
CAPÍTULO 4: ALGORITMOS EVOLUTIVOS AVANZADOS**4.1. INTRODUCCIÓN**

En los Algoritmos Evolutivos (AEs) basados en algoritmos genéticos vistos hasta el momento, el mecanismo de selección busca individuos en el espacio del problema al usar el principio Darwiniano de la selección natural y la supervivencia del más fuerte [43]. Básicamente los Algoritmos Evolutivos simulan la evolución (adaptación natural) de una población de soluciones para un problema dado. Después de crear la población inicial, el proceso evolutivo de un algoritmo genético consiste en:

1. la evaluación de todos los individuos en la población,
2. la selección de una nueva población intermedia (los mejores individuos tienen mayores oportunidades de ser elegidos), y
3. el intercambio de su código genético.

Estas tres etapas se reiteran hasta que alguna condición de terminación se satisfaga.

Los AEs basados en algoritmos genéticos involucran la selección de dos individuos padres para crear a lo sumo dos cromosomas hijos. Inspirados en la naturaleza, Eiben [35], Esquivel [43], y otros han creado distintos algoritmos evolutivos avanzados, de dónde emergen reformas de los mecanismos de selección y crossover. Esto surge como una necesidad de mejorar la performance de los AEs en problemas de alta complejidad. Tales AEs avanzados mitigan el problema de la debilidad, el de la diversidad genética y el de la convergencia prematura (capítulo 2). Se describen algunos de ellos en las siguientes secciones.

4.2. ALGORITMOS EVOLUTIVOS CON RECOMBINACIÓN DE MÚLTIPLES PADRES

Es un hecho de la naturaleza que la creación de nuevos individuos siempre ocurra a través [35] de una reproducción asexual (un padre) o sexual (dos padres). Sin embargo para un matemático/a o para un informático/a ésta no es una restricción. Eiben [35] ha estudiado cuando un crossover de múltiples padres

debiese ser evitado por razones prácticas o cuando este ofrece ventajas que no se han usado. Para lo cual Eiben entre otros han descubierto la necesidad de crear nuevos métodos de crossovers, para intercambiar la información genética de más de dos padres. Los mecanismos básicos de recombinación, para este caso son: el *scanning* de genes [34], el crossover diagonal [36], y el crossover basado en la adyacencia.

Eiben concluye, en función a los experimentos realizados, que los algoritmos evolutivos con recombinación de múltiples padres incrementan su performance; en comparación con los que aplican crossover de dos padres. Pero si bien en algunos casos de prueba, el aumento de la cantidad de padres significa una mejora sustancial en los resultados; esto no es generalizado.

4.2.1. SCANNING CROSSOVER (SCANNING DE GENES)

La técnica de scanning genera un solo hijo de n padres. El mecanismo general para el scanning es asignar un puntero a cada padre y a cada hijo. El puntero del hijo atraviesa todas sus posiciones de izquierda a derecha, una por vez. En cada paso, los punteros para los padres son actualizados, tal que cuando se elija un valor para el gen apuntado actualmente en el hijo, los punteros de los padres muestren las posibles elecciones a realizar. La figura 4.1 muestra este algoritmo.

```

procedure inicializar punteros_padres
begin
  for puntero_hijo = 1 to Long_Cromosoma
    begin
      actualizar punteros de los padres
      hijo.alelo[puntero_hijo] = elección de los valores indicados por los punteros de los padres
    end
  end
end

```

Figura 4.1. Procedimiento para inicializa los punteros padres

Las dos principales características de este procedimiento son el mecanismo de actualización de los punteros en los padres y la manera en que el valor es elegido entre los genes apuntados. Al cambiar la forma en que se seleccionan los valores

a insertarse en el hijo, se pueden definir tres técnicas de scanning: uniforme, basada en la ocurrencia y basada en el fitness (*uniform scanning*, *ocurrence based scanning* y *fitness based scanning* en inglés, respectivamente).

4.2.1.1. UNIFORM SCANNING (U-SCAN)

U-Scan es una extensión natural del crossover uniforme para el número de padres. El crossover uniforme se define así:

- Se recorren los (dos) padres y los (dos) hijos de izquierda a derecha.
- Por cada posición en el hijo 1, se elige aleatoriamente si se hereda desde el padre 1 ó desde el padre 2 (el segundo hijo se crea al revertir las decisiones tomadas).

En U-Scan, sólo un hijo es creado. Cada alelo es elegido por un mecanismo aleatorio uniforme, teniendo cada padre la misma oportunidad de ser elegidos para proveer un valor. A continuación se define la probabilidad de heredar del padre i , $P(i)$, y el número esperado de genes a heredar del padre i , $E(i)$:

$$P(i) = \frac{1}{\text{número de padres}}, \quad E(i) = P(i) * \text{Long}_{\text{cromosoma}}$$

4.2.1.2. OCURRENCE BASED SCANNING (OB-SCAN)

OB-Scan se basa en la siguiente premisa: el valor cuya ocurrencia se encuentre en la mayoría de los padres (los cuales son seleccionados en función de su fitness) en una determinada posición es probablemente el mejor valor a elegir. Es decir que, el alelo con el más alto número de ocurrencias en la posición apuntada se inserta en el hijo [36]. Si el número de ocurrencias de ninguno de los valores es mayoritario, entonces se hereda el valor apuntado en el primer padre. La figura 4.2 muestra OB-Scan para una representación de bits:

	↓								
<i>padre 1</i>	1	0	1	1	0	1	1	1	0
<i>padre 2</i>	1	0	0	0	0	1	0	1	0
<i>padre 3</i>	0	1	0	1	1	0	0	0	0
<i>padre 4</i>	0	1	0	1	0	1	0	1	0
<i>Hijo</i>	1	0	0	1	0	1	0	1	0

Figura 4.2. OB-Scan sobre patrones de bits

4.2.1.3. FITNESS BASED SCANNING (FB-SCAN)

FB-Scan elige el valor a heredar en forma proporcional al fitness de los padres. Por ejemplo, para un problema de maximización donde el padre i tiene un fitness $f(i)$, la probabilidad $P(i)$ de seleccionar un valor desde este padre es (selección proporcional):

$$P(i) = \frac{f(i)}{\sum f(i)}.$$

Al igual que para OB-Scan, el número esperado de genes heredados desde el padre i es:

$$E(i) = P(i) * Long_Cromosoma .$$

4.2.1.4. ADAPTACIÓN DEL SCANNING A DIFERENTES TIPOS DE REPRESENTACIÓN

Es posible definir los procedimientos de scanning para diferentes tipos de representación al cambiar el mecanismo de actualización del puntero. Para las representaciones donde todas las posiciones son independientes entre sí (no existe epistasis), el mecanismo de actualización del puntero es simple. Los punteros de los padres son todos iniciados en la primer posición de cada uno de ellos, y en cada caso todos los punteros se incrementan en uno (atravesando a los padres de

izquierda a derecha). Mientras que en aquellos problemas donde existe epistasis, es necesario un mecanismo de actualización de punteros más sofisticado.

La representación basada en el orden [35], necesita un mecanismo de actualización de punteros que asegure que ningún valor se agrega a un hijo dos veces. Por cada padre se incrementa su puntero hasta que este denote un valor que no se haya agregado en el hijo. Un ejemplo de cómo este mecanismo de actualización trabaja se muestra en la figura 4.3:

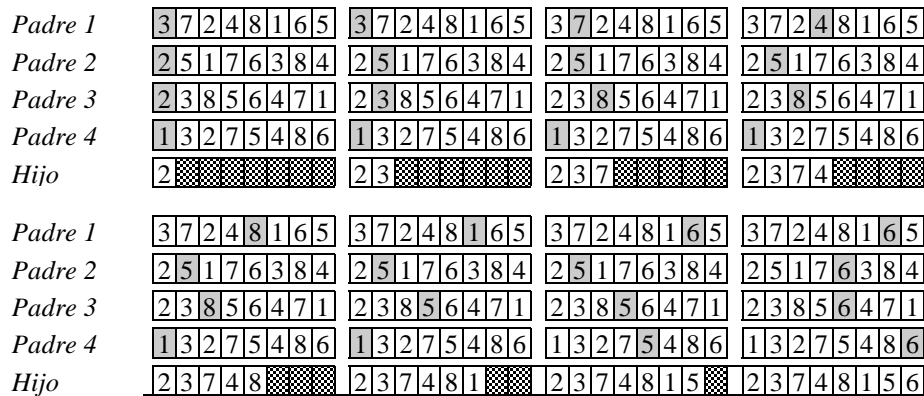


Figura 4.3. OB-Scan sobre una representación basada en el orden.

4.2.2. CROSSOVER BASADO EN LA ADYACENCIA (ABC)

ABC es un caso especializado de scanning [35], específicamente diseñado para representaciones basadas en el orden, donde la posición relativa de los valores es importante, por ejemplo en el TSP. Las principales diferencias entre los procedimientos descritos en la sección anterior y ABC están en la forma de selección del primer valor y en el mecanismo de actualización de los punteros.

El valor del primer gen del hijo es siempre heredado desde el valor que toma el primer gen en el padre 1. El mecanismo de actualización de los punteros es el siguiente: el puntero de cada padre se mueve al primer sucesor del valor previamente seleccionado que, hasta ese momento, no se encuentre en el hijo.

Un crossover similar a ABC fue propuesto por Whitley [148]. La principal diferencia entre el crossover de Whitley y el ABC ocurre cuando todos los sucesores inmediatos a una ciudad ya han sido heredados al hijo. Por ejemplo, se supone que los posibles sucesores de la ciudad D son las ciudades A, E, F y H (en

los padres 1, 2, 3 y 4 respectivamente), las cuales ya se han incorporado al hijo. El crossover de Whitley elige aleatoriamente una de las ciudades que, todavía, no se han incluido en el hijo. Mientras que, ABC chequea los sucesores de la ciudad A en el padre 1, de la ciudad E en el padre 2, de la F en el 3 y de la H en el 4 (y si cualquiera de estos ya ha sido incluido en el hijo, se buscan sus sucesores), la ciudad a ser agregada en el hijo es elegida entre estos sucesores.

Se pueden definir dos tipos de ABC:

- basado en la ocurrencia (OB-ABC), y
- basado en el fitness (FB-ABC).

Estos crossovers usan el mismo mecanismo para elegir los valores a heredar por los hijos que OB-Scan y FB-Scan. La diferencia está en el mecanismo de actualización del marcador. En la figura 4.4 se muestra un ejemplo de OB-ABC.

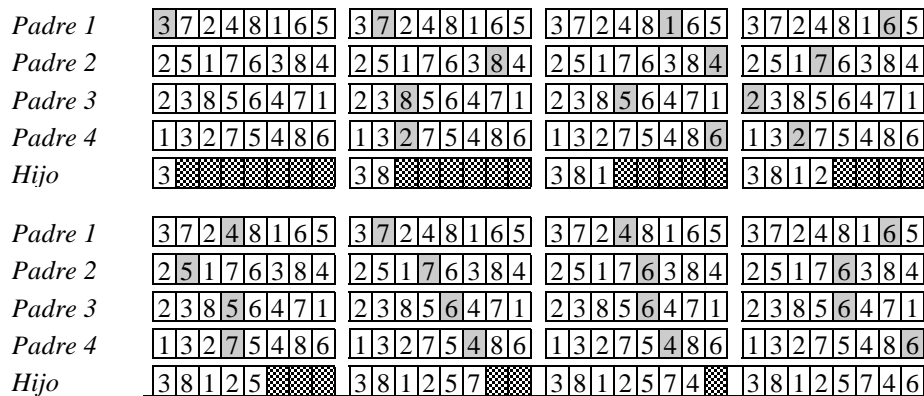


Figura 4.4. OB-ABC.

4.2.3. CROSSOVER DIAGONAL

La idea básica detrás del crossover diagonal es [36, 38]:

- generalizar el mecanismo del crossover de un punto para n padres al seleccionar $(n - 1)$ puntos de crossover, y
- construir n hijos al tomar los n segmentos resultantes de los cromosomas padres a lo largo de las diagonales.

En la figura 4.5 se presenta un ejemplo para $n=3$.

<i>padre 1</i>	1a	1b	1c	<i>hijo1</i>	1a	2b	3c
<i>padre 2</i>	2a	2b	2c	<i>hijo2</i>	2a	3b	1c
<i>padre 3</i>	3a	3b	3c	<i>hijo3</i>	3a	1b	2c

Figura 4.5. Crossover diagonal con tres padres y tres hijos.

4.3. ALGORITMOS EVOLUTIVOS CON MULTIPLES CROSSEOVERS

El operador de crossover genera nuevas soluciones al combinar las propiedades de los cromosomas padres. La utilidad de este operador ha sido extensamente discutida por muchos investigadores (por ej. [41, 54, 123, 134]). También se han propuesto una variedad de operadores de crossovers que recorren el espacio de solución en diferentes maneras.

La alternativa de crossover convencional, independientemente del método usado, involucra la aplicación del operador sólo una vez sobre el par de padres seleccionados para crear, a lo sumo, dos hijos [27, 28, 61, 137]; denominado [44] en inglés, *Single Crossover Per Couple* (SCPC). Varias alternativas se han concebido con respecto al número de crossovers que se pueden aplicar por pareja. Estas se describen en las siguientes subsecciones.

4.3.1. MULTIPLE Crossover PER COUPLE (MCPC)

Inspirados en la naturaleza del mundo real Esquivel, Michalewicz, y Gallard [43] introducen la aplicación de más de una operación de crossovers por cada par de padres (pareja), lo que se denomina en inglés, *Multiple Crossover Per Couple* (MCPC). En esta opción el número de hijos puede variar desde uno hasta algún número máximo predefinido.

El número de hijos por pareja se limita a un número máximo y los procesos de producir hijos se controla, por cada par de padres; y de esta manera no exceder el tamaño de la población.

Esta opción permite una economía en el esfuerzo computacional y una mayor explotación de la recombinación de buenas soluciones elegidas previamente. Los distintos experimentos realizados bajo MCPC en [44] muestran como una

desventaja el incremento de la presión selectiva, apareciendo el riesgo de convergencia prematura hacia un óptimo local. Para poder mantener las ventajas de este método sin correr el riesgo antes mencionado, los autores de MCPC introducen un método de selección de la pareja proporcional a su fitness [45] (en inglés *Fitness Proportional Couple Selection*, FPCS). Este método se desarrolla en la sección 4.3.2.

4.3.2. FITNESS PROPORTIONAL COUPLE SELECTION (FPCS)

FPCS divide el proceso de selección en dos pasos; el primero a nivel individual y el segundo a nivel de pareja. El método construye una población intermedia de padres, que se seleccionan individualmente desde la vieja población a través de una selección proporcional, luego se escogen las parejas de acuerdo a su fitness.

Un criterio para asignar el fitness a una pareja está basado en sus disimilitudes. El método puede diseñarse de la siguiente manera [45]:

- Inicialmente se elige por medio de una selección proporcional un número de individuos, para construir la población de padres.
- Luego se evalúa el fitness de una pareja, como el valor absoluto de la diferencia de fitness entre sus componentes.
- Por último se escogen las parejas para la reproducción a través de la selección proporcional. El proceso de la producción de hijos lo controla cada pareja, y de esta manera no se supera el tamaño de la población.

En la figura 4.6 se muestra un esquema general de FPCS. A modo de ejemplo, se supone el siguiente escenario; la pareja *j-ésima* está formada por dos individuos de alto fitness comparable y la pareja *i-ésima* esta compuesta por un individuo de fitness medio y por otro de bajo fitness. Por lo tanto la última pareja tiene mayor oportunidad de ser seleccionada. Este criterio intenta mantener la diversidad genética para evitar el estancamiento pero asume un grado de convergencia más bajo.

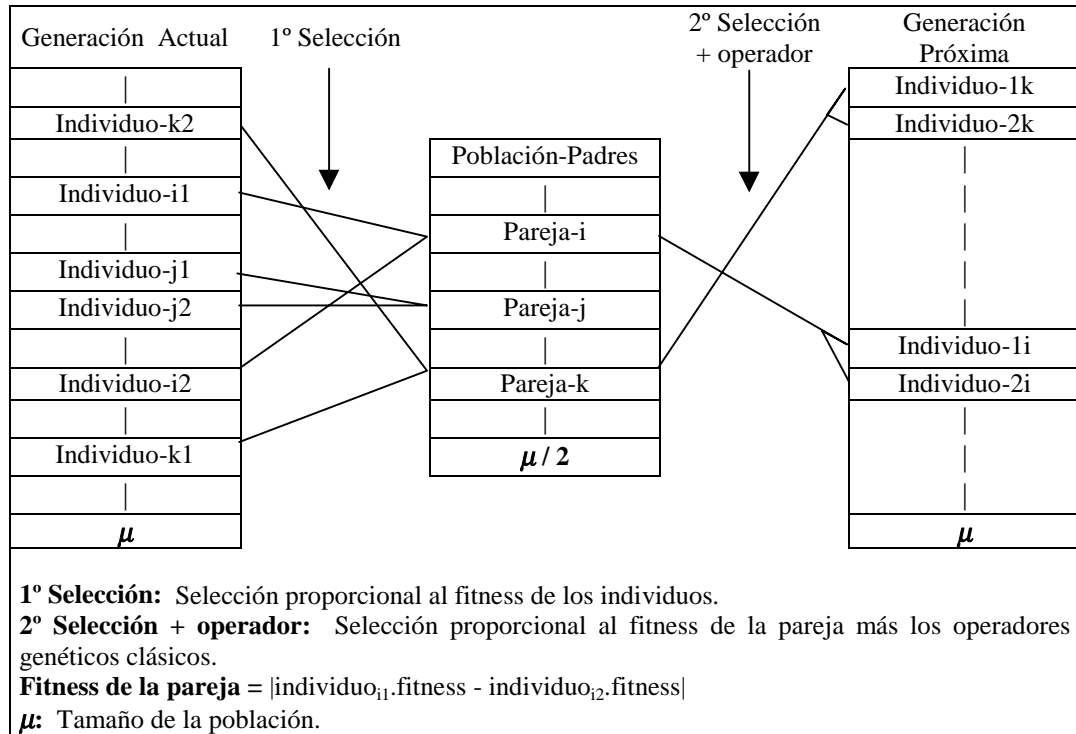


Figura 4.6. Esquema del proceso de selección de parejas

La combinación de MCPC con un método de selección alternativo, como es el FPCS, logra mitigar el problema que ocasiona la presión selectiva cuando se aplica MCPC. Esta conjunción mejora los resultados obtenidos por la aplicación de MCPC únicamente.

4.3.3. AUTO ADAPTACIÓN DE PARÁMETROS PARA MCPC

La auto adaptación es un nuevo campo en la computación evolutiva que permite una actualización dinámica de los parámetros del algoritmo. Evolucionándolo como parte de la estructura del cromosoma. Trabajos previos de Spears [135] sugieren opciones adaptantes para seleccionar el tipo de operador de crossover a aplicarse en cada pareja durante la ejecución del algoritmo evolutivo. Esquivel, Leiva y Gallard en [46] proponen una opción auto adaptante para determinar el número de crossovers a aplicarse a una pareja seleccionada bajo MCPC.

Michalewicz y otros en [3] distinguen tres categorías importantes de control de parámetros:

- *Control de Parámetros Determinístico*: es el caso en que el valor del parámetro se modifica de acuerdo a una regla determinística, sin ningún tipo de retroalimentación del proceso de búsqueda realizado por la estrategia.
- *Control de Parámetros Adaptantes*: en este caso existe alguna información de retroalimentación desde el proceso de búsqueda, que sirve para determinar la dirección y la magnitud del cambio en los parámetros.
- *Control de Parámetros Auto Adaptantes*: aquí se codifican los parámetros a adaptarse son codificados dentro del cromosoma y luego sufren las operaciones genéticas. Los mejores individuos de la población tienen mayores posibilidades de sobrevivir y de reproducirse. Por lo que es de esperar que los mejores valores de parámetros sean propagados con más frecuencia.

Como el número de crossovers a aplicarse en una pareja bajo MCPC, es uno de los parámetros del algoritmo incluido como parte de un individuo; en [46] se presenta una forma de auto adaptación de este parámetro. Por la cual el número de crossovers permitido, se codifica como parte del cromosoma (usando una representación binaria) en las posiciones del extremo derecho del bit string. El conjunto de estas posiciones se denominan *ncross_field*. En general, utilizan los últimos $\log_2(max_cross + 1)$ bits de cada individuo para encontrar el número óptimo esperado de crossovers.

Así, se tiene dos espacios de búsqueda: uno correspondiente a la función objetivo y otro asociado al número de crossovers a aplicar.

En [46] se intenta preservar la información sobre el número de crossovers originalmente aplicado a sus padres. Porque de esta manera y basados en el principio “sobrevive el más fuerte”, las buenas soluciones poseen información sobre el número de crossovers aplicados a sus ancestros, que debería ser apropiado para ellas.

Una vez que la pareja resulta seleccionada se chequea el número correspondiente de crossovers en cada padre, y luego se aplica una técnica local de adaptación[135]:

- Si la cantidad de crossovers a realizar en ambos padres coincide, se aplica este operador el número de veces especificado en *ncross_field*.
- De lo contrario se elige un número aleatorio dentro de un rango permitido.

Pero cuando ocurre el segundo caso, es decir cuando los números decodificados de crossovers son diferentes, se está violando el intento de preservar información ya que los hijos no mantienen el número de crossovers de sus padres. Si el punto de crossover no divide el *ncross_field*, entonces el hijo retiene información de sus padres, de lo contrario ellos no preservan información sobre cómo fueron creados.

Para retener esa información se han propuesto, en [46], dos opciones:

1. En cualquier situación, el intercambio de información de los padres en los hijos, tradicionalmente, se realiza al aplicar los operadores genéticos con sus correspondientes probabilidades. Los cromosomas padres se eligen y sufren el crossover un cierto número de veces de acuerdo a lo especificado en *ncross_field* si ellos coinciden, o a un valor aleatorio permitido de lo contrario. Después de la recombinación, se aplica la mutación al hijo.
2. En el caso de que no coincidan, esta opción preserva la información de los padres, forzando la diversidad de la población en el espacio de búsqueda de parámetros, ya que la mayor parte de las veces un hijo hereda características de uno de sus padres y el otro hijo las hereda desde el otro padre.

Si los valores especificados en *ncross_field* no coinciden entonces el nuevo valor aleatorio para el número de crossovers se inserta primero en el *ncross_field* del padre, y después se realiza el crossover la cantidad de veces que indique este valor. Esta opción al preservar información individual crea más individuos similares en el espacio de búsqueda paramétrico, incrementando la pérdida de diversidad genética.

4.4. ALGORITMOS EVOLUTIVOS CON MÚLTIPLES CROSSOVERS SOBRE MÚLTIPLES PADRES

Como consecuencia de las investigaciones relacionadas con la solución de problemas de optimización de múltiples criterios [48], Esquivel y otros [47] han extendido MCPC a múltiples crossovers sobre múltiples padres (en inglés, *multiple crossover per mating* – MCPM), pudiendo obtener más de dos hijos a partir de más de dos padres. Esto se basa en que la opción de múltiples padres de Eiben [35, 36, 37, 38], mitiga la posible pérdida de diversidad generada por MCPC y no necesita los ajustes extras (FPCS) usados anteriormente. Consecuentemente la explotación y la exploración del espacio de búsqueda del problema pueden balancearse.

Como una extensión de MCPC, el *multiple crossover per mating* (MCPM) provee un medio para explotar las buenas características de los padres seleccionados de acuerdo a su fitness. Una vez seleccionados, los padres sufren la operación de crossover un número n_1 de veces especificadas como argumento, y genera n_2 hijos. Los operadores de crossovers usados son los propuestos por Eiben, descritos en la sección 2.