

ENTORNO GRÁFICO PARA LA OPTIMIZACIÓN DE ESTRUCTURAS METÁLICAS EN BASE A ALGORITMOS GENÉTICOS

M^a Belén Prendes Gero (1), Antonio Bello García (2), Juan José Del Coz Díaz (3)

⁽¹⁾Universidad de Oviedo, España
Departamento de Construcción e Ingeniería de Fabricación
Correo electrónico: belen@mieres.uniovi.es

⁽²⁾Universidad de Oviedo, España
Departamento de Construcción e Ingeniería de Fabricación
Correo electrónico: antonio@scjg.uniovi.es

⁽³⁾Universidad de Oviedo, España
Departamento de Construcción e Ingeniería de Fabricación
Correo electrónico: juanjocd@openbank.es

RESUMEN

En la naturaleza, los individuos tienen que adaptarse a su medio ambiente en orden a sobrevivir en un proceso llamado evolución, en el que aquellas características que hacen a un individuo más adecuado para competir son preservadas cuando se reproduce, y aquellas características que lo hacen más débil se eliminan. Tales características son controladas por genes que se agrupan en cromosomas. Tras sucesivas generaciones los individuos más aptos sobreviven, y sus genes son transmitidos a sus descendientes durante el proceso de recombinación sexual (cruce). La técnica que permite a los ordenadores mimetizar el proceso de la evolución natural se denomina algoritmo genético (AG). En este estudio se pretende el diseño y desarrollo de una nueva herramienta, un AG que aplicado a estructuras metálicas, tratadas como individuos de una población, obtenga un individuo óptimo en función del peso y los coeficientes de seguridad. Para ello se crea un entorno gráfico que permite la modificación de parámetros y variables de diseño del AG, la visualización tanto de la evolución del proceso como de la distribución de los individuos en cada generación y por último la obtención del individuo óptimo.

Palabras clave: Algoritmo genético, Entorno gráfico, diseño y desarrollo de una nueva herramienta.

ABSTRACT

In the nature, the individuals have to be adapted to their environment in order to survive in a process called evolution, in which those characteristics that do adequate one more individual to compete they are preserved when reproduces themselves, and those characteristics that they do it weaker they are eliminated. Such characteristics are controlled for units (genes), that form groups (chromosomes). Consequently, after successive generations the most apt individual survives, and also its genes that they are transmitted its descendants during the process of reproduction sexual (cross). The technique that permits to imitate the process of the natural evolution, for computing, is called genetic algorithm (GA). This study intends designing and developing one GA applied to metallic structures, to getting an optimum individual in function of the weight and the safety factors. It is created an graphic entourage that permits the modification of parameters and variables of the GA, the viewing so much of the evolution of the process as of the distribution of the individuals in each generation and finally the obtaining of the optimum individual.

Key words: Genetic algorithm, graphic entourage, design and development of a new tool.

1 Introducción

El famoso naturalista Charles Darwin [1] definió la selección natural en su libro (Darwin, 1929) como la preservación de las diferencias y variaciones individuales favorables y la destrucción de las malas.

Siguiendo este concepto John H. Holland [2] [3] desarrolló, a finales de los años 60, una técnica que permitía a programas de ordenador mimetizar el proceso de la evolución. Esta técnica se denominó Algoritmo Genético (AG).

El AG aplicado a estructuras metálicas permite alcanzar soluciones extremas que satisfagan criterios prescritos (cumplimiento de coeficientes de seguridad, pesos mínimos de elementos estructurales, etc.) realizándose de una forma racional sin acudir a la intuición o a las habilidades del diseñador.

En este estudio se aborda el desarrollo de un algoritmo genético denominado “Elitista” aplicado a una celosía de 10 barras, (fig.1) con el objetivo de obtener el peso mínimo de la estructura bajo la restricción de cumplimiento de los coeficientes de seguridad marcados por la Normativa Española MV103 [9]. Para ello se crea un entorno gráfico (programa Gademo) que permite la modificación de parámetros y variables de diseño del AG, la visualización tanto de la evolución del proceso como de la distribución de los individuos en cada generación y la obtención del individuo óptimo.

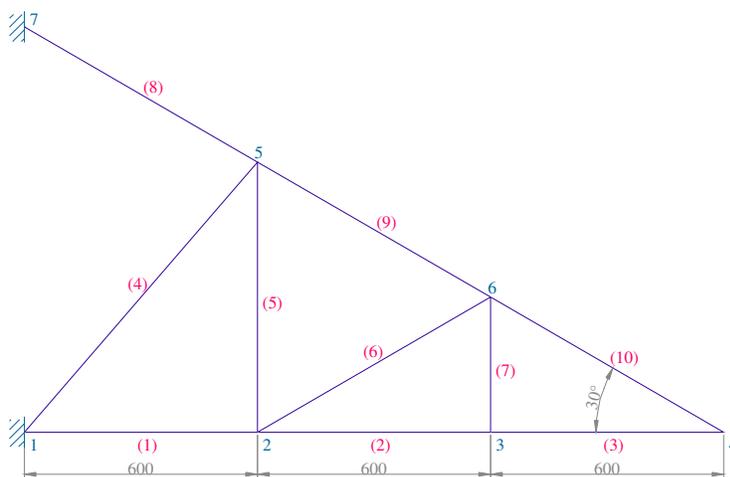


fig.1. Celosía de 10 barras.

2 Algoritmo genético Elitista.

La estructura (fig.1) se introduce gráficamente en el programa Escal3D [10] asignando el material y las secciones a las distintas barras que configuran la celosía (fig.2).

Se han considerado dos hipótesis simples: el peso propio de la estructura y una sobrecarga formada por tres cargas puntuales aplicadas en el punto 2, 3, y 4 de 40 toneladas cada una.

Así mismo se ha considerado una combinación de las hipótesis simples donde el peso propio multiplicado por el coeficiente 1,33 se suma a las sobrecargas multiplicadas por el coeficiente 1,5 [9].

Un primer análisis en el programa Escal3D [10] nos permitirá obtener los ficheros que arrancarán el programa de optimización.

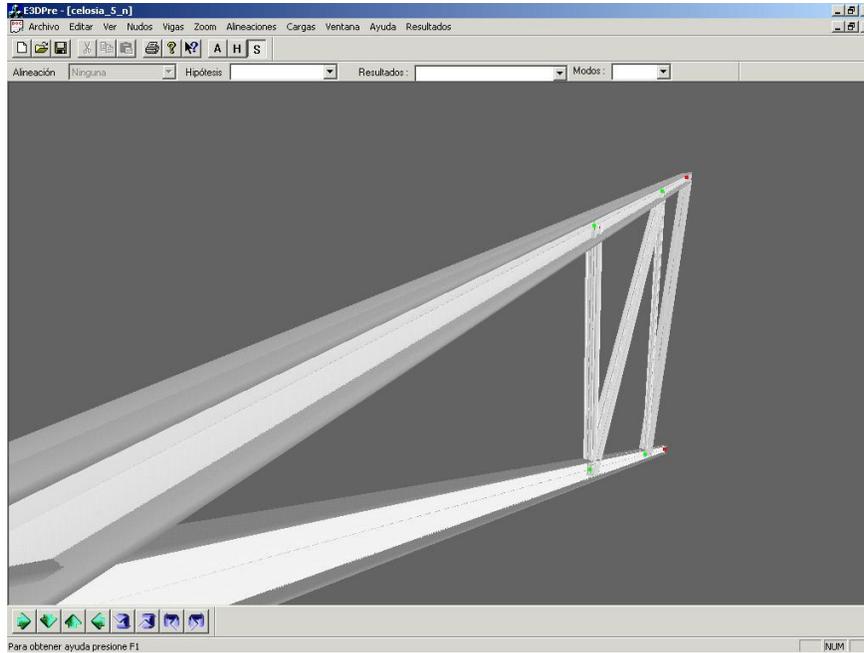


fig.2. Entorno gráfico del Programa Escal3D

2.1 Codificación de las variables de diseño.

Se usa como variables de diseño la sección de los elementos estructurales representada mediante cadenas de bits denominadas fenotipos.

Estas cadenas se unen entre sí constituyendo los cromosomas que representan un conjunto de diseño, estructura a optimizar o individuo de la población.

Cada cadena de bits representa una posición en la tabla de catálogos comerciales de secciones. Su longitud se evalúa mediante la (Ec.1).

$$\lambda = 2^n \quad \text{Ec.1}$$

Donde:

λ es el número de secciones del catálogo comercial.

n es el número de bits. (fig.3)

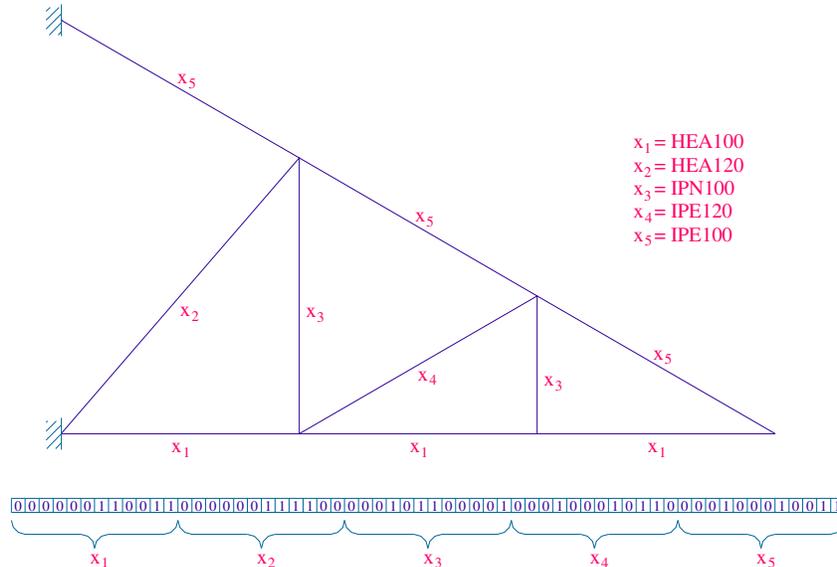


fig.3. Representación binaria de los cromosomas de un individuo de la población.

2.2 Anatomía del AG elitista.

Como se observa en la (fig.4), el AG presenta inicialmente un conjunto de diseños creados al azar. De este conjunto surgirán diseños nuevos y mejores a partir de los miembros o individuos más aptos. El proceso entero es similar a una población natural de entidades biológicas, donde generaciones sucesivas son concebidas, nacidas y desarrolladas hasta que están preparadas para reproducirse.

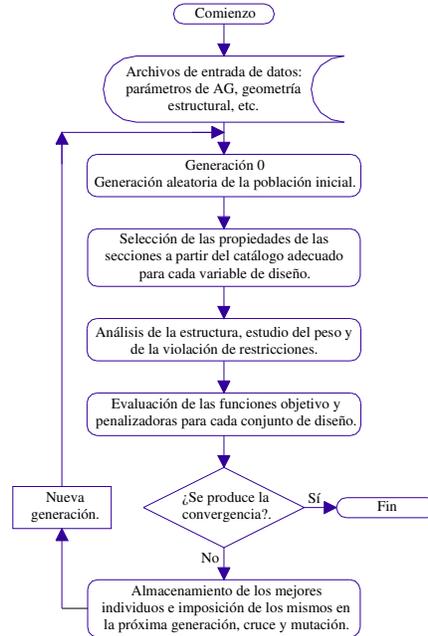


fig.4. Flujo de un AG simple.

Las operaciones básicas del AG son: reproducción, cruce y mutación.

En la reproducción un individuo se copia en la nueva población de acuerdo a su aptitud. El operador reproductor, también denominado selector, se puede implementar de múltiples formas aunque quizás la más fácil es crear una ruleta tarada, donde cada individuo de la población tenga asignado un punto de la ruleta de peso proporcional a su calidad.

El selector implementado “Aptitud” sigue el mismo principio que la ruleta tarada pero previamente elimina aquellos individuos cuya aptitud es inferior a la media (fig.5).

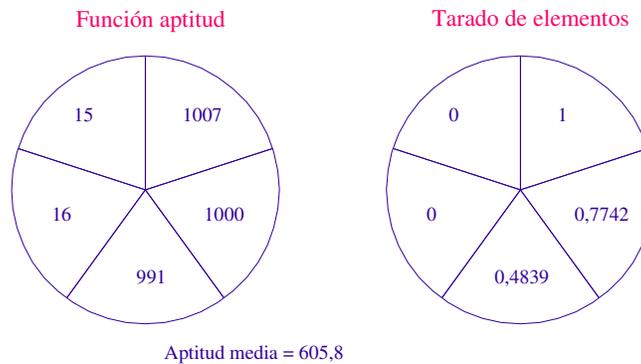


fig.5. Probabilidad de selección a partir del selector “Aptitud”.

El *cruce* permite que aquellos individuos que han sido seleccionados intercambien características entre ellos mismos. Entre las posibles formas de realizar el cruce la más simple y usada es el “cruce por un punto”. En él se selecciona una posición del cromosoma y se crea, por barrido de todos los caracteres entre la posición seleccionada y la longitud total del cromosoma dos nuevas cadenas denominadas hijos.

El cruce implementado y denominado “cruce por un fenotipo” presenta una diferencia y es que la posición seleccionada debe estar comprendida entre fenotipos para no romper longitudes de cadena (fig.6). Con ello se pretende que el cruce intercambie secciones ya existentes no creando nuevas secciones pues este no es su cometido.

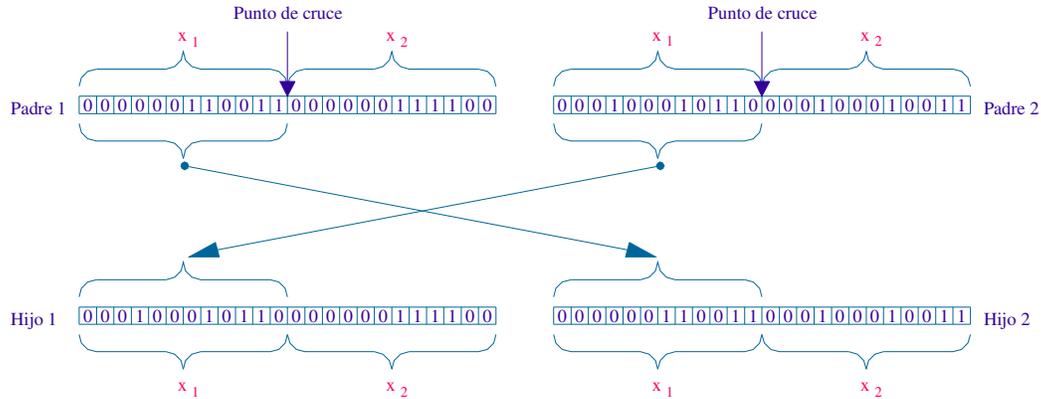


fig.6. Operador de cruce “un fenotipo” para cadenas binarias.

La *mutación* es el tercer paso realizado en un AG con el fin de salvar al proceso de una pérdida prematura de material genético adecuado. En términos de cadenas binarias, este paso corresponde a la selección de unos pocos miembros de la población, determinando localizaciones al azar en sus cadenas y cambiando el 0 por el 1 en dichas localizaciones y/o viceversa. (fig.7)

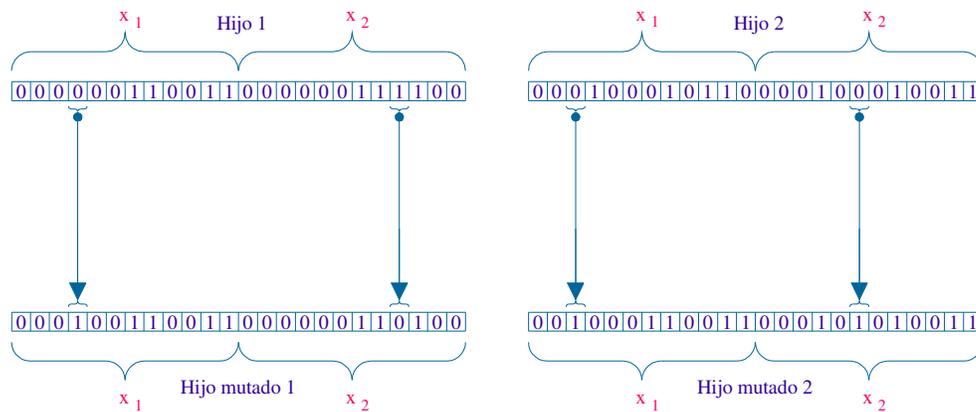


fig.7. Mutación sobre cadenas binarias.

Se ha comprobado que en un AG, el mejor individuo de la población puede fracasar en producir un descendiente para la próxima generación. Para evitar esto se copian los mejores individuos de cada generación denominados “élite” en la generación siguiente.

Con ello se incrementa la velocidad de obtener un individuo óptimo y parece mejorar la actuación del AG. (Mahfouz et al., 1998^a) [5].

2.3 Composición de la población.

Los operadores anteriormente descritos se repiten en cada generación constituyendo la nueva población a analizar. Esta población estará formada por tres partes (fig.8):

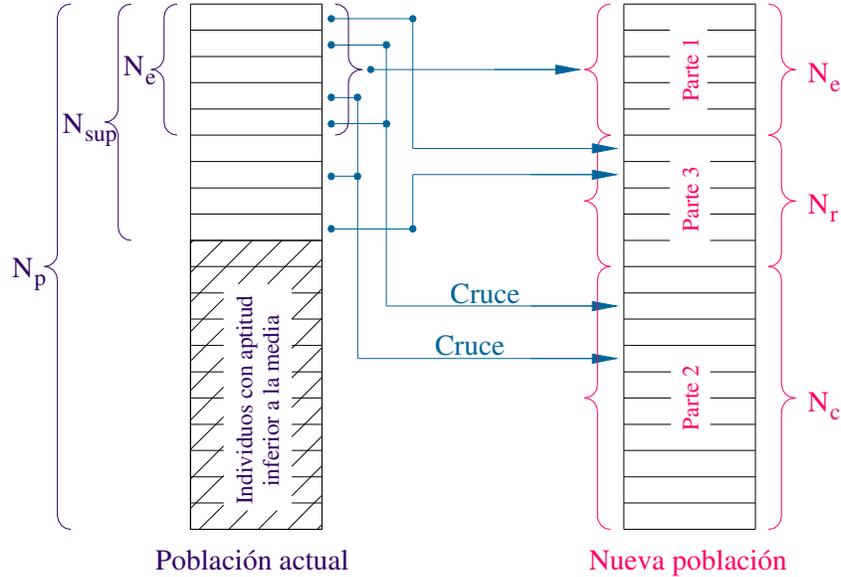


fig.8. Creación de nuevas poblaciones.

- 1.- Individuos “Élite”.
- 2.- Individuos de cruce.
- 3.- Individuos seleccionados al azar.

2.4 Función objetivo.

Cada individuo de la población es analizado mediante los programas Escal3d [10] y Comesc [11], y posteriormente pesados con la función objetivo (Ec.2).

$$\bar{F}(x) = F(x) + \bar{P}(r, G(x), H(x)) \quad \text{Ec.2}$$

Donde:

- \bar{F} es la función objetivo modificada.
- \bar{P} es el término de penalización que contiene a las funciones de restricción.
- r es un coeficiente multiplicador de penalización
- F es el peso del individuo.

2.5 Criterios de convergencia.

El proceso se repite generación tras generación hasta que se verifique alguno de los tres criterios de convergencia implementados.

- 1.- el porcentaje de la diferencia entre el diseño más apto de la generación actual y el diseño de la generación 30 es menor que un valor dado.
- 2.- el porcentaje de la diferencia entre el ajuste medio de la población actual y el ajuste del mejor diseño es menor que un valor dado.
- 3.- se permite un número de generaciones fijo.

3 Entorno gráfico (Programa “Gademo”).

El algoritmo genético desarrollado en los apartados anteriores, se ha implementado en un entorno gráfico que permite la modificación de parámetros y variables de diseño del AG, la visualización de la distribución de los individuos en cada generación (azul), frente a la distribución en anteriores generaciones (verde) y la obtención del individuo óptimo (rojo) (fig.11).

Siguiendo el esquema de un AG simple, (fig.4) la población inicial está formada por un conjunto de diseños creados al azar (fig.9). Estos individuos evolucionarán hacia diseños más aptos.

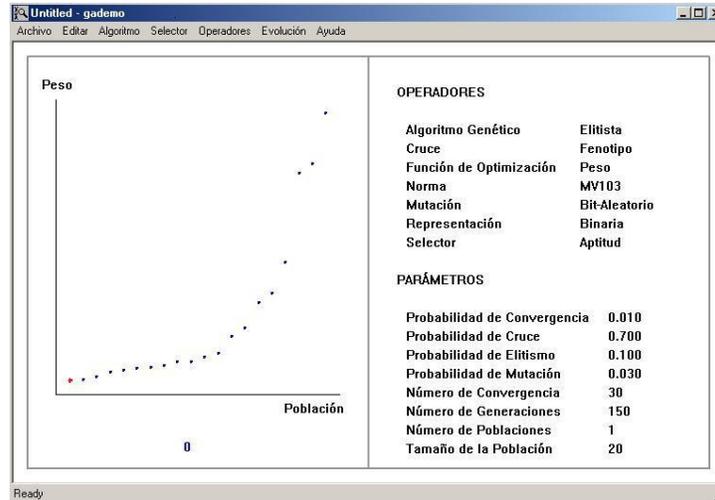


fig.9. Población inicial.

La evolución se puede realizar paso a paso o de forma continuada. En el primer caso, el programa para tras cada generación (fig.10), mientras que en el segundo caso, el programa evoluciona hasta alcanzar la convergencia, momento en el cual para (fig.11).

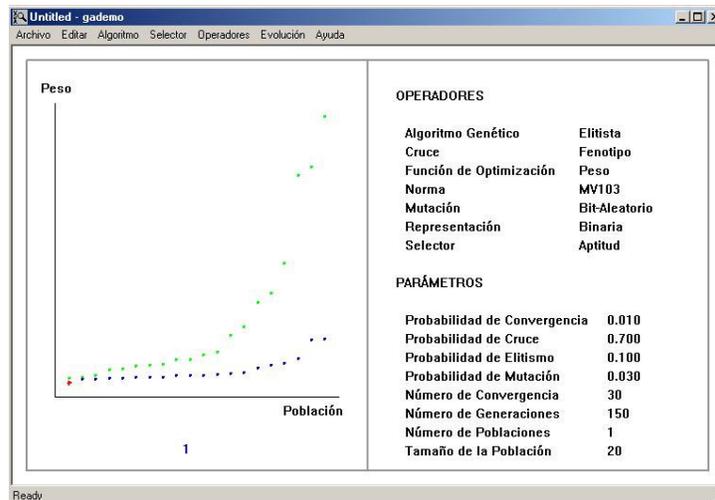


fig.10. Generación uno.

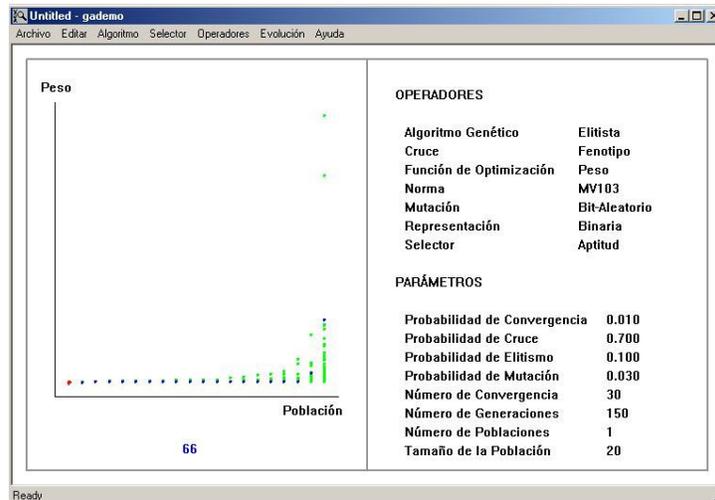


fig.11. Generación de convergencia.

La pantalla de resultados (fig.12) permite conocer el estado del AG en cada evolución: su convergencia, el peso mínimo, medio y desviación típica de la población, así como los valores de las variables y los parámetros empleados en la evolución.

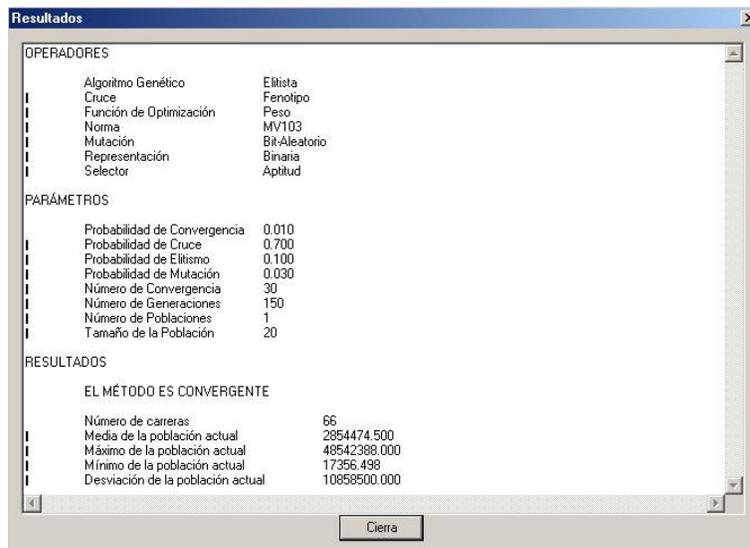


fig.12. Pantalla de resultados.

Aplicado el programa a la celosía de 10 barras, se han realizado carreras modificando los parámetros del AG, siempre en busca del mejor óptimo entendiendo como tal aquel individuo cuyo peso, suma del peso real y penalización de los coeficientes de seguridad, sea menor.

Se ha observado que para una población de 20 individuos, valores de probabilidad de mutación del 3% y probabilidad élite del 10% producen óptimos cuyos coeficientes de seguridad son inferiores al valor máximo permitido.

4 Conclusiones.

1. Este estudio ha demostrado que el AG unido a las variables de diseño, suministra un método de optimización estructural poco complejo matemáticamente, lo que hace de él un método adecuado para los diseñadores.
2. El uso de un mayor número de variables de diseño para describir una estructura produce una solución mejor.
3. El AG produce más de una solución a escoger pero la diferencia entre ellas es pequeña. Esto podría ser ventajoso cuando un diseñador necesita seleccionar una solución adecuada dependiendo de la disponibilidad de las secciones.
4. El tiempo de convergencia es proporcional a la probabilidad de mutación e inversamente proporcional a la probabilidad élite.
5. En general, se puede decir que las soluciones más adecuadas se obtienen cuando el tamaño de la población está entre 60 y 100 individuos.
6. Un valor de la probabilidad élite del 30% da mejores soluciones dentro de un número medio de evaluaciones.
7. El peso medio obtenido es más bajo cuando el valor de la probabilidad de mutación varía entre el 1% y el 3%.
8. Cuando se usa el mismo valor de la probabilidad élite, el efecto de la probabilidad de cruce hace que el peso medio decrezca conforme aumenta dicha probabilidad.

5 Referencias

- [1] Darwin, C. (1929), "*The Origin of species by Means of Natural Selection or the Preservation of Favored Races in the Struggle for life*", The Book League of America. Originalmente publicado en 1859.
- [2] Holland, J. H. (1975), "*Adaptation in Natural and Artificial Systems*", University of Michigan, Ann Arbor.
- [3] Holland, J. H. (1992), "*Adaptation in Natural and Artificial Systems. An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence*", MIT press.
- [4] Mahfouz, S. Y. (1993), "*Stability of Steel Structure Frameworks*", M. Sc. Thesis. Military Technical College, Cairo, Egypt.
- [5] Mahfouz, S. Y., Toropov, U. U. and Wetsbrook, R. K. (1998 a), "*Improvementes in the performance of a genetic algorithm: application to steelwork optimum design*", Proceedings of 7th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, pp. 2037-2045.
- [6] Mahfouz, S. Y., Toropov, U. U. and Westbrook, R. K. (1999), "*Modification, tuning and testing of a GA for structural optimization problems*", In: Toropov, U. (ed.), Proceeding of 1st AMSO UK/ISSMO Conference on Engineering Design Optimization, pp. 271-278.
- [7] Toropov U.U., Mahfouz, S. Y. And Westbrook, R. K. (1999), "*Discrete Design Optimization of 3-Dimensional Steel Structures using a Genetic Algorithm*", 3rd World Congress of Structural and Multidisciplinary Optimization, Buffalo, NY, USA, May 17-21-1999.
- [8] Mahfouz, S. Y. (1999). "*Design Optimization of Structural Steelwork. Design Optimization of steel frame structures according to the British codes of practice using a genetic algorithm*". Thesis. Department of Civil and Environmental Engineering. University of Bradford, UK.

- [9] Ramiro Rodríguez Borlado. “*Manual de Estructuras Metálicas de Edificios Urbanos*”, CEDEX (Centro de Estudios y Experimentación de Obras Públicas). Madrid, 1997. ISBN 84-7790-280-1.
- [10] Escal3D. Programa de análisis lineal estático y dinámico de estructuras espaciales. Diseñado conjuntamente por el Área de Ingeniería de la Construcción y el Área de Ingeniería de Proyectos de la Universidad de Oviedo.
- [11] Comesc. Programa de comprobación de las barras que forman las vigas de las estructuras espaciales, calculando unos coeficientes para cada tipo de comprobación tensional siguiendo las indicaciones de las distintas Normas nacionales e internacionales. Diseñado conjuntamente por el Área de Ingeniería de la Construcción y el Área de Ingeniería de Proyectos de la Universidad de Oviedo.