

Capítulo 2

Algoritmos Genéticos

En este capítulo se explorarán los orígenes de los algoritmos genéticos, qué son y cómo trabajan. Se mostrarán los conceptos básicos para entender su funcionamiento y algunos detalles más sutiles que harán comprender su extraordinaria potencia. Por último, se verán algunas de sus aplicaciones para la resolución de problemas reales.

1. INTRODUCCIÓN HISTÓRICA

John Holland desde pequeño, se preguntaba cómo logra la naturaleza, crear seres cada vez más perfectos (aunque, como se ha visto, esto no es totalmente cierto, o en todo caso depende de qué entienda uno por *perfecto*). Lo curioso es que todo se lleva a cabo a base de interacciones locales entre individuos, y entre éstos y lo que les rodea. No sabía la respuesta, pero tenía una cierta idea de como hallarla: tratando de hacer pequeños modelos de la naturaleza, que tuvieran alguna de sus características, y ver cómo funcionaban, para luego extrapolar sus conclusiones a la totalidad. De hecho, ya de pequeño hacía simulaciones de

batallas célebres con todos sus elementos: copiaba mapas y los cubría luego de pequeños ejércitos que se enfrentaban entre sí.

En los años 50 entró en contacto con los primeros ordenadores, donde pudo llevar a cabo algunas de sus ideas, aunque no se encontró con un ambiente intelectual fértil para propagarlas. Fue a principios de los 60, en la Universidad de Michigan, donde, dentro del grupo *Logic of Computers*, sus ideas comenzaron a desarrollarse y a dar frutos. Y fué, además, leyendo un libro escrito por un biólogo evolucionista, R. A. Fisher, titulado *La teoría genética de la selección natural*, como comenzó a descubrir los medios de llevar a cabo sus propósitos de comprensión de la naturaleza. De ese libro aprendió que la evolución era una forma de adaptación más potente que el simple aprendizaje, y tomó la decisión de aplicar estas ideas para desarrollar programas bien adaptados para un fin determinado.

En esa universidad, Holland impartía un curso titulado *Teoría de sistemas adaptativos*. Dentro de este curso, y con una participación activa por parte de sus estudiantes, fué donde se crearon las ideas que más tarde se convertirían en los algoritmos genéticos.

Por tanto, cuando Holland se enfrentó a los algoritmos genéticos, los objetivos de su investigación fueron dos:

- Imitar los procesos adaptativos de los sistemas naturales.
- Diseñar sistemas artificiales (normalmente programas) que retengan los mecanismos importantes de los sistemas naturales.

Unos 15 años más adelante, David Goldberg [2], actual delfín de los algoritmos genéticos, conoció a Holland, y se convirtió en su estudiante. Golberg era un ingeniero industrial trabajando en el diseño de gaseoductos, y fue uno de los primeros que trató de aplicar los algoritmos genéticos a problemas industriales. Aunque Holland trató de disuadirle, porque pensaba que el problema era excesivamente complicado como para aplicarle algoritmos genéticos, Goldberg consiguió lo que quería, escribiendo un algoritmo genético en un ordenador personal Apple II. Estas y otras aplicaciones creadas por estudiantes de Holland convirtieron a los algoritmos genéticos en un campo suficientemente aceptado como para celebrar la primera conferencia en 1985, ICGA'85. Tal conferencia se sigue celebrando bianualmente hoy en día.

2. ¿QUÉ ES UN ALGORITMO GENÉTICO?

Como ya se apuntaba en el capítulo 1, un algoritmo genético es un método de búsqueda basado en la Teoría de la Evolución de los seres vivos en la Naturaleza. En los algoritmos genéticos se parte de un conjunto de posibles soluciones para un problema determinado, al que se le denomina

población, y a cada una de las posibles soluciones se les llama *individuos*. Cada individuo estará codificado mediante una cadena de caracteres de longitud fija. Por medio de una serie de operadores llamados *Operadores Genéticos*, los individuos de la población inicial van evolucionando en cada generación a poblaciones mejores, de tal forma que en un instante dado del proceso evolutivo, podrá existir un individuo que represente una solución óptima al problema en cuestión.

2.1. Conceptos Básicos

Antes de utilizar un algoritmo genético para resolver un determinado problema, se deben dar una serie de pasos previos a dicha utilización y que consisten en determinar:

- El esquema de representación de los individuos.
- La forma en que se medirá el nivel de aptitud¹.
- Los parámetros y variables que controlan la ejecución del algoritmo.
- Una forma de designar el resultado que produce el algoritmo así como un criterio de terminación de la ejecución.

2.1.1. El esquema de representación

En el algoritmo genético convencional, los individuos de la población son, normalmente, cadenas de caracteres de longitud fija. La especificación del esquema de representación consiste en determinar la longitud de la cadena L , y el tamaño del alfabeto que se va a usar para la codificación K . Es bastante usual que el alfabeto elegido sea el binario, en cuyo caso $K=2$. La parte más importante en el esquema de representación es definir el proceso que mapea cada posible punto del espacio de búsqueda del problema como una cadena de caracteres de longitud fija (o cromosoma), y cada cromosoma como un punto en el espacio de posibles soluciones al problema.

Si se quieren usar algoritmos genéticos para resolver un determinado problema, el esquema de representación elegido debe cumplir con el principio de suficiencia, en el sentido de que debe ser capaz de expresar una solución al problema. A menudo, encontrar un esquema de representación adecuado para un problema determinado requiere un análisis detallado de dicho problema. Consideremos a modo de ejemplo el sencillo problema de encontrar el valor de x que maximiza la función $f(x) = x^2$ cuando x se encuentra en el intervalo $[0, 255]$. Para simplificar un poco y sin pérdida de generalidad, se considerarán sólo valores enteros de x . En esta situación, se debe elegir un esquema de representación que pueda codificar

¹ El fitness es el valor numérico que determina el grado de aptitud del individuo.

cualquier valor entero de x entre 0 y 255; esto es posible por ejemplo con una cadena binaria ($K=2$) de longitud 8 ($L=8$). En la figura 2.1 se puede ver un individuo de estas características, candidato a ser solución del problema planteado:

0	1	1	0	1	0	0	1
---	---	---	---	---	---	---	---

Figura 2.1 Un individuo candidato a ser solución

En este caso, la cadena de la figura representaría al individuo $x=105$, que por cierto, no sería la solución óptima al problema planteado.

2.1.2. El Grado de Aptitud

El proceso evolutivo está guiado por la medida del grado de aptitud de cada individuo. En esta medida, se le asigna a cada cadena de caracteres de la población un valor de numérico que da una idea de cómo de “bueno” es dicho individuo; en otras palabras, se le otorga a cada cromosoma de la población una puntuación en función de lo cerca que se encuentra de representar la solución óptima al problema. El proceso por el cual se asigna este valor de puntuación debe estar completamente definido en el sentido de que debe ser capaz de evaluar la aptitud de cualquier cadena que encuentre en la población, en cualquiera que sea la generación en la que se encuentre el proceso evolutivo.

2.1.3. Parámetros de Control

Los principales parámetros que gobiernan la ejecución de un algoritmo genético son dos: el tamaño de la población o número de individuos de la misma M , y el número máximo de generaciones que pueden transcurrir antes de que el algoritmo llegue a su fin. Las poblaciones pueden consistir de cientos, miles, decenas de miles e incluso más cromosomas. Del mismo modo, puede haber docenas, centenas y millares de generaciones durante la ejecución del algoritmo genético.

Por otro lado, existe un conjunto de variables y parámetros secundarios que también influyen en la forma en la que el algoritmo trabaja. Pueden ser desde probabilidades de ocurrencia de un determinado operador genético, hasta variables que indiquen qué método de selección de individuos vamos a utilizar. Ésto que puede sonar un poco raro ahora, se comprenderá sin dificultad más adelante.

2.1.4. Criterio de Terminación y Producción de Resultados

Cada vez que se ejecuta un algoritmo genético, es necesario que se especifique un criterio de terminación que decida cuando finaliza su ejecución, así como un método para designar el resultado que el mismo produce. Normalmente, el criterio de terminación consiste en satisfacer una determinada condición (específica de cada problema) o bien alcanzar el número máximo de generaciones permitido para la ejecución, G .

La condición (o conjunto de condiciones) de la que antes se hablaba depende de la naturaleza de cada problema y del objetivo del usuario. Por ejemplo, la condición podría consistir en decir: “si un individuo supera cierto valor umbral, entonces la ejecución debe finalizar”. En ocasiones es posible reconocer una solución óptima para el problema, incluso sin saber la respuesta a priori. Un método muy utilizado para designar el resultado de la ejecución de un algoritmo genético, es tomar como solución al individuo más apto de entre todas las generaciones². Otra forma de producir un resultado sería la de tomar como solución de la ejecución al individuo más apto de la última generación a la que se llegó.

2.2. Funcionamiento

Una vez que se han completado los cuatro pasos previos que se mencionaban al comienzo de la sección 2.1, el algoritmo genético puede ser ejecutado. Las tres fases en las que se divide el desarrollo de un algoritmo genético que opera sobre cadenas de caracteres de longitud fija, son las siguientes:

² En la literatura inglesa denominado Best-so-far Individual

- 1) Crear aleatoriamente una población inicial de cadenas de caracteres de longitud fija.
- 2) Realizar de forma iterativa los siguientes pasos sobre la población de individuos hasta que se satisfaga el criterio de terminación:
 - (a) Asignar una puntuación a cada cromosoma de la población usando la medida de su aptitud.
 - (b) Crear una nueva población de cadenas aplicando los tres siguientes operadores genéticos. Las operaciones genéticas se aplican sobre individuos de la población que son seleccionados con una probabilidad que se basa en su puntuación o aptitud (un individuo puede resultar seleccionado más de una vez).
 - i. Reproducir un individuo copiando directamente su cadena de caracteres en la nueva población.
 - ii. Crear dos nuevos individuos a partir de otros dos, aplicando la recombinación genética de porciones de los cromosomas originales, tomando como referencia un punto de cruce aleatoriamente elegido.
 - iii. Crear una nueva cadena a partir de otra existente, eligiendo una posición al azar de esta última y mutando el carácter seleccionado.
- 3) Proporcionar la cadena que ha sido identificada por el método de designación de resultados, como la solución de la ejecución del algoritmo genético. Este individuo puede representar una solución (o una solución aproximada) a nuestro problema original.

En la práctica, a menudo son necesarias varias ejecuciones del algoritmo genético para producir un resultado satisfactorio acorde a nuestro problema. En ese caso, el esquema de arriba iría insertado en un bucle externo que hiciera repetir la ejecución del algoritmo tantas veces como se desee.

En la figura 2.2 se muestra un diagrama de flujo que representa una posible forma de implementar un algoritmo genético convencional. Run representa el número de ejecuciones que llevamos hasta ahora. La variable gen hace referencia a la generación en la que se encuentra el algoritmo. M es el tamaño de la población. El índice i representa al individuo que está siendo actualmente procesado. La suma de la probabilidad de que se aplique el operador reproducción, p_r , la probabilidad de cruce, p_c , y la probabilidad de mutación, p_m , es uno.

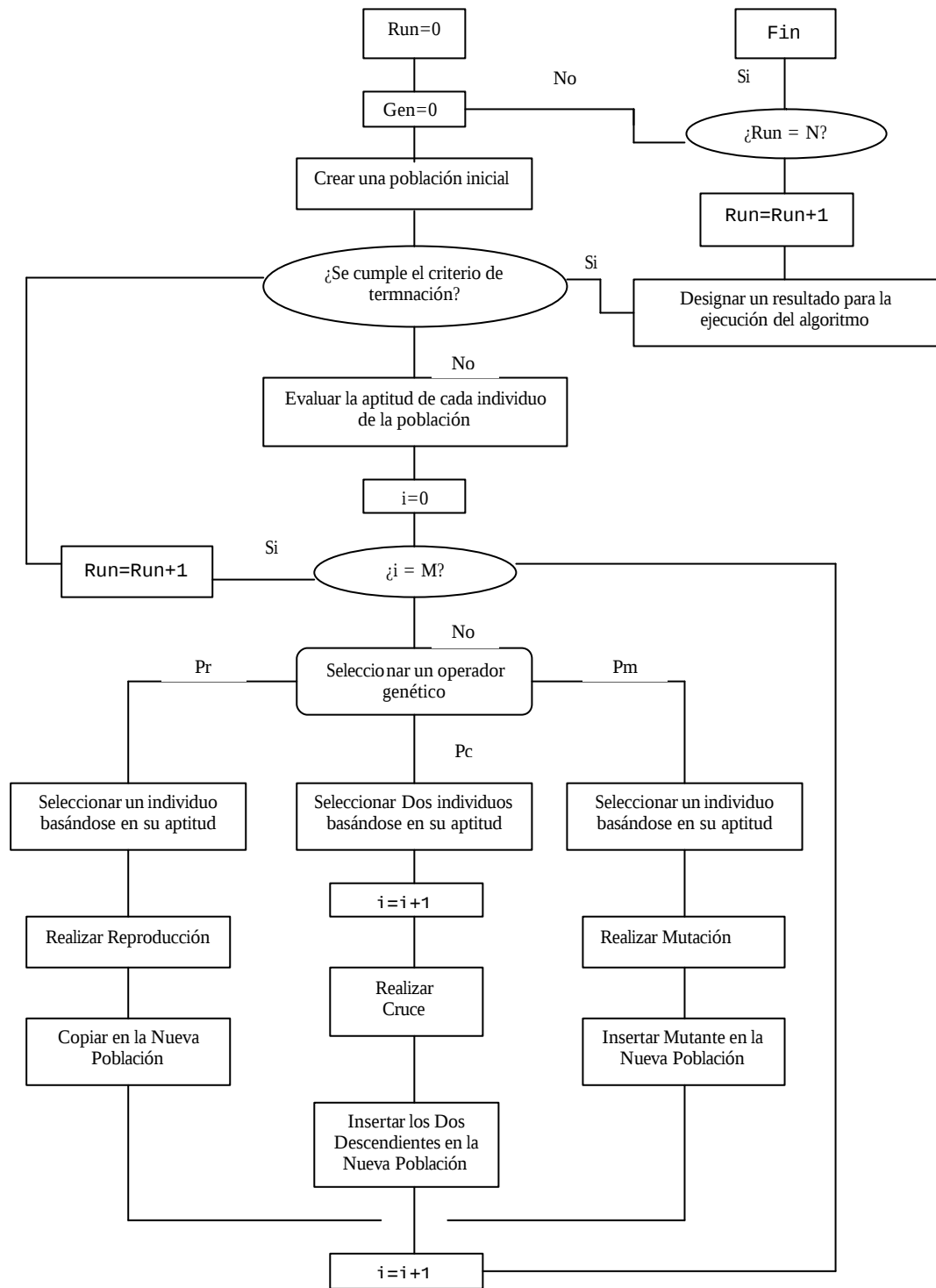


Figura 2.2 Diagrama de flujo de un algoritmo genético convencional

2.3. Características Especiales

El algoritmo genético es un algoritmo probabilístico. Se toman decisiones de carácter aleatorio para crear la población inicial; la selección de individuos para aplicarles los operadores genéticos, se basa en reglas probabilísticas; la elección de un punto en la cadena para implementar el operador de cruce o el de mutación, se hace al azar. Sin embargo ello no significa que el método consista en una simple búsqueda aleatoria. Los algoritmos genéticos hacen uso de la aleatoriedad como herramienta para guiar su búsqueda hacia zonas del espacio de búsqueda (valga la redundancia) donde se encuentran soluciones más aptas para el problema.

El hecho de que los algoritmos genéticos trabajen con poblaciones de individuos en lugar de hacerlo con un único punto del espacio de búsqueda del problema, es un aspecto esencial. Obviamente, se tendrán más posibilidades de encontrar antes una solución, si se busca entre un conjunto de mil candidatos que si se hace con uno sólo. Pero no se trata sólo de esto; las poblaciones sirven como reserva de material genético potencialmente valioso que el operador de cruce necesita para formar nuevos individuos con características genéticas diferentes. Todo ello en su conjunto hace que los algoritmos genéticos sean una herramienta de búsqueda altamente paralela, rasgo que le confiere una potencia sin precedentes en los métodos de búsqueda tradicionales.

Otra característica que hace al algoritmo genético un método especial, es su forma de trabajar. Ésta es independiente del dominio del problema que se esté estudiando, es decir, el algoritmo trabaja exáctamente igual si se busca el valor de una variable x que maximiza cierta función $f(x)$, que si busca la proporción adecuada en la que se tienen que mezclar varios fluidos para formar un compuesto determinado. El algoritmo genético explora el espacio de búsqueda con la intención de encontrar cadenas de caracteres con un elevado nivel de aptitud. Dicho espacio puede que sea altamente no lineal y por tanto el perfil del grado de aptitud de los individuos puede ser muy escarpado. Por ejemplo, si se mide el nivel de aptitud de un cromosoma en una escala de 0 a 1 donde cero significa “el menos apto” y uno “el más apto”, en una misma población podrán aparecer individuos cuya puntuación oscile entre 0.1 y 0.95.

Pues bien, el algoritmo genético, para guiar su búsqueda, se basa únicamente en el valor numérico del grado de aptitud asociado a cada individuo de la población, haciendo que éstos evolucionen mediante la aplicación de los operadores genéticos. Lo que se acaba de decir es de suma importancia porque significa que estos algoritmos se muestran “ciegos” ante cualquier otro tipo de información auxiliar a la hora de explorar; información como derivabilidad, continuidad o unimodalidad que sí se utiliza a menudo en otros métodos. Este hecho hace de los algoritmos genéticos un método extremadamente robusto.

En la práctica, los algoritmos genéticos se muestran sorprendentemente rápidos en espacios de búsqueda complejos, multidimensionales y altamente

no lineales. Pero lo más sorprendente de todo es que no tienen conocimiento alguno de la naturaleza del problema al que se enfrentan, sólo una puntuación numérica de cada individuo de la población.

3. OPERADORES GENÉTICOS

Como se ha mencionado en más de una ocasión, los individuos de una población determinada evolucionan a poblaciones más aptas por medio de la aplicación de operaciones genéticas. En un algoritmo convencional los tres principales operadores son la reproducción, el cruce y la mutación aunque existen otros tipos de operadores.

3.1. La Reproducción

El operador genético de la reproducción está basado en el principio Darwiniano de supervivencia y perpetuación de los seres vivos mejor adaptados a su entorno. La operación consiste en seleccionar (siguiendo leyes probabilísticas) a un individuo de entre todos los que forman la población, para luego ser copiado sin sufrir ningún tipo de alteración en la siguiente generación de cromosomas. Un mismo individuo puede resultar seleccionado en más de una ocasión.

La selección del individuo se hará normalmente en función de su aptitud o grado de adaptación de manera que cuanto mejor adaptado esté, mayor será la probabilidad de que sea seleccionado. En la naturaleza, ésto se puede corresponder con la habilidad de un ser vivo para sobrevivir a los depredadores, enfermedades y otros obstáculos que se va encontrando a lo largo de su vida.

3.2. El Cruce Genético

La operación genética de cruce³ permite crear nuevos individuos, y en consecuencia, tener nuevos puntos en el espacio de búsqueda. Lo primero es seleccionar a dos individuos de forma independiente (siguiendo de nuevo una ley probabilística) basándose en su puntuación, es decir, cuanto mayor es su grado de aptitud, mayor probabilidad de ser seleccionado. Estas dos dadenas harán las veces de padres de las nuevas criaturas.

El siguiente paso es seleccionar la posición en la cadena de caracteres, a partir de la cuál se realizará la recombinación de material genético. Por ejemplo, supongamos cadenas de caracteres de longitud $L=8$ y un alfabeto

³ En la literatura inglesa el operador se denomina Crossover.

binario $K=2$. Pues bien, se selecciona un punto de cruce que podrá oscilar entre 1 y 7, utilizando una distribución probabilística uniforme.

Por último, se intercambian las subcadenas que quedan formadas tras la elección del punto de cruce. El resultado son dos nuevos descendientes que poseen material genético de cada uno de sus padres. Todo esto se ilustra en la figura 2.3.

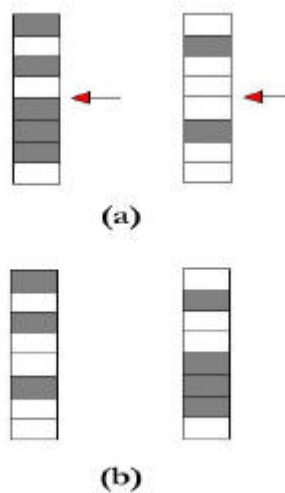


Figura 2.3 Operación de cruce. (a) Padres y punto de cruce. (b) Descendientes resultado de la recombinación genética.

En dicha figura, se supone que los ceros y unos del alfabeto están representados por las casillas sombreadas y blancas, respectivamente. En 2.3 (a) se muestran los padres, seleccionados conforme a una determinada probabilidad junto con el punto que determina dónde debe hacerse el cruce. Por otro lado, en 2.3 (b) se tiene el resultado de la operación de cruce: dos nuevos individuos, cada uno con material genético de sus dos padres.

El crossover es el principal operador genético, hasta el punto que se puede decir que un algoritmo no es genético si no tiene cruce, y sin embargo, puede serlo perfectamente sin mutación, según Holland. Su importancia radica en el *Teorema de los Esquemas*, establecido por este último, y que se basa en la noción de los *bloques de construcción*. Una buena solución a un problema estará constituida por buenos bloques constructivos al igual que una buena máquina está hecha por buenas piezas. El cruce es el encargado de mezclar buenos bloques que se encuentren en los progenitores, y que serán los culpables de que los mismos tengan una buena puntuación o aptitud. La presión de la selección natural se encarga de que sólo los buenos bloques se perpetúen, y poco a poco vayan formando una solución al problema cada vez más óptima.

En el caso especial de que los padres seleccionados sean idénticos el uno al otro, los dos descendientes serán también exactamente iguales entre sí e iguales a sus padres, independientemente de cual sea el punto de cruce. Ésto puede ocurrir debido a que la selección de individuos para participar en las

operaciones genéticas se basa en su aptitud. En consecuencia, individuos con una alta puntuación, se pueden convertir en pocas generaciones, en seres dominantes en la población. Esta situación conflictiva se denomina Convergencia Prematura y se da cuando un individuo se hace dominante en la población aún sin representar una solución óptima al problema.

3.3. La Mutación

El primer paso que hay que dar para aplicar la operación de mutación es seleccionar un individuo de la población. Esta elección se da con una determinada probabilidad y se realiza en función del grado de aptitud del cromosoma. A continuación, y de forma totalmente aleatoria, se elige un carácter de entre todos los que forman la cadena de caracteres y se muta por otro carácter que forme parte del alfabeto que se utiliza para codificar. Este otro carácter puede ser cualquiera (pero distinto del carácter mutado). En el caso de que el alfabeto sea binario, el cero será sustituido por un uno y viceversa. El resultado es un nuevo individuo que es copiado directamente en la población correspondiente a la siguiente generación. La operación se ilustra gráficamente en la figura 2.4.

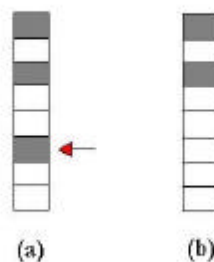


Figura 2.4 Operador Mutación. (a) Individuo seleccionado con el carácter que va a ser mutado. (b) Individuo resultado de la mutación.

La mutación puede resultar útil a la hora de restablecer la diversidad genética de la población en el caso de pérdida de la misma debido a la convergencia prematura, pero es un operador utilizado con muy poca frecuencia.

No hace falta decir que no conviene abusar de la mutación. Es cierto que es un mecanismo generador de diversidad, y, por tanto, la solución cuando un algoritmo genético está estancado, pero también es cierto que reduce el algoritmo genético a una búsqueda aleatoria. Siempre es más conveniente usar otros mecanismos de generación de diversidad, como aumentar el tamaño de la población, o garantizar la aleatoriedad de la población inicial.

3.4. Aplicación de los Operadores

En toda ejecución de un algoritmo genético hay que decidir con qué frecuencia se va a aplicar cada uno de los operadores. La frecuencia de aplicación de cada operador estará en función del problema; teniendo en cuenta los efectos de cada operador, tendrá que aplicarse con cierta frecuencia o no. Generalmente, la mutación y otros operadores que generen diversidad se suele aplicar con poca frecuencia; la recombinación se suele aplicar con frecuencia alta.

En general, la frecuencia de los operadores no varía durante la ejecución del algoritmo, pero hay que tener en cuenta que cada operador es más efectivo en un momento de la ejecución. Por ejemplo, al principio, en la fase denominada de *exploración*, los más eficaces son la mutación y la recombinación; posteriormente, cuando la población ha convergido en parte, la recombinación no es útil, pues se está trabajando con individuos bastante similares, y es poca la información que se intercambia. Sin embargo, si se produce un estancamiento, la mutación tampoco es útil, pues está reduciendo el algoritmo genético a una búsqueda aleatoria; y hay que aplicar otros operadores. En todo caso, se pueden usar operadores especializados.

4. MÉTODOS DE SELECCIÓN

La selección de individuos para participar en las operaciones de reproducción, cruce y mutación en función de su grado de adaptación al medio, es un aspecto esencial de los algoritmos genéticos. Más concretamente, la selección basada en reglas de probabilidad, es una cuestión de suma importancia. El algoritmo genético reserva para todo individuo perteneciente a la población, incluso para los que tienen un grado de aptitud muy pobre, alguna posibilidad de ser seleccionado para participar en las operaciones genéticas. Veámos algunas de las principales formas de selección de individuos.

4.1. La Rueda de Ruleta

Quizás, la forma más simple de implementar un método para seleccionar individuos sea considerar una rueda de ruleta, similar a la de los casinos. En ella, cada individuo de la población tendrá reservado un sector cuyo tamaño será proporcional a su aptitud. Por ejemplo, sea una población de cuatro individuos, cada uno de ellos representado por una cadena binaria de 5 bits. En la tabla 2.1 se muestra la población y el nivel de aptitud de cada uno de ellos (no importa cómo haya sido asignado el grado de aptitud de cada individuo, en este ejemplo esa no es la cuestión).

<i>Número</i>	<i>Cadena</i>	<i>Aptitud</i>	<i>% del Total</i>
1	01101	169	14.4
2	11000	576	49.2
3	01000	64	5.5
4	10011	361	30.9
Total		1170	100.0

Tabla 2.1 Ejemplo de población con sus valores de aptitud.

Si se suma el grado de aptitud de cada individuo se obtiene un total de 1170. El porcentaje de aptitud de cada cadena sobre este total también se refleja en la tabla. La ruleta sería algo similar a lo que se muestra en la figura 2.5.

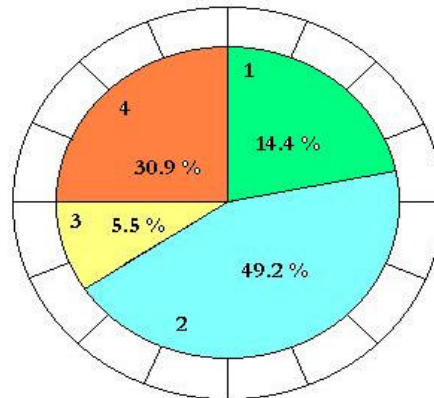


Figura 2.5 Selección por giro de ruleta

Para seleccionar a uno de los cuatro individuos de la población, simplemente se hace girar la ruleta. Por ejemplo, la cadena número 1 tiene un grado de aptitud de 169 el cuál representa un 14.4% del total. Por lo tanto, se reserva para dicha cadena un sector en la ruleta correspondiente al 14.4% del total del círculo; así, cada vez que haga girar la rueda, el individuo representado por la cadena número 1 tendrá una probabilidad de ser seleccionado de 0.144. Cada vez que se quiera seleccionar un nuevo cromosoma para que participe en una operación genética, sólo hay que hacer girar la ruleta.

De esta manera, las cadenas con un nivel de aptitud más elevado tendrán más descendientes en la siguiente generación. Pero esto puede ser peligroso porque puede aparecer el problema de la convergencia prematura.

4.2. Selección por Torneo

En la selección por torneo⁴, el primer paso es seleccionar de forma totalmente aleatoria un grupo de T individuos de entre la población (de M individuos) donde $T < M$. A continuación, se selecciona un individuo de entre los T que han sido elegidos anteriormente usando otro método, que podría ser por ejemplo el de giro de ruleta aunque en otras ocasiones se elige directamente el de mayor aptitud.

Esta forma de selección ayuda a evitar el problema de la convergencia prematura, ya que con la elección aleatoria inicial se le está otorgando a los cromosomas con puntuación más baja, una mayor probabilidad de ser seleccionados finalmente. Por otro lado, mantiene la esencia elitista; es decir, se sigue favoreciendo la descendencia de los seres mejor adaptados.

En la solución desarrollada en este proyecto, se ha utilizado para los tres operadores (reproducción, cruce y mutación) la selección por torneo con $T=4$.

4.3. Basado en el Rango

En este esquema se mantiene un porcentaje de la población, generalmente la mayoría, para la siguiente generación. Se coloca toda la población por orden de puntuación, y los M menos dignos son eliminados y sustituidos por la descendencia de alguno de los M mejores con algún otro individuo de la población. A este esquema se le pueden aplicar otros criterios; por ejemplo, se crea la descendencia de uno de los mejor adaptados, y ésta sustituye al más parecido entre los perdedores. Esto se denomina *crowding*, y fue introducido por **De Jong**. En realidad, para este esquema se escoge un *crowding factor*, CF . Cuando nace una nueva criatura, se seleccionan CF individuos de la población, y se elimina el más parecido a la nueva criatura.

5. ESQUEMAS

Para explicar cómo y porqué funciona un algoritmo genético es necesario introducir un nuevo concepto: el esquema. Un esquema representa un conjunto de individuos de una población con un cierto grado de similitud entre ellos.

Para representar un esquema se requiere añadir al alfabeto binario $\{0, 1\}$ el símbolo de indiferencia $*$ que hace las veces de comodín. Así por ejemplo, para una población cuyos individuos están constituidos por cadenas binarias de longitud 3, el esquema $***$ representaría a todos los individuos de la

⁴ En inglés, Tournament.

población. De igual forma el esquema 10^* representaría a los individuos 100 y 101. Lo que realmente procesa un algoritmo genético son los esquemas. De esta manera, al evolucionar la población inicial generación tras generación, los esquemas más aptos irán sobreviviendo mientras que los esquemas menos aptos irán desapareciendo.

Al hablar de esquemas, es importante conocer cuál es su orden y su longitud característica, ya que a partir de estos valores se podrá predecir qué esquemas serán los más aptos. El orden de un esquema es el número de bits distintos del símbolo $*$, que contiene dicho esquema. Por ejemplo el esquema $**10^*0^*$ tiene orden 3. La longitud característica de un esquema viene dada por la distancia, medida en número de bits, entre las posiciones de los bits bien definidos (" 0 " ó " 1 ") más cercanas a los extremos de la cadena. Por ejemplo, en el esquema anterior $**10^*0^*$, la longitud característica vale 4 (10^*0).

En los algoritmos genéticos se puede deducir matemáticamente que los esquemas más aptos serán aquellos con orden más bajo y longitud característica más corta, ya que al aplicar sobre ellos las operaciones de cruce y mutación sería más difícil destruirlos.

Para un análisis más detallado de la teoría de esquemas se recomienda al lector consultar [2].

6. APLICACIONES

Se ha presentado en este capítulo una versión muy simple del algoritmo genético y su funcionamiento, sin embargo versiones un poco más sofisticadas se han utilizado en la resolución de muchos problemas científicos y de ingeniería [5]. A continuación se listan algunas de sus aplicaciones.

- ✓ **Optimización** Los algoritmos genéticos han sido empleados en una amplia variedad de tareas de optimización tales como el diseño de layouts de circuitos o el esquema de trabajo en un negocio para maximizar beneficios.
- ✓ **Aprendizaje de máquinas** Empleados en aplicaciones para el aprendizaje de máquinas, incluyendo la clasificación y la predicción de tareas tales como la predicción meteorológica o la predicción de estructuras proteínicas. Además, se han utilizados algoritmos genéticos para mejorar algunos aspectos concretos de los sistemas artificiales de aprendizaje tales como los pesos otorgados en las redes neuronales o sensores para robots.
- ✓ **Economía** Utilizados para modelar procesos de innovación en una empresa, el desarrollo de estrategias para elaborar ofertas y detectar la emergencia de nuevos mercados económicos.

- ✓ **Ecología** Los algoritmos genéticos han sido empleados también para modelar fenómenos ecológicos como el desarrollo de mecanismos de defensa en los seres vivos, coevolución de parásitos y receptores de los mismos y simbiosis.
- ✓ **Sistemas sociales** Se han empleado algoritmos genéticos para estudiar aspectos evolutivos de sistemas sociales tales como la evolución del comportamiento en colonias de insectos, y de forma más general, la evolución de la cooperación y la comunicación en sistemas multi-agentes.