



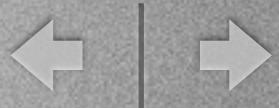
S.I.A.

Algoritmos Genéticos



Algoritmos Genéticos

Introducción



Breve Historia



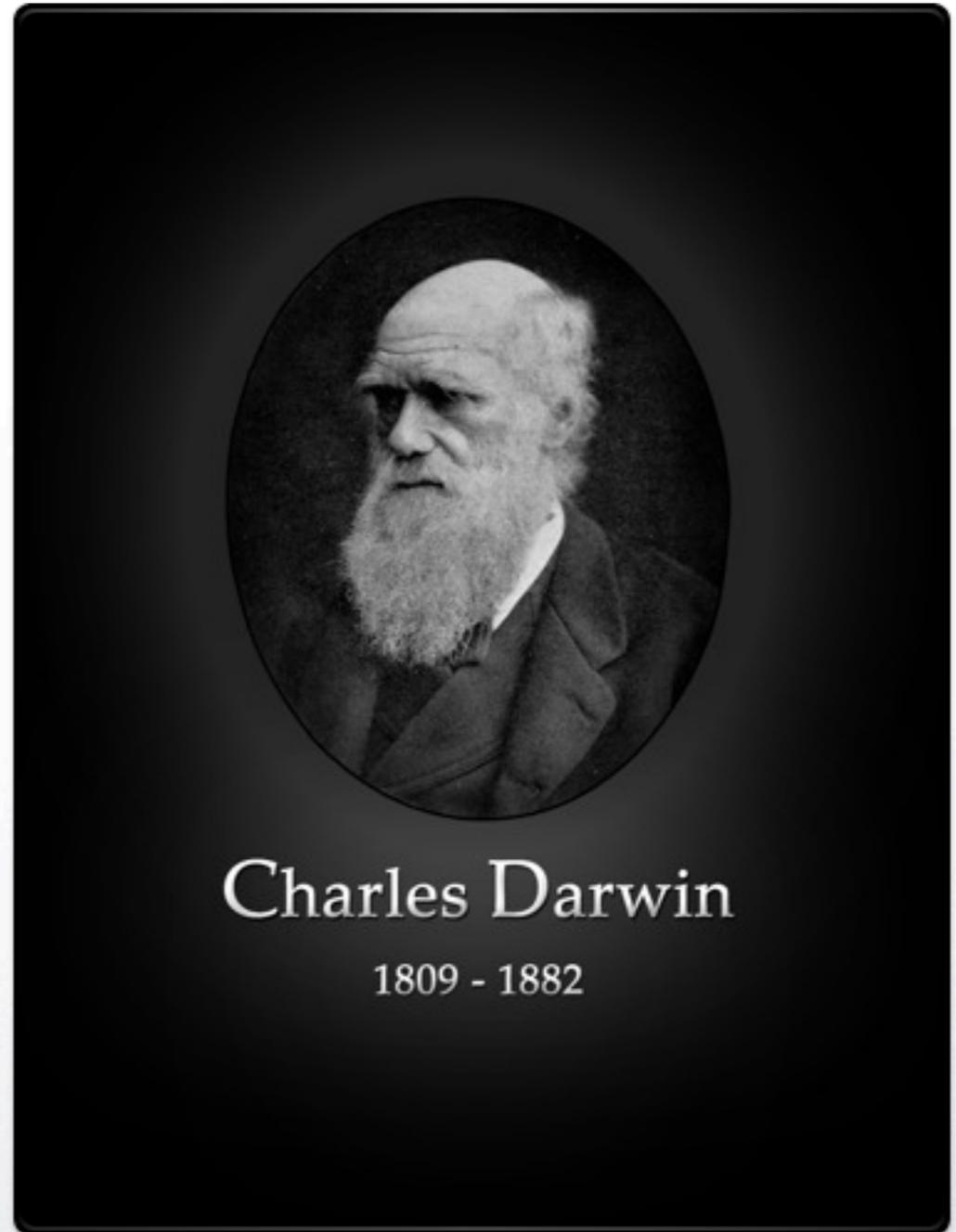
Breve Historia

- 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



Ejemplo de Selección Natural





Teoría de la Selección Natural inspirada por la Selección Artificial





Teoría de la Selección Natural inspirada por la Selección Artificial





Teoría de la Selección Natural inspirada por la Selección Artificial





Algoritmos Genéticos

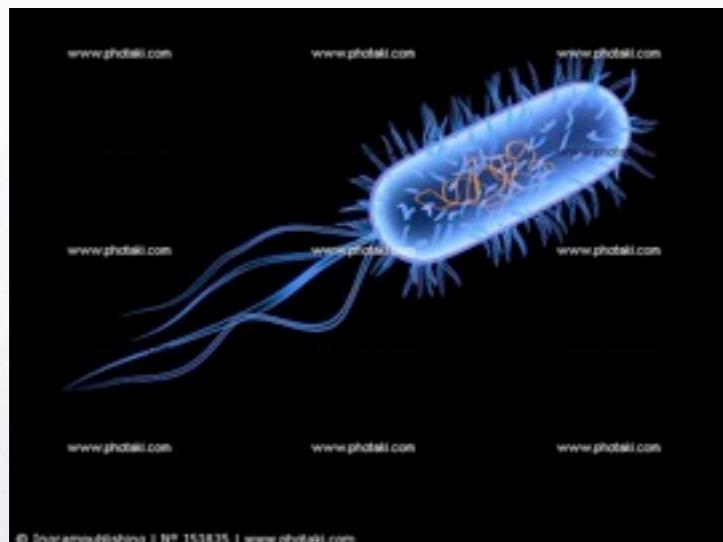
Conceptos Básicos



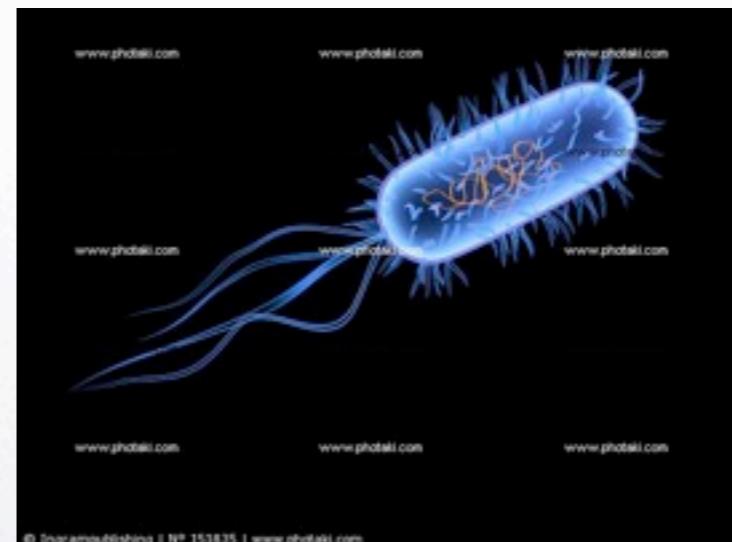
Tipos de Reproducción

- Reproducción Asexual (Mitosis)

Madre



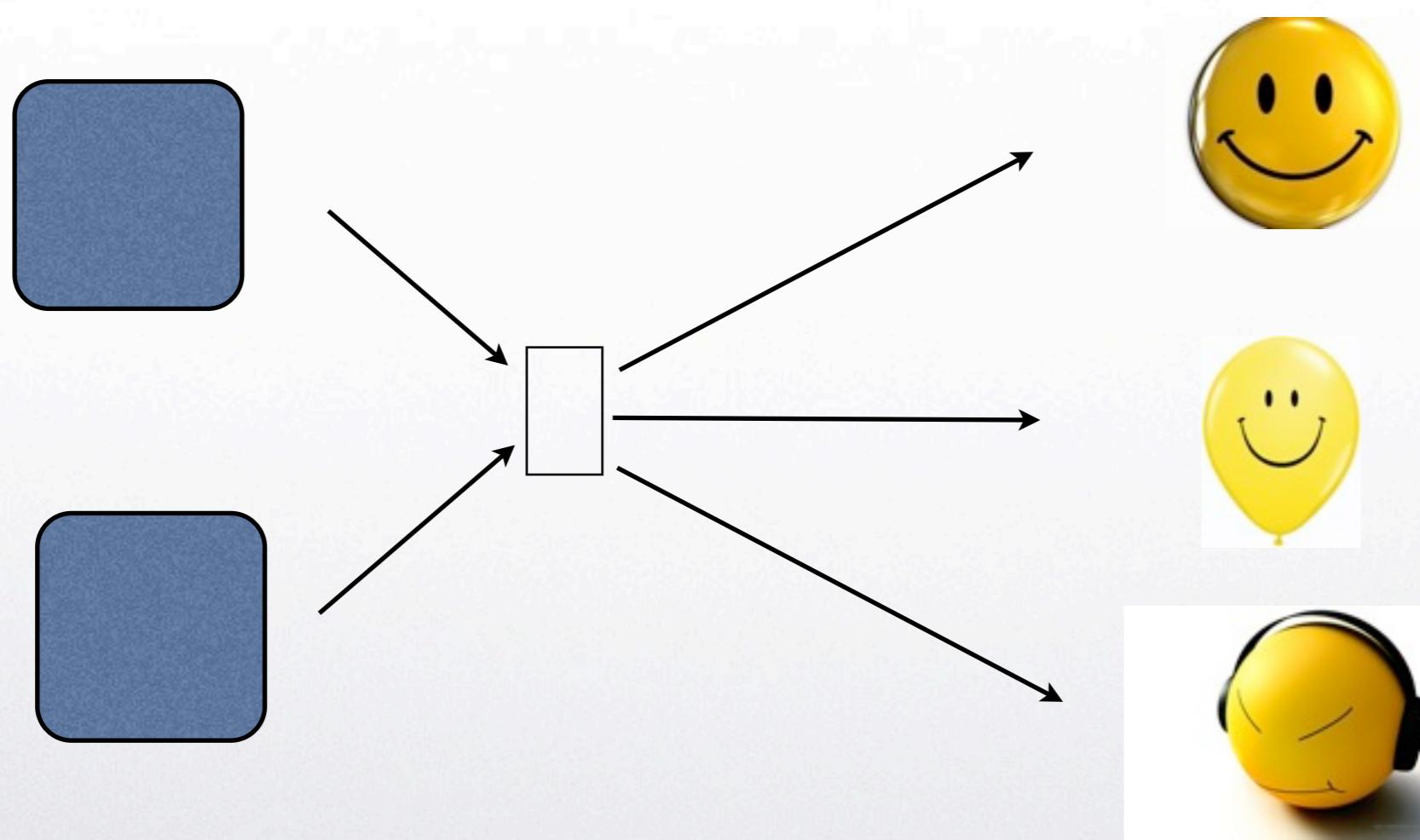
Hija idéntica o mutada





Tipos de Reproducción

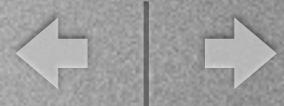
- Reproducción Sexual





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



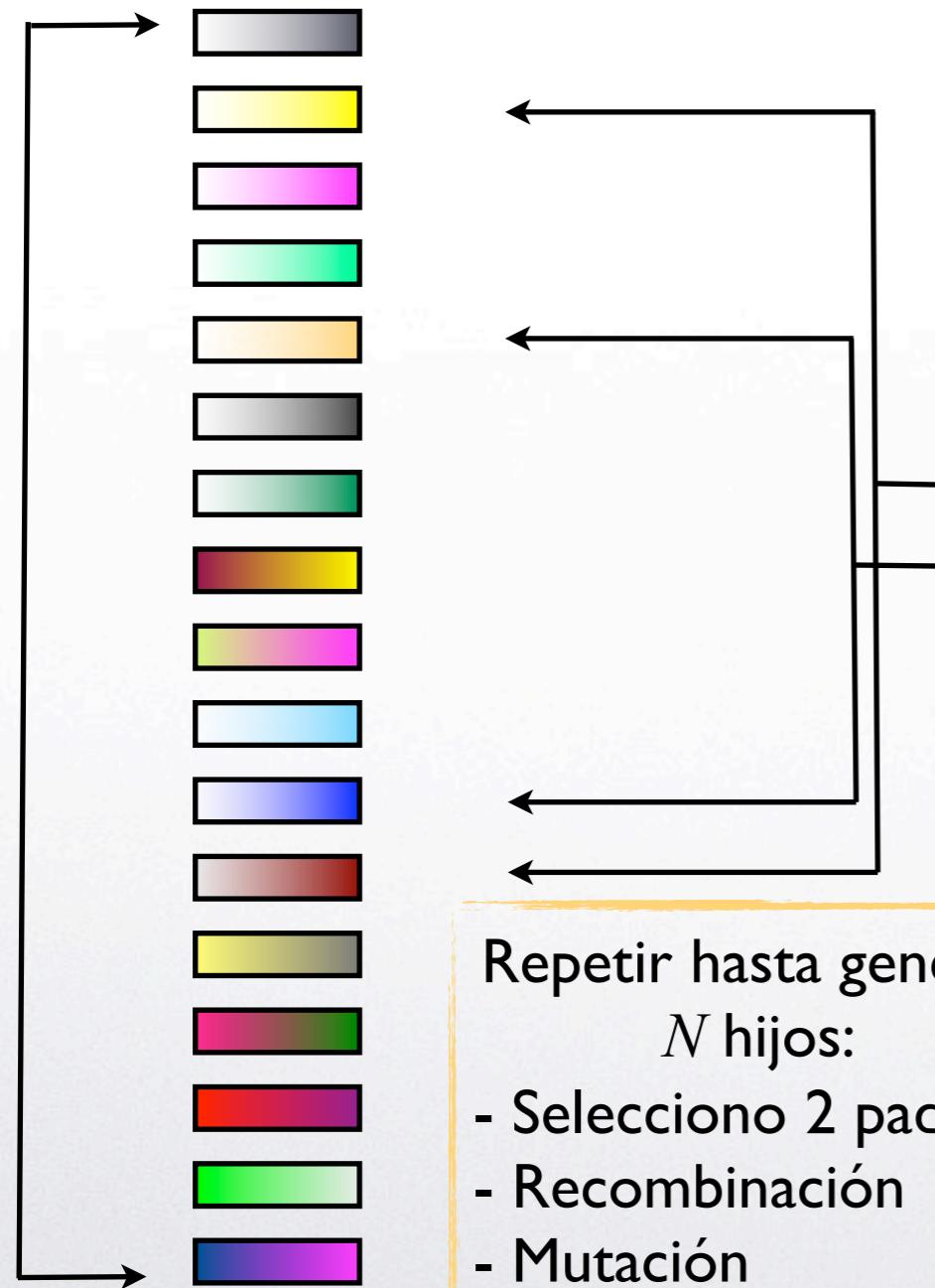
Ingredientes de G.A.

Cómo se implementa la sucesión de nuevas generaciones ??

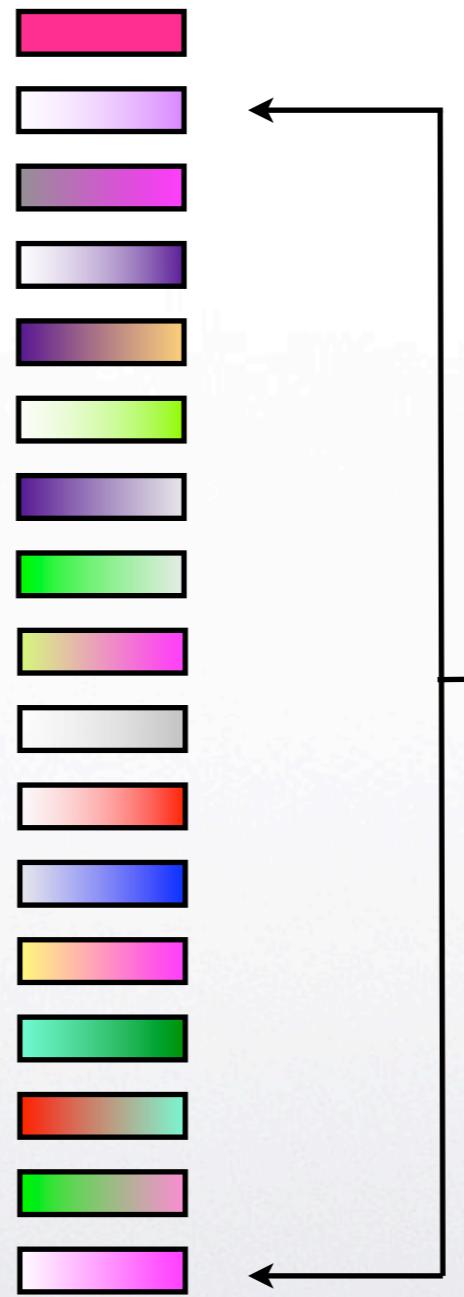


Método Reemplazo I

Población (t)



Población ($t+1$)

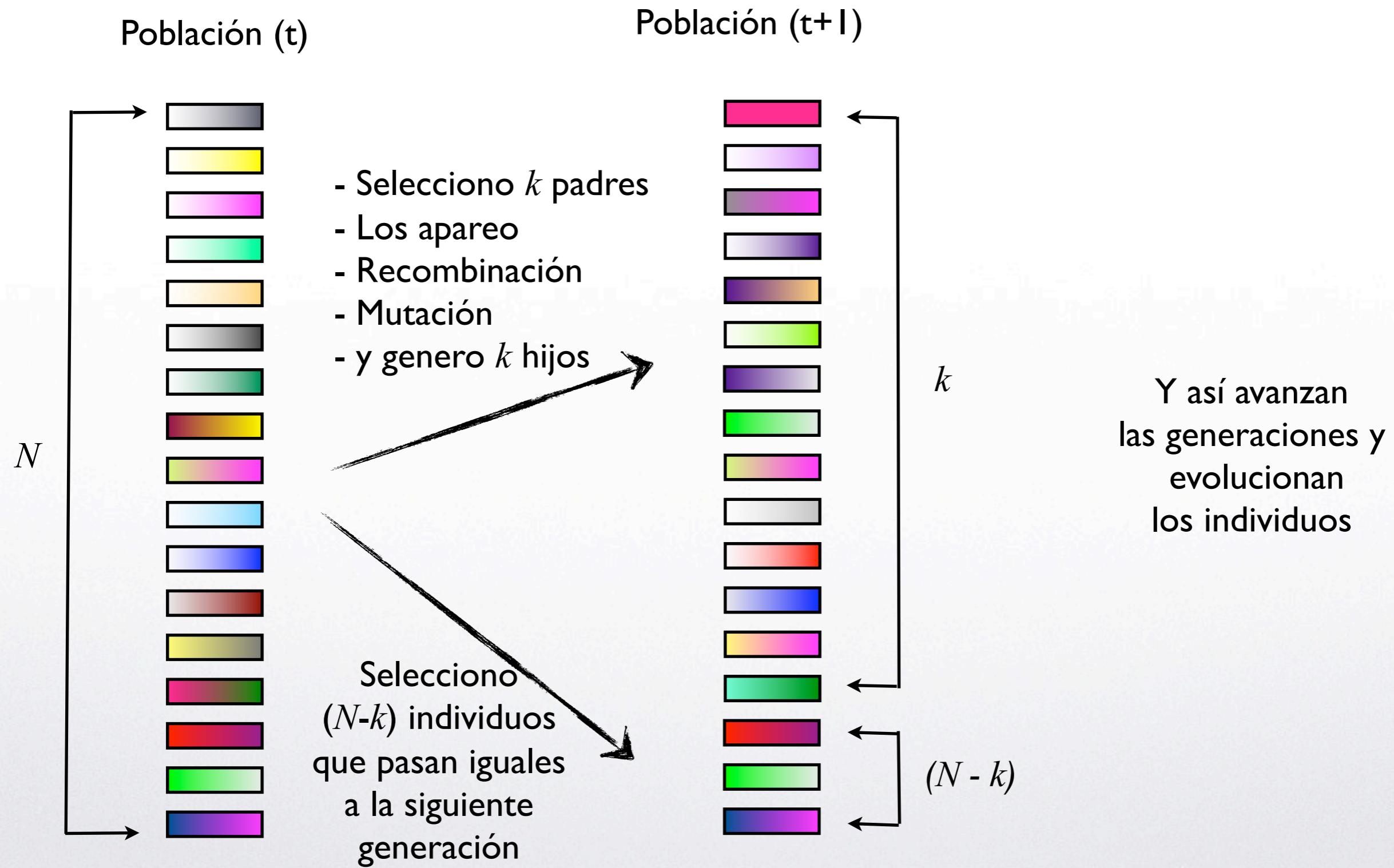


Repetir hasta generar
 N hijos:
- Selección 2 padres
- Recombinación
- Mutación

Y así avanzan las generaciones y
evolucionan los individuos

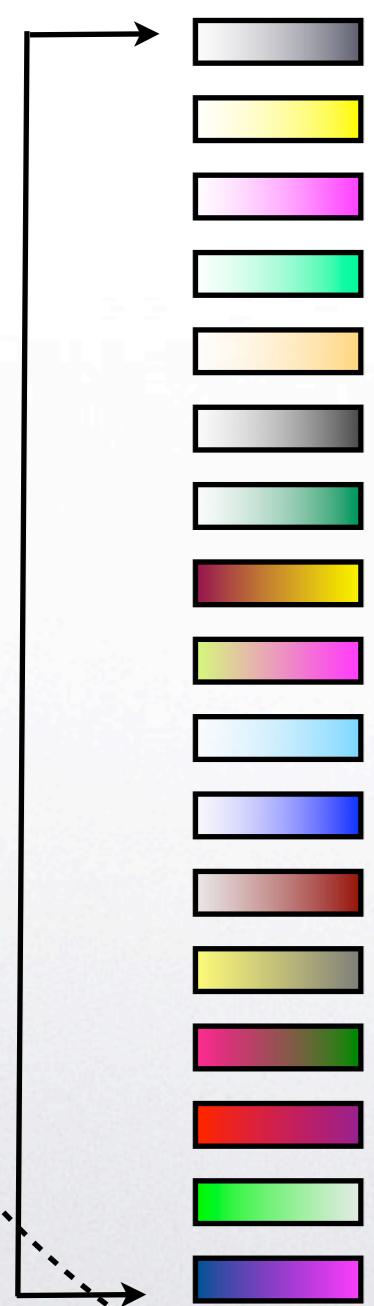


Método Reemplazo 2

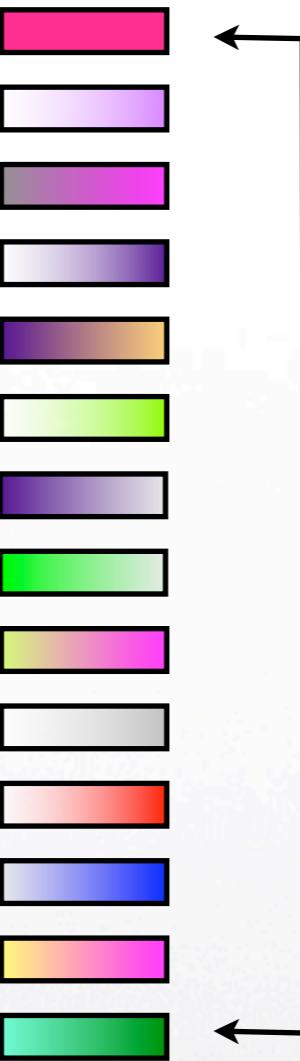


Método Reemplazo 3

Población (t)



- Selecciono k padres
- Los apareo
- Recombinación
- Mutación
- Genero k hijos



k

Del total $(N+k)$ individuos,
Selecciono N que pasan
a la siguiente generación

Población ($t+1$)



Y así
siguiendo....



Usos de los A.G.

- Optimización
- Búsqueda de Caminos
- Búsqueda de Soluciones



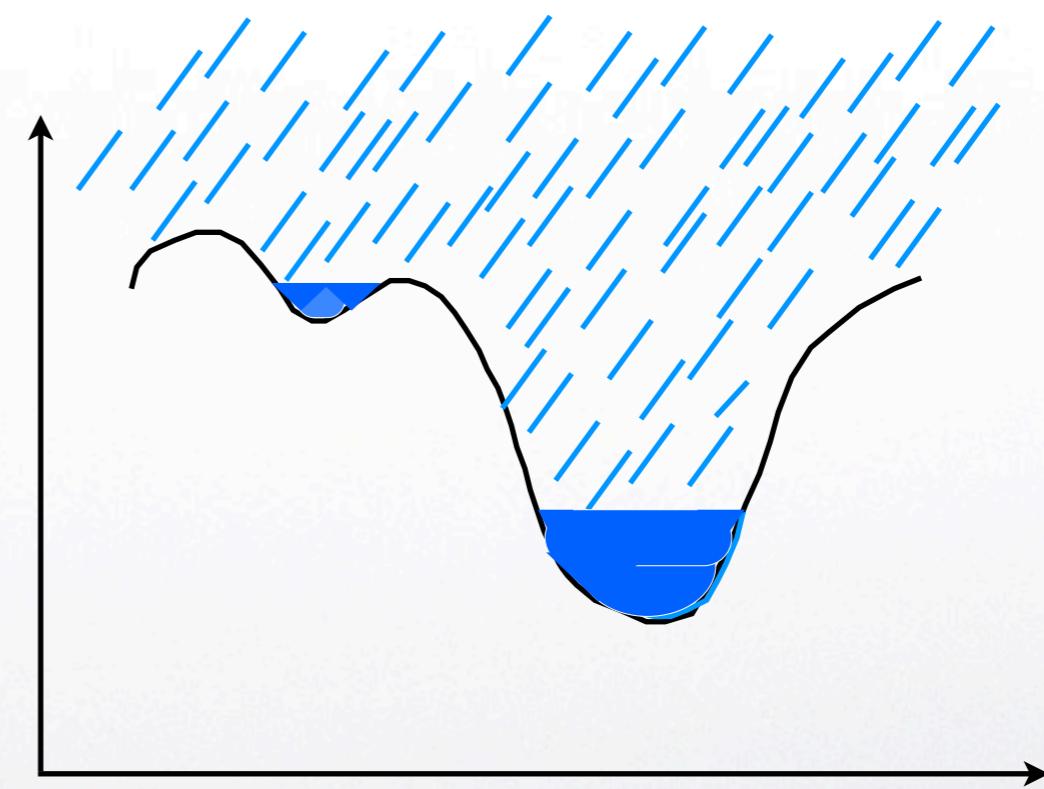
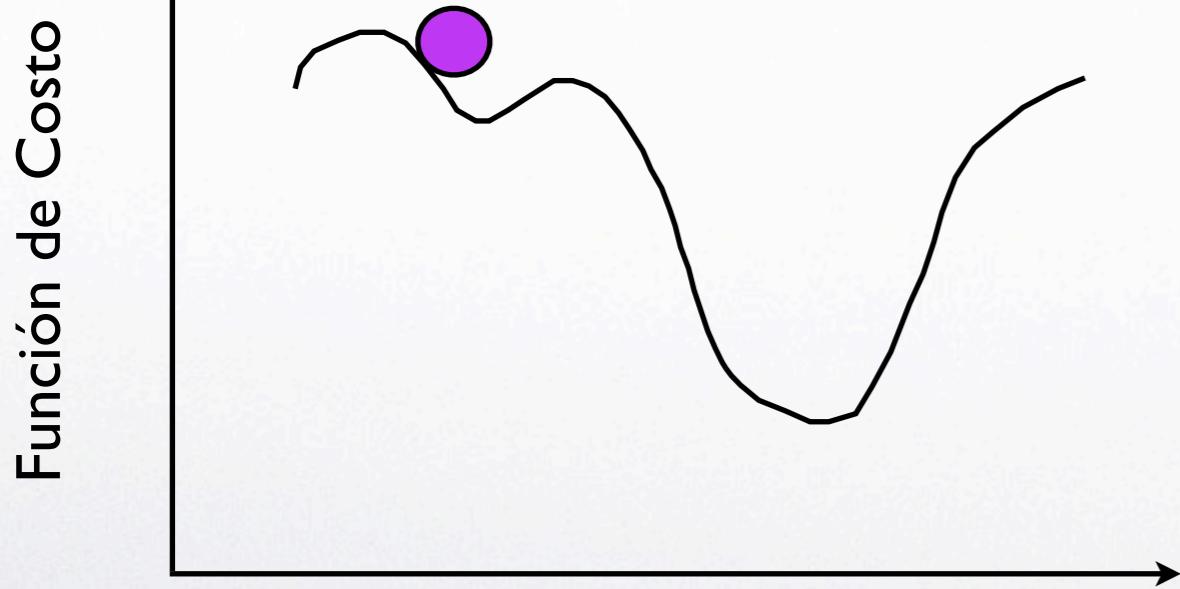
A. Tradicionales vs A.G.

- 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



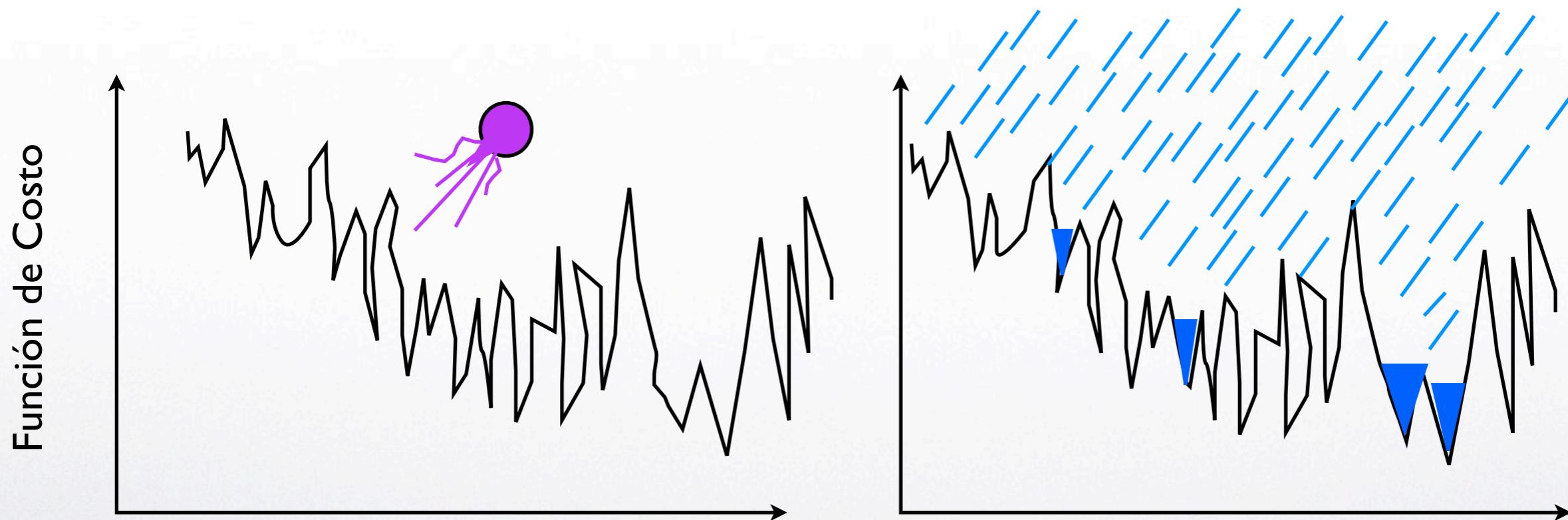
A. Tradicionales vs A.G.

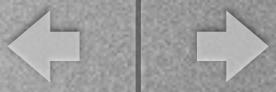




A. Tradicionales vs A.G.

La Función de Costo puede ser
No derivable





Algoritmos Genéticos

Implementación

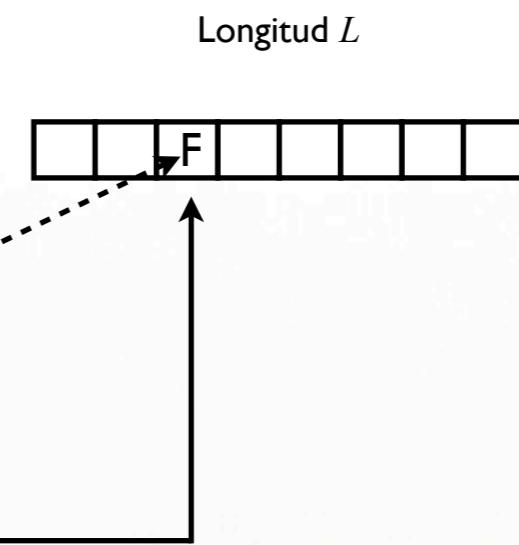


Nomenclatura

- 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.



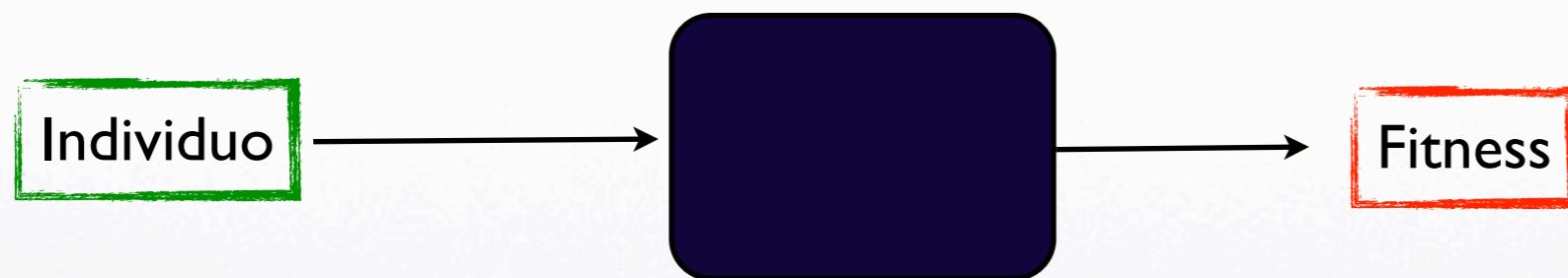
Recordemos: Ingredientes de G.A.

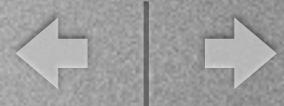
1. Problema definido por una función “Fitness” (f)
2. Población de soluciones: individuos Codificados (cromosomas).
3. Selección para reproducción según el grado de adaptación (Fitness).
4. Recombinación o Entrecruzamiento (Crossover) para generar descendencia.
5. Mutación al azar de los nuevos individuos.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



Recordemos: Ingredientes de G.A.

Caja Negra





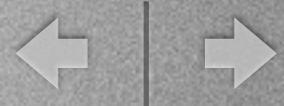
Codificación



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

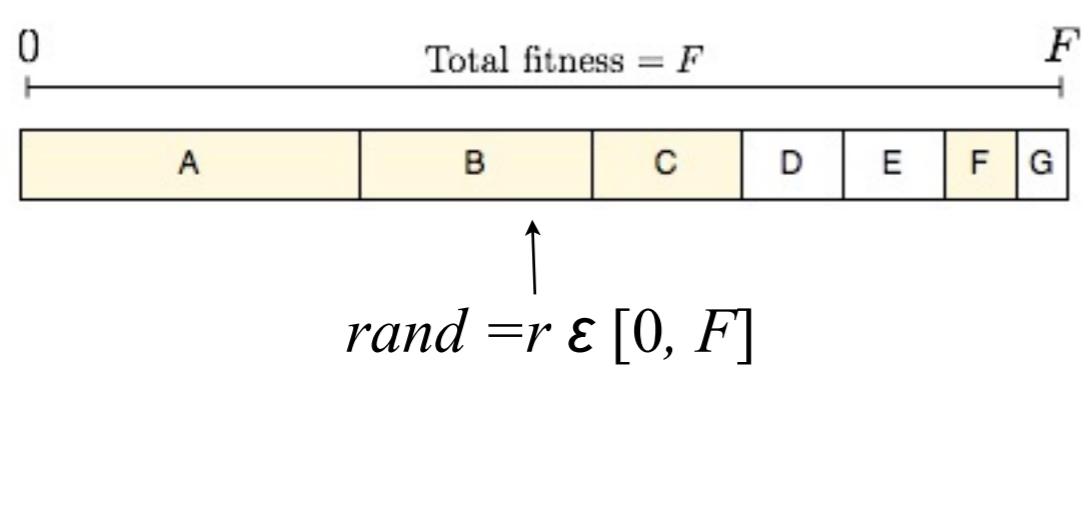
- Ruleta
- Selección Universal Estocástica
- Boltzman
- Torneos
- Rank
- Elitismo



Métodos Selección

Ruleta

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



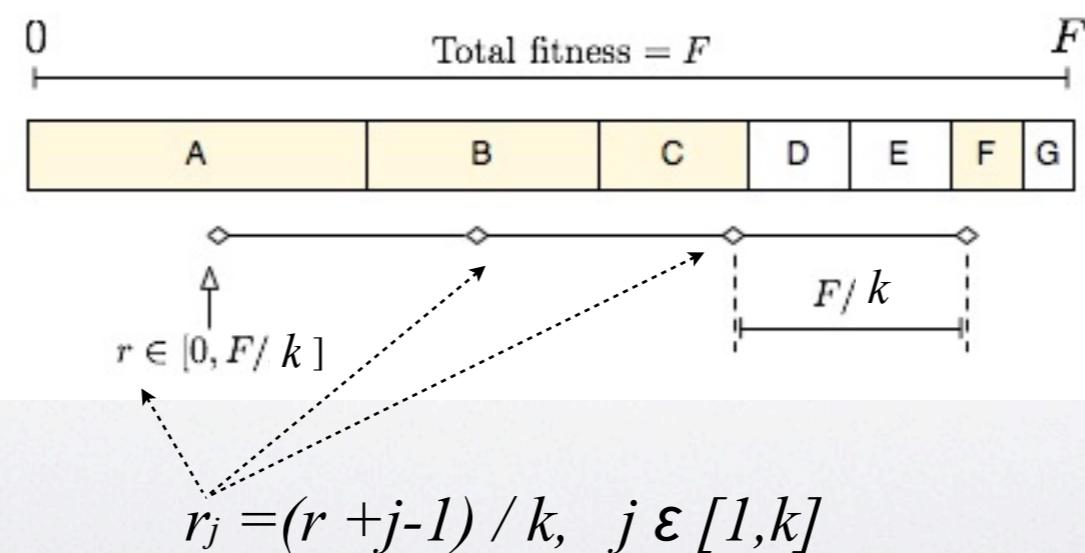
- 1 Evaluate the fitness, f_i , of each individual in the population.
- 2 Compute the probability (slot size), p_i , of selecting each member of the population: $p_i = f_i / \sum_{j=1}^n f_j$, where n is the population size.
- 3 Calculate the cumulative probability, q_i , for each individual: $q_i = \sum_{j=1}^i p_j$.
- 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”)



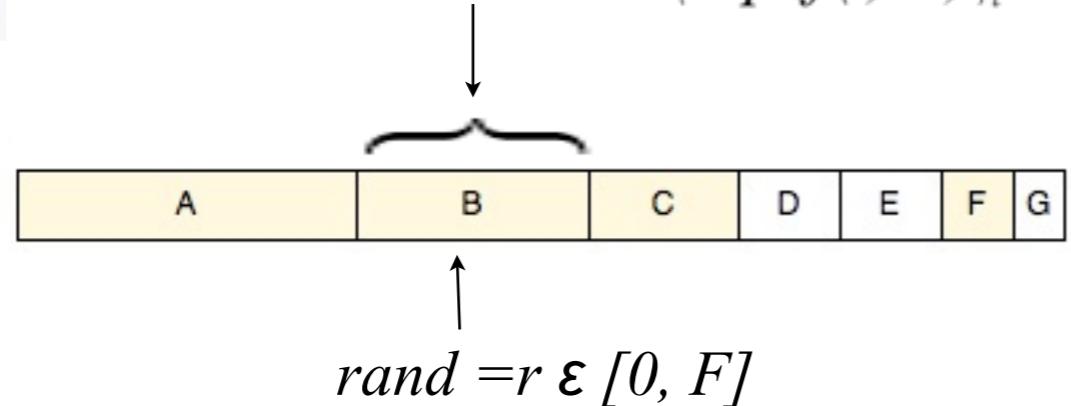


Métodos Selección

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.
- $\langle \rangle_t$ 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

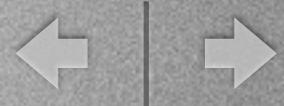
- Se ordenan los cromosomas según el fitness.
- La probabilidad de ser elegidos es proporcional a su posición en la lista (*no importa si la diferencia de fitness entre un individuo y el siguiente es grande o chica*).



Métodos Selección

Elitismo

- Se seleccionan los m individuos más aptos.



Métodos de Crossover



Métodos de Crossover

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



Métodos de Crossover

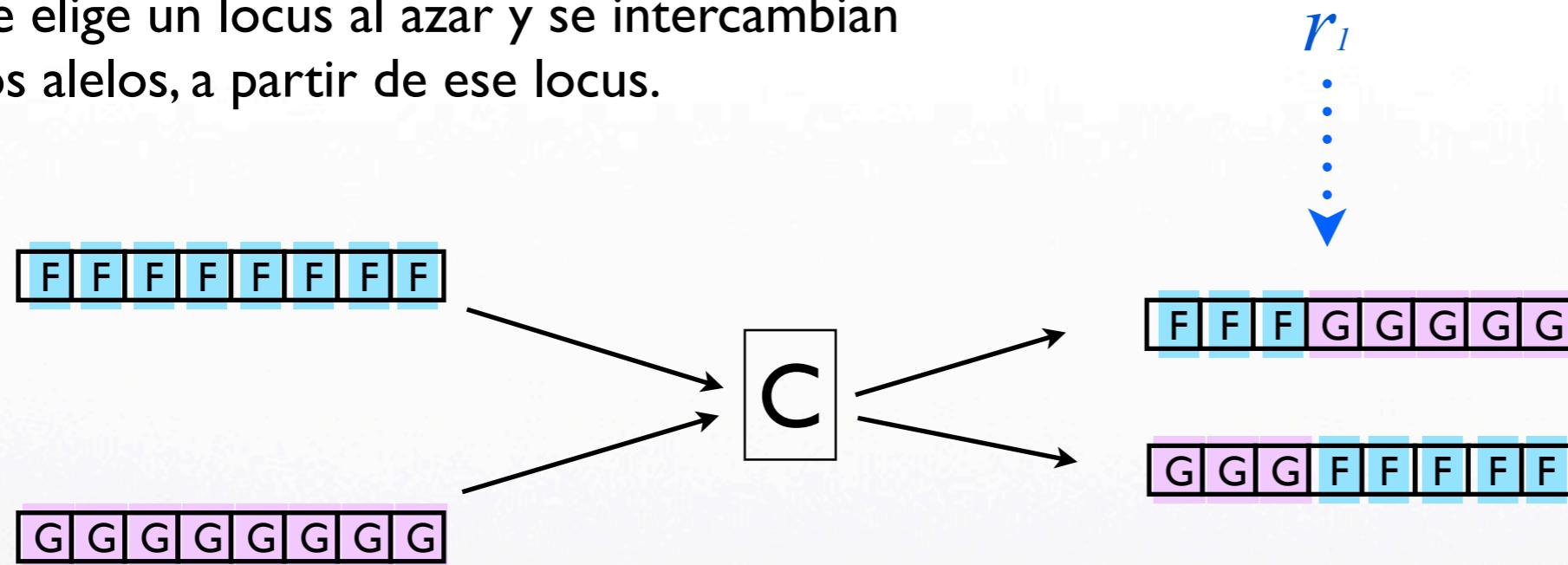
- Cruce de Un Punto
- Cruce de Dos Puntos
- Anular
- Cruce Uniforme Parametrizado



Métodos de Crossover

Cruce de un punto

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



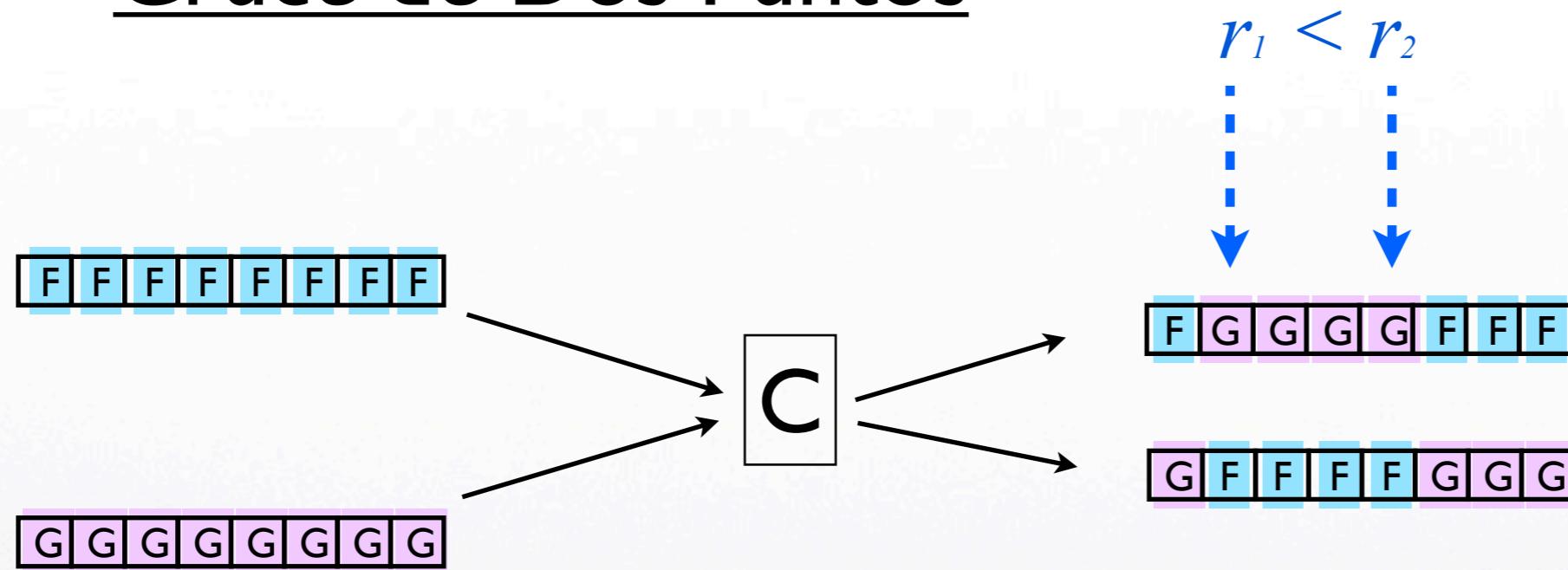
r_1





Métodos de Crossover

Cruce de Dos Puntos

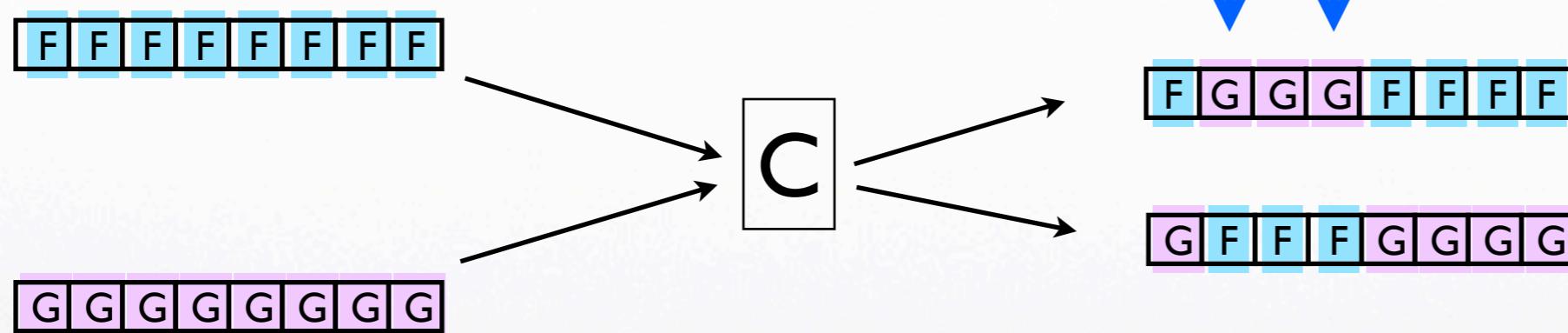




Métodos de Crossover

Anular

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

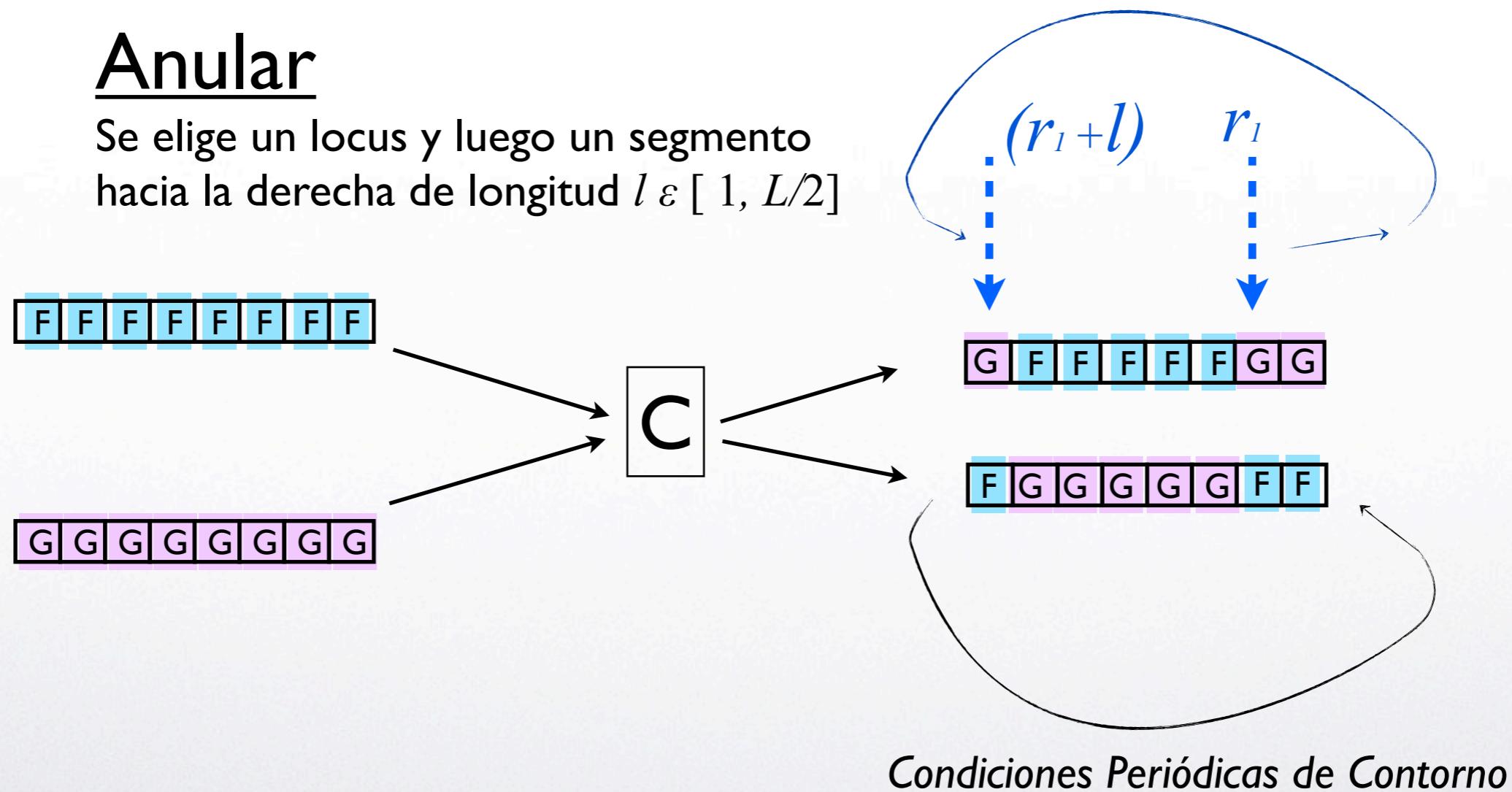




Métodos de Crossover

Anular

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

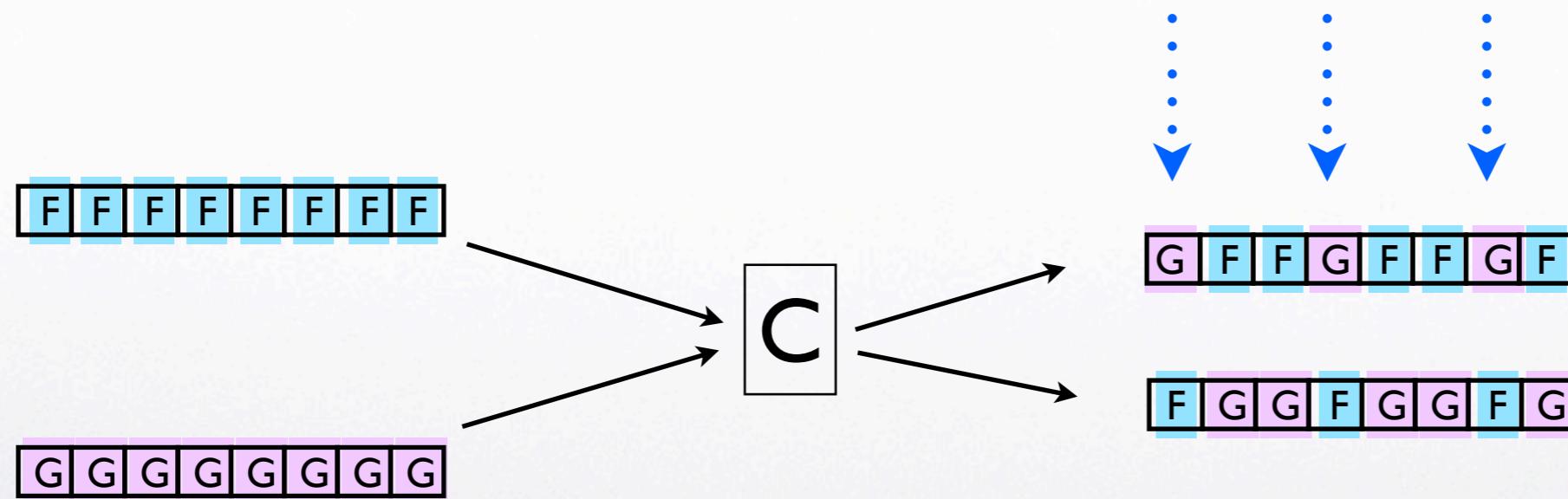




Métodos de Crossover

Cruce Uniforme Parametrizado

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



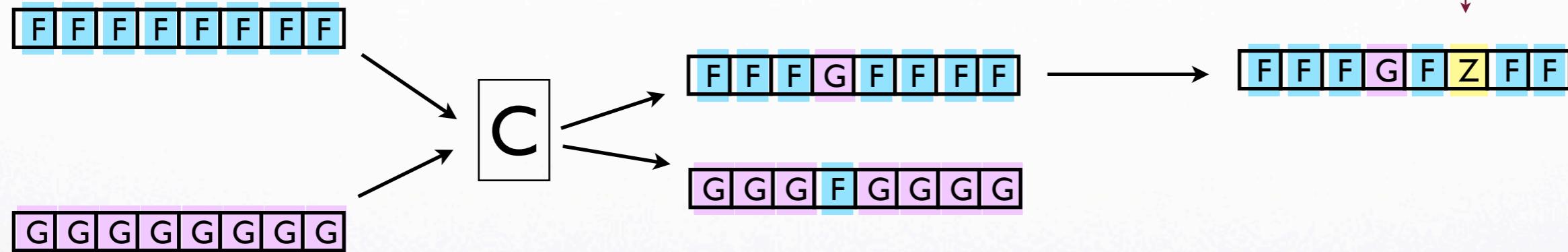


Mutación



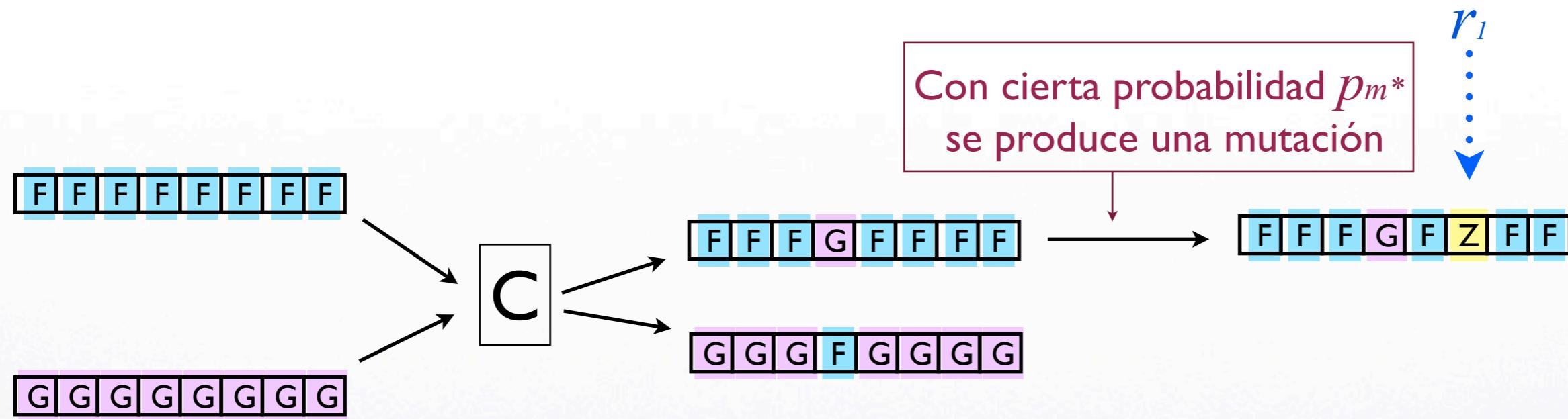
Mutación

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 $0 < c < 1$

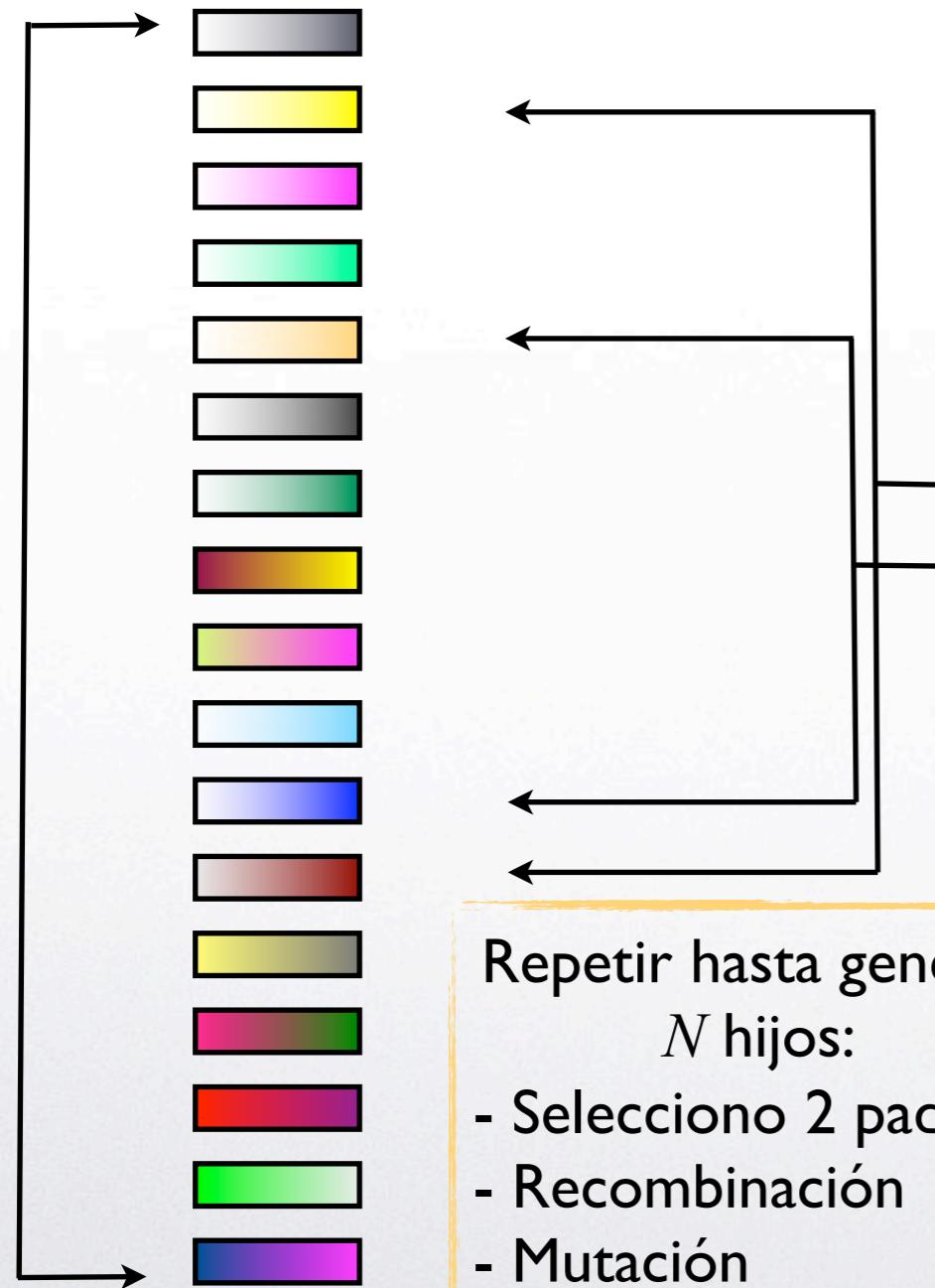


Reemplazo

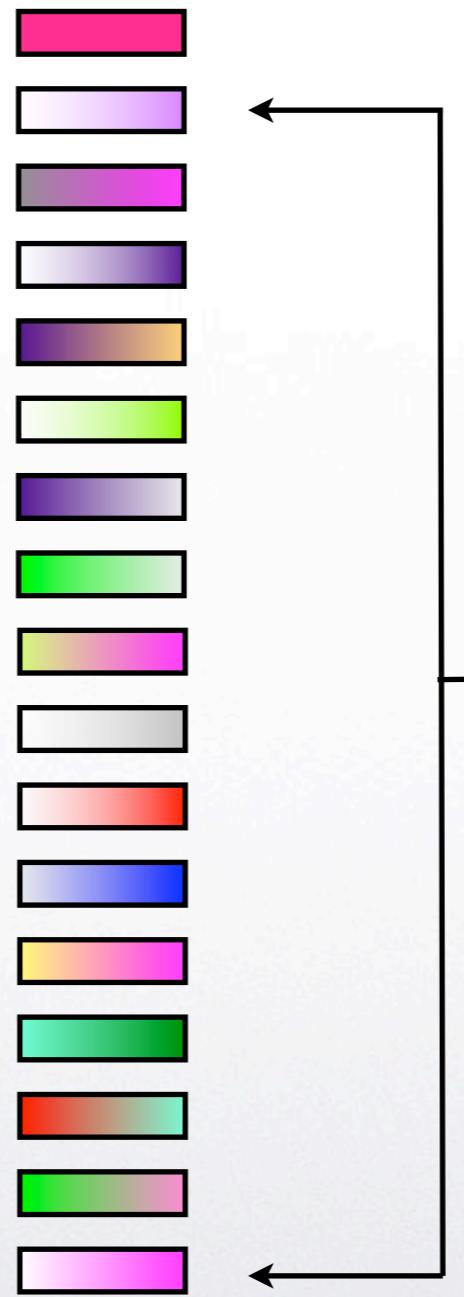


Método Reemplazo I

Población (t)



Población ($t+1$)

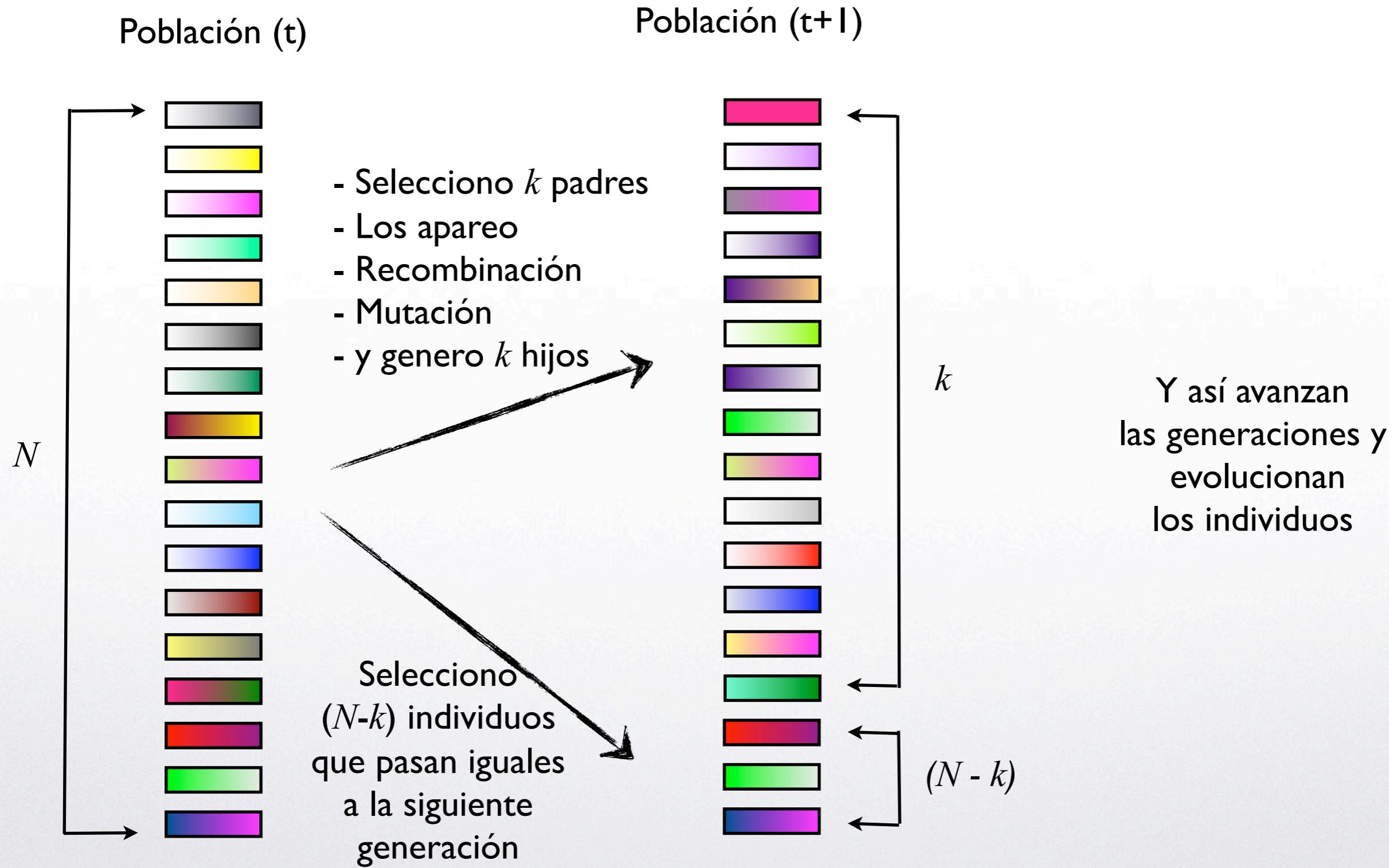


Repetir hasta generar
 N hijos:
- Selección 2 padres
- Recombinación
- Mutación

Y así avanzan las generaciones y
evolucionan los individuos

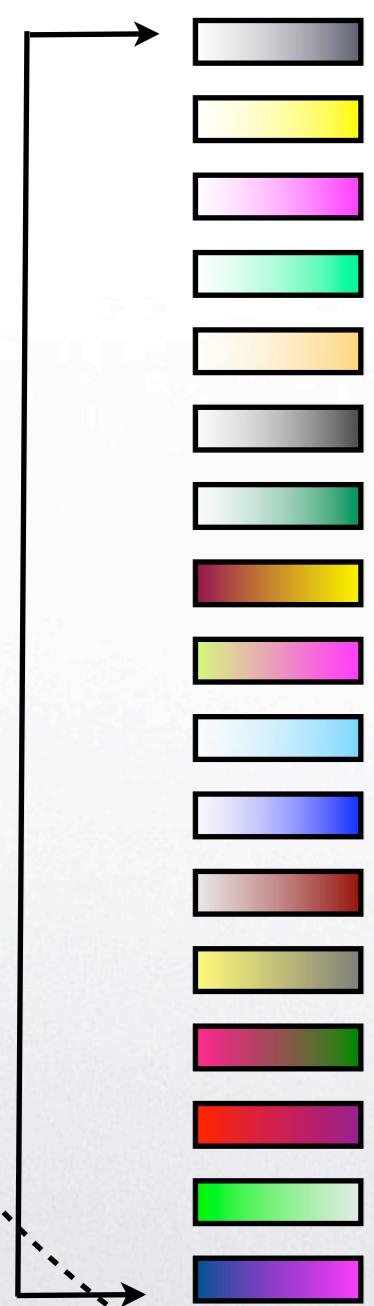


Método Reemplazo 2

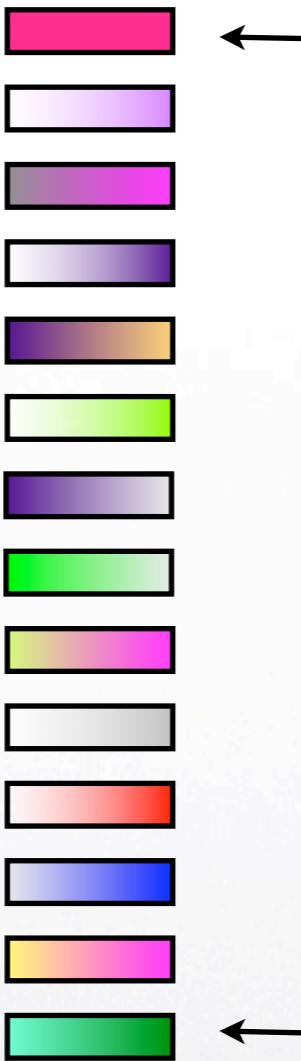


Método Reemplazo 3

Población (t)



- Selecciono k padres
- Los apareo
- Recombinación
- Mutación
- Genero k hijos



Del total $(N+k)$ individuos,
Selecciono N que pasan
a la siguiente generación

Población ($t+1$)



Y así
siguiendo....



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 $G \in (0, 1)$, Se seleccionan $[(1-G) \times N]$ individuos de la población anterior con cualquiera de los criterios de selección. Luego los $[G \times N]$ no elegidos son reemplazados por los descendientes. (para Método reemplazo 2 $G=k/N$).



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.

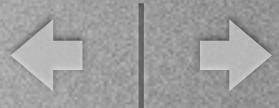


Reemplazo

Usando métodos de Selección Mixto.

Por Ej.: (Elitismo + Ruleta).

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



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, ~ 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 inferior 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://boxcar2d.com/index.html>
- Identificación de voz
- etc, etc, etc,