

Un Sistema para la Evaluación del Desempeño de Algoritmos Evolutivos

Luis Chávez

Proyecto UNRC-188A¹

*Area de Computación Facultad de Ciencias Exactas

Universidad Nacional de Río Cuarto

Ruta Nacional 8 Km. 601 (5800) Río Cuarto - Argentina

e-mail : abrero@dc.exa.unrc.edu.ar

T.E. 54 358 4676235

Raúl Gallard

Proyecto UNSL-338403²

Departamento de Informática

Universidad Nacional de San Luis

Ejército de los Andes 950 – Local 106 - Argentina

e-mail : rgallard@unsl.edu.ar

T.E. 54 2652 420823

Resumen

En el diseño de un algoritmo evolutivo (AE) intervienen decisiones relacionadas con los valores paramétricos, métodos de selección, métodos de cruzamiento y mutación, tamaño de población, número de generaciones, recombinación simple o múltiple y muchos otros factores, que llamaremos *características* del algoritmo evolutivo. En consecuencia la tarea de determinar una mejor combinación de características que influya positivamente en el desempeño del algoritmo no es tarea sencilla. A menos que se utilicen técnicas de autoadaptación paramétrica, tendencia aún en incipiente desarrollo, la provisión de una herramienta que agilice esta etapa del desarrollo de un AE es de primordial importancia.

El presente trabajo muestra un sistema desarrollado para asistir al usuario en el desarrollo y la evaluación de Algoritmos Evolutivos. A través de una interfaz amigable se permite asignar distintos valores a varios de los factores arriba mencionados y analizar en modo interactivo los resultados por medio de representaciones gráficas. Las facilidades provistas por el sistema, su interacción con el usuario y su estructura interna se muestran en las próximas secciones.

Palabras claves: algoritmos evolutivos, desempeño.

¹ El grupo de investigación es apoyado por la Universidad Nacional de Río Cuarto.

² El grupo de investigación es apoyado por la Universidad Nacional de San Luis y la ANPCYT.

Introducción

En el ámbito de la Computación Evolutiva, cuando se busca mejorar el comportamiento de un AE, se prueba con diseños alternativos que combinen de manera diversa sus características. Como herramienta de optimización, el desempeño de los algoritmos evolutivos se mide en términos de bondad de resultados y velocidad de convergencia. Dependiendo de las propiedades de la función objetivo (unimodal, multimodal, continua, discontinua, etc.), la sustitución de una característica o un valor paramétrico por otro en el AE, puede afectar sensiblemente su desempeño. Por ejemplo, algunos métodos de selección y/o recombinación pueden explorar el espacio de búsqueda o explotar las soluciones ya encontradas con mayor o menor eficiencia. Esta tarea involucra la continua modificación del software en su etapa de desarrollo. A efectos de facilitar esta tarea el presente trabajo incluyó el estudio de las características más usuales en algoritmos evolutivos basados en algoritmos genéticos y se decidió la implementación de una herramienta para el desarrollo y la evaluación de los mismos. En esta labor preliminar, se consideraron algoritmos evolutivos con representación binaria permitiéndose la asignación de distintos valores para los parámetros: tamaño de población, longitud del cromosoma, número de generaciones, esquema de selección, número de padres, número de hijos, esquema de cruzamiento, probabilidad de cruzamiento y probabilidad de mutación.

Algoritmos Evolutivos

La Computación Evolutiva ha sido reconocida recientemente como un campo de investigación que estudia un nuevo tipo de algoritmos: los algoritmos evolutivos. Opuestamente a los enfoques tradicionales que mejoran una única solución, estos algoritmos procesan poblaciones de soluciones y poseen las siguientes características comunes: reproducción, variación aleatoria, competición y selección de individuos.

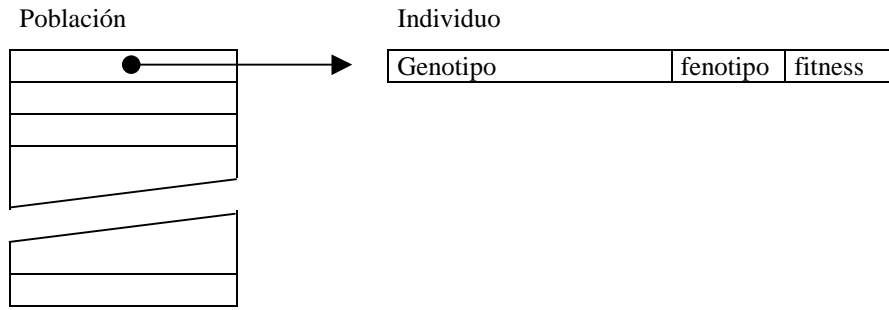
La optimización ha sido una de las motivaciones para simular la evolución. Dado que la evolución en sí misma es un proceso de optimización es natural describir la evolución en términos de un algoritmo que pueda utilizarse para resolver difíciles problemas de optimización (Fogel [5]), Rechenberg [134], [135], Schwefel [141], [142]. Recientes avances en la computación evolutiva incluyen una característica de multiplicidad, entendiéndose por ello la aplicación múltiple de crossover sobre un par de padres o sobre múltiples padres. Estos avances, han demostrado la eficiencia de este nuevo tipo de algoritmo en la exploración del espacio de búsqueda y en la explotación de las buenas soluciones encontradas previamente. Mas aún, se ha detectado un comportamiento sistemático de estos algoritmos que tienden a agrupar concentradamente la población final alrededor del mejor individuo encontrado proveyendo en consecuencia soluciones alternativas de alta calidad.

Por tal razón, la herramienta aquí presentada incluye la posibilidad de ejecutar y evaluar algoritmos evolutivos multirecombinados.

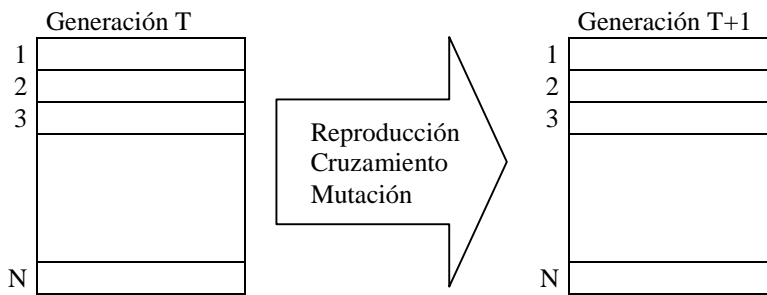
El Sistema

Características de diseño.

Dado que los AEs procesan poblaciones de individuos la estructura de datos primaria para un AE está constituida por una población de individuos (cromosomas). Hay diferentes formas de implementar poblaciones. En este sistema se optó por una forma simple consistente en almacenar la población en un arreglo unidimensional donde cada individuo contiene: el genotipo (el cromosoma artificial), el fenotipo (el cromosoma decodificado) y el valor de la función objetivo (*fitness*).



En nuestro modelo, el AE aplica los operadores genéticos a toda la población en cada generación y el reemplazo de padres por hijos es generacional.



Para implementar las operaciones, se utilizan dos poblaciones. Esto simplifica el manejo de los descendientes y el reemplazo de padres. Los miembros de la nueva población se crean seleccionando individuos de la vieja población y ubicándolos en la nueva población. Finalmente, la vieja población es reemplazada por la nueva.

Reproducción, Cruzamiento y Mutación

Dado que el objetivo del sistema es permitir comparar el desempeño de un AE para las distintas características que lo define el sistema permite optar por distintos esquemas de selección y cruzamiento. Para la selección de individuos para reproducción, además del tradicional esquema de *selección proporcional*, se puede optar por los esquemas *deterministic sampling*, *stochastic remainder without replament*, y *ranking lineal* (Goldberg [1]). En cuanto a los operadores genéticos, se proveen los esquemas de cruzamiento de *un punto* (Holland [4]), *dos puntos* (Eshelman [2]), *uniforme* (Syswerda [3]) y *combinado*, mutación *bit-swap* y los correspondientes valores de probabilidad (a voluntad del usuario).

Interfaz para el usuario

Para la interacción del usuario con el AE, el sistema provee interfaces para ingreso de datos para la corrida, visualización de gráficos y visualización de datos relevantes resultantes de cada ejecución.

Con el fin de permitir al usuario el ingreso ordenado de valores para las diferentes características del AE, estos están divididos en 3 grupos. El primer grupo se refiere a datos de la población como tamaño, longitud de cromosoma y número máximo de generaciones. El segundo grupo contiene los datos referidos a numero de padres que participarán en la creación de descendientes y el método de selección a aplicar para elegir los individuos que se reproducirán. El tercer grupo abarca la determinación del número de descendientes y el esquema de cruzamiento a aplicar.

Luego de cada corrida, el usuario puede visualizar a través de un gráfico los valores de *fitness* mínimo, promedio y máximo obtenidos en cada generación. Un segundo gráfico muestra los valores de *fitness* obtenidos de la función a optimizar, correspondientes a cada valor asignado a la característica objeto de análisis. Los datos relevantes de cada ejecución pueden ser conocidos a través de una tabla identificada como Datos de la Ejecución. Toda esta información permite al usuario observar el comportamiento del algoritmo a través del proceso evolutivo y evaluar cualitativamente el efecto del conjunto de características seleccionadas en el desempeño de la nueva variante de algoritmo evolutivo.

Ingreso de Datos

El usuario puede ingresar valores que definan el tamaño de población, la longitud de cromosoma y el número de generaciones para cada corrida del AE. El número de padres que pueden participar en la creación de descendientes para cada nueva generación puede variar, las opciones son dos padres o múltiples padres. Junto con los datos referidos al número de padres se debe optar por el esquema de selección a aplicar. Para el número de hijos a producir en cada generación existe la opción de optar por dos o múltiples hijos, además se ofrece la posibilidad de optar por distintos esquemas de cruzamiento.



Información para evaluación de desempeño

Gráfico1

Permite observar los valores de *fitness* mínimo, máximo y promedio obtenidos en cada generación durante el desarrollo del AE mostrando la convergencia del algoritmo.

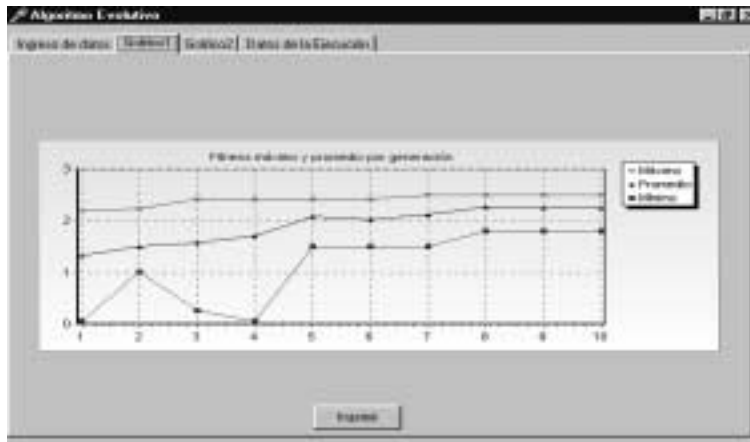
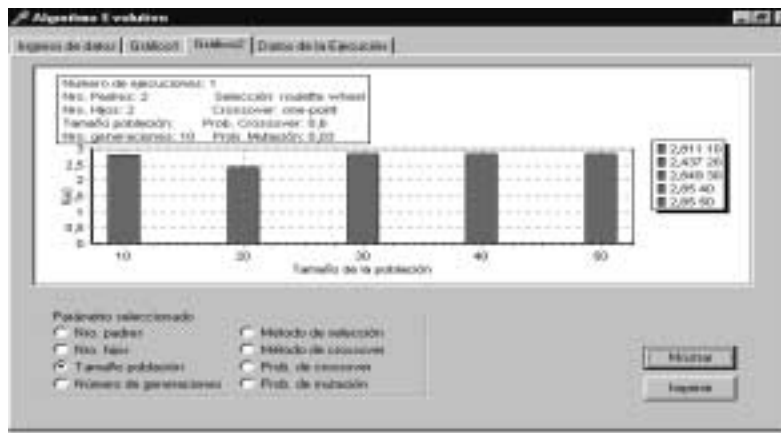


Gráfico2

Muestra el comportamiento del AE en términos de valores de *fitness* obtenido para distintas alternativas de la característica seleccionada para análisis. Por ejemplo en el gráfico de abajo se puede estudiar la influencia del tamaño de población.



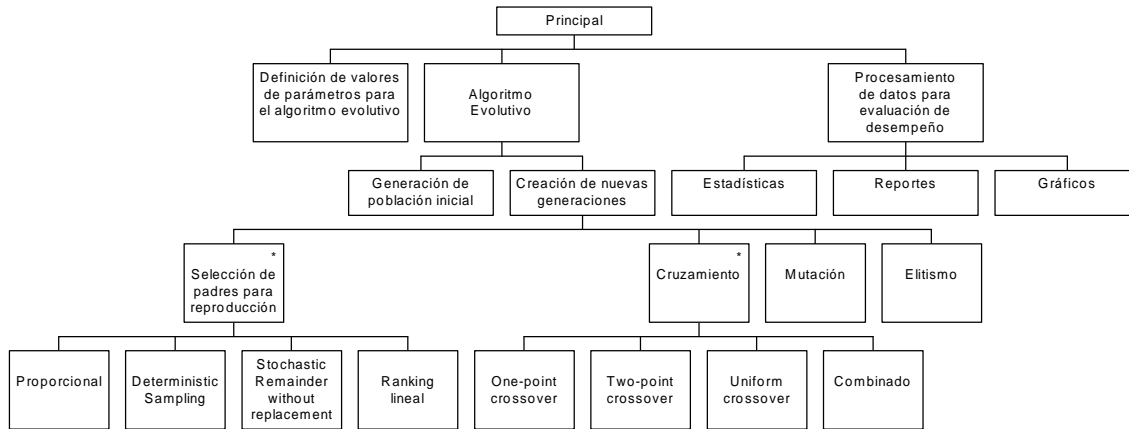
Datos de la ejecución

Las características definidas para cada ejecución del AE y los valores de *fitness* obtenidos pueden ser consultados a través de la siguiente tabla:

Problema	Método	NumPobles	NumGen	Selección	Crossover
10	10	10	2	roulette wheel	one point
20	10	10	2	roulette wheel	one point
30	10	10	2	roulette wheel	one point
40	10	10	2	roulette wheel	one point
50	10	10	2	roulette wheel	one point

Estructura del sistema

El siguiente diagrama muestra la estructuración de los módulos del sistema.



A los efectos de hacer más manejable el sistema, se han definido un conjunto de procedimientos y funciones, los cuales sobre la base de las características comunes de su funcionalidad se encuentran agrupados en las siguientes unidades:

AlgEvol : programa principal.

Generación : coordinación del proceso evolutivo. Contiene los procedimientos para la creación de nuevas generaciones. Se ha definido un procedimiento separado para cada combinación posible de características del AE.

Declaraciones: declaraciones globales de tipos y variables. Todos los tipos de datos y variables utilizados en el sistema se declaran en esta unidad.

Inicial : procedimientos de inicialización. Define los individuos de la población inicial con valores aleatorios.

Interfaz: decodificación de cromosomas y funciones objetivo. Contiene procedimientos para convertir los strings que representan a los individuos en valores reales a los cuales se aplica la correspondiente función de *fitness*.

Principal : coordinación de las funciones del sistema. Contiene la estructura principal del algoritmo evolutivo, se encarga de invocar los procedimientos que corresponda en función de las características determinadas por el usuario para la ejecución del AE.

Random : generación de valores aleatorios. Contiene los procedimientos que pueden requerirse para la ejecución de operaciones basadas en la utilización de valores aleatorios.

Estadísticas : generación de estadísticas de la corrida. Se encarga de la realización de cálculos estadísticos que se requieren para producir datos utilizados para la evaluación del desempeño del AE.

Operaciones : operadores genéticos. Agrupa los procedimientos que implementan los esquemas de selección y cruzamiento disponibles.

Utilidades : Utilidades varias para cálculos. Funciones auxiliares para asistir a las restantes unidades en la realización de cálculos varios.

Variaciones : variaciones del algoritmo evolutivo para mejorar la performance. Contiene los procedimientos para realizar elitismo y selección del mejor individuo de una población.

Conclusiones

Dado un AE se trata de analizar la eficiencia del mismo a través de la aplicación de distintos valores para las características básicas: tamaño de la población, longitud del cromosoma, máximo de generaciones, número de padres, esquema de selección, número de hijos, esquema de cruzamiento, probabilidad de cruzamiento y mutación. Es por lo tanto útil contar con una herramienta que permita analizar el comportamiento de un AE ejecutándolo con diferentes características.

En esta primera versión, el sistema permite mediante gráficos analizar de manera interactiva el comportamiento del AE para distintos valores de los parámetros citados. Como consecuencia de tal análisis, es posible determinar la combinación de características que permiten obtener el mejor valor de *fitness* y una mayor velocidad de convergencia para una función determinada. El sistema también permite estudiar por separado la influencia de un cambio en una característica. Por ejemplo, se puede analizar el comportamiento de un AE para diferentes valores de tamaño de población, dejando fijas el resto de las características.

Futuras extensiones del sistema permitirán dar al usuario la opción de elegir el método de codificación de los cromosomas y disponer de un mayor número de tablas y gráficos que mostrarán otros datos y relaciones entre los datos, surgidos de la ejecución del AE.

El sistema se encuentra disponible para grupos de investigación y docencia en computación evolutiva.

Referencias

- [1] Goldberg, D. – *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Publishing Company, 1997.
- [2] Eshelman, L.J. – *Proceedings of the Sixth International Conference on Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1995.
- [3] Syswerda, G., - *Uniform Crossover in Genetic Algorithms*, Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA, 1989.
- [4] Holland, J.H., - *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [5] Fogel D. B. – *Why Evolutionary Computation?-Introduction-* in [12], A1.1:1, A1.1:2.
- [6] Rechenberg I. – *Cybernetic Solution Path of an Experimental Problem-* Royal Aircraft Establishment Library, Farnborough, UK, 1965
- [7] Rechenberg I. – *Evolution strategies '94* (Stuttgart: Frommann-Holzboog). 1994
- [8] Schwefel H-P. – *Kybernetische Evolution als strategie der Experimentellen Forschung in der Strömungstechnik* – Diploma Thesis, Technical University of Berlin. 1965.
- [9] Schwefel H-P. – *Evolution and Optimum Seeking-* (NY: Wiley). 1995