

## **ALGORITMOS GENÉTICOS APLICADOS A LA SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES Y RECONOCIMIENTO DE FORMAS**

**Jorge E. Núñez Mc Leod y Selva S. Rivera**

*Instituto CEDIAC, Facultad de Ingeniería*

*Universidad Nacional de Cuyo, Casilla de Correo 405, 5500 Mendoza, Argentina*

*cediac@cediac.uncu.edu.ar*

### **RESUMEN**

En el presente trabajo se exponen dos técnicas de algoritmos genéticos desarrollados para la segmentación de imágenes de objetos que presentan límites difusos y texturas semejantes, y para el reconocimiento de formas basado en conocimiento. Teniendo en cuenta que la finalidad de estos es la de ser aplicados a sistemas automáticos de detección, se han tenido en cuenta limitaciones de espacio de memoria y la necesidad de tiempos de convergencia pequeños.

### **ABSTRACT**

Two techniques based on genetic algorithms are presented in this work. They were developed for the segmentation of images having fuzzy limits and alike textures, and for the recognition of patterns based on knowledge of the problem. On the development of the algorithms it has been priority the use of limited memory space and the need for short running times until convergence. This is very important from the applications point of view, where the intended application is for automatic detection systems.

### **INTRODUCCIÓN**

La técnica de los algoritmos genéticos (AG) se basa en los conceptos de selección natural (supervivencia de los mejor adaptados). Es en sí un proceso de optimización y por lo tanto cualquier problema que sea planteado como un proceso de minimización o maximización de un funcional puede ser encarado con esta técnica. La mayor o menor ventaja de la aplicación de los AG dependerá de diversos aspectos; pero posiblemente el de mayor importancia se refiere al grado con que los cromosomas representan el problema. No se debe perder de vista que cualquier problema que tenga una resolución matemática formal será resuelta en forma más óptima por esta que por AG.

La segmentación de imágenes y el reconocimiento de formas son procesos que por sus características son excelentes campos de aplicación de técnicas como los AG y las redes neuronales.

Una vez que se ha obtenido una imagen digital la primer tarea que se realiza sobre esta es un preprocesamiento. Este está orientado a mejorar la imagen de forma que se aumenten las posibilidades de éxito en los procesos posteriores. A continuación se procede a la segmentación, que consiste en partir una imagen de entrada en sus partes constituyentes y objetos. Esta es la parte más difícil del tratamiento digital de imágenes. Al terminar con la segmentación se tienen un conjunto de datos en bruto constituidos por el contorno de una región o bien todos sus puntos. En cualquier caso se requiere transformar esta información a un formato adecuado para su posterior procesamiento. En nuestro caso la última etapa es el reconocimiento de cada una de las regiones obtenidas por segmentación, basándonos en la información que proporcionan sus contornos.

## SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES

El preprocesamiento necesario para la segmentación depende en gran medida del tipo de imágenes a procesar. No siendo este el tema principal de este trabajo y para mejorar la claridad de los conceptos solamente se delinearé el preprocesamiento.

La hipótesis de partida es que los objetos en la imagen poseen una característica de color distintiva. Esta hipótesis se cumple en una gran cantidad de aplicaciones industriales, o se puede hacer que se cumpla. Como ejemplo tenemos la clasificación de frutas o de partes (en metalmecánica) o las imágenes mamográficas, entre otras.

La segunda hipótesis es que los objetos no tienen en la imagen una longitud preponderante en alguna dirección. Lo que equivale a decir que son fácilmente inscribibles en una circunferencia.

Teniendo en cuenta ambas hipótesis el objetivo del preprocesamiento es determinar un conjunto de puntos interiores a cada objeto presente en la imagen y un conjunto de punto exteriores a cada objeto. Una explicación detallada se puede ver en Núñez Mc Leod y Rivera<sup>1</sup>.

### PLANTEO DEL ALGORITMO DE SEGMENTACIÓN

En el caso que nos interesa la segmentación de la imagen se realiza mediante la extracción de bordes. Por razones de claridad nos referiremos a las características que deseamos del borde del objeto segmentado.

#### 1. Generación de la población inicial

En función del nivel de detalle requerido en el borde se utilizan un conjunto de direcciones concéntricas y se determina en cada una de ellas un punto del grupo interno y otro del grupo externo. Con estos datos se generan  $n$  puntos intermedios entre el punto interno y el externo para cada dirección.

Los cromosomas de los individuos estarán formados por genes que corresponden cada uno a un punto en una dirección determinada. Para formar un individuo se toma aleatoriamente un punto de cada dirección en forma secuencial en sentido horario. Obteniendo de esta manera los  $n$  individuos que conforman la población inicial. Este proceso se puede observar en la Fig. 1.

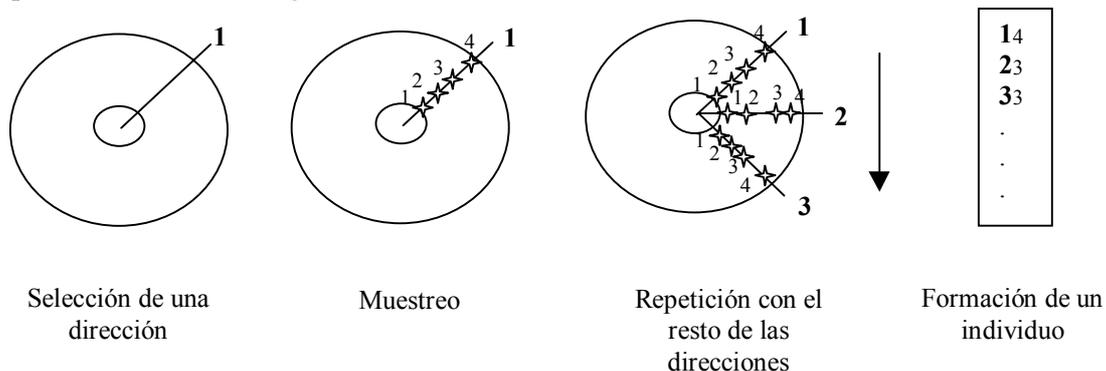


Figura 1. Proceso de formación de la población inicial

#### 2. Operadores

Se han utilizado los siguientes operadores: cruce, mutación, elitismo y eliminación.

En el cruce se procede a seleccionar aleatoriamente los individuos utilizando un sistema de muestreo Montecarlo Estratificado y el punto de cruce se selecciona también aleatoriamente. Una probabilidad alta de mutaciones de 0,15 se utilizó. Esto permitió un “ajuste” fino de la respuesta. La mutación utilizada afectaba al gen con una modificación aleatoria función del espacio medio entre individuos de la población inicial.

Se utiliza el concepto de elitismo para permitir que los mejores individuos pasen a la siguiente generación sin modificaciones, aplicaciones de este operador pueden verse en Annichiarico y Cerrolaza<sup>2</sup> y . Núñez Mc Leod y Rivera<sup>3</sup>

Finalmente y como restricción de los sistemas sobre los que se implementarán estos algoritmos, se trabaja con una población acotada a un máximo de 100 individuos. Para ello se utiliza el operador eliminación. Éste tiene por finalidad seleccionar a los individuos cuya función de valoración es superior a la media de la población para eliminarlos. Esto basado en el hecho que estos individuos tenderán exponencialmente a desaparecer y su eliminación temprana, para el caso particular de implementación que nos ocupa, influye beneficiosamente en la convergencia del Algoritmo.

## RECONOCIMIENTO DE FORMAS

### 1. Obtención de los individuos

Obtenidos los bordes de los objetos, el siguiente paso es la codificación de contornos y extracción de rasgos característicos basados en la TDF (Transformada Discreta de Fourier), considerando el problema de las invarianzas a traslaciones, giros y homotecias.

La codificación de los contornos plantearía problemas delicados, producidos por la naturaleza altamente ruidosa (en relación a la extracción de bordes) de la imagen resultante de la fase de segmentación. Pero por el método utilizado esto no ocurre y por ello toda la fase de eliminación de ruido desaparece.

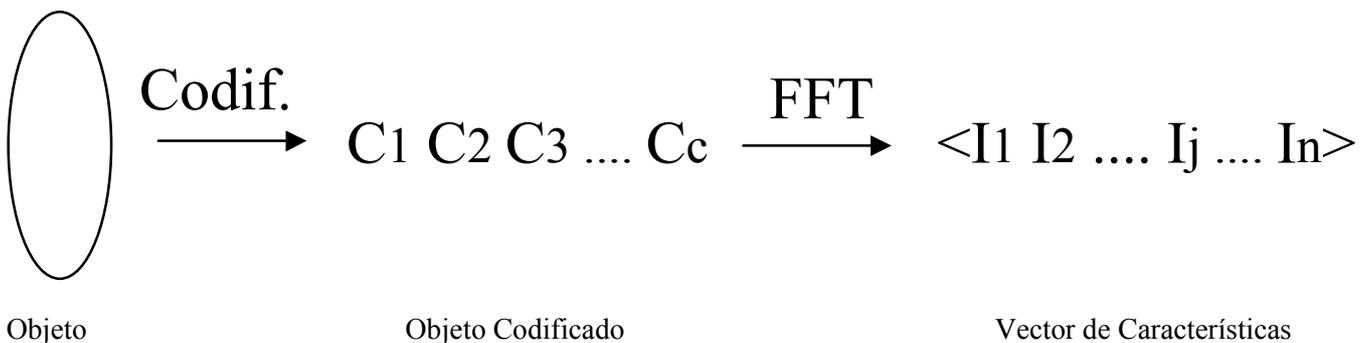
Una vez codificado el contorno, se pasa directamente al cálculo de sus características discriminantes. La idea básica es pasar de un dominio espacial del contorno a un dominio frecuencial, utilizando con este fin la transformada discreta de Fourier. Una propiedad muy interesante de la TDF en relación a su aplicación al cálculo de características discriminantes de contornos cerrados es que se puede pasar de la TDF a la función espacial mediante la TDF inversa. En consecuencia, se puede representar unívocamente un determinado contorno cerrado, ya sea por su código o bien por la correspondiente TDF.

La ventaja de representar el contorno de un objeto con la TDF de su código es que se puede trunca (es decir, mantener únicamente un subconjunto de sus componentes) y aún así reuperar con suficiente fiabilidad la forma original del contorno.

El vector de Características Discriminantes estará formado así por las componentes de frecuencia más baja que son las capaces de discriminar adecuadamente los objetos del universo de trabajo, ver Andrews<sup>4</sup>.

Así cada imagen se representa por su Vector de Características, quedando ahora expresada nuestra Base de Conocimientos en función de los mismos.

En la Fig. 2 se esquematiza el proceso anteriormente descrito.



**Figura 2.** Esquema del procesamiento de la imagen para la obtención de un individuo

## 2. Base de Conocimientos

Para reconocer un objeto de una imagen dada, se requiere armar una Base de Conocimientos que contenga la configuración típica y tenga el grado de flexibilidad necesario para representar los diferentes casos. Así esta Base de Conocimientos estará constituida por un conjunto de imágenes ejemplo (representadas a través de sus vectores de características) que definen con cierto grado de flexibilidad el objeto a reconocer.

## 3. Algoritmo Genético

El AG se basa en utilizar la Base de Conocimientos (que contiene todos los objetos posibles) como población inicial y utilizar la Distancia Euclídea como función de evaluación.

Teniendo en cuenta que la finalidad del reconocimiento de formas es la de ser aplicado a un sistema automático de detección, se deben tener en cuenta ciertas limitaciones y requerimientos. Así, por ejemplo, el sistema debe estar perfectamente delimitado en cuanto a sus requerimientos de espacio de memoria. Y por otro lado se le requiere que en el caso de algoritmos iterativos tengan un alto nivel de convergencia.

Para asegurar que los requerimientos de memoria estén acotados, se procede a una doble estrategia de eliminación de los individuos menos aptos y reducción de los duplicados; lo que permite lograr que el número de éstos se mantenga constante durante la evolución.

Para alcanzar la meta del alto nivel de convergencia, se tiene en cuenta que los individuos con una media superior a la de la población decrecen exponencialmente generación tras generación. Por lo que se puede asumir, que la eliminación de éstos en períodos tempranos no desmerecerá la futura evolución del resto de los individuos. Esto es sólo válido para el caso particular que tratamos, donde el reconocimiento se basa en una Base de Conocimiento. Otra característica importante es que no se producirán mutaciones, las cuales tenderían a desvirtuar las Bases de Conocimiento.

El reconocimiento de la forma será producto del grupo poblacional que logre alcanzar un valor de Distancia Euclídea mínimo.

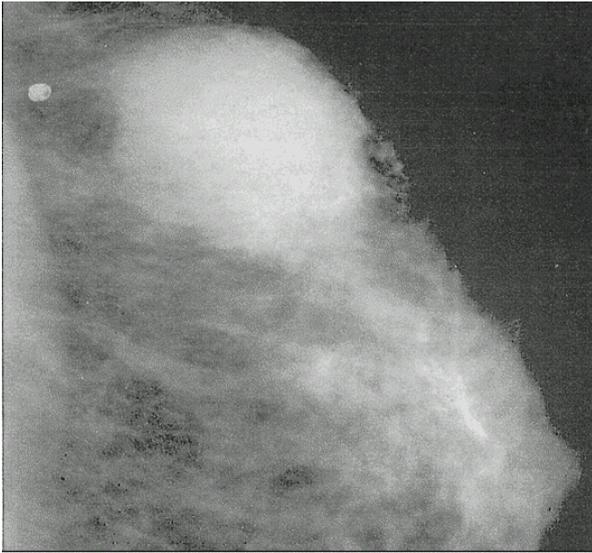
## APLICACIONES PRELIMINARES

### 1. SEGMENTACIÓN DE NÓDULOS MAMARIOS

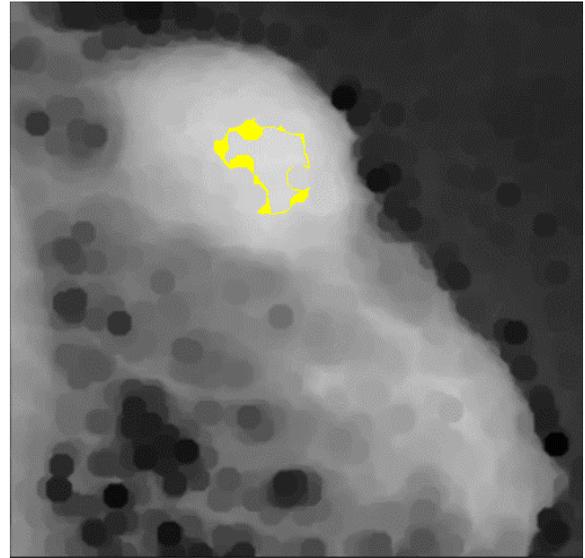
En el campo del Cáncer de Mama, un principal auxiliar es el diagnóstico por imágenes a través de mamografías. La herramienta principal de este tipo de estudios es la placa mamográfica. Una imagen en escala de grises constituida por texturas muy parecidas y de bajo contraste, que presenta serias dificultades para poder segmentarla. Al ser el campo del Cáncer de Mama de gran amplitud, en esta primera aproximación sólo se enfoca el problema de los nódulos mamarios.

En una primera etapa es necesaria la segmentación de los elementos de la placa con características de nódulos (elementos radiográficamente opacos). Los objetos a analizar presentan límites difusos y texturas semejantes pero claramente diferenciables. En estos casos no es sencillo encontrar bordes finos y continuos.

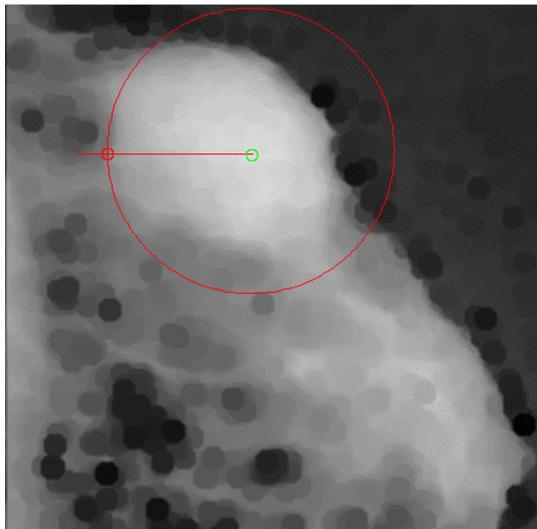
La segmentación de los elementos radiográficamente opacos es importante para la siguiente etapa que es la caracterización del objeto. En las figuras 3, 4, 5, 6 y 7 se puede observar el resultado de cada paso.



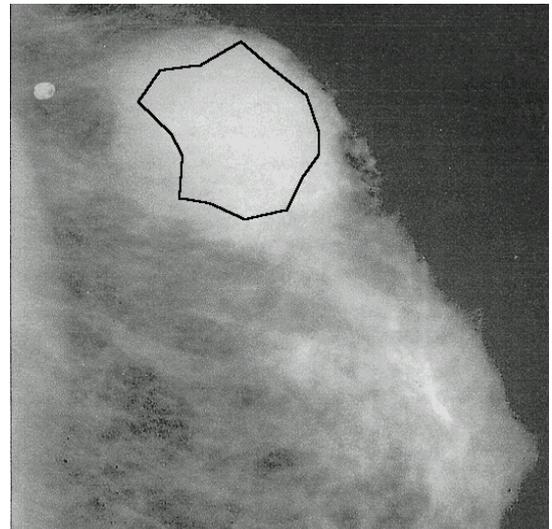
**Figura 3.** Imagen mamográfica inicial



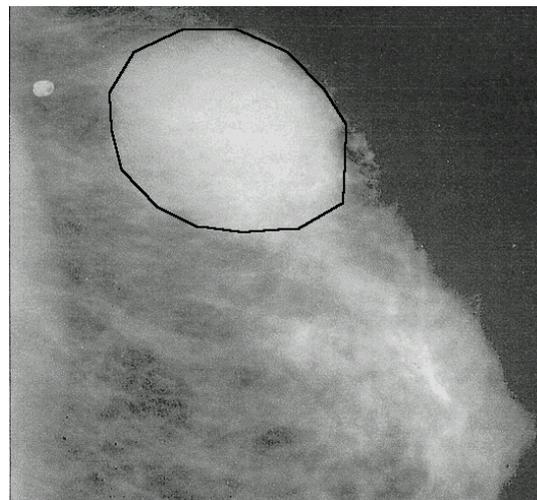
**Figura 4.** Puntos del conjunto interno



**Figura 5.** Puntos del conjunto externo



**Figura 6.** Individuo típico



**Figura 7.** Borde obtenido del nódulo

Como conclusión de la segmentación expuesta se ha logrado la obtención de bordes bien definidos, con elementos caracterizados por textura, con un error aceptable. Esto es importante ya que permite discriminar en una etapa temprana por ejemplo entre nódulos y fibras musculares.

Otro objetivo alcanzado es la rapidez en la extracción de bordes, basado en un procesamiento simple y un tratamiento intensivo posterior en áreas reducidas de la imagen. Se obtuvieron tiempos de respuesta del AG siempre inferiores a 10 segundos, con una cantidad de puntos de 12 en promedio.

## 2. RECONOCIMIENTO DE FORMAS

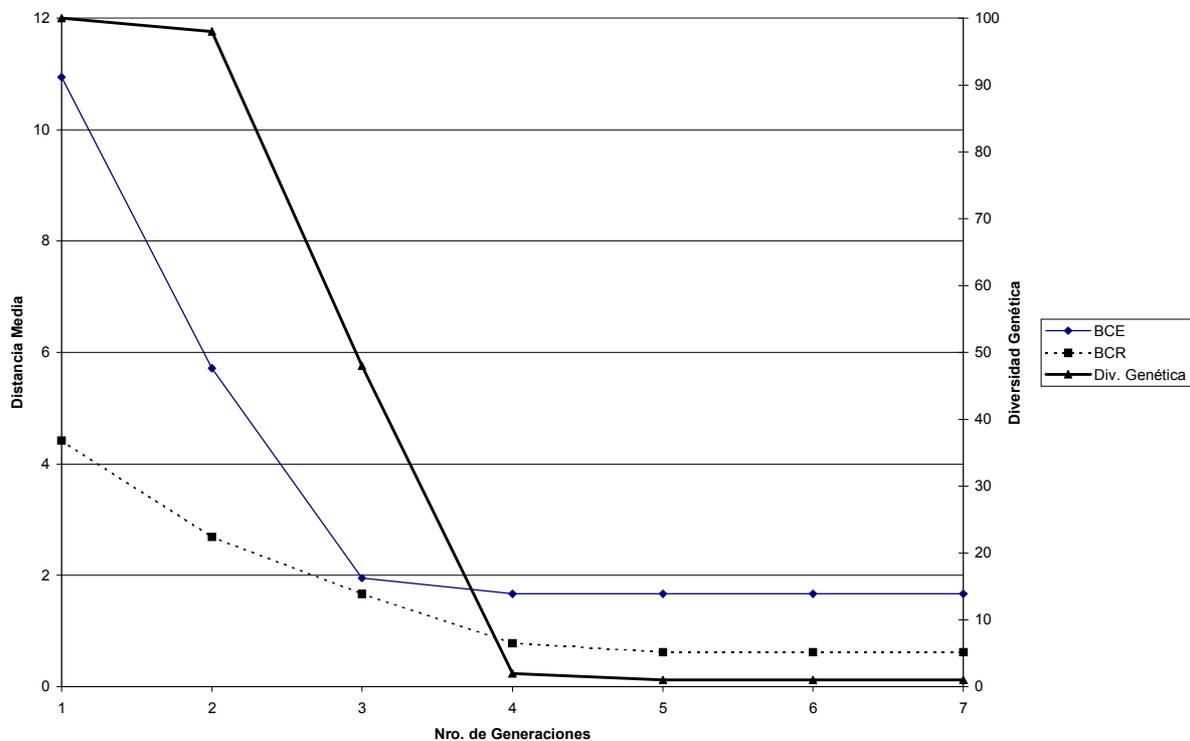
El reconocimiento de formas en el momento del diseño del método se probó con una Base de Conocimiento (BC) constituida por una familia de elipses y una familia de rectángulos. Es decir que se pueden reconocer elipses y rectángulos en una imagen.

Para la prueba se generaron rectángulos y elipses especialmente no concordantes con las presentes en la Base de Conocimiento y con un alto grado de distorsión.

En los siguientes gráficos se presenta en abscisas el número de generación. En el primer eje de ordenadas el valor de la distancia euclídea media para cada generación y en el segundo eje de ordenadas la diversidad genética; que indica la cantidad de individuos diferentes (genéticamente) que existen en cada generación.

Se mostrarán los resultados de dos casos de interés.

En el primer caso se parte de una muestra de rectángulo. Se puede ver en la Fig. 8 el marcado decrecimiento en la diversidad genética, consecuencia de los criterios de eliminación. Por otro lado, la distancia media decrece rápidamente.

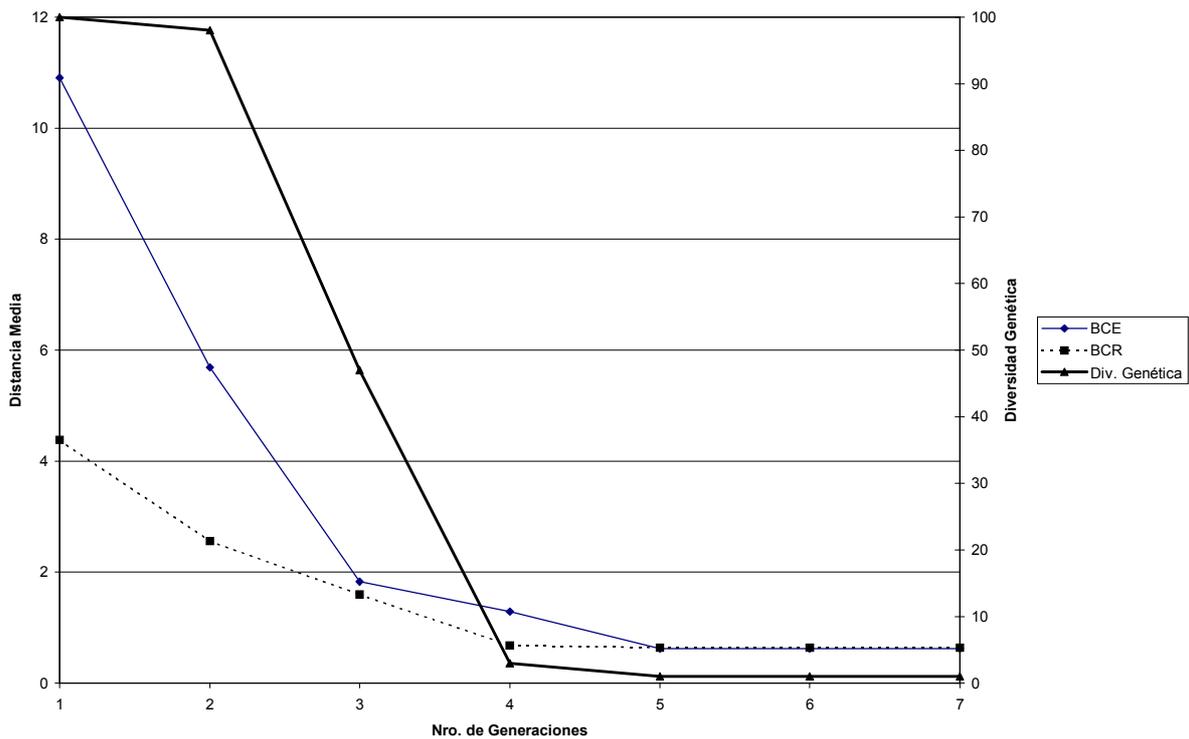


**Figura 8.** Evolución de las BCE y BCR con muestra de rectángulo

El criterio utilizado para determinar el fin de la evolución es lograr la estabilidad en el valor de la distancia de referencia. Si bien ambas muestras logran este propósito; la BCR alcanza un valor menor que la BCE, por lo tanto la muestra se identifica como rectángulo.

Cabe hacer notar que para este punto, la diversidad genética es igual a 1 (uno); o lo que es lo mismo existe en la población un solo tipo de individuo que es el que mejor describe a la muestra.

Es importante ver en la segunda prueba (Fig. 9), en donde se tiene una muestra de elipse, que en la primer generación la distancia media menor es para la BCR, con lo cual hay un reconocimiento erróneo (tipo de reconocimiento clásico); pero posteriormente al evolucionar se produce una inversión en la clasificación y al alcanzar la estabilidad se reconoce a la muestra como una elipse.



**Figura 9.** Evolución de las BCR y BCE con muestra de elipse

Los resultados preliminares de la aplicación de un AG simple y de poblaciones basadas en Bases de Conocimiento en el reconocimiento han sido muy satisfactorios. Asimismo el concepto de confinamiento de la población evitando la inclusión de información genética externa, demostró ser adecuada en la aplicación desarrollada.

La estrategia de eliminación y reducción de individuos demostró ser apta para el control de la población y adicionalmente para acelerar la convergencia.

### CONCLUSIONES

Se han presentado dos técnicas de Algoritmos Genéticos aplicados a la segmentación de imágenes y al reconocimiento de formas. Los resultados preliminares de su aplicación han sido altamente satisfactorios.

El siguiente paso de este desarrollo debería ser el armado de un prototipo funcional, con Bases de Conocimiento completas en un área específica (por ej.: el estudio de mamografías) y contraste con la opinión de expertos (en el caso de diagnóstico).

### REFERENCIAS

- [1] Jorge Núñez Mc Leod y Selva Rivera, Extracción de bordes con un algoritmo genético restringido por textura, Simulación con Métodos Numéricos, BI17-BI24, SVMNI, 1998.
- [2] William Annichiarico y Miguel Cerrolaza, Avances en optimización genética de modelos de Elementos Finitos, Solución de Problemas de Ingeniería con Métodos Numéricos, SE1-SE14, SVMNI, 1994.
- [3] Jorge Núñez Mc Leod y Selva Rivera, Interpretación de imágenes basada en estructuras básicas flexibles, mediante la aplicación de algoritmos genéticos, Simulación con Métodos Numéricos, BI17-BI24, SVMNI, 1998.
- [4] Harry Andrews, Introduction to mathematical techniques in pattern recognition, Krieger Publishing Company, 1983.