

ALGORITMOS GENÉTICOS

Imitación del proceso evolutivo

En la naturaleza los individuos de una población compiten entre sí en la búsqueda de recursos tales como comida, agua y refugio. Incluso los miembros de una misma especie compiten a menudo en la búsqueda de un compañero. Aquellos individuos que tienen más éxito en sobrevivir y en atraer compañeros tienen mayor probabilidad de generar un gran número de descendientes. Por el contrario individuos poco dotados producirán un menor número de descendientes. Esto significa que los genes de los individuos mejor adaptados se propagarán en sucesivas generaciones hacia un número de individuos creciente. La combinación de buenas características provenientes de diferentes ancestros, puede a veces producir descendientes "superindividuos", cuya adaptación es mucho mayor que la de cualquiera de sus ancestros. De esta manera, las especies evolucionan logrando unas características cada vez mejor adaptadas al entorno en el que viven.

Los Algoritmos Genéticos (AG's) usan una analogía directa con el comportamiento natural. Trabajan con una población de individuos, cada uno de los cuales representa una solución factible a un problema dado. A cada individuo se le asigna un valor ó puntuación, relacionado con la bondad de dicha solución. En la naturaleza esto equivaldría al grado de efectividad de un organismo para competir por unos determinados recursos. Cuanto mayor sea la adaptación de un individuo al problema, mayor será la probabilidad de que el mismo sea seleccionado para reproducirse, cruzando su material genético con otro individuo seleccionado de igual forma. Este cruce producirá nuevos individuos descendientes de los anteriores, los cuales comparten algunas de las características de sus padres. Cuanto menor sea la adaptación de un individuo, menor será la probabilidad de que dicho individuo sea

seleccionado para la reproducción, y por tanto de que su material genético se propague en sucesivas generaciones.

De esta manera se produce una nueva población de posibles soluciones, la cual reemplaza a la anterior y verifica la interesante propiedad de que contiene una mayor proporción de buenas características en comparación con la población anterior. Así a lo largo de las generaciones las buenas características se propagan a través de la población. Favoreciendo el cruce de los individuos mejor adaptados, van siendo exploradas las áreas más prometedoras del espacio de búsqueda. Si el AG ha sido bien diseñado, la población convergerá hacia una solución óptima del problema.

De manera más formal, los AG's son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsqueda y optimización. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acorde con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados por Darwin. Por imitación de este proceso, los AG's son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas.

Un AG consiste en una función matemática o una rutina de software que toma como entradas a los ejemplares y retorna como salidas cuales de ellos deben generar descendencia para la nueva generación. Versiones más complejas de AG's generan un ciclo iterativo que directamente toma a la especie (el total de los ejemplares) y crea una nueva generación que reemplaza a la antigua una cantidad de veces determinada por su propio diseño. Una de sus características principales es la de ir perfeccionando su propia heurística en el proceso de ejecución, por lo que no requiere largos períodos de entrenamiento especializado por parte del ser humano, principal defecto de otros métodos para solucionar problemas, como los Sistemas Expertos.

Limitaciones

El poder de los AG's proviene del hecho de que se trata de una técnica robusta, y pueden tratar con éxito una gran variedad de problemas provenientes de diferentes áreas, incluyendo aquellos en los que otros métodos encuentran dificultades. Si bien no se garantiza que el AG encuentre la solución óptima, del problema, existe evidencia empírica de que se encuentran soluciones de un nivel aceptable, en un tiempo competitivo con el resto de algoritmos de optimización combinatoria. En el caso de que existan técnicas especializadas para resolver un determinado problema, lo más probable es que superen al AG, tanto en rapidez como en eficacia. El gran campo de aplicación de los Algoritmos Genéticos se relaciona con aquellos problemas para los cuales no existen técnicas especializadas. Incluso en el caso en que dichas técnicas existan, y funcionen bien, pueden efectuarse mejoras de las mismas hibridándolas con los Algoritmos Genéticos.

Factibilidad de un Algoritmo Genético

La aplicación más común de los algoritmos genéticos ha sido la solución de problemas de optimización, en donde han mostrado ser muy eficientes y confiables. Sin embargo, no todos los problemas pudieran ser apropiados para la técnica, y en general se deben tomar en cuenta las siguientes características del mismo antes de intentar usarla:

- ➡ *Su espacio de búsqueda (i.e., sus posibles soluciones) debe estar delimitado dentro de un cierto rango.*

El primer punto es muy importante, y lo más recomendable es intentar resolver problemas que tengan espacios de búsqueda discretos aunque éstos sean muy grandes. Sin embargo, también podrá intentarse usar la técnica con espacios de búsqueda continuos, pero preferentemente cuando exista un rango de soluciones relativamente pequeño.

- *Debe poderse definir una función de aptitud que nos indique qué tan buena o mala es una cierta respuesta.*

La **función de aptitud** no es más que la función objetivo de un problema de optimización. El AG únicamente maximiza, pero la minimización puede realizarse fácilmente utilizando el recíproco de la función maximizante (debe cuidarse, por supuesto, que el recíproco de la función no genere una división por cero). Una característica que debe tener esta función es que tiene ser capaz de "castigar" a las malas soluciones, y de "premiar" a las buenas, de forma que sean estas últimas las que se propaguen con mayor rapidez.

- *Las soluciones deben codificarse de una forma que resulte relativamente fácil de implementar en la computadora.*

La **codificación** más común de las soluciones es a través de cadenas binarias, aunque se han utilizado también números reales y letras. El primero de estos esquemas ha gozado de mucha popularidad debido a que es el que propuso originalmente Holland, y además porque resulta muy sencillo de implementar.

Parámetros de un Algoritmo Genético

La búsqueda que realiza un AG está caracterizada por algunos parámetros que determinan que tan amplio será el espacio de soluciones que abarque, en cuanto tiempo encontrará una solución para el problema, que tan poderoso sea el algoritmo para no estancarse en óptimos locales, y en general que tan buen o mal desempeño tenga.

En la literatura se encuentran recomendaciones para ajustar estos parámetros, pero no existe un consenso que permita afirmar cuales son los mejores. En seguida se presenta una descripción de estos:

Población

Tamaño de la población

Población es el conjunto de elementos de referencia sobre el que se realizan las observaciones. Parece intuitivo que las poblaciones pequeñas corren el riesgo de no cubrir adecuadamente el espacio de búsqueda, mientras que el trabajar con poblaciones de gran tamaño puede acarrear problemas relacionados con el excesivo costo computacional.

Población inicial

Si se conocen soluciones de las cuales se pretenda partir la búsqueda, se introduce desde un principio una *población inicial* conocida, de lo contrario, como se realiza habitualmente, la población inicial se escoge generando cadenas de genes al azar, pudiendo contener cada gen uno de los posibles valores del alfabeto con probabilidad uniforme. En algunas investigaciones donde los valores no son generados al azar se constata que se puede acelerar la convergencia del AG, sin embargo en algunos casos es una desventaja ya que se llega a una convergencia prematura del algoritmo.

Función de Evaluación

Un buen diseño de la función de evaluación (también conocida como función objetivo o función de adaptación) resulta extremadamente importante para el correcto funcionamiento de un AG. Esta función determina el grado de adaptación o aproximación de cada individuo al problema y por lo tanto permite distinguir a los mejores individuos de los peores.

Dos aspectos que resultan cruciales en el comportamiento de los Algoritmos Genéticos son la determinación de una adecuada función de adaptación o función objetivo, así como la codificación utilizada.

Por función se entiende la relación de una magnitud con una o otras variables de las cuales depende para tomar su valor, por ejemplo:

Función objetivo $f_1(x_1, x_2, \dots, x_n)$, las variables estando sujetas a restricciones

$f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0$ o $f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) \geq 0 \dots$

Selección

Existen distintos métodos para la selección de los padres que serán cruzados para la creación de nuevos individuos, uno de los más utilizados se denomina función de selección proporcional a la función de evaluación. Se basa en que la probabilidad de que un individuo sea seleccionado como padre es proporcional al valor de su función de evaluación. Esto hace que los mejores individuos sean los seleccionados para el proceso de reproducción. Esta técnica puede producir el inconveniente de que la población converja prematuramente hacia un resultado óptimo local. Esto significa que pueden aparecer “superindividuos” muy similares entre si, de forma que la diversidad genética sea bastante pobre y el algoritmo se estanque en una solución buena (óptimo local) pero no la mejor.

Otro método de selección es el de la Ruleta, consiste en asignar una porción de una “ruleta” a cada individuo de la población, de forma que el tamaño de cada porción sea proporcional a su desempeño. Los mejores individuos dispondrán de una porción mayor y por lo tanto de más posibilidades de ser seleccionados. El método de Torneo consiste en hacer competir a los individuos en grupos aleatorios (normalmente parejas), el que tenga el mejor desempeño será el ganador. En el caso de competición por parejas se deben realizar dos torneos. Con este método de selección se asegura de que al menos dos copias del mejor individuo de la población actuarán como progenitores para la siguiente generación.

Cruzamiento

Consiste en el intercambio de material genético entre dos cromosomas (individuos). El **cruzamiento** es el principal operador genético, hasta el punto que se puede decir que no es un AG si no tiene **cruzamiento**, y, sin embargo, puede serlo perfectamente sin mutación, según descubrió Holland. El teorema de los esquemas confía en él para hallar la mejor solución a un problema, combinando soluciones parciales. Para aplicar el **cruzamiento**, entrecruzamiento o recombinación, se escogen aleatoriamente dos miembros de la población. No pasa nada si se emparejan dos descendientes de los mismos padres; ello garantiza la perpetuación de un individuo con buena puntuación (y, además, algo parecido ocurre en la realidad; es una práctica utilizada, por ejemplo, en la cría de ganado, llamada *inbreeding*, y destinada a potenciar ciertas características frente a otras). Sin embargo, si esto sucede demasiado a menudo, puede crear problemas: toda la población puede aparecer dominada por los descendientes de algún gen, que, además, puede tener caracteres no deseados. Esto se suele denominar en otros métodos de optimización *atranque en un mínimo local*, y es uno de los principales problemas con los que se enfrentan los que aplican algoritmos genéticos. En cuanto al teorema de los esquemas, se basa en la noción de bloques de construcción (*Schematta*). Una buena solución a un problema está constituido por unos buenos bloques, igual que una buena máquina está hecha por buenas piezas. El **cruzamiento** es el encargado de mezclar bloques buenos que se encuentren en los diversos progenitores, y que serán los que den a los mismos una buena puntuación. La presión selectiva se encarga de que sólo los buenos bloques se perpetúen, y poco a poco vayan formando una buena solución. El teorema de los esquemas viene a decir que la cantidad de buenos bloques se va incrementando con el tiempo de ejecución de un AG, y es el resultado teórico más importante en algoritmos genéticos.

El intercambio genético se puede llevar a cabo de muchas formas, pero hay dos grupos Principales:

Cruzamiento por N-puntos:

Los dos cromosomas (individuos) se cortan por n puntos, y el material genético situado entre ellos se intercambia. Lo más habitual es un **cruzamiento** de un punto o de dos puntos. En el operador de cruce basado en dos puntos, los cromosomas (individuos) pueden contemplarse como un circuito en el cual se efectúa la selección aleatoria de dos puntos, tal y como se indica en la figura 2.1.

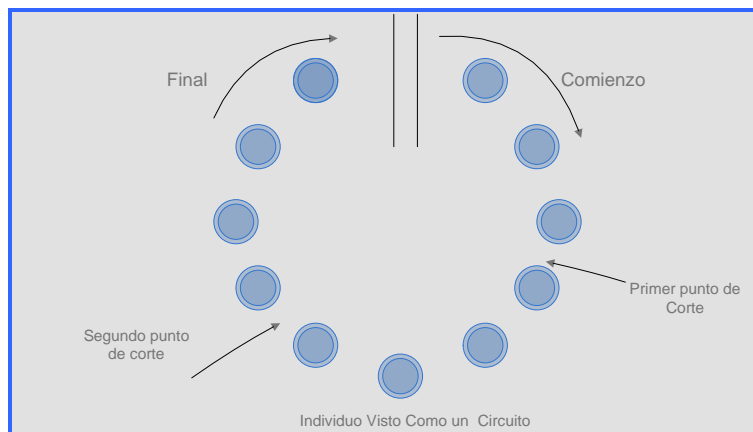


Figura 2.1 Cruzamiento por n puntos

En la figura 2.2 se muestra un ejemplo de este tipo de **cruzamiento**.

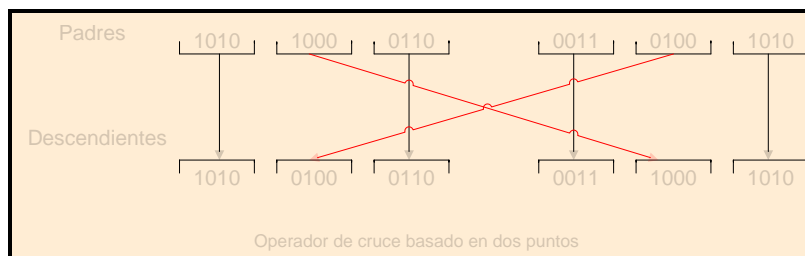


Figura 2.2 Cruce basado en dos puntos

El cruce basado en dos puntos, representa una mejora mientras que añadir más puntos de cruce no beneficia el comportamiento del algoritmo. La ventaja de tener más de un punto de cruce radica en que el espacio de búsqueda puede ser explorado más fácilmente, siendo la principal desventaja el hecho de aumentar la probabilidad de ruptura de buenos esquemas.

Cruzamiento uniforme:

Se genera un patrón aleatorio de unos y ceros, y se intercambian los bits de los dos cromosomas (individuos) que coincidan donde hay un 1 en el patrón. O bien se genera un número aleatorio para cada bit, y si supera una determinada probabilidad se intercambia ese bit entre los dos cromosomas. Este tipo de **cruzamiento** de muestra en la figura 2.3.

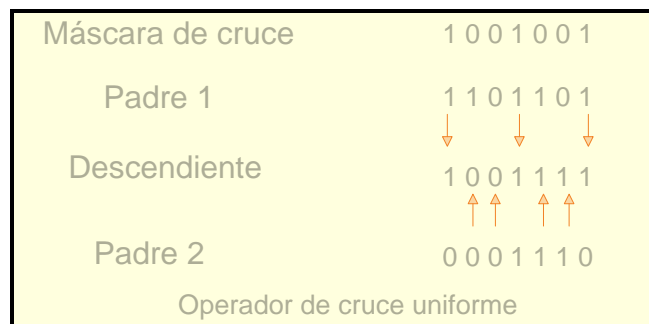


Figura 2.3 Cruce uniforme

Si tuviésemos en cuenta el valor de la función de adaptación de cada padre en el momento de generar la "máscara de cruce", de tal manera que cuanto mayor sea la función de adaptación de un individuo, más probable sea heredar sus características, se podría definir un operador de cruce basado en la función objetivo, en el cual la "máscara de cruce" se interpreta como una muestra aleatoria de tamaño l proveniente de una distribución de Bernoulli de parámetro P obtenido de:

$$p = g(I_i^j) / (g(I_i^j) + g(I_i^i))$$

Ecuación 2.1

Función

Donde $(l$ superíndice j subíndice t) y l (superíndice i subíndice t) denotan los padres seleccionados para ser cruzados.

Mutación

La mutación se considera un operador básico, que proporciona un pequeño elemento de aleatoriedad en la vecindad (entorno) de los individuos de la población. Si bien se admite que el operador de cruce es el responsable de efectuar la búsqueda a lo largo del espacio de posibles soluciones, también parece desprenderse de los experimentos efectuados por varios investigadores que el operador de mutación va ganando en importancia a medida que la población de individuos va convergiendo.

La búsqueda del valor óptimo para la probabilidad de mutación, es una cuestión que ha sido motivo de varios trabajos. Así, De Jong recomienda la utilización de una probabilidad de mutación del bit de (l^{-1}) , siendo l la longitud de la cadena. Schaffer y Col. Utilizan resultados experimentales para estimar la tasa óptima proporcional a $l / (l^{-0.9318}), (l^{-0.4535})$, donde λ denota el número de individuos en la población.

Una vez establecida la frecuencia de mutación, por ejemplo, uno por mil, se examina cada bit de cada cadena cuando se vaya a crear la nueva criatura a partir de sus padres (normalmente se hace de forma simultánea al **cruzamiento**). Si un número generado aleatoriamente está por debajo de esa probabilidad, se cambiará el bit (es decir, de 0 a 1 o de 1 a 0). Si no, se dejará como está. Dependiendo del número de individuos que haya y del número de bits por individuo, puede resultar que las mutaciones sean extremadamente raras en una sola generación.

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 AG está estancado, pero también es cierto que reduce el AG 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. Si bien en la mayoría de las implementaciones de Algoritmos Genéticos se asume que tanto la probabilidad de cruce como la de mutación permanecen constantes, algunos autores han obtenido mejores resultados experimentales modificando la probabilidad de mutación a medida que aumenta el número de iteraciones.

Este operador, junto con la anterior y el método de selección de ruleta, constituyen un AG simple, SGA, introducido por Goldberg en su libro.

Reducción

Una vez obtenidos los individuos descendientes de una determinada población en el tiempo t , el proceso de reducción al tamaño original, consiste en escoger λ individuos, (donde λ (lambda) denota el número de individuos en la población) de entre los λ individuos que forman parte de la población en el tiempo t , y los λ individuos descendientes de los mismos. Dicho proceso se suele hacer fundamentalmente de dos formas distintas. O bien los λ individuos descendientes son los que forman parte de la población en el tiempo $t + 1$, es lo que se denomina reducción simple, o bien se escogen de entre los 2λ individuos, los λ individuos más adaptados al problema, siguiendo lo que podemos denominar un criterio de reducción elitista de grado λ .

El concepto de reducción está ligado con el de tasa de reemplazamiento generacional, (t_{gr}) es decir en el porcentaje de hijos generados con respecto del tamaño de la población.

Si bien en la idea primitiva de Holland dicho reemplazamiento se efectuaba, de 1 en 1, es decir $(t_{gr}) = (t^{-1})$, habitualmente dicho reemplazamiento se efectúa en bloque, $(t_{gr}) = 1$. De Jong introdujo el concepto de tasa de reemplazamiento generacional con el objetivo de efectuar un solapamiento controlado entre padres e hijos. En su trabajo,

en cada paso una proporción de la población es seleccionada para ser cruzada. Los hijos resultantes podrán reemplazar a miembros de la población anterior.

El Doctor Zbigniew Michalewicz (Genetic Algorithms +Data Structures= Evolution Programs), introduce un algoritmo que denomina AG Modificado, (MOD sub GA), en el cual para llevar a cabo el reemplazamiento generacional, selecciona al azar r_1 individuos para la reproducción, así como r_2 individuos (distintos de los anteriores) destinados a morir. Estas selecciones aleatorias tienen en consideración el valor de la función objetivo de cada individuo, de tal manera que cuanto mayor es la función objetivo, mayor es la probabilidad de que sea seleccionado para la reproducción, y menor es la probabilidad de que dicho individuo fallezca. El resto de los λ 's. ($r_1 + r_2$) individuos son considerados como neutros y pasan directamente a formar parte de la población en la siguiente generación.