sintética a optimizar.

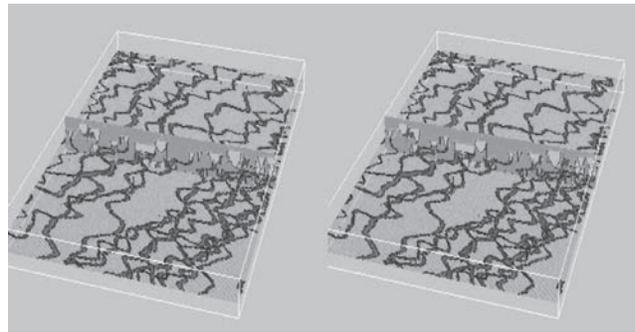


Figura 5. Corte z(20) y (150) del caso 2 calculado vs sintético

CONCLUSIONES

- La metodología desarrollada en esta investigación para la caracterización de yacimientos de tipo fluvial, demuestra que la aplicación del modelamiento geoestadístico basado en objetos combinado con técnicas de computación evolutiva como los Algoritmos Genéticos, permite definir modelos de distribución de unidades de flujo con el menor grado de incertidumbre posible.
- La herramienta software *GEOGEN*, representa un adelanto científico pionero en el área de la simulación de yacimientos de tipo fluvial, contribuyendo

técnica y económicamente al mejoramiento de la ingeniería de yacimientos y de producción en aspectos como:

- Localización de nuevos pozos de desarrollo en campos maduros.
- Disminución de la incertidumbre asociada en la localización de unidades de flujo y acumulaciones de crudo con bajas eficiencias volumétricas de barrido.
- Optimización de costos de inversión en el desarrollo de campos maduros.
- Incremento de producción y de reservas probadas.
- La aplicación de esta herramienta en modelos sintéticos ha entregado resultados altamente satisfactorios, razón por la cual debe ser implementada en un campo real.

AGRADECIMIENTOS

Los autores desean expresar su más sincero agradecimiento al Instituto Colombiano para el Desarrollo de la Ciencia y la Tecnología Francisco José de Caldas, COLCIENCIAS, ECOPETROL S.A., al Instituto Colombiano del Petróleo (ICP) y a la Universidad Industrial de Santander, por su valioso apoyo técnico – económico.

BIBLIOGRAFÍA

- Baeck, Thomas and Fogel, David B., 1997. "Handbook of evolutionary computation". Oxford, NY.
- Clemensten, R., Hurst, A. R., Knarud, R., and More, H., 1990. "A computer program for evaluation of fluvial reservoirs". Buller *et al.* editors, *North Sea Oil and Gas Reservoirs II*, Graham and Trotman, London.
- Deutsch, C. V. and Wang, L., 1996. "Hierarchical Object-Based Geostatistical Modeling of Fluvial Reservoirs". *SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Denver, Colorado, USA*, SPE 36514.
- Deutsch, C. V. and Tran, T. T., 2002. "FLUVSIM: A Program for Object-Based Stochastic Modelling of Fluvial Depositional Systems". *Computers & Geosciences*, 28(3): 525-535.
- Goldberg, David, 1989. "*Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*". Addison-Wesley.
- González, S. y Idrobo, E. A., 2004. "Caracterización dinámica de yacimientos estratigráficamente complejos usando algoritmos genéticos". *CT&F-Ciencia, Tecnología y Futuro*, 2 (5): 23 - 51.
- Haldorsen, H. H. and Lake, L. W., 1984. "A new approach to shale management in field – scale models". *SPE J.*, 447 – 457.
- Haldorsen, H. H. and Chang, D. M., 1986. "Notes on stochastic shale: from outcrop to simulation model". *Reservoir Characterization*. L. W. and H. B. Carrol, Editors, Academic Press, 445 – 485.
- Idrobo, E. A., Choudhary, M. K. and Datta-Gupta, A., 2000. "Swept Volume Calculations and Ranking of Geostatistical Reservoir Models Using Streamline Simulation". *SPE/AAPG Western Regional Meeting, Long Beach, California, USA*, SPE 62557.
- Miall, A. D., 1985. "Principles Of Sedimentary Basin Analysis". Springer-Verlag New York Eds.
- Miall, A. D., 1996. "*The Geology Of Fluvial Deposits*". Springer-Verlag Berlin Heidelberg Eds. Italia.
- Mitchell, Melanie. 1996. "*An Introduction to Genetic Algorithms*". MIT Press.
- Romero, C. E., Carter J. N., Gringarten A. C., and Zimmerman, R. W., 2000. "A Modified Genetic Algorithm For Reservoir Characterization". *SPE Int. Gas Conf. Beijing, 7-1, Soc. Pet. Eng., Dallas*, SPE 64765.
- Shmaryan, L. E. and Deutsch, C. V., 1999. "Object-based modeling of Fluvial/ Deepwater Reservoirs with fast data conditioning: methodology and case studies". *SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Houston, Texas*, SPE 56821.
- Stoyan, D., Kendall, W. S., and Mecke, J., 1987. "*Stochastic Geometry and its Applications*". John Willey and Sons, Inc., N.Y.

