



# S.I.A.

---

## Algoritmos Genéticos



# Algoritmos Genéticos

---

## Introducción



# Breve Historia



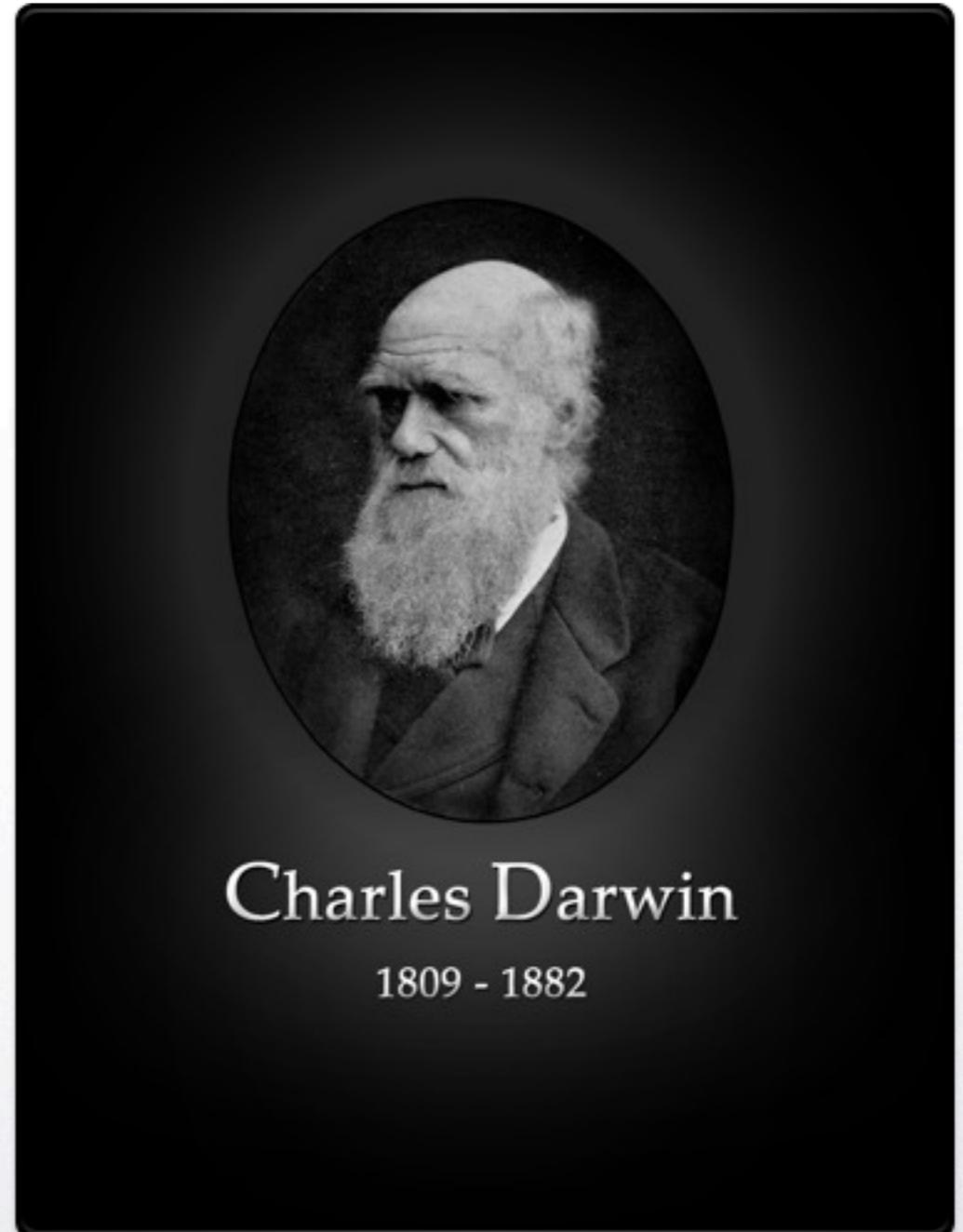
# Breve Historia

- Rechenberg (1960) : “Evolutionsstrategie”.
- Fogel, Owens & Walsh (1966):  
“Evolutionary Programming”.
- ***John Holland (1975):***  
“Adaptation in Natural and Artificial Systems”.



# Teoría de la Evolución

“El Origen de las Especies  
*por medio de la selección natural”*  
(Londres, 1859)



Charles Darwin

1809 - 1882





# Algoritmos Genéticos

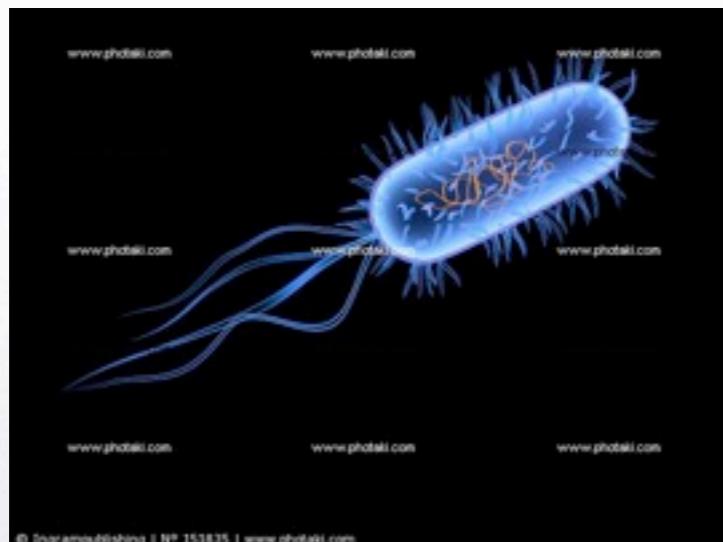
## Conceptos Básicos



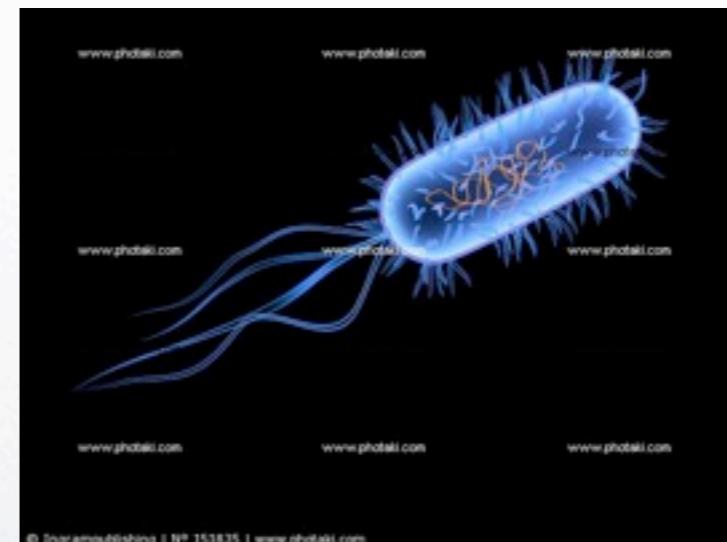
# Tipos de Reproducción

- Reproducción Asexual (Mitosis)

*Madre*



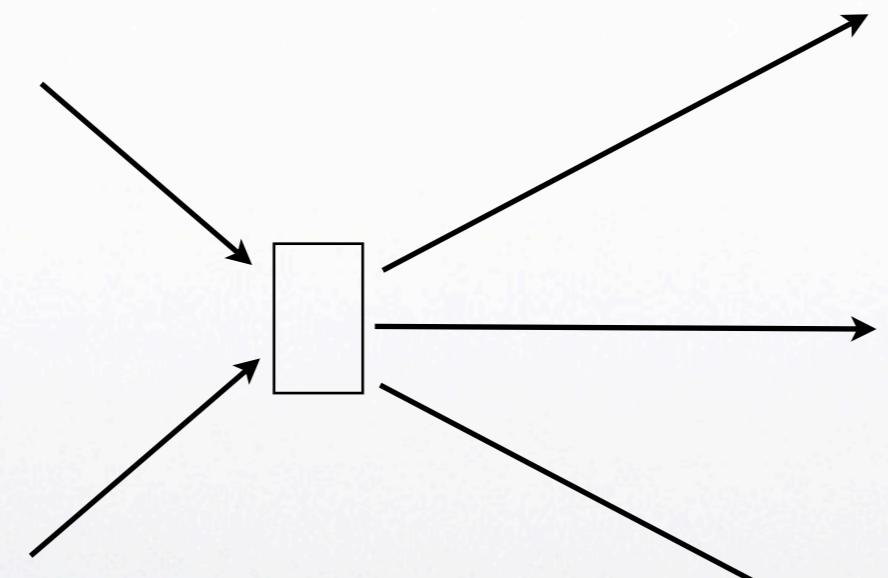
*Hija idéntica o mutada*





# Tipos de Reproducción

- Reproducción Sexual





# Ingredientes de G.A.

- Población de individuos (cromosomas, soluciones).
- Selección para reproducción según el grado de adaptación (fitness).
- Entrecruzamiento (crossover) para generar descendencia.
- Mutación al azar de los nuevos individuos.
- Reemplazo de individuos.



# Usos de los A.G.

- Optimización
- Búsqueda de Caminos
- Búsqueda de Soluciones



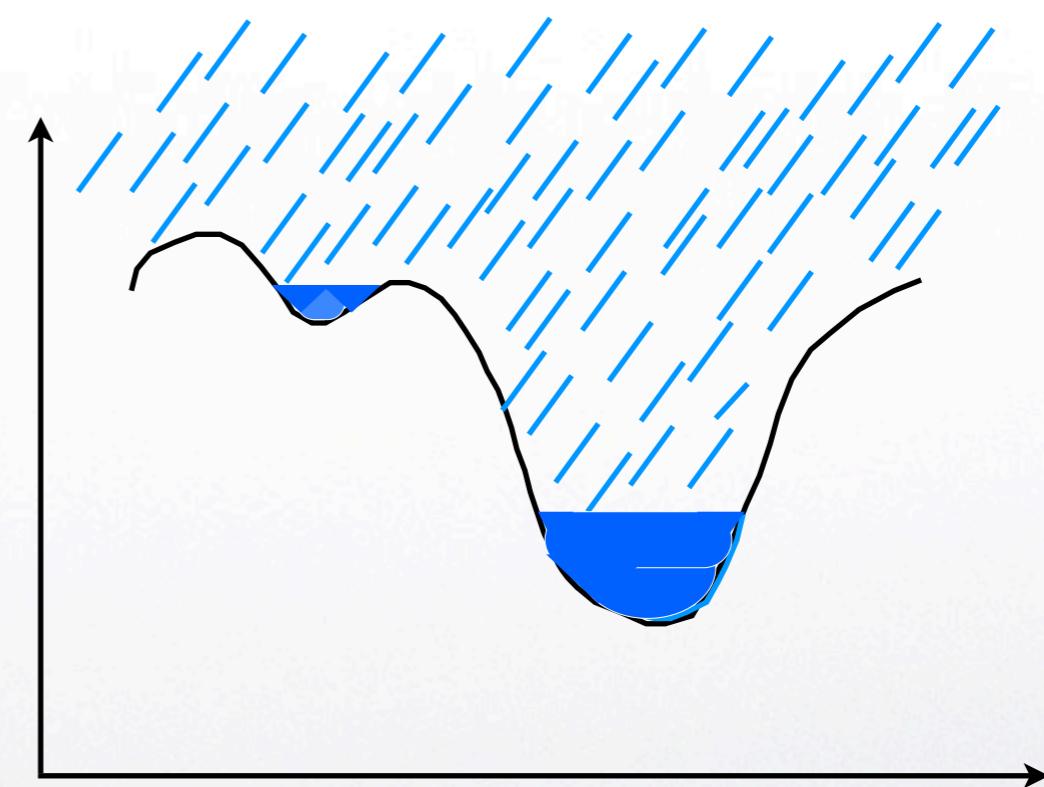
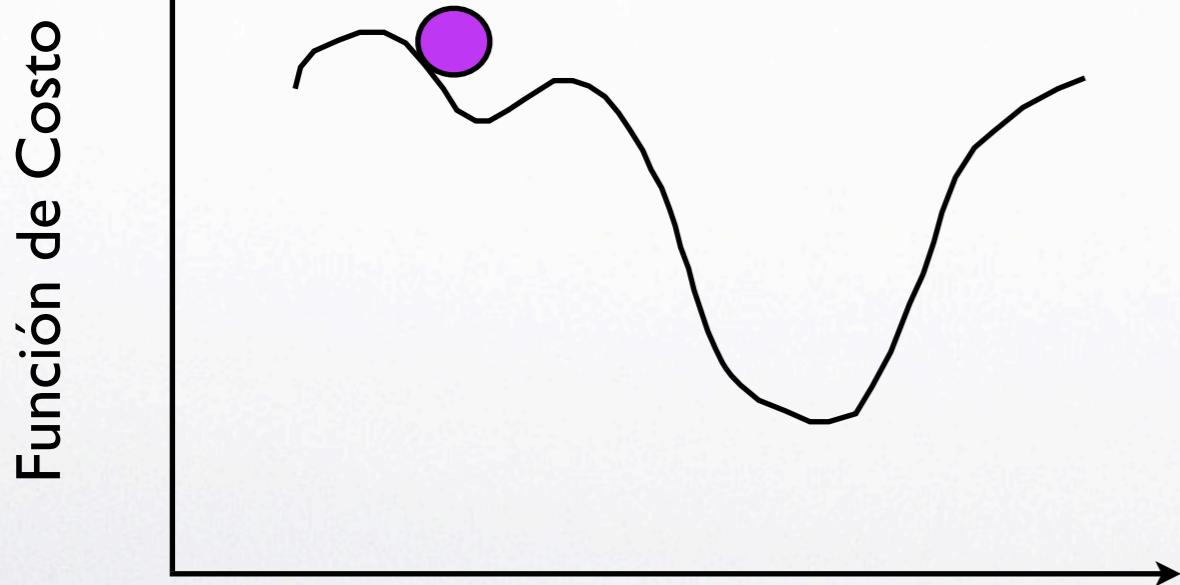
# A. Tradicionales vs A.G.

- Usa directamente puntos del espacio de búsqueda
- Un solo punto
- Utiliza la derivada de la función objetivo.
- Determinista

- Codifica los puntos del espacio de búsqueda
- Población de puntos
- No utiliza la derivada de la función objetivo.
- Probabilístico



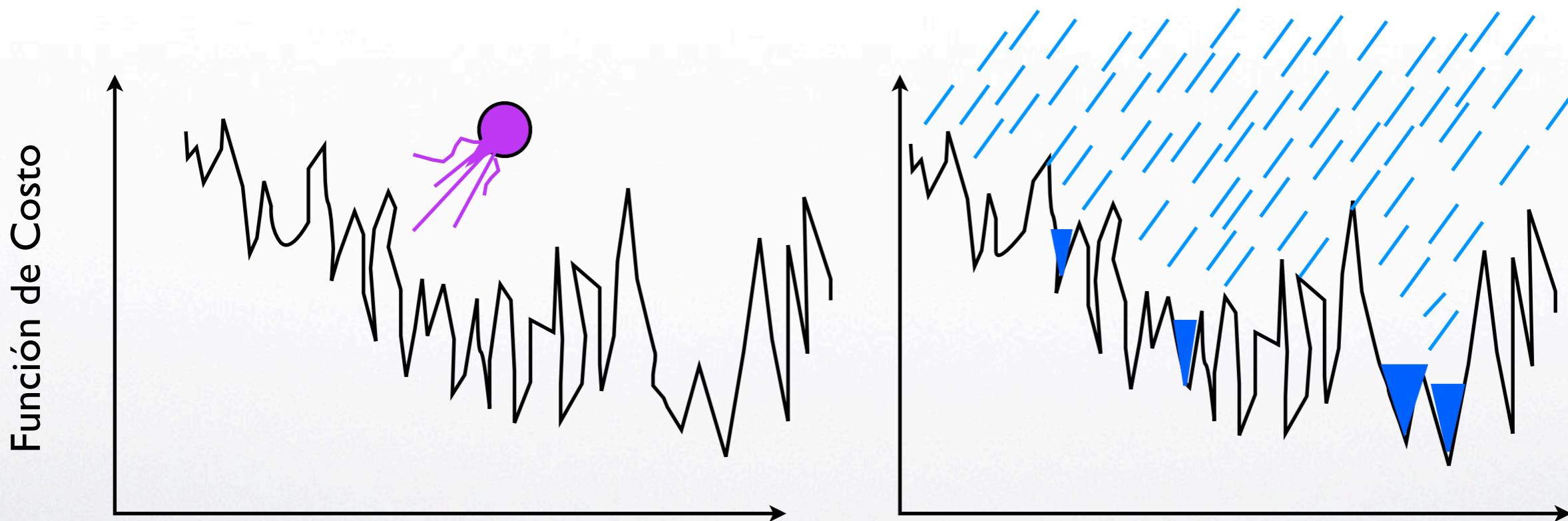
# A. Tradicionales vs A.G.





# A. Tradicionales vs A.G.

La Función de Costo puede ser  
No derivable





# Algoritmos Genéticos

## Implementación

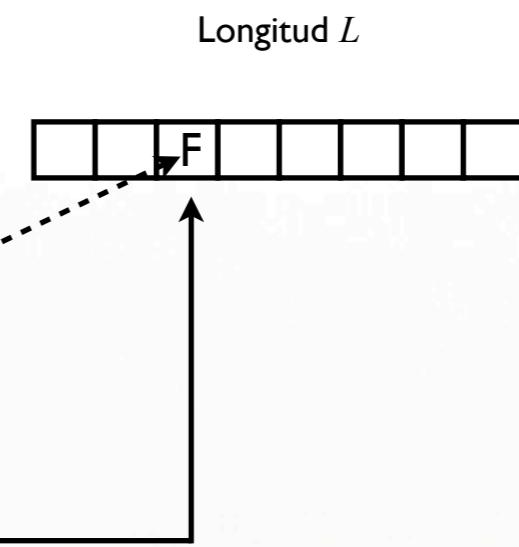


# Nomenclatura

- Cromosoma (Genotipo)
- Gen
  - Locus
  - Alelo
- Expresión del Cromosoma (Fenotipo)

*Individuo Codificado !!!*

*Individuo Decodificado*





# Nomenclatura

- Función **Fitness o Aptitud**: Grado de adaptación al “medio ambiente”, Cuantifica lo “bueno” que es un individuo.
- Operadores Genéticos : “**Crossover**” y “**Mutación**”
- Población.
- Generaciones.
- Diploide / Aploide.



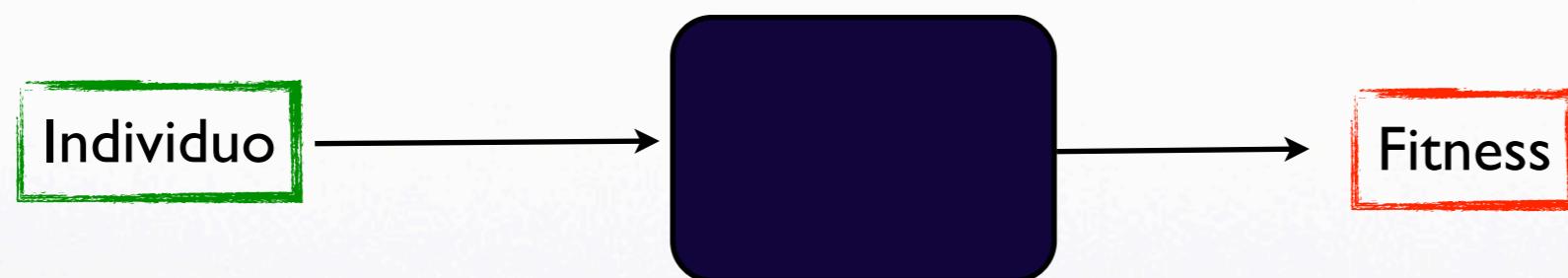
# Recordemos: Ingredientes de G.A.

1. Problema definido por una función “Fitness” ( $f$ ).
2. Población de soluciones: individuos Codificados (cromosomas).
3. Selección para reproducción según el grado de adaptación (Fitness).
4. Recombinación o Entrecruzamiento (Crossover) para generar descendencia.
5. Mutación al azar de los nuevos individuos.
6. Reemplazo de individuos.



# Recordemos: Ingredientes de G.A.

## Caja Negra





# Codificación



# Codificación

- Cadena de bits
- Vector de Reales
- Árboles
- Estructuras de Datos Complejas

*La Codificación es muy importante para  
el buen funcionamiento de los A.G.*



# Métodos Selección



# Métodos Selección

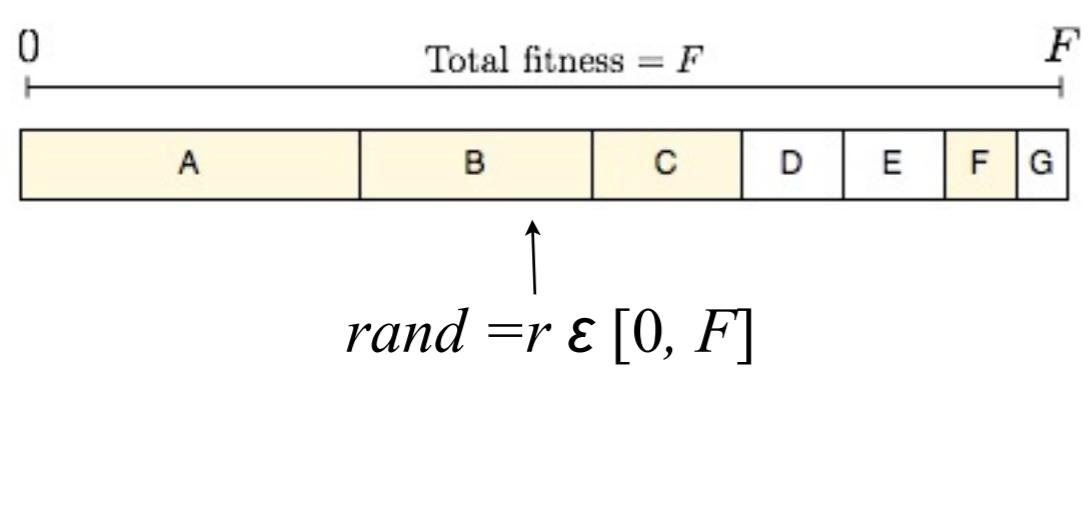
- Ruleta
- Selección Universal Estocástica
- Boltzman
- Torneos
- Rank
- Elitismo



# Métodos Selección

## Ruleta

A cada individuo se le asigna una porción de la ruleta proporcional a su “fitness”.



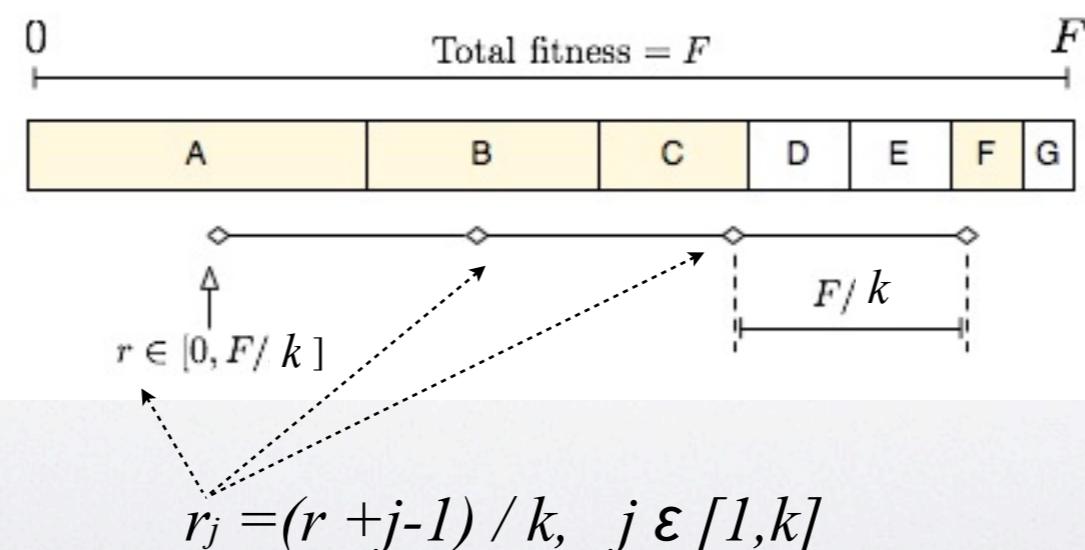
- 1 Evaluate the fitness,  $f_i$ , of each individual in the population.
- 2 Compute the probability (slot size),  $p_i$ , of selecting each member of the population:  $p_i = f_i / \sum_{j=1}^n f_j$ , where  $n$  is the population size.
- 3 Calculate the cumulative probability,  $q_i$ , for each individual:  $q_i = \sum_{j=1}^i p_j$ .
- 4 Generate a uniform random number,  $r \in (0, 1]$ .
- 5 If  $r < q_1$  then select the first chromosome,  $x_1$ , else select the individual  $x_i$  such that  $q_{i-1} < r \leq q_i$ .
- 6 Repeat steps 4–5  $n$  times to create  $n$  candidates in the mating pool.



# Métodos Selección

## Selección Universal Estocástica

Como ruleta pero se genera un solo  $r$  para elegir  $k$  individuos (también es proporcional al “Fitness”)



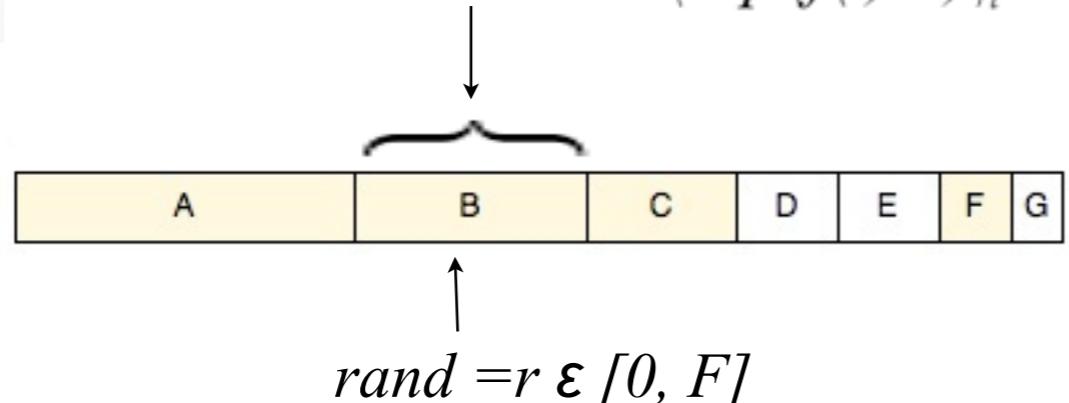


# Métodos Selección

## Boltzman

Probabilidad de ser elegido proporcional a una función no lineal del Fitness ( $f$ ) y de la “Temperatura”

$$ExpVal(i, t) = \frac{\exp(f(i)/T)}{\langle \exp(f(i)/T) \rangle_t}$$



Donde:

- $i$  indica individuo.
- $T$  disminuye monotonamente con las generaciones.
- $\langle \cdot \rangle_t$  indica valor medio en el tiempo  $t$ .



# Métodos Selección

## Torneos

- Se eligen 2 individuos al azar.
- Se toma un nro. al azar  $r \in [0, 1]$ .
- Si  $r < 0.75$  se selecciona al más apto (de mayor  $f$ ),  
sino se selecciona al menos apto.
- Ambos individuos se devuelven a la población  
original y podrían ser elegidos nuevamente.



# Métodos Selección

## Rank

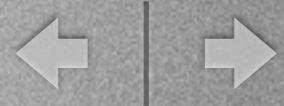
- Se ordenan los cromosomas según el fitness.
- La probabilidad de ser elegidos es proporcional a su posición en la lista (*no importa si la diferencia de fitness entre un individuo y el siguiente es grande o chica*).



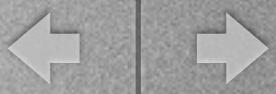
# Métodos Selección

## Elitismo

- Se seleccionan los  $k$  individuos más aptos.
- Se los aparea para generar  $k$  descendientes.
- Se eligen los mejores  $k$  entre el total de  $2k$  (padres + hijos), los cuales pasan a la siguiente generación.



# Métodos de Crossover



# Métodos de Crossover

*Una vez seleccionada una pareja de individuos, se producirá entrecruzamiento con una probabilidad  $p_c$*



# Métodos de Crossover

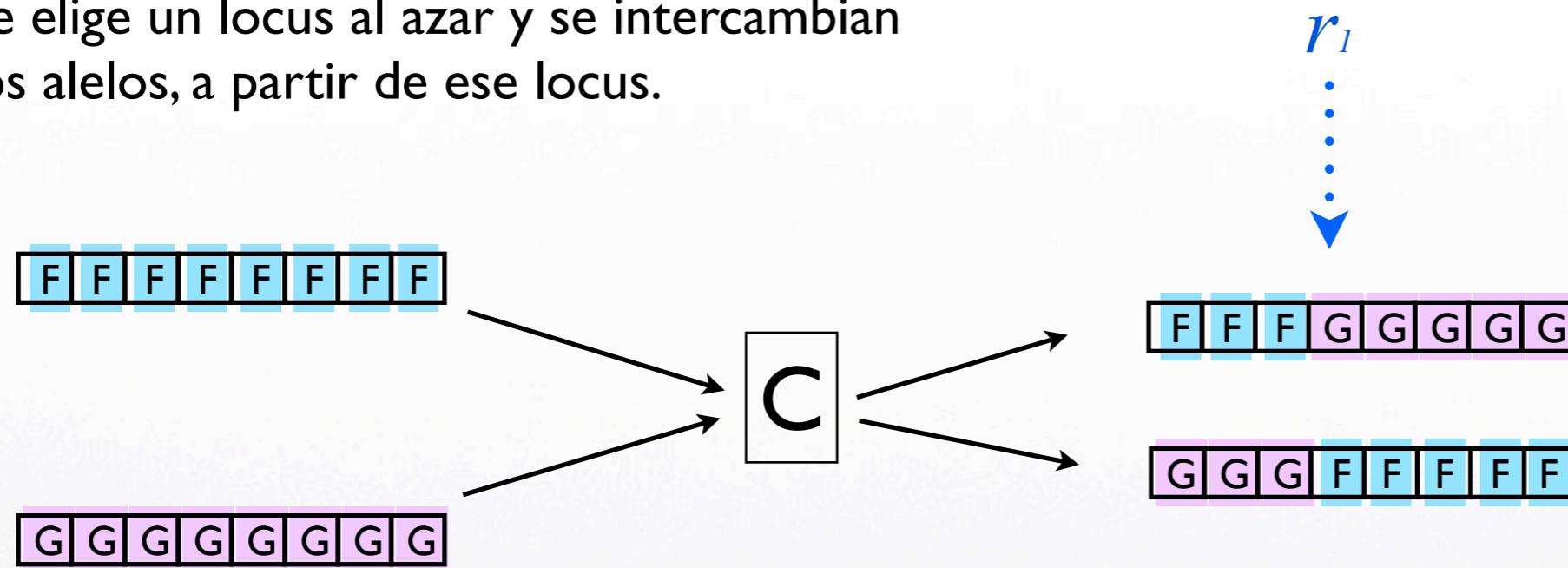
- Cruce de Un Punto
- Cruce de Dos Puntos
- Anular
- Cruce Uniforme Parametrizado



# Métodos de Crossover

## Cruce de un punto

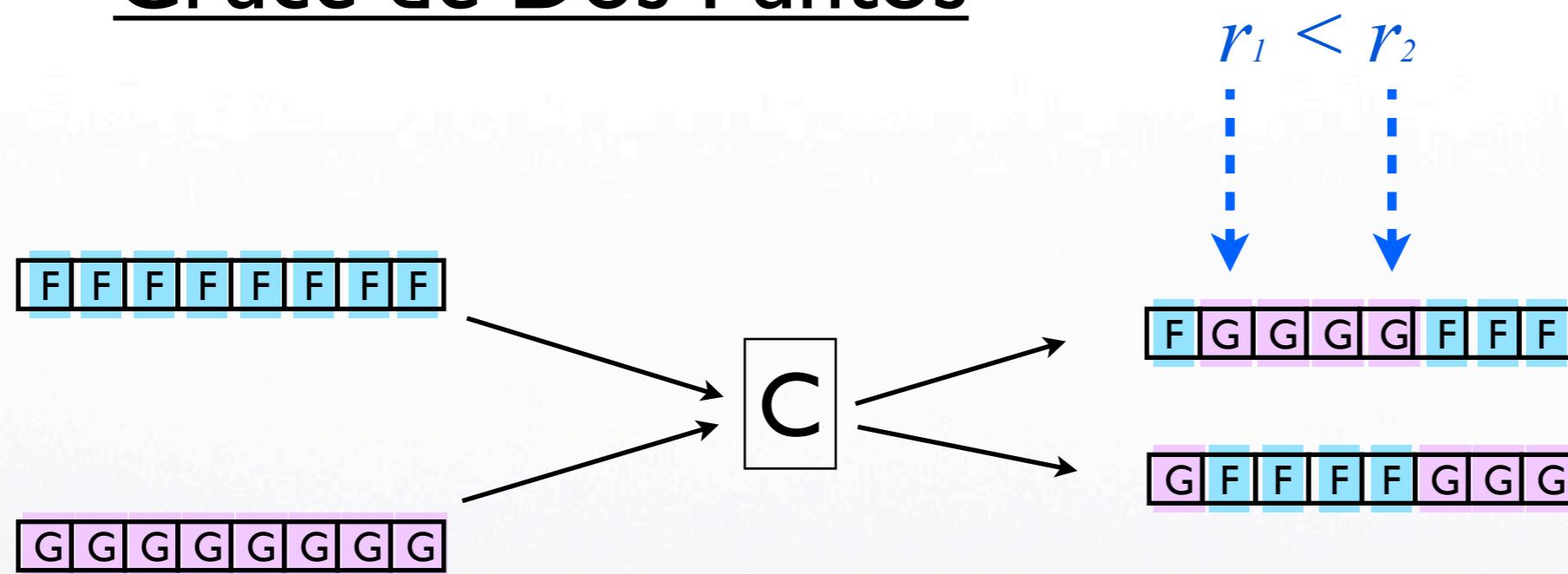
Se elige un locus al azar y se intercambian los alelos, a partir de ese locus.





# Métodos de Crossover

## Cruce de Dos Puntos

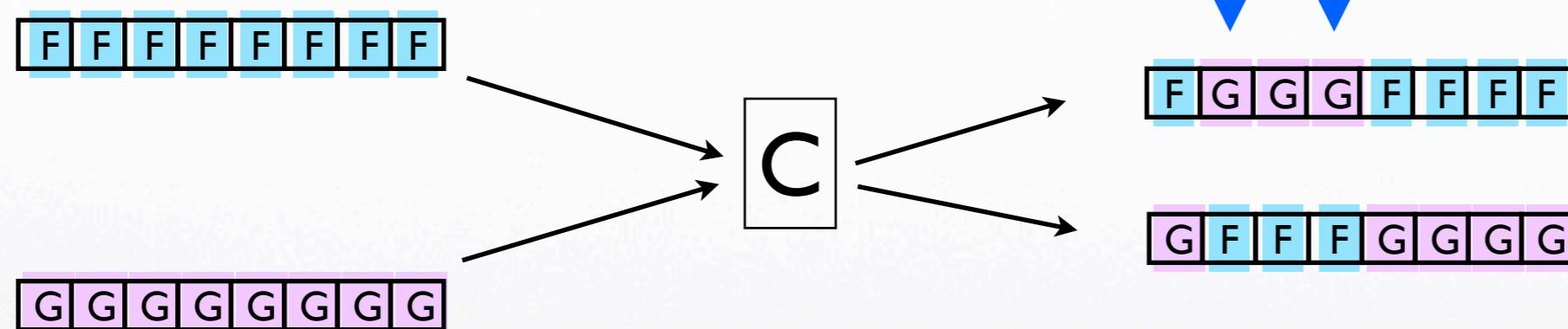




# Métodos de Crossover

## Anular

Se elige un locus y luego un segmento hacia la derecha de longitud  $l \in [1, L/2]$

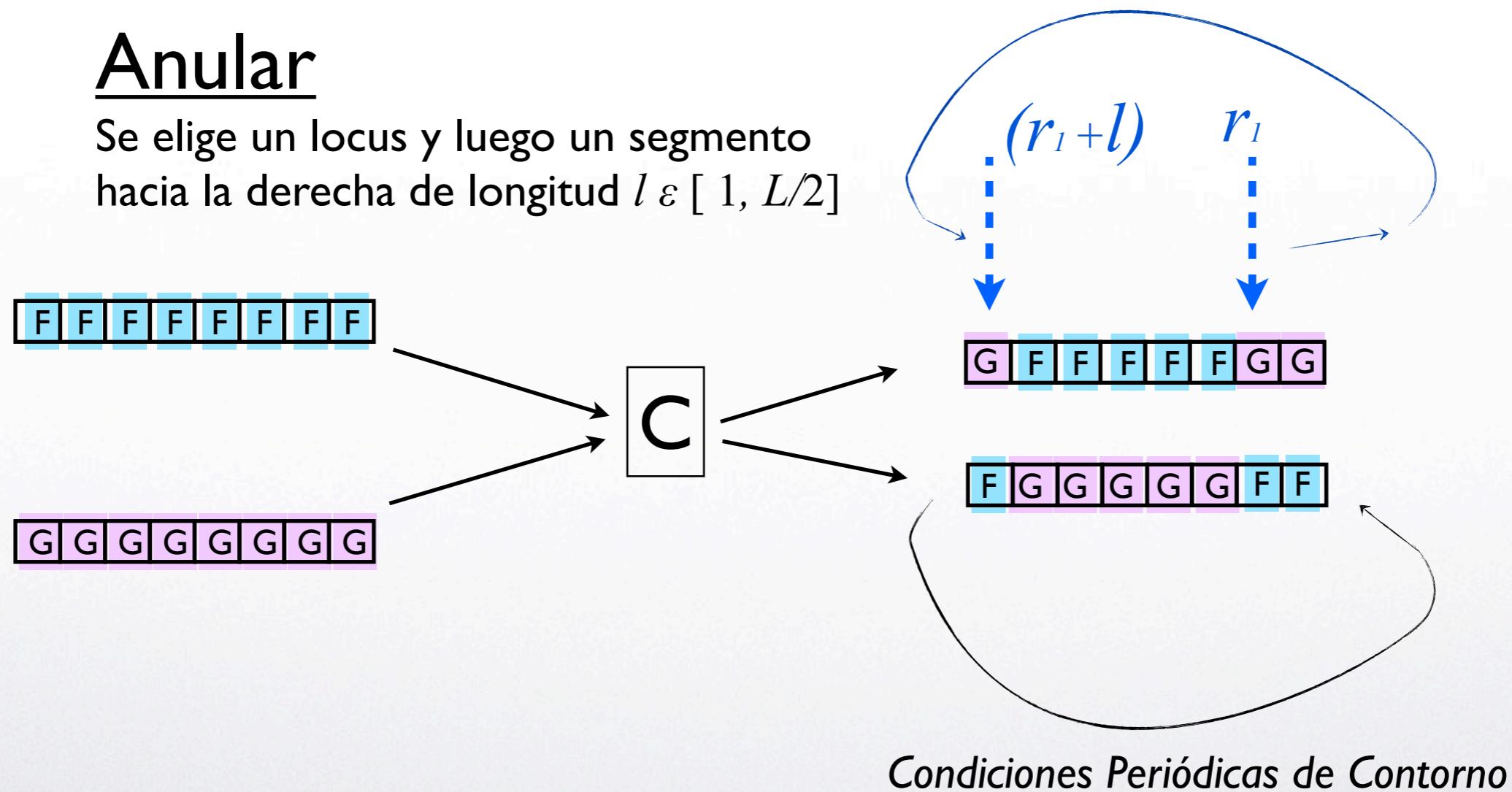




# Métodos de Crossover

## Anular

Se elige un locus y luego un segmento hacia la derecha de longitud  $l \in [1, L/2]$

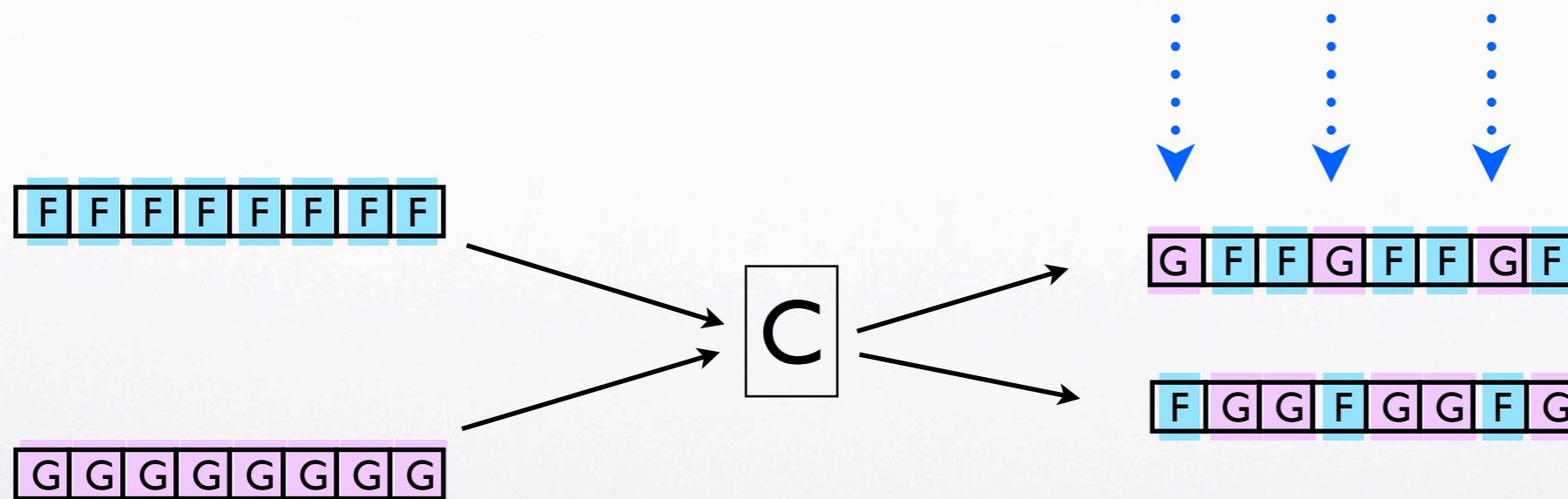


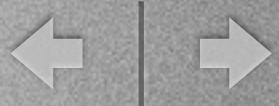


# Métodos de Crossover

## Cruce Uniforme Parametrizado

Se produce el cruce de un alelo en cada locus con probabilidad:  $p$  ( $\sim 0,5 - 0,75$ ).



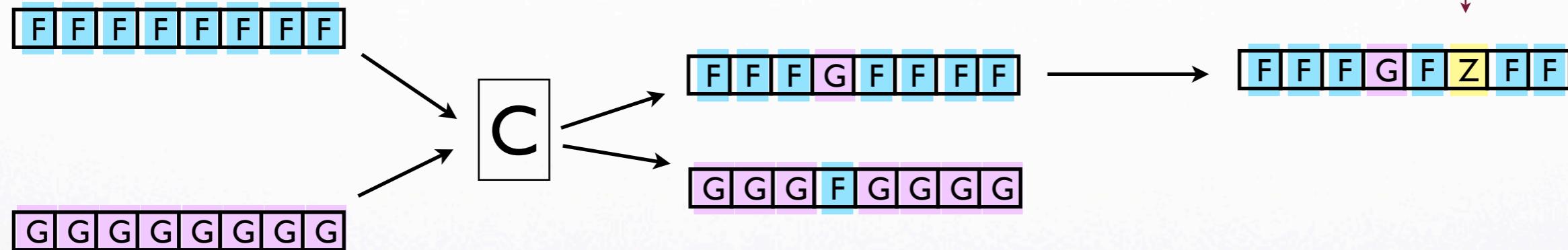


# Mutación



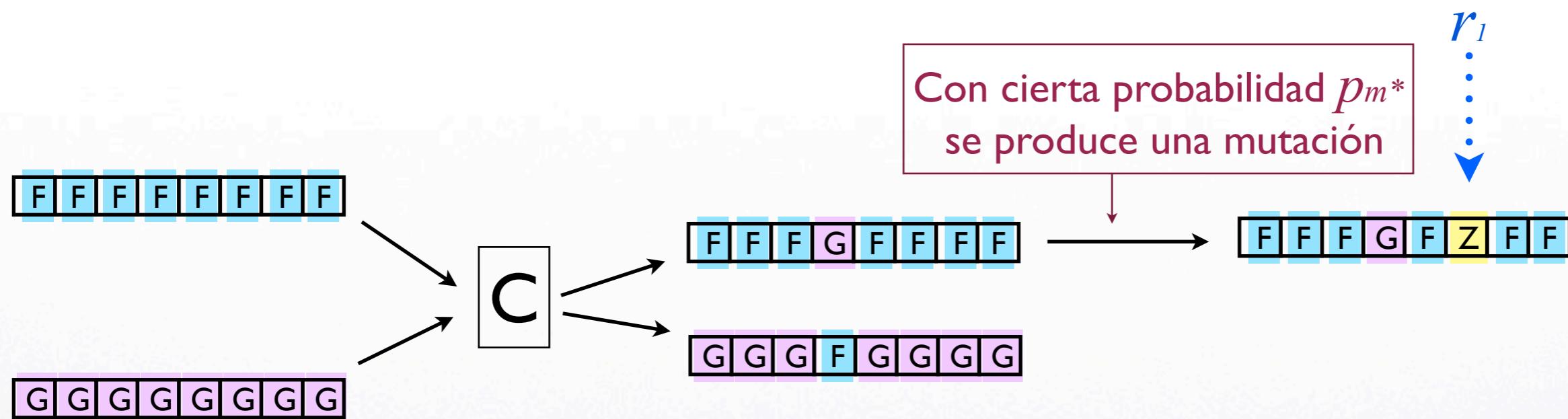
# Mutación

En cada locus se puede producir una mutación con probabilidad  $p_m$





# Mutación



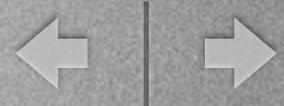


# Mutación

**Mutación no uniforme:**

Se reduce la probabilidad de mutación con el nro. de generaciones.

Por Ejemplo: cada N generaciones  $p_m = c \times p_m$  ,  
donde  $0 < c < 1$



# Reemplazo



# Reemplazo

## Brecha Generacional (“Generation Gap”)

$$G \in [0, 1]$$

$G = 1$ , Toda la población original es reemplazada.

$G = 0$ , Ningún individuo de la población original es reemplazada.

Si  $G < 1$ , Se seleccionan  $[ (1-G) \times N ]$  individuos de la población anterior con cualquiera de los criterios de selección anteriores. Luego los  $[ G \times N ]$  no elegidos son reemplazados por el mismo nro. de descendientes generados.



# Reemplazo

## Brecha Generacional Sin Duplicación

Si  $G < 1$ ,

Se trata de dejar la menor cantidad de individuos iguales posible. Es decir, se eliminan primero los individuos repetidos.



# Reemplazo

Usando métodos de Selección Mixto.

Por Ej.: (Elitismo + Ruleta).

De la fracción  $G$  que se va a reemplazar una parte ( $G/a$ ) se genera con Elitismo y la restante ( $G(a-1)/a$ ) con Ruleta,

con  $a > 1$ , por ejemplo  $a = 3 - 10$ .



# Idea de Parámetros



# Idea de Parámetros

Dependerá del problema, hay que experimentar,  
pero para tener una idea inicial....

- $N \sim [ 20 - 200 ]$
- $p_m \sim [ 0,01 - 0,001 ]$
- $p_c \sim [ 0,6 - 0,95 ]$
- $G \sim [ 0,6 - 1 ]$



# Algoritmos Genéticos

---

Pseudocódigo A.G.



# Pseudocódigo A.G.

- Inicializar Población
- Mientras no se alcance cond. de corte, hacer:
  - Evaluar la función de aptitud ( $f$ ) para todos los individuos nuevos.
  - Seleccionar, Aparear.
  - Recombinación, Mutación.
  - Reemplazar.



# A.G. para Redes Neuronales

- Inicializar Población
- Mientras no se alcance cond. de corte, hacer:
  - Evaluar la función de aptitud ( $f$ ) para todos los individuos nuevos.
  - Seleccionar, Aparear.
  - Recombinación, Mutación,  $\sim 100$  pasos FeedForward (con  $p \sim 0.1$ ).
  - Reemplazar.



# Pseudocódigo A.G.

## Criterios de Corte:

- Máximo número de generaciones.
- Se alcanza la solución óptima o se llega a un fitness superior a una cota.
- Una parte relevante de la población no cambia de generación en generación (Estructura).
- El mejor fitness de la población no progresiona con las generaciones (Contenido).



# Algoritmos Genéticos

---

¿Por qué funcionan?



# Esquemas

- Esquema: Patrón de similitud entre cadenas.

$$H = \{ | 0^{**} | |^{**} 0 \},$$

- Orden del esquema: el nro. de alelos distintos de “\*”

$$O(H) = 5,$$

- Longitud del esquema: distancia entre las posiciones del primer y último alelo distinto de “\*”

$$d(H) = 8.$$



# Esquemas

**Teorema de los Esquemas o  
Teorema Fundamental de los A.G.**

- Aquellos esquemas con un fitness medio superior a la media de la población, de longitud pequeña y con un orden bajo, aumentarán su presencia de manera exponencial en las sucesivas generaciones.



# Esquemas

## Hipótesis de los Bloques de Construcción (“building blocks”)

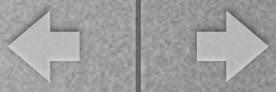
- Esquemas cortos, de bajo orden y con un fitness alto serán elegidos, recombinados y re-elegidos para ir formando cromosomas con mayor fitness.
- Llamamos a estos esquemas “Bloques de Construcción”. Al usarlos se reduce la complejidad del problema. En lugar de probar todas las combinaciones posibles de cromosomas, se van construyendo cada vez mejores cromosomas usando las mejores soluciones parciales obtenidas.



# Algoritmos Genéticos

---

## Aplicaciones y Ejemplos



# Aplicaciones de A.G.

- Ingeniería.
- Programación Automática.
- Economía y Finanzas.
- Evolución.
- Ecología.
- Sistemas Sociales.
- ....



# Algunos pocos Ejemplos

- [http://www.ted.com/talks/lang/en/torsten\\_reil\\_studies\\_biology\\_to\\_make\\_animation.html](http://www.ted.com/talks/lang/en/torsten_reil_studies_biology_to_make_animation.html)
- <http://boxcar2d.com/index.html>
- Identificación de voz
- etc, etc, etc, .....