

ALGORITMOS EVOLUTIVOS EN HIDROINFORMÁTICA

R. E. OLARTE¹, N. OBREGÓN² y P. RENGIFO³

¹ Ingeniero Civil. Pontificia Universidad Javeriana. (Cra. 7 No. 40 -62, Bogotá, Colombia). E-mail: olartevaldiviesorafael@yahoo.com

² Ingeniero Civil, M.Sc., Ph.D. Profesor Asociado. Miembro del Grupo de Investigación "Estructuras" y Director de los Grupos de Investigación "Hidrociencias" e "Informática y Métodos Matemáticos Aplicados" de la Facultad de Ingeniería de la Pontificia Universidad Javeriana (Cra. 7 No. 40 -62, Bogotá, Colombia). Profesor Catedrático Universidad Nacional de Colombia, (Ciudad Universitaria, Cra. 30, Cll. 45, Bogotá, Colombia). E-mail: nobregon@javeriana.edu.co

³ Ingeniero Civil. Estudiante de maestría en Recursos Hidráulicos. Universidad Nacional de Colombia (Ciudad Universitaria, Cra. 30, Cll. 45, Bogotá, Colombia).

Resumen: Los Algoritmos Evolutivos forman parte de la Inteligencia Artificial la cual a su vez se encuentra integrada a un tipo de Sistema Inteligente, la Inteligencia Computacional. En este contexto, este trabajo estudia modelos derivados de los Algoritmos Genéticos (AG) y de la Programación Genética (PG). En particular, se revisan sus potencialidades de aplicación en estudios hidroeinformáticos. Específicamente en problemas de optimización matemática global no lineal altamente dimensional, los cuales caracterizan los problemas inversos generados en procesos de calibración de modelos hidrológicos e hidráulicos. Para ilustrar la aplicación hidroeinformática de los AG y la PG, se proporcionan ejemplos ilustrativos para el caso de modelos de balance hídrico y de obtención de relaciones funcionales entre variables hídricas de entrada y salida, respectivamente. De esta forma, se discute cómo en los procesos de gestión y particularmente de modelación de sistemas hidroeinformáticos, los modelos hidrológicos e hidráulicos que soportan las decisiones podrían ser adecuadamente calibrados y validados mediante los denominados Algoritmos evolutivos.

Palabras Clave: Sistemas Inteligentes, Inteligencia Computacional, Algoritmos Evolutivos, Inteligencia Artificial en Hidroeinformática, Algoritmos Genéticos, Programación Genética.

INTRODUCCIÓN

Diversas ciencias e ingenierías se están viendo hoy beneficiadas por la implementación de herramientas computacionales denominadas *sistemas inteligentes*. Entre éstos existe una categoría, la *inteligencia computacional*, en la cual se encuentran las herramientas que el presente documento tratará, los *algoritmos evolutivos* (sobre esta jerarquía, véase [Hopgood 2001]). Los creadores de los algoritmos evolutivos se inspiraron en procesos

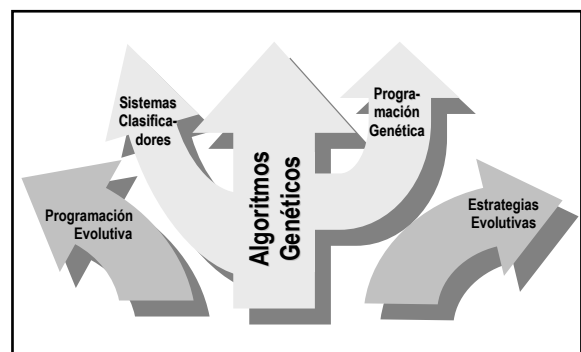


Figura 1. Clases de Algoritmos Evolutivos.

vistos en la naturaleza relacionados con la evolución de las especies. Así, los modelaron y los convirtieron en técnicas que permiten resolver diferentes tipos de problemas. Hablar de algoritmos evolutivos, es en realidad hablar de cinco técnicas a la vez (ver Figura 1) [DUMITRESCU 2000. p. 1, 5].

Mientras los *sistemas clasificadores* y la *programación genética* (PG) nacieron de los *algoritmos genéticos* (AGs), la *programación evolutiva* y las *estrategias evolutivas* tienen otros orígenes. La aplicación que tienen los algoritmos evolutivos es extensa y diversa. Sin embargo, vale la pena mencionar de manera muy simplificada que, los algoritmos genéticos y las estrategias evolutivas se destacan en la solución de problemas de optimización, los sistemas clasificadores y la programación evolutiva se destacan en los problemas de aprendizaje de máquina, y la programación genética sirve para la creación automática de software y de relaciones funcionales.

Ahora, la hidroinformática representa un gran campo de aplicación para los algoritmos evolutivos. Esto se discutirá más adelante en el presente documento. Previo a ello, se ilustrará un ejemplo concreto de aplicación de los AGs en la hidroinformática, particularmente en la calibración de un modelo lluvia-escorrentía denominado *modelo de Thomas* o *modelo abcd*. Se hará hincapié en la forma cómo se aplican los AGs y no en el modelo en sí (sobre el modelo de Thomas ver [SERRANO 1997. p. 25]).

OBJETIVOS

Exponer cómo calibrar el modelo lluvia-escorrentía de Thomas mediante algoritmos genéticos y los resultados obtenidos en trabajos anteriores.

Mencionar otras aplicaciones de los algoritmos genéticos y de la programación genética en la hidroinformática.

MATERIALES Y MÉTODOS

Un *algoritmo genético estándar* o *algoritmo genético simple* tal como lo define [GOLDBERG 1989] comprende los pasos indicados en la Figura 2. Aunque en la práctica se emplean algoritmos más complejos, el AG simple es en el que se basa la teoría clásica para demostrar su efectividad.

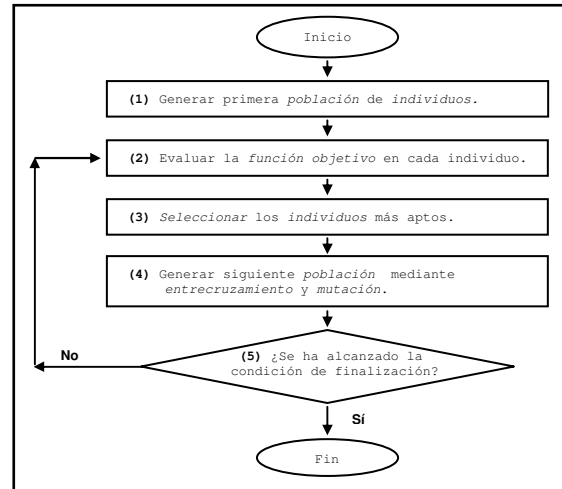


Figura 2. Diagrama de un AG estándar.

Antes de aplicar el AG de la Figura 2, y tratándose de la calibración del modelo de Thomas, se debe primero establecer la *función objetivo*. Todo el problema de la calibración se reduce a minimizar la función objetivo. El ideal es encontrar una solución θ tal que $F(\theta)$ sea igual a cero. Una de las funciones más empleadas en la calibración es la siguiente:

$$F(\theta) = \frac{1}{m} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n [Qobs_i - Qsim_i(\theta)]^2} \quad (1)$$

en donde,

$Qobs_i$ = caudal medio del mes i medido en campo.

$Qsim_i(\theta)$ = caudal medio del mes i calculado por el modelo [ver SERRANO 1997, p. 25].

θ = $\{a \ b \ c \ d \ Sw_0 \ Sg_0\}$ = parámetros y condiciones iniciales empleados por el modelo. Conforman la solución a hallar.

m = número de caudales.

El primer paso consiste en generar la *población inicial*, es decir un grupo al azar de soluciones θ . Los AGs no trabajan directamente con dichas soluciones

θ , sino con sus representaciones binarias (llámense cromosomas). Es decir, si se tuviese un problema en donde se desea encontrar un θ tal que minimice la función $F(\theta) = \theta^2$, entonces la población inicial podría ser el siguiente conjunto de $\theta_{BINARIO}$'s {00101, 10101, 10111, 11110}, en donde cada elemento es un cromosoma de las siguientes soluciones θ , {5, 21, 23, 30}. Sin embargo en la Función (1), θ es multidimensional pues está compuesto de cuatro parámetros a, b, c, d y dos condiciones iniciales Sg_0 y Sw_0 . Cada cromosoma deberá entonces representar las seis variables θ_i que encierra cada solución θ , cada una con diferentes espacios de búsqueda y diferentes precisiones (ver Figura 3).

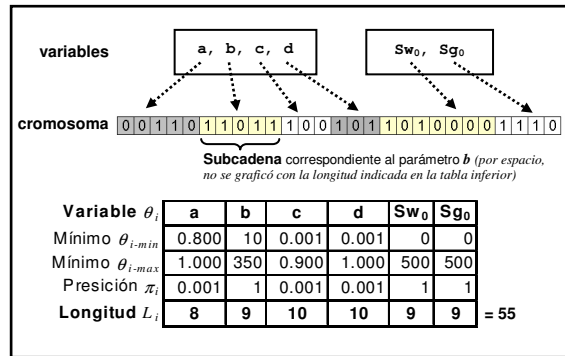


Figura 3. Representación de una lista de variables θ_i mediante un cromosoma.

La longitud L_i de cada subcadena correspondiente a cada θ_i , se calcula mediante la Expresión (2) y cada número binario (o subcadena) $\theta_{i-BINARIO}$ se transforma en una variable real θ_i mediante la Expresión 3.

$$L_i = ceil \left[\ln \left(\frac{\theta_{i-max} - \theta_{i-min}}{\pi_i} - 1 \right) / \ln(2) \right] \quad (2)$$

$$\theta_i(\theta_{i-BINARIO}) = \theta_i(a_1, a_2, \dots, a_{L_i}) \quad (3)$$

$$\theta_{i-min} + \frac{\theta_{i-max} - \theta_{i-min}}{2^{L_i} - 1} \cdot (a_1 \cdot 2^{L_i-1} + a_2 \cdot 2^{L_i-2} + \dots + a_{L_i} \cdot 2^0)$$

en donde $a_i \in \{0, 1\}$.

Siguiendo con el paso 2 de la Figura 2, a cada cromosoma se le aplica la Expresión (3) y luego la Expresión (1). El tercer paso consiste en seleccionar al azar n individuos (soluciones y sus cromosomas),

pero en donde cada uno tendrá una probabilidad de selección dada por:

$$p_k = [1/F(\theta_k)] / \sum_{k=1}^n F(\theta_k) \quad (4)$$

Es decir, los individuos más aptos tendrán mayor probabilidad de ser seleccionados. El paso 5 consiste en dividir estos n individuos en parejas y aplicarles los operadores de entrecruzamiento (ver Figura 4) y mutación para así procrear una nueva generación.

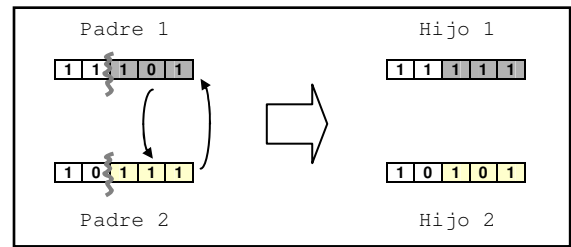


Figura 4. Operador de entrecruzamiento.

La mutación consiste en cambiar con una probabilidad muy baja, el valor de un a_i de 1 a 0 o viceversa. Luego, se repiten los pasos 2 al 5 hasta encontrar un θ que minimice la Función (1). Según la teoría clásica, este proceso iterativo en donde se van seleccionando siempre los más aptos y a partir de ellos se generan nuevos hijos, permitirá converger a la solución más óptima.

Tomando el algoritmo genético simple como base, pero cambiando el entrecruzamiento descrito en la Figura 4 por uno denominado entrecruzamiento de dos puntos, y aplicando elitismo (selección forzada del mejor individuo de cada generación), se realizó la calibración del modelo de Thomas aplicado a la cuenca Curibital [OLARTE 2003]. Se trabajó con caudales promedio mensuales de 1997 a 1999. Dicha cuenca tiene una extensión de 56,4 km².

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El algoritmo genético empleado convergió hasta el valor $F(\theta) = 5,278$ mm, obteniéndose así la siguiente solución θ :

| | | | |
|-----|-------------|----------|-------------|
| a | 0,9992157 | d | 0,0615 |
| b | 277,4755 mm | S_{w0} | 244,6184 mm |
| c | 0,35252 | S_{g0} | 7,827789 mm |

Al ingresar este θ en el modelo, se obtienen los caudales simulados que al graficarse vs. los observados producen la Figura 5.

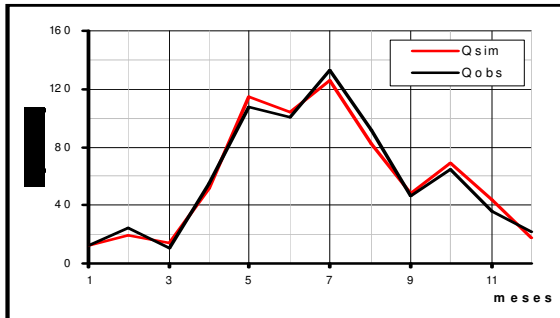


Figura 5. Caudales simulados vs. observados.

La calibración ideal se logra cuando las dos curvas de caudales coinciden. La Figura 5 muestra resultados satisfactorios si se tiene en cuenta que probablemente existen imprecisiones en las mediciones en campo, no está claro aún que metodologías se deben emplear en el cálculo de las evapotranspiraciones y que el modelo abcd, al igual que todo modelo hidrológico hace simplificaciones que no se cumplen en todas las cuencas (esto se debe a la alta complejidad de la naturaleza).

Además de la calibración de modelos, los AGs cumplen otras funciones dentro de la hidroinformática, así: (1) Soporte para la toma de decisiones (si por ejemplo, se emplea un AG para que busque las mejores alternativas dentro de un modelo hidroinformático); (2) Diseño óptimo de estructuras, redes de agua, etc; (3) Programación óptima de bombes; (4) Diseño óptimo de toma de afloramientos; (5) Determinación de redes urbanas de drenaje a partir de información incompleta, etc. (ver [OLARTE 2003, p. 74] para más detalles y referencias bibliográficas).

Para finalizar, he aquí una breve mención de la programación genética (PG). Esta herramienta como los AGs, también manipula cromosomas pero que ya

no representan valores numéricos sino funciones o programas completos. No obstante, cada programa arroja resultados que se logran cuantificar en una función objetivo para así establecer su grado de perfección. Actualmente se está trabajando en emplear PG para encontrar una función que relacione precipitaciones con caudales históricos. Así la PG logra, más que calibrar, crear un modelo lluvia-escorrentía acorde a la cuenca que se esté analizando y por lo tanto, la cuestión de si el modelo empleado es adecuado o no (como sucedió con el de Thomas del ejemplo anterior) desaparece.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Indudablemente, los algoritmos evolutivos con sus diferentes técnicas tienen gran aplicación en la hidroinformática. Los AGs son por ejemplo, idóneos en la calibración de modelos hidrológicos, ya que se trata de un problema complejo no-lineal altamente dimensional. La PG permite crear nuevos modelos, *ad-hoc* al sistema que se requiera estudiar. Dado que todo sistema natural tiene propiedades particulares y altamente desconocidas, más aplicación se deberá hacer de los algoritmos evolutivos en la hidroinformática.

BIBLIOGRAFÍA

DUMITRESCU, D., et al. Evolutionary computation. Boca Ratón, Florida : CRC Press, 2000. 386 p. ISBN 0-8493-0588-8.

GOLDBERG, David E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Reading, Massachusetts : Addison-Wesley, 1989. 412 p. ISBN 0-201-15767-5.

HOPGOOD, Adrian A. Intelligent Systems for Engineers and Scientists. Boca Ratón, Florida : CRC Press, 2001. Edición 2. 467 p.

OLARTE, Rafael E. Herramientas para la implementación de algoritmos genéticos en ingeniería civil con énfasis en hidroinformática [en línea]. Bogotá, 2003, 143 p. Trabajo de Grado (Ingeniero Civil). Pontificia Universidad Javeriana. Disponible en: www.geocities.com/olartevaldiviesorrafael/ags2003.pdf

SERRANO, Sergio E. Hydrology for engineers, geologists and environmental professionals. Lexington, Kentucky : HydroScience, 1997. ISBN 0-9655643-9-8.