

Algoritmos Genéticos y Procesamiento de Alta Performance

Agenda

- ▷ Algoritmos Genéticos.
 - Introducción
 - Funcionamiento
- ▷ Motivación y formas de aplicación de las técnicas de procesamiento de alta performance.
 - Modelos de paralelismo.
- ▷ Presentación del proyecto CSIC "Algoritmos Genéticos Paralelos y su Aplicación al Diseño de Redes de Comunicaciones Confiables"

Algoritmos genéticos

- ▷ Algoritmos evolutivos : Mecanismo análogo a los procesos evolutivos naturales, con el objetivo de resolver problemas de búsqueda y optimización.
- ▷ AG : Mantiene una población de soluciones que evolucionan de acuerdo a operadores evolutivos.
 - selección cruzamiento
 - reemplazo mutación
- ▷ Siguiendo la idea de la supervivencia de los individuos más aptos, evaluando de acuerdo al problema a resolver, mediante una *función de fitness*.

Algoritmos genéticos

Funcionamiento

Una población de *cromosomas* se mantiene a lo largo de todo el proceso evolutivo.

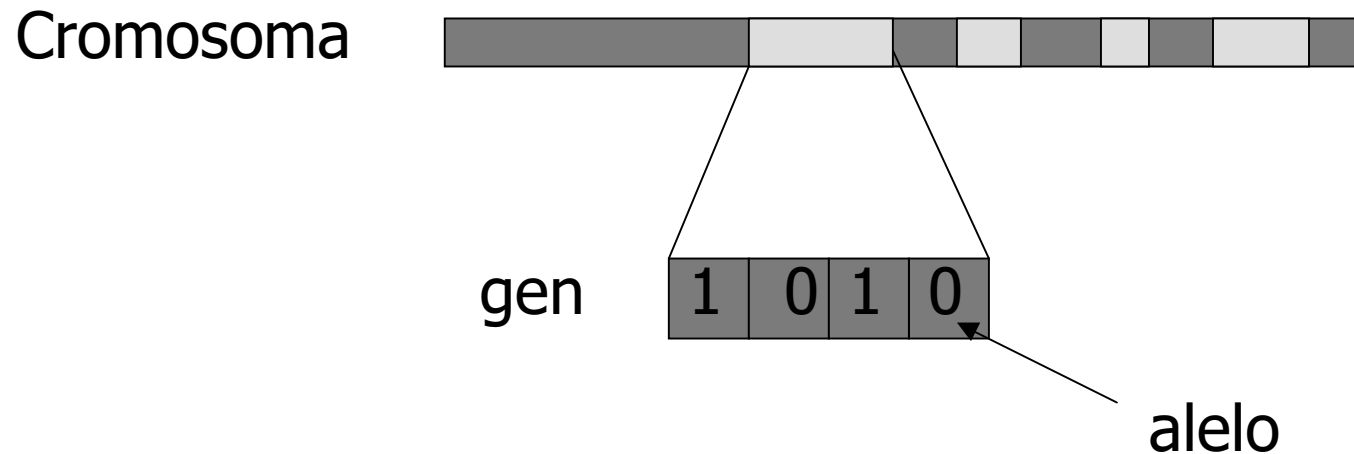
Cada cromosoma codifica una solución total o parcial del problema de optimización.

- Usualmente codificación binaria

En cada generación :

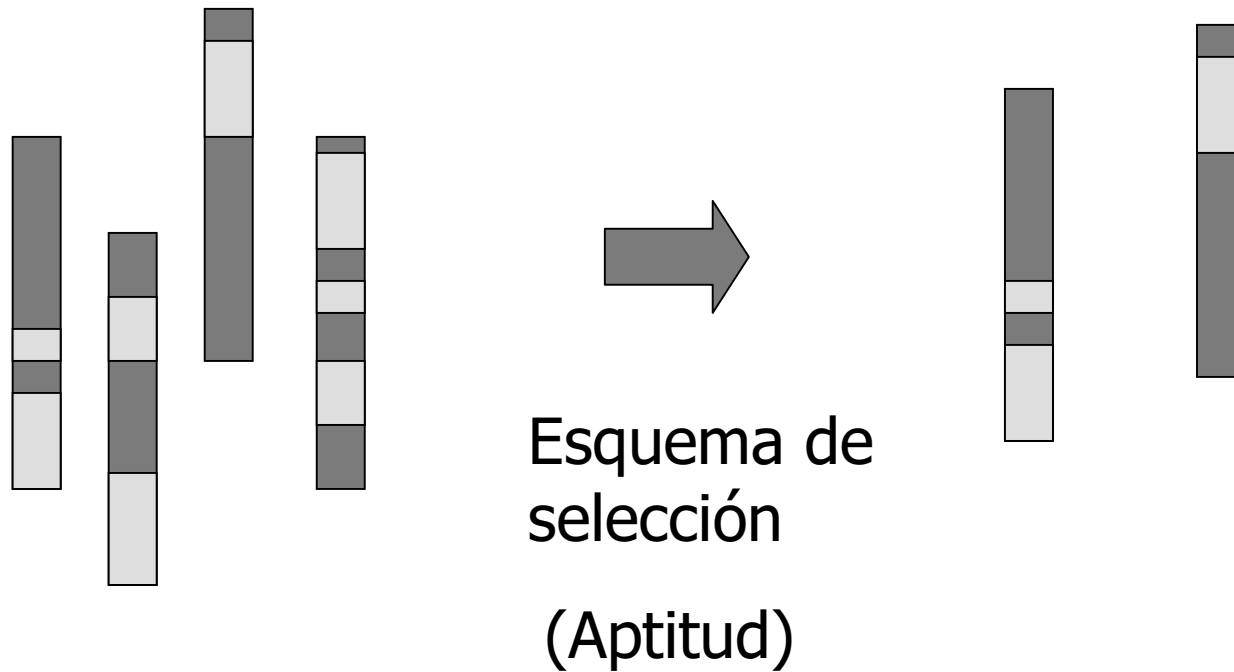
- Se seleccionan padres de acuerdo a su valor de fitness.
- Se cruzan los padres para producir descendientes.
- Se mutan aleatoriamente los nuevos descendientes.

Población



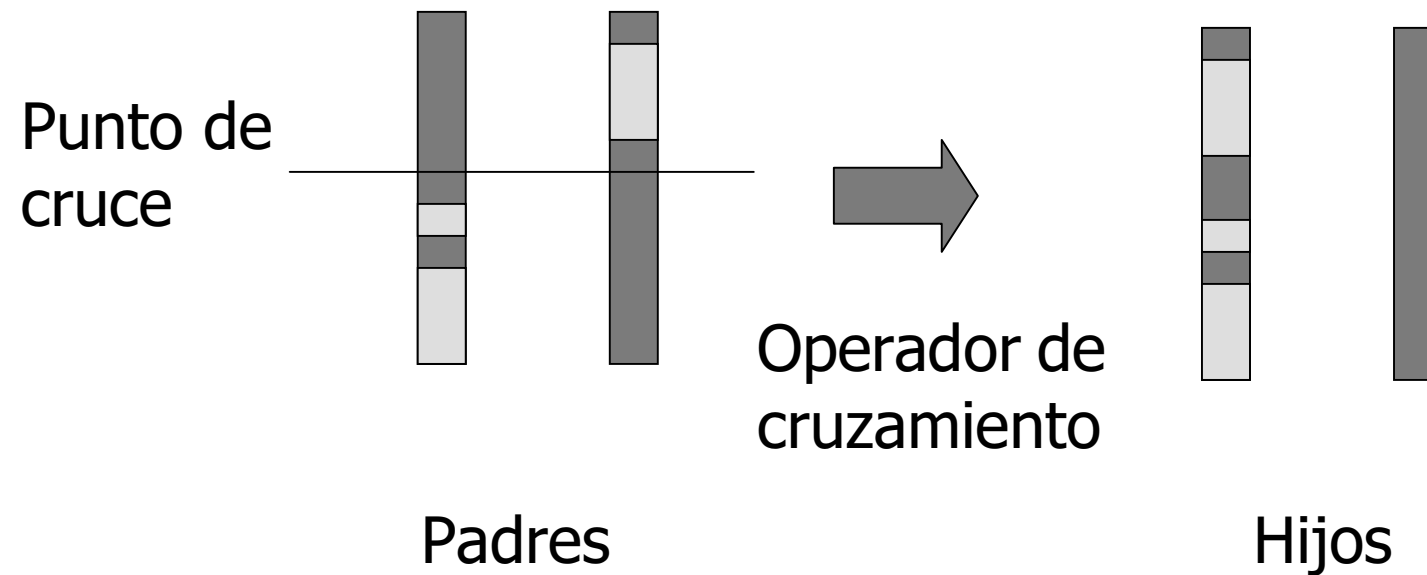
Objetivo : Codificación del problema en individuos sobre los cuales se aplicarán los operadores evolutivos

Selección



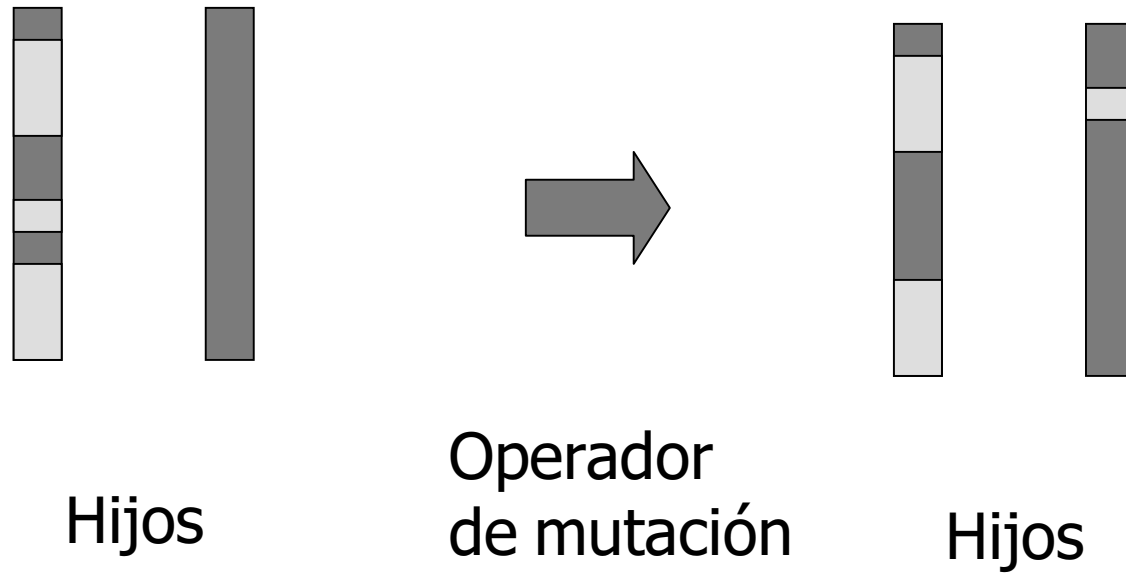
Objetivo : Mantener individuos mejor adaptados

Cruzamiento



Objetivo : Garantizar exploración de nuevas secciones del espacio de búsqueda.

Mutación



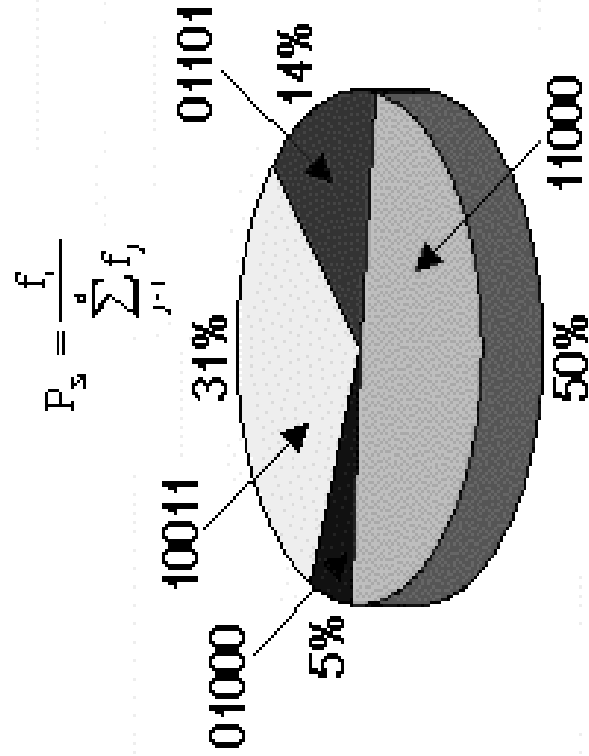
Objetivo : Introducir diversidad aleatoriamente

Operators Example

The Problem is to Maximize $f(x) = x^2$

Number	String	Fitness	% of the Total
1	01101	169	14.4
2	11000	576	49.2
3	01000	64	5.5
4	10011	361	30.9
Total		1170	100.0

1.- Roulette Wheel Selection



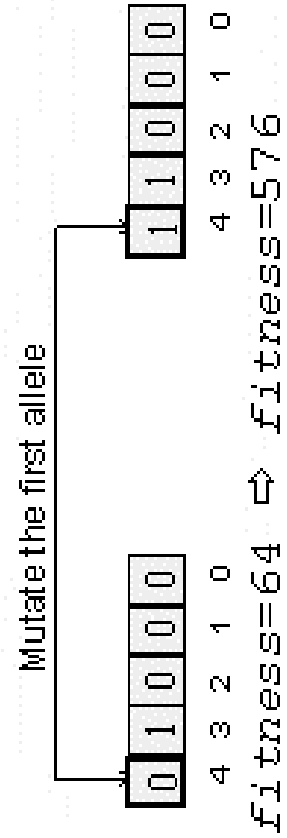
2.- One-Point Crossover (SPX)

$P_c \in [0.6 \dots 1.0]$

parents	offspring
01 101 (169)	01000 (64)
11 000 (576)	11101 (841)

3.- Mutation

$P_m \in [0.001 \dots 0.1]$

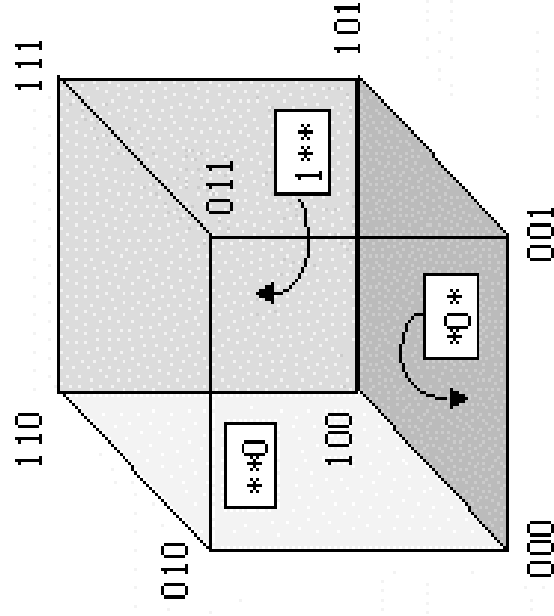
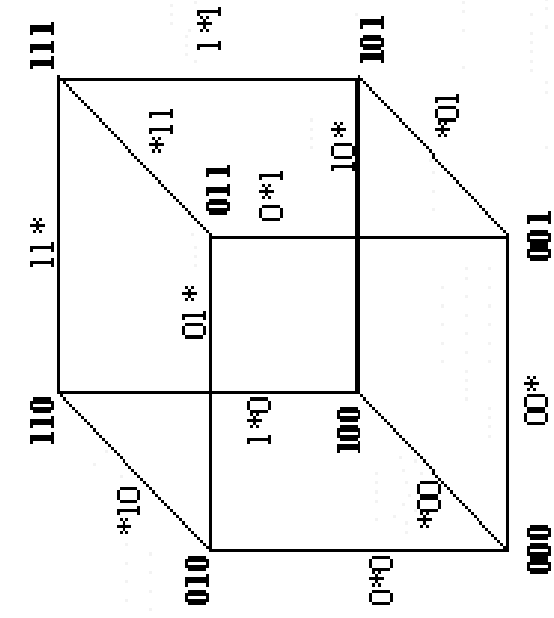


Modelos de evolución

- ▷ Modelo tradicional : “generacional” (Holland)
- ▷ Modelo steady-state : el paso atómico es el cálculo de un individuo.
- ▷ Salto generacional (De Jong)
 - Define un valor de “salto generacional” $G \in [1/n, 1]$ para la fracción de la población reemplazada en cada generación.

Por qué funcionan los AG ?

- ▷ Base teórica : *schema theorem*.
- ▷ Esquema : formato que especifica parcialmente una solución en el espacio de genotipos.
- ▷ El string 10011010 se corresponde con los esquemas 1***** y **011*** pero no con *1*11***.
- ▷ Esquema : hiperplano en espacio multidimensional que representa un conjunto de soluciones con propiedades comunes.
 - *orden* : número de posiciones definidas ($o(H)$)
 - *defining-length* (H) : distancia entre primer y última posición definida en el esquema.



Search space for a problem with
 $L=3$ and $K=2$ (binary alphabet)

Three of the six schemata of
 order 1

Order of the Schema $o(H)$	Hyperplane Dimension	Geometric Interpretation	Strings in the Schema	Number of Schemata
3	0	Point	1	8
2	1	Line	2	12
1	2	Plane	4	6
0	3	Cube	8	1
Total			27	

Teorema de los esquemas

P_S - probabilidad de supervivencia

P_C - probabilidad de cruzamiento

P_M - probabilidad de mutación

$m(H,t)$ número de instancias (strings) que el esquema H tiene en la generación número t .

▷ Efectos de la selección :

$$m(H, t+1) = m(H, t) \cdot \frac{f(H)}{\bar{f}}$$

$$m(H, t+1) = m(H, t) \cdot \frac{\bar{f} + c \cdot f}{\bar{f}} = (1 + c) \cdot m(H, t)$$

$$m(H, t+1) = (1 + c) \cdot m(H, 0)^t$$

Teorema de los esquemas

- Efecto del cruzamiento :

$$P_S(H) \geq 1 - P_C \cdot \frac{\delta(H)}{l-1} \Rightarrow m(H, t+1) \geq m(H, t) \cdot \frac{f(H)}{\bar{f}} \left[1 - \left(P_C \cdot \frac{\delta(H)}{l-1} \right) \right]$$

- Efecto de la mutación :

$$P_S(H) = (1 - P_M)^{O(H)}$$

$$P_M \ll 1 \Rightarrow (1 - P_M)^{O(H)} \approx 1 - o(H)P_M$$

Teorema de los esquemas

$$m(H, t+1) \geq m(H, t) \cdot \frac{f(H)}{\bar{f}} \left\{ 1 - \left(P_C \cdot \frac{\delta(H)}{l-1} \right) - o(H) \cdot P_M \right\}$$

Teorema de los esquemas

“Los esquemas cortos, de baja definición, cuyo fitness es superior al del promedio de la población, tienen una tasa de crecimiento exponencial. El AG hace este trabajo en un modo implícitamente paralelo para todos los esquemas de la población”.

Goldberg, 1989

Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning

Resumen : cómo funcionan los AG

- ▷ El mecanismo de selección del AG trabaja alocando a través de las generaciones exponencialmente strings a los mejores esquemas.
- ▷ El operador de cruzamiento se encarga de explorar nuevas combinaciones de los esquemas presentes para lograr individuos más aptos.
- ▷ El propósito del operador de mutación es introducir nuevo material genotípico en la población.
- ▷ Base teórica : teorema de los esquemas.

Resumen : cómo funcionan los AG

- ▷ El mecanismo evolutivo se repite hasta que la población alcanza un criterio de convergencia.

Generar una población inicial P_0 .

Mientras (no se cumpla la *condición de parada*)

 loop /* Siguiete generación */

selección de cromosomas en función de su fitness.

cruzamiento de seleccionados con probabilidad P_C .

mutación de individuo generado con probabilidad P_M

 fin

fin

Resolviendo un problema: Genotipo y Fitness

- ▷ Genotipo : Cómo representar el problema.
- ▷ Codificación y decodificación.
- ▷ Construcción de una función de fitness apropiada.
 - Depende del problema y del criterio de optimización.
 - Puede cambiar dinámicamente a medida que el AG procede.
 - Debe considerar las restricciones del problema.
 - Puede incorporar sub-objetivos (para problemas multiobjetivo).
 - Caja negra para el AG.
Input :fenotipo, Output : valor de fitness.

Técnicas de procesamiento de alta performance

- ▷ Se aplican a los AG con los objetivos de
 - mejorar la eficiencia.
 - perfeccionar la calidad del mecanismo de búsqueda genética.

- ▷ Eficiencia:
 - permite afrontar la lentitud de convergencia para problemas cuya dimensión motiva el uso de poblaciones numerosas, o múltiples evaluaciones de funciones de fitness costosas.

Técnicas de procesamiento de alta performance

- ▷ Desde el punto de vista algorítmico:
 - AGP pueden explotar el paralelismo intrínseco del mecanismo evolutivo, trabajando simultáneamente sobre varias poblaciones para resolver el mismo problema.
 - Y aprovechar características de paralelismo propias del problema, analizando concurrentemente diferentes secciones del espacio de búsqueda.

Modelos de paralelismo

- ▷ Modelo maestro-esclavo

Distribución funcional, asigna a los procesadores distintas etapas del mecanismo evolutivo.

Usualmente se distribuye la evaluación de la función de fitness, que involucra un tiempo de ejecución mayor que el de los sencillos operadores evolutivos.

- ▷ Modelo de población distribuida

Enfoque orientado a la distribución de datos en subpoblaciones semi-independientes.

- ▷ Estos modelos han evolucionado y se han diversificado, dando lugar a múltiples propuestas de AGP.

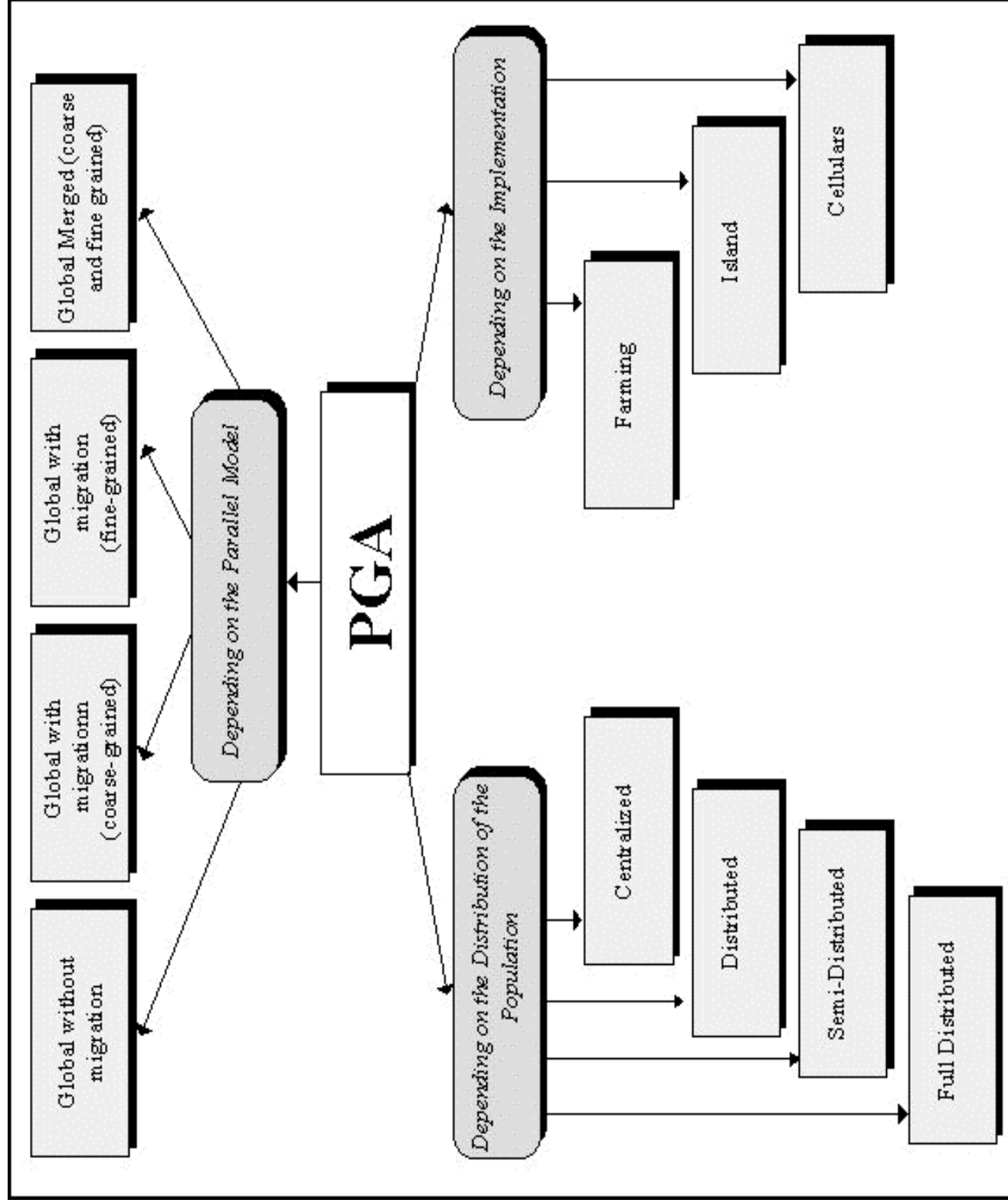
Modelos de paralelismo

- ▷ Excepto para el modelo maestro-esclavo sincrónico, los AGP no tienen el mismo funcionamiento que un AG serial.
- ▷ Al utilizar poblaciones múltiples, la interacción panmíctica (donde cada individuo tiene la posibilidad de interactuar –competir o cruzarse– con cualquier otro) se reemplaza por un mecanismo de interacción local, ocasionando que el algoritmo distribuido sea diferente.
- ▷ Esta característica proporciona nuevos matices de interés sobre el problema paralelizado, dependiendo de los diferentes criterios utilizados al dividir el problema.

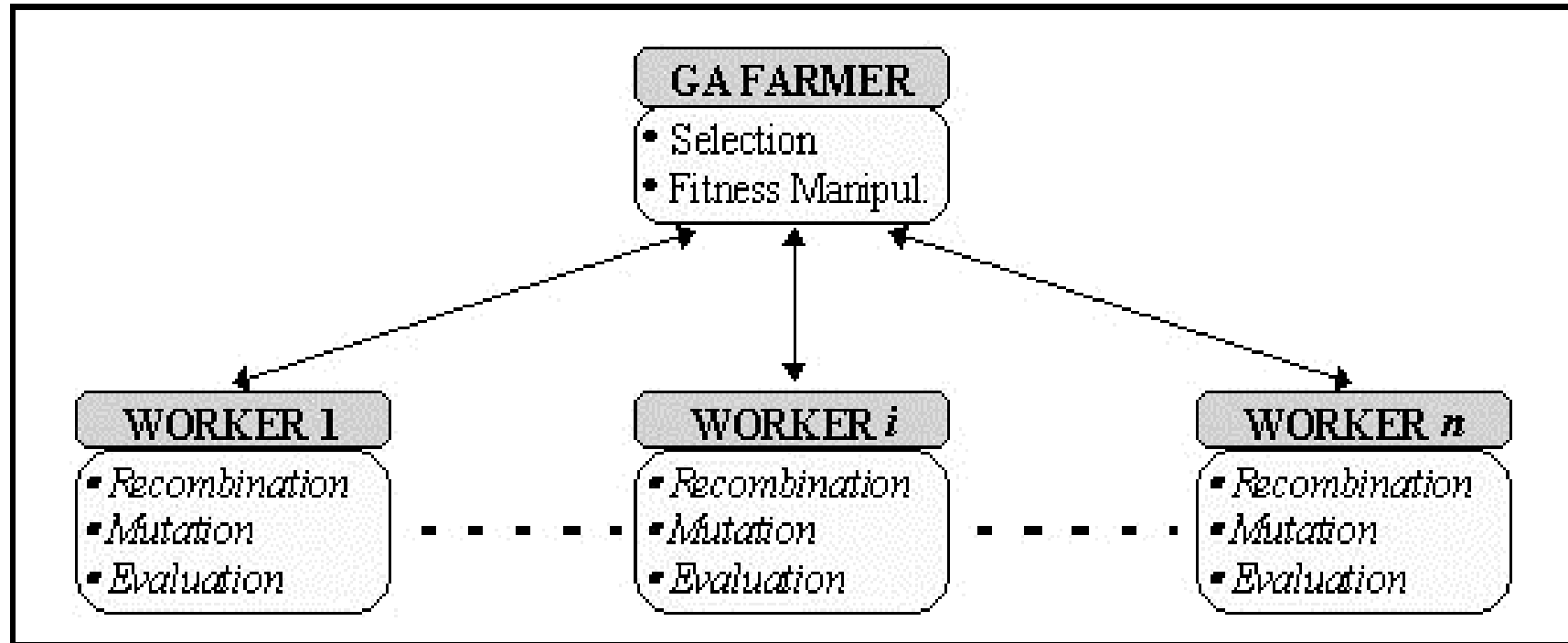
Clasificación de AGP

- ▷ Principal criterio de clasificación :
 - el modo de organizar la población.

- ▷ Otros criterios
 - Evaluación de la función de fitness, concentrada o distribuida.
 - Número de poblaciones, panmixia o poblaciones múltiples.
 - Mecanismo de intercambio de individuos entre poblaciones múltiples.
 - Mecanismo de sincronización entre los elementos de procesamiento.
 - Cruzamiento, centralizado o distribuido
 - Selección, aplicado sobre un conjunto local o uno global.

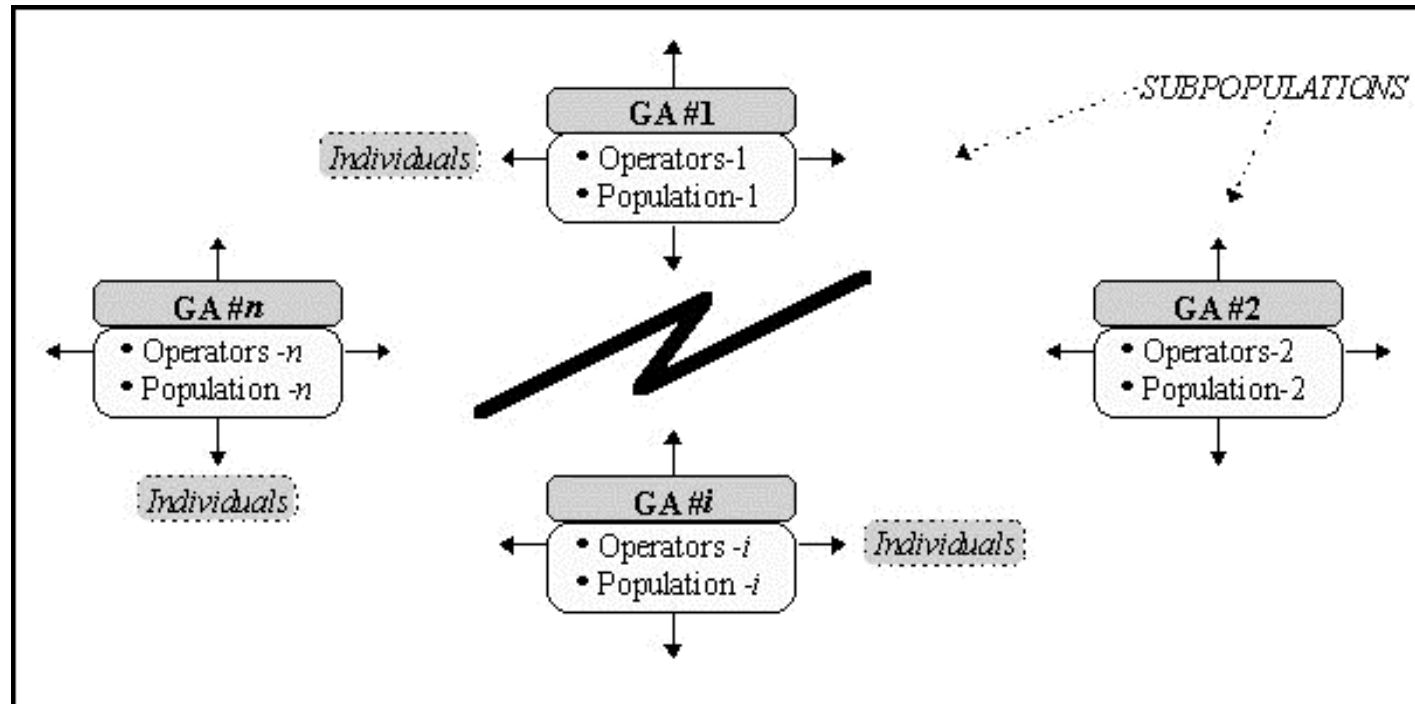


Modelo maestro-esclavo



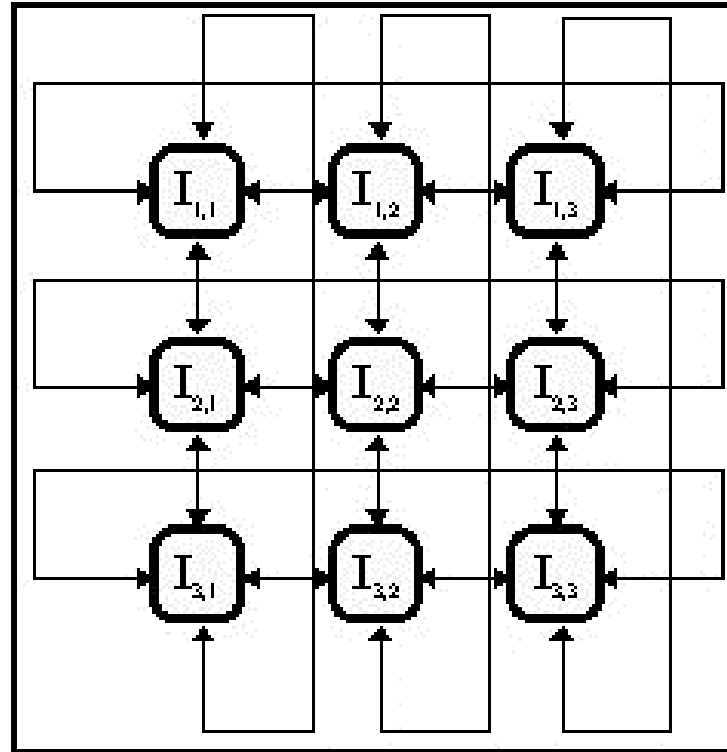
- ▷ Distribuye evaluación de función de fitness.
- ▷ Versiones sincrónica y asincrónica.
- ▷ Modelo centralizado de evolución.
 - Selección global, cuello de botella en comunicaciones.

Modelo distribuido



- ▷ Subpoblaciones independientes.
- ▷ Modelo local de evolución.
 - Selección y cruzamiento local
- ▷ Migración

Modelo masivamente paralelo

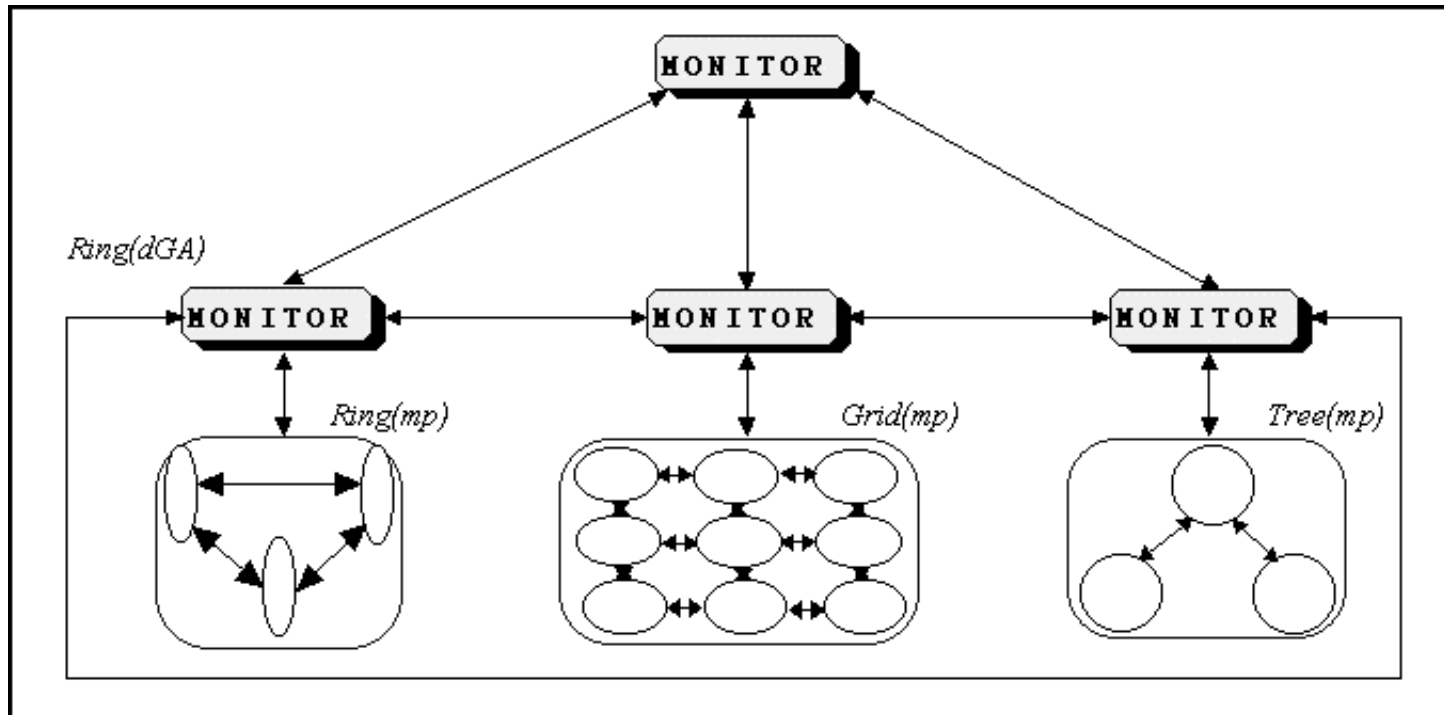


- ▷ Estructura subyacente a la población.
- ▷ Modelo local de evolución, restringido a vecindades.
 - Selección y cruzamiento con individuos de vecindad.
- ▷ Difusión

Otros modelos

- ▷ De acuerdo a taxonomía de Nowostawski & Poli, 1999 :
 - Modelo distribuido sin migración.
 - Modelo de subpoblaciones dinámicas con solapamiento.
 - AG desordenados (messy GA).
 - Modelo de subpoblaciones independientes solapadas.
 - AGP de estado estacionario.
 - Modelos híbridos.

Modelos híbridos



- ▷ Combinan varios modelos de paralelismo.
- ▷ Tratan de explotar las ventajas de más de un enfoque.
- ▷ Definen jerarquías de aplicación del paralelismo.

Algoritmos Genéticos Paralelos y su Aplicación al Diseño de Redes de Comunicaciones Confiables

- ▷ Aplicación de Algoritmos Genéticos aplicados al problema de diseño de redes confiables.
- ▷ Problemas de optimización vinculados
 - Problema de k-conexión.
 - Problema de Steiner Generalizado.
- ▷ Diseño de modelos de AGP para resolver el problema.
- ▷ Validación de resultados
 - Análisis de eficiencia.
 - Comparación con resultados obtenidos aplicando otras heurísticas.