



Algoritmos genéticos

❖ Introducción	2
❖ Esquema básico	3
❖ El problema de la mochila	7
❖ Asignación de recursos	10
❖ El problema del viajante	13
❖ Variantes del esquema básico	15
❖ ¿Por qué funciona?	19
❖ Observaciones finales	20



Algoritmos genéticos: Introducción

- ❖ Inventados por John Holland a mitades de los 70.
- ❖ Inspirados en el modelo de evolución biológica.
- ❖ Utilizan el principio de selección natural para resolver problemas de optimización “complicados”.

- ❖ Idea:
 - Partiendo de una población inicial (soluciones factibles)
 - Seleccionar individuos (favorecer a los de mayor *calidad*)
 - Recombinarlos
 - Introducir mutaciones en sus descendientes
 - Insertarlos en la siguiente generación



Algoritmos genéticos

Esquema básico

```
algoritmo genético
principio
  t:=0;
  inicializa P(t);
  evalúa P(t);
  mq not termina hacer
    t:=t+1;
    P(t):=selecciona P(t-1);
    recombina P(t);
    muta P(t);
    evalúa P(t)
  fmq;
fin
```

Algoritmos genéticos

Esquema básico

❖ Maximizar $f(x) = x^2$ con x entero entre 0 y 31

– Representación en binario

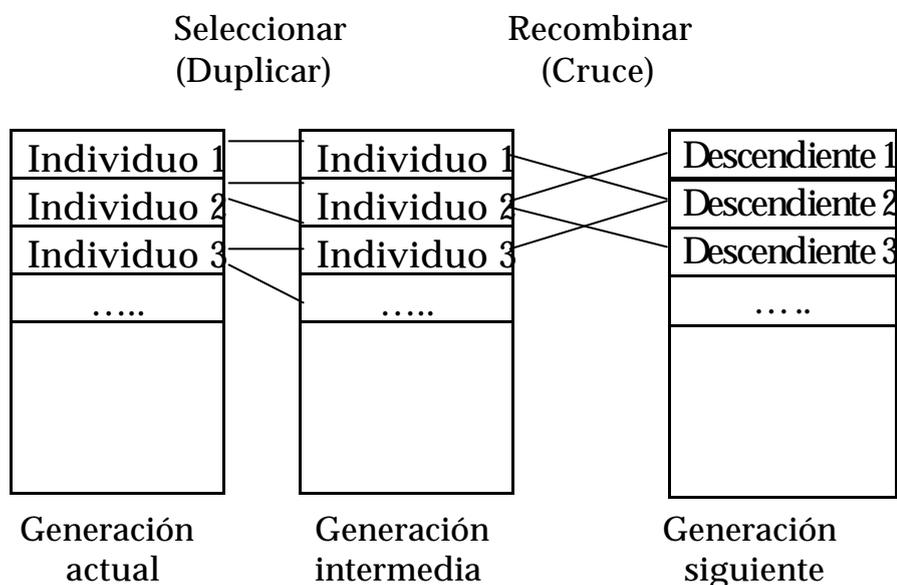
0	1	1	0	1
---	---	---	---	---

– Población inicial generada aleatoriamente, tamaño 4

01101
11000
01000
10011

– Función de calidad $f(x) = x^2$

– Selección:



Algoritmos genéticos

Esquema básico

- Generar una población intermedia. Para ello asignar a cada individuo una probabilidad de ser seleccionado directamente proporcional a su función de calidad.

Cromosoma	x	f(x)	prob.	copias
01101	13	169	0.14	1
11000	24	576	0.49	2
01000	8	64	0.06	0
10011	19	361	0.31	1

De la población intermedia se seleccionan parejas de forma aleatoria.

- Cruce: elegir un punto intermedio e intercambiar los genes de los padres a partir de ese punto.

$$\begin{array}{c|ccc}
 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\
 1 & 0 & 0 & 1 & 1
 \end{array}
 \longrightarrow
 \begin{array}{c|ccc}
 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\
 1 & 0 & 0 & 0 & 0
 \end{array}$$

- Mutación: cambio de un bit elegido aleatoriamente (probabilidad pequeña).

Cromosoma	x	f(x)
11011	27	729
10000	16	256
01100	12	144
11001	25	625



Algoritmos genéticos

Esquema básico

❖ Codificación:

- Utilizar cadenas de bits para representar las soluciones
- Los bits pueden codificar números enteros, reales, conjuntos, ...
- Ventaja: los operadores de cruce y mutación son simples.
- Inconveniente: no siempre resulta “natural”.

❖ Selección:

- Asignar una probabilidad de supervivencia proporcional a la calidad
- Generar una población intermedia
- Elegir parejas de forma aleatoria
- No se pueden cruzar elementos de dos generaciones distintas.

❖ Operador de cruce de un punto

❖ Mutación:

- Hay una pequeña probabilidad de cambio de un bit.



El problema de la mochila

❖ Recordar...

- Se tienen n objetos y una mochila
- El objeto i tiene peso p_i y la inclusión del objeto i en la mochila produce un beneficio b_i
- El objetivo es llenar la mochila, de capacidad C , de manera que se maximice el beneficio.

$$\text{maximizar } \sum_{1 \leq i \leq n} b_i x_i$$

$$\text{sujeto a } \sum_{1 \leq i \leq n} p_i x_i \leq C$$

$$\text{con } x_i \in \{0,1\}, b_i > 0, p_i > 0, 1 \leq i \leq n$$

❖ Problemas:

- Codificación genética: cómo representar las soluciones
- Calidad de las soluciones: cómo se mide



El problema de la mochila

❖ Representación:

$$\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n), \quad x_i \in \{0, 1\}$$

Observar que no se garantiza factibilidad

❖ Función de calidad:

$$f(\mathbf{x}) = \begin{cases} C - \sum_{1 \leq i \leq n} b_i x_i & \text{si } \sum_{1 \leq i \leq n} b_i x_i > C \\ \sum_{1 \leq i \leq n} b_i x_i & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Penalizar la no factibilidad. Obliga al algoritmo a elegir soluciones factibles porque son mejores.

❖ Inicialización:

Generar secuencias de ceros y unos

❖ Operador de cruce de un punto



El problema de la mochila

❖ Otra posible representación:

Una lista con los elementos que metemos en la mochila.

❖ Problema: qué operador de cruce utilizamos?

Observar que el operador de un punto no sirve, es necesario adaptarlo.

$$\begin{array}{ccc} (2,3,4) & \longrightarrow & (2,3,5) \\ (1,4,5) & & (1,4,4) \end{array}$$

Por ejemplo, eliminar los elementos repetidos



Asignación de recursos

- ❖ Hay m recursos de capacidades c_1, c_2, \dots, c_m y n tareas a ejecutar que consumen parte de los recursos. La tarea i -ésima consume w_{ij} partes del recurso j .
- ❖ La ejecución de la tarea i -ésima produce un beneficio b_i .
- ❖ Se trata de decidir qué tareas se ejecutan de manera que se maximice el beneficio total.



Asignación de recursos

❖ Representación de un individuo:

- $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, con $x_i \in \{0, 1\}$
($x_i=1$ significa ejecutar la tarea i -ésima)
- para ser factible debe verificar: $\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \leq c_j$,
para $j=1, 2, \dots, n$
- y para ser óptima debe maximizar: $B(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i b_i$

❖ La función de calidad:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n b_i x_i - s \max\{b_j\}$$

donde $s = |\{j \mid \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i > c_j\}|$, es decir,
el número de recursos agotados.

❖ El tamaño de la población elegido es $\mu=50$, la tasa de mutación $p_m=1/n$, y la tasa de recombinación $p_c=0,6$.



Asignación de recursos

❖ Resultados obtenidos tras 100 ejecuciones de 6 casos distintos:

$n=15, m=10$		$n=20, m=10$		$n=28, m=10$		$n=50, m=5$		$n=60, m=30$		$n=105, m=2$	
$f_{5 \cdot 10^3}(x)$	N	$f_{10^4}(x)$	N	$f_{5 \cdot 10^4}(x)$	N	$f_{10^5}(x)$	N	$f_{10^5}(x)$	N	$f_{2 \cdot 10^5}(x)$	N
4015	83	6120	33	12400	33	16537	1	7772	5	1095445	–
4005	16	6110	20	12390	30	16524	1	7761	4	1095382	10
3955	1	6100	29	12380	10	16519	2	7758	11	1095357	3
		6090	11	12370	1	16518	5	7741	7	1095266	1
		6060	3	12360	19	16499	1	7739	1	1095264	9
		6050	1	12330	5	16497	1	7738	3	1095206	3
		6040	3	11960	1	16494	1	7725	1	1095157	2
				11950	1	16473	1	7719	1	1095081	1
						16472	1	7715	1	1095035	2
						16467	1	7711	2	1095035	8
				16463	1	7706	1	1094965	1		
$f=4012'7$		$f=6102'3$		$f=12374'7$		$f=16378$		$f=7626$		$f=1093897$	



El problema del viajante

❖ Recordar

¡Si otra vez yo,
y qué!

Encontrar un recorrido de longitud mínima para un viajante que tiene que visitar varias ciudades y volver al punto de partida, conocida la distancia existente entre cada dos ciudades.



❖ Codificación: en forma de vector siguiendo el orden del recorrido

Ejemplo:

$[3, 2, 5, 4, 1] \longrightarrow 3 \longrightarrow 2 \longrightarrow 5 \longrightarrow 4 \longrightarrow 1$

❖ Cruce:

- De un punto:

$$\begin{array}{l} [3, 2, 5, 4, 1] \\ [3, 5, 1, 4, 2] \end{array} \longrightarrow \begin{array}{l} [3, 2, 1, 4, 2] \\ [3, 5, 5, 4, 1] \end{array}$$

- ◆ Pueden aparecer ciudades repetidas
- ◆ No siempre visitamos todas.



El problema del viajante

- Heurística:
 - ◆ Elegir una ciudad , i , aleatoriamente
 - ◆ Suponer que en el padre 1 de la ciudad i vamos a la j y en el padre 2 de i vamos a k
 - Si j,k ya están incluidos, elegir una nueva ciudad.
 - Si no, añadir la ciudad que no esté incluida más próxima a i .
 - ◆ Repetir mientras queden ciudades sin recorrer

❖ Otra codificación:

Asignar a cada ciudad un valor entre 0 y 1 aleatoriamente. El recorrido se obtiene al ordenar estos números de mayor a menor.

Ejemplo:

[0.2, 0.8, 0.4, 0.7, 0.9] \longrightarrow 5 \longrightarrow 2 \longrightarrow 4 \longrightarrow 3 \longrightarrow 1

❖ Cruce:

Cualquiera de los habituales, de un punto por ejemplo.



Variantes del esquema básico

❖ Codificación: ¿cómo se representan las soluciones en forma de “cromosomas”?

- Cadenas de 0's y 1's (algoritmos clásicos)
- Números enteros y reales
- Otros

❖ Cuestiones a tener en cuenta:

- Factibilidad: los cromosomas pueden codificar soluciones no factibles del problema.
 - ♦ Solución: penalizar en la función de calidad
descartar
reparar
- Legalidad: los cromosomas pueden no ser decodificables a una solución.

Ejemplo: problema de la mochila

$$\begin{array}{ccc} (2,3,4) & \longrightarrow & (2,3,5) \\ (1,4,5) & & (1,4,4) \end{array}$$

- Unicidad de la codificación:
 - ♦ Uno a uno
 - ♦ Uno a N
 - ♦ N a uno



Variantes del esquema básico

❖ Cambio de generación:

- Manteniendo el tamaño de la población
 - ◆ Reemplazar padres por hijos
 - ◆ Reemplazar un par de individuos elegidos aleatoriamente por los hijos
 - ◆ Otros
- Aumentando el tamaño de la población
 - ◆ Crear una población temporal formada por los padres y los hijos y seleccionar de ahí los mejores para formar la nueva generación
 - ◆ Dados n padres generar m hijos ($m > n$) y de ahí seleccionar los n mejores.

❖ Selección:

- Asignar a cada individuo una probabilidad de ser elegido definida como

$$f(x_i) / \sum_{\text{población}} f(x_j)$$

donde f puede ser

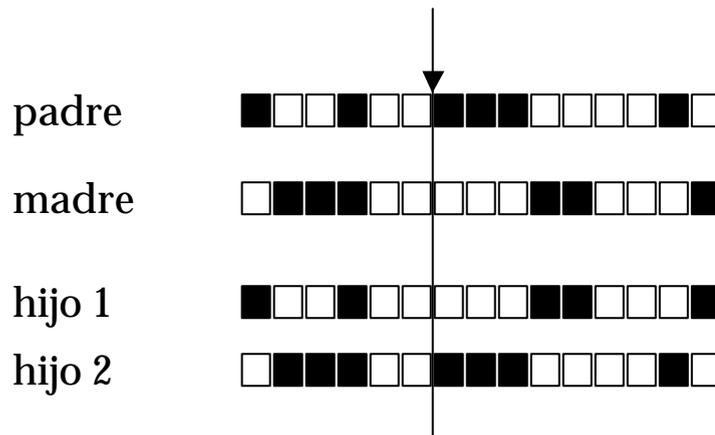
- ◆ la función de calidad (quizás escalada o centrada)
- ◆ la posición de la solución si se ordenan según su calidad



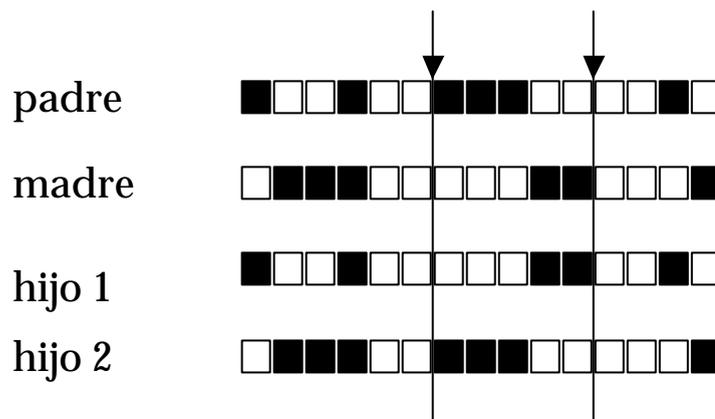
Variantes del esquema básico

❖ Cruce

- De un punto: seleccionar aleatoriamente un punto en el cromosoma e intercambiar el final de cada cromosoma a partir de dicho punto.



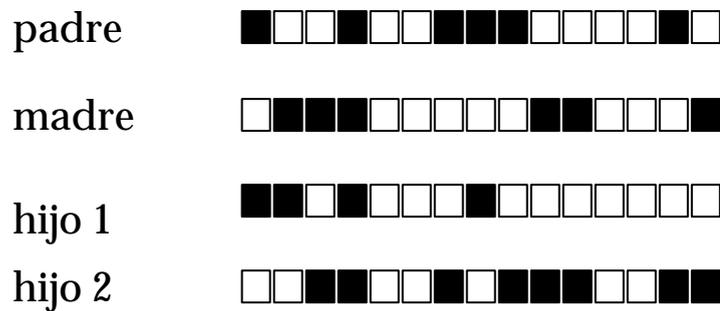
- De dos puntos:





Variantes del algoritmo básico

- Uniforme: cada gen se hereda de un padre elegido aleatoriamente.



❖ Mutación

Evita que solo se considere un subconjunto de las posibles soluciones



¿Por qué funciona?

- ❖ Un esquema es el conjunto de cromosomas que siguen un patrón.

Ejemplo: $00*1*0 = \{000100, 000110, 001100, 001110\}$

- ❖ Teorema del esquema:

Relaciona la calidad de los miembros de un esquema en una generación con el número esperado de miembros en la siguiente generación.

$$\langle N_s(g+1) \rangle = N_s(g) * m_s(g) / m(g)$$

- $N_s(g)$ es el número de elementos del esquema s en la generación g
- $m(g)$ la calidad media de los cromosomas en la generación g
- $m_s(g)$ una estimación de la calidad media de los cromosomas de la generación s que pertenecen al esquema s
- $\langle x \rangle$ es el valor esperado



Observaciones finales

❖ Observaciones:

- La evolución está dirigida por la calidad relativa
- Existe un paralelismo implícito, las operaciones se hacen implícitamente sobre todo un esquema.
- Encontrar un equilibrio entre explotación/exploración

❖ Los algoritmos genéticos funcionan mejor cuando:

- Las soluciones potenciales pueden representarse de forma que quede explícita la composición
- Existen operadores para mutar y recombinar estas representaciones

❖ Los algoritmos genéticos funcionan peor cuando:

- La representación no recoge las características de las soluciones
- Los operadores no generan candidatos “interesantes”