

METAHEURÍSTICAS

2022-2023



■ **Tema 1. Introducción a las Metaheurísticas**

■ **Tema 2. Modelos de Búsqueda: Entornos y Trayectorias vs Poblaciones**

■ **Tema 3. Metaheurísticas Basadas en Poblaciones**

■ **Tema 4: Algoritmos Meméticos**

■ **Tema 5. Metaheurísticas Basadas en Trayectorias**

■ **Tema 6. Metaheurísticas Basadas en Adaptación Social**

■ **Tema 7. Aspectos Avanzados en Metaheurísticas**

■ **Tema 8. Metaheurísticas Paralelas**

Objetivos

- Entender el concepto de metaheurísticas
- Conocer los elementos más importantes en el diseño de una metaheurística
- Conocer diferentes criterios de clasificación de metaheurísticas

Motivación

- Múltiples problemas de optimización de ciencia, ingeniería, economía, etc. son complejos y difíciles de resolver
 - No se pueden resolver de forma exacta en un tiempo razonable
 - La alternativa es el uso de algoritmos aproximados
- Tipos de algoritmos aproximados:
 - **Heurísticas**: Dependientes del problema
 - **Metaheurísticas**: Algoritmos aproximados más generales y aplicables a una gran variedad de problemas de optimización
 - Resuelven problemas de forma más rápida
 - Resuelven problemas más complejos
 - Obtienen algoritmos más robustos

Motivación

- **Metaheurísticas:** Optimización/búsqueda
- Intersección de campos:
 - Inteligencia Artificial
 - Teoría de Algoritmos, etc.
- Diferentes metaheurísticas son metáforas naturales para resolver problemas:
 - Evolución de especies
 - Procesos físicos: enfriamiento de partículas, ...
 - Sociedades de insectos: Colonias de hormigas, abejas, ...
 - Comportamiento de especies, ...

METAHEURÍSTICAS

TEMA 1. Introducción a las Metaheurísticas

1. Resolución de problemas mediante algoritmos de búsqueda
2. Algoritmos aproximados
3. Metaheurísticas: definición y clasificación
4. Metaheurísticas: Paralelización
5. Aplicaciones

N. Xiong, D. Molina, M. Leon-Ortiz, F. Herrera. A walk into Metaheuristics for Engineering Optimization: Principles, Methods and Recent Trends. International Journal of Computational Intelligent Systems (IJCIS), 8, 2015, 606-636.

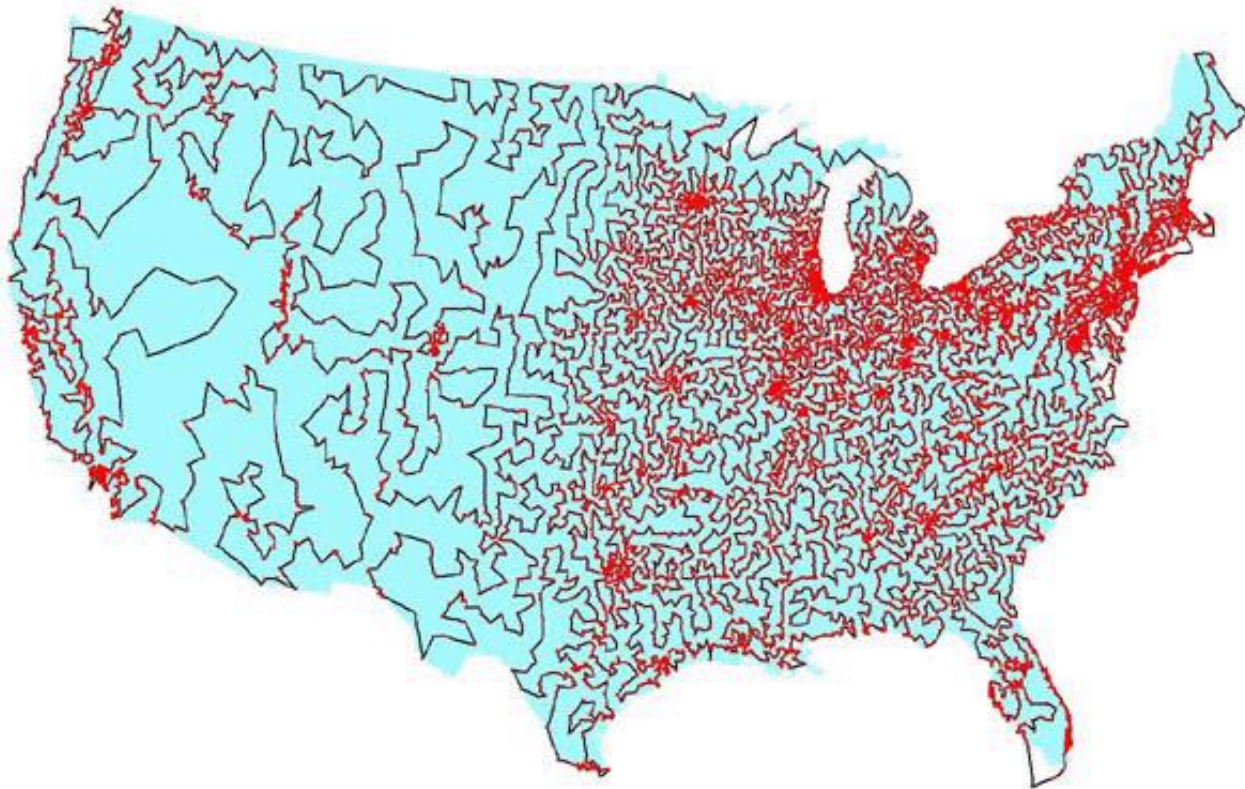
B. Melián, J.A. Moreno Pérez, J.M. Moreno Vega. Metaheurísticas: un visión global. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial 19 (2003) 7-28

1. RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS MEDIANTE ALGORITMOS DE BÚSQUEDA

- **Objetivo** general de la Informática: resolución de problemas mediante procesos de cómputo
- **Solución**: sistema informático implementando un algoritmo
- Solución en abstracto: **algoritmo**
- **Computabilidad**: ¿es resoluble mediante con modelos de cómputo o no?
- **Complejidad**: ¿es *fácil* de resolver o no?
- **Exactitud**: **¿se necesita la mejor solución o es bastante con una *suficientemente buena*?**

Ejemplo: El problema del viajante de comercio

Representación como secuencia de ciudades (1 a n), $n!$ soluciones



¿Necesitamos una solución exacta o una Buena solución para el problema?

1. RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS MEDIANTE ALGORITMOS DE BÚSQUEDA

Complejidad algorítmica: Algoritmos en tiempo polinomial y no polinomial

	n=5	n=10	n=100	n=1000
n	5	10	100	1000
n ²	25	100	10000	1000000
n ³	125	1000	1000000	10 ⁹
2 ⁿ	32	1024	1.27 x 10 ³⁰	1.07 x 10 ³⁰¹
n!	120	3.6 x 10 ⁶	9.33 x 10 ¹⁵⁷	4.02 x 10 ²⁵⁶⁷

¡Necesitamos buenos algoritmos y eficientes!

Algoritmos que proporcionen una buena solución en un tiempo razonable

1. RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS MEDIANTE ALGORITMOS DE BÚSQUEDA

- Existen problemas reales (de optimización o búsqueda) de difícil solución que requieren de tareas tales como encontrar:
 - el **camino más corto** entre varios puntos,
 - un **plan de mínimo coste** para repartir mercancías a clientes,
 - una **asignación óptima** de trabajadores a tareas a realizar,
 - una **secuencia óptima** de proceso de trabajos en una cadena de producción,
 - una **distribución** de tripulaciones de aviones **con mínimo coste**,
 - el **mejor enrutamiento** de un paquete de datos en Internet,
 - ...

1. RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS MEDIANTE ALGORITMOS DE BÚSQUEDA

- Estos problemas se caracterizan porque:
 - presentan una gran complejidad computacional (son NP-duros)
 - los algoritmos exactos (Programación Dinámica, Backtracking, Branch and Bound, ...) son ineficientes o simplemente imposibles de aplicar,
 - se encuentran en muchas áreas de aplicación,
 - **en la práctica se resuelven mediante algoritmos aproximados que proporcionan buenas soluciones (no necesariamente la óptima) al problema en un tiempo razonable**

1. RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS MEDIANTE ALGORITMOS DE BÚSQUEDA

Elementos del problema de búsqueda

■ **Función objetivo**

Max (Min) una función con variables de decisión

Subject to (s.t.)

igualdad (=) restricciones

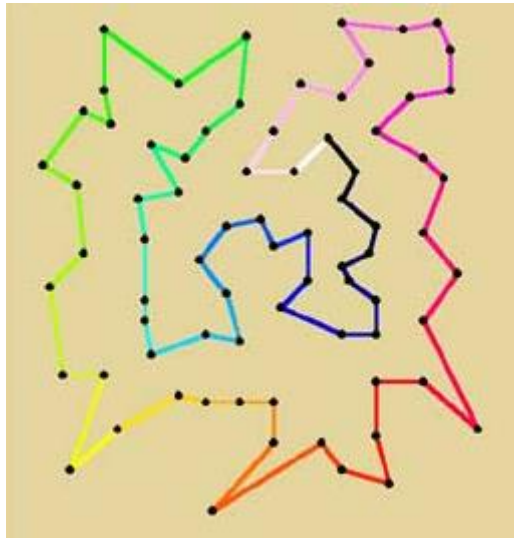
desigualdad (<, >, ≤, ≥) restricciones

■ **Espacio de búsqueda**

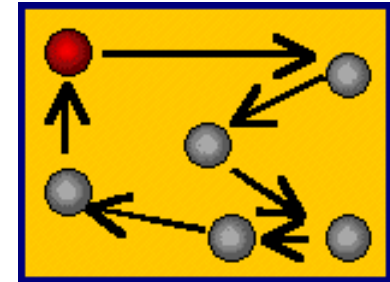
Valores de las variables de decisión que serán evaluados durante el proceso de optimización.

Puede ser discreto, contable o continuo e incontable.

Ejemplo: El problema del viajante de comercio



Es un problema muy estudiado al presentar aplicaciones reales tales como la fabricación en serie de tarjetas de ordenador (impresión de los buses de estaño)

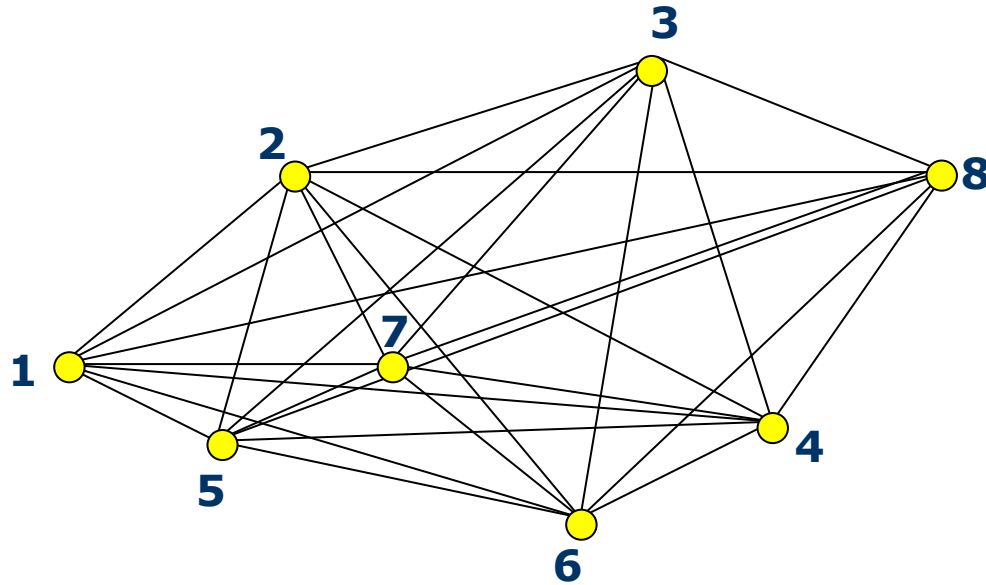


En el viajante de comercio, se tiene una red de nodos, que pueden ser ciudades o simplemente lugares de una ciudad. Se parte de un lugar inicial, y deben recorrerse todos sin pasar más de una vez por cada lugar, volviendo al lugar inicial. Para cada arco, se tiene un valor C_{ij} , que indica la distancia o el costo de ir del nodo i al nodo j .

Ejercicio: Analizar el espacio de búsqueda **¿Cómo representar una solución al problema?**

Ejemplo: El problema del viajante de comercio

- **Ejemplo:** Viajante de Comercio



Ejemplo: El problema del viajante de comercio

Representación de Orden

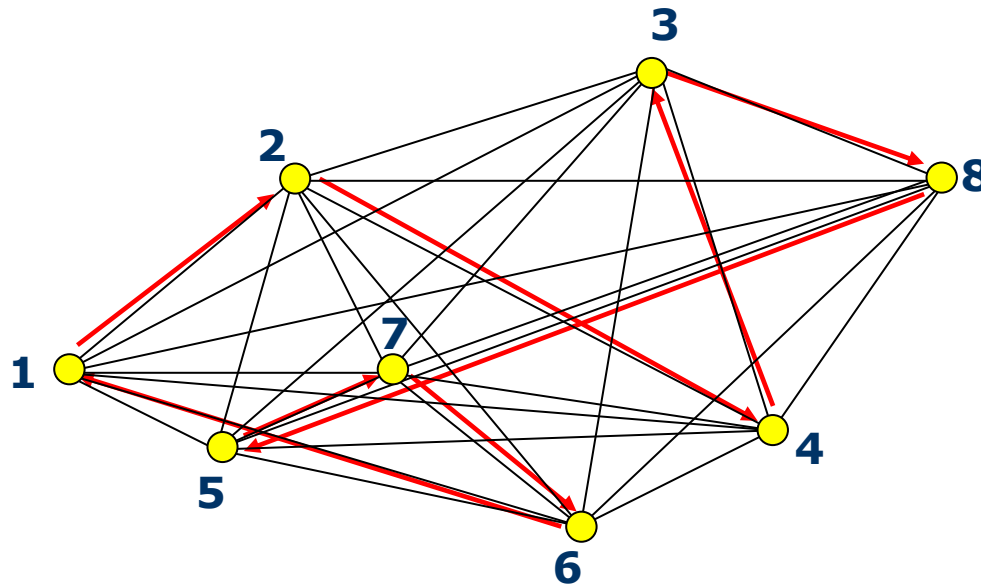
- Se utiliza para problemas donde la solución se representa como una permutación de $1, \dots, N$

$$X = (x_1, \dots, x_n) \quad x_i \in \{1, \dots, N\}$$

- Aplicaciones: Viajante de Comercio (TSP), Coloreo de Grafos, Secuenciación de tareas, QAP (asignación cuadrática),

Ejemplo: El problema del viajante de comercio

■ Ejemplo: Viajante de Comercio



- Representación de una solución: Camino
(1 2 4 3 8 5 7 6)

Ejemplo: El problema del viajante de comercio

Espacio de búsqueda y función objetivo

1. Esquema de representación:
Permutación de $\{1, \dots, n\}$.
2. Función objetivo:

$$\mathit{Min} C(S) = \sum_{i=1}^{n-1} (D[S[i], S[i + 1]]) + D[S[n], S[1]]$$

1. RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS MEDIANTE ALGORITMOS DE BÚSQUEDA

Representación del espacio de búsqueda

- Knapsack problem
- SAT problem
- 0/1 IP problems

1 0 0 0 1 1 0 1 1 1 0 1

Binary encoding

- Location problem
- Assignment problem

5 7 6 6 4 3 8 4 2

Vector of discrete values

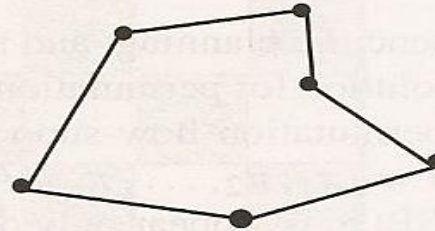
- Continuous optimization
- Parameter identification
- Global optimization

$$f(x) = 2x + 4x \cdot y - 2x \cdot z$$

1.23 5.65 9.45 4.76 8.96

Vector of real values

- Sequencing problems
- Traveling salesman problem
- Scheduling problems



1 4 8 9 3 6 5 2 7

Permutation

1. RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS MEDIANTE ALGORITMOS DE BÚSQUEDA

Ejemplos: Problemas con variables binarias

- **Problema de la mochila.** Se dispone una mochila y un conjunto de n objetos, cada uno de los cuales tiene un peso positivo y un beneficio. El objetivo es encontrar el conjunto de objetos con peso menor a la capacidad de la mochila y mayor beneficio.
- **Problema de separación de una muestra en 2 subconjuntos.** Se dispone una balanza con dos platillos y de n objetos, cada uno de los cuales tiene un peso positivo. El objetivo es encontrar un reparto de los objetos entre los dos platillos de la balanza de forma que la diferencia entre los pesos de los objetos situados en cada platillo sea mínima.

Ejercicio: Definir la función objetivo y el espacio de búsqueda

1. RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS MEDIANTE ALGORITMOS DE BÚSQUEDA

Ejemplos: Problema con variables enteras

- **Problema Configuraciones de Vehículos.** Un modelo de coche se configura a partir de n componentes distintos. Cada uno de esos componentes puede tomar m_i , ($i = 1, \dots, n$) posibles valores (v_{ij}). La afinidad de los consumidores para cada posible valor v_{ij} es a_{ij} . Se conoce también la importancia, w_i , que los consumidores atribuyen a cada componente. Se desea encontrar una combinación de componentes que alcance la máxima afinidad global con los gustos de los consumidores.

Ejercicio: Definir la función objetivo y el espacio de búsqueda

1. RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS MEDIANTE ALGORITMOS DE BÚSQUEDA

Ejemplos: Problema con variables continuas

- Considérese el siguiente problema (Optimización de funciones): Se desea encontrar el valor óptimo para la siguiente función

$$f(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^d -x_i \sin(\sqrt{|x_i|})$$

donde los valores para cada x_i están en el intervalo $[-500, 500]$.

METAHEURÍSTICAS

TEMA 1. Introducción a las Metaheurísticas

1. Resolución de problemas mediante algoritmos de búsqueda
2. Algoritmos aproximados
3. Metaheurísticas: definición y clasificación
4. Metaheurísticas: Paralelización
5. Aplicaciones

N. Xiong, D. Molina, M. Leon-Ortiz, F. Herrera. A walk into Metaheuristics for Engineering Optimization: Principles, Methods and Recent Trends. International Journal of Computational Intelligent Systems (IJCIS), 8, 2015, 606-636.

B. Melián, J.A. Moreno Pérez, J.M. Moreno Vega. Metaheurísticas: un visión global. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial 19 (2003) 7-28

2. ALGORITMOS APROXIMADOS

Los *algoritmos aproximados* aportan soluciones cercanas a la óptima en problemas complejos (NP-duros) en un tiempo razonable

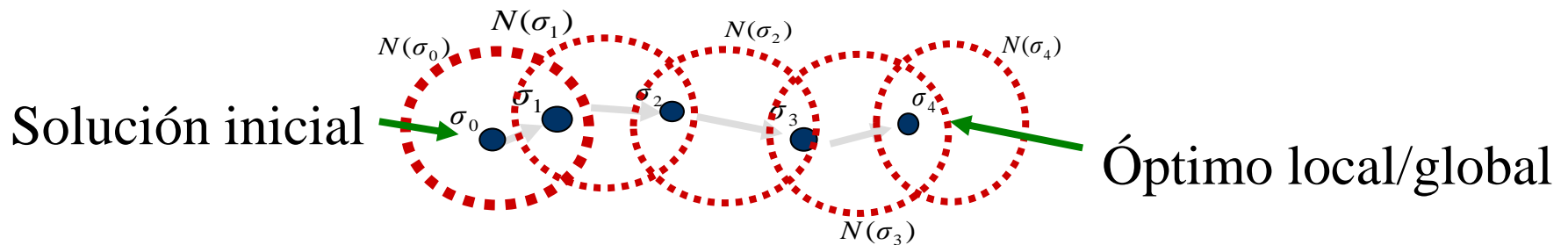
Factores que pueden hacer interesante su uso

- Cuando no hay un método exacto de resolución, o éste requiere mucho tiempo de cálculo y memoria (ineficiente)
- Cuando no se necesita la solución óptima, basta con una de buena calidad en un tiempo aceptable

2. ALGORITMOS APROXIMADOS: Búsqueda

Búsqueda es un término utilizado para construir/mejorar soluciones y obtener el óptimo o soluciones casi-óptimas.

Búsqueda **por entornos**



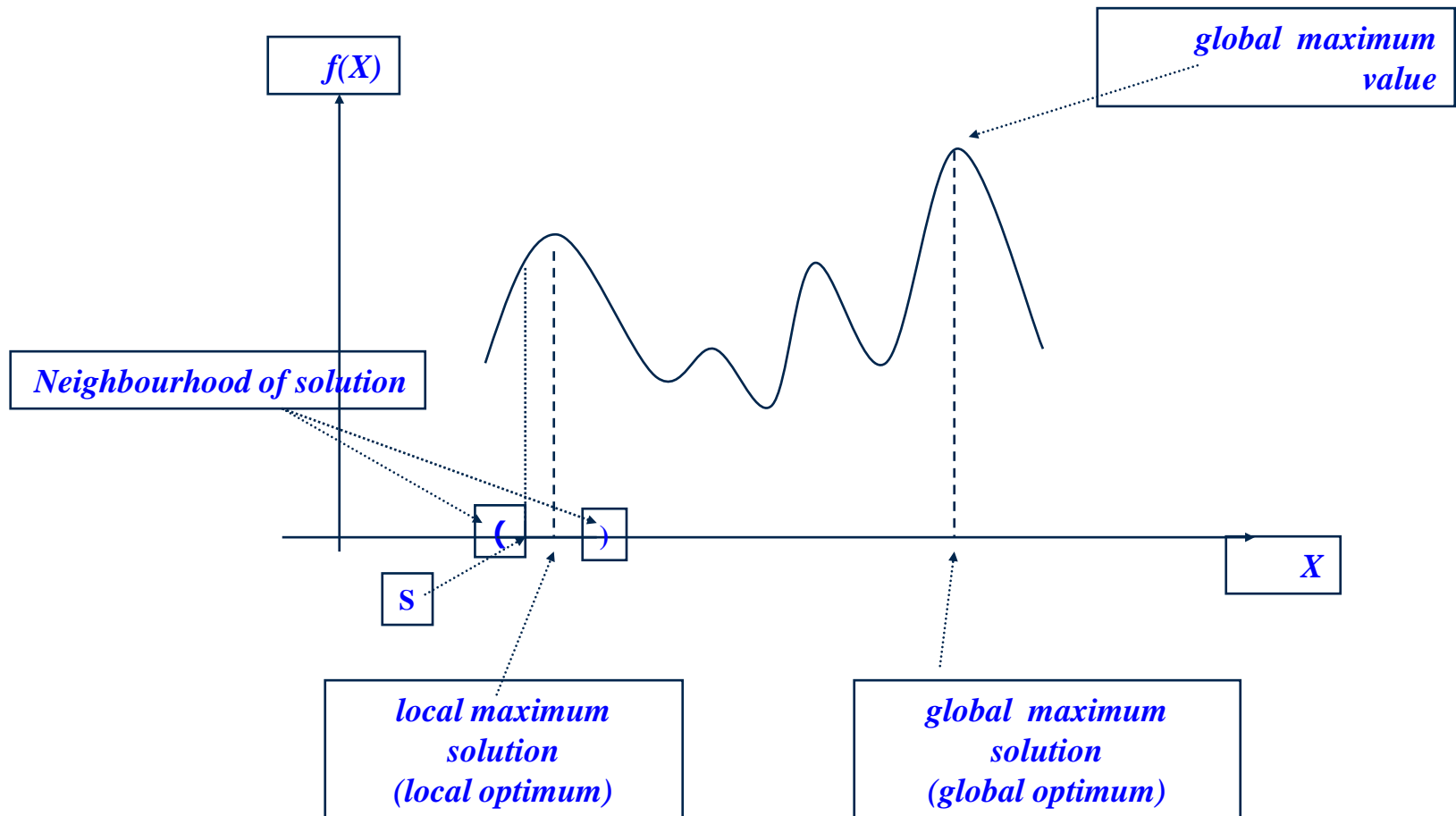
2. ALGORITMOS APROXIMADOS: Búsqueda

Búsqueda es un término utilizado para construir/mejorar soluciones y obtener el óptimo o soluciones casi-óptimas.

Búsqueda por entornos

Solución:	Representación de la solución del problema
Entorno:	Soluciones cercanas (en el espacio de soluciones)
Movimiento:	Transformación de la solución actual en otro (normalmente una solución vecina)
Evaluación:	Se evalúa la factibilidad de la solución y la función objetivo.

2. ALGORITMOS APROXIMADOS: Búsqueda



METAHEURÍSTICAS

TEMA 1. Introducción a las Metaheurísticas

1. Resolución de problemas mediante algoritmos de búsqueda
2. Algoritmos aproximados
3. Metaheurísticas: definición y clasificación
4. Metaheurísticas: Paralelización
5. Aplicaciones

N. Xiong, D. Molina, M. Leon-Ortiz, F. Herrera. A walk into Metaheuristics for Engineering Optimization: Principles, Methods and Recent Trends. International Journal of Computational Intelligent Systems (IJCIS), 8, 2015, 606-636.

B. Melián, J.A. Moreno Pérez, J.M. Moreno Vega. Metaheurísticas: un visión global. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial 19 (2003) 7-28

3. Metaheurísticas: Definición

Son una familia de algoritmos aproximados de propósito general. Suelen ser procedimientos iterativos que guían una heurística subordinada de búsqueda, combinando de forma inteligente distintos conceptos para explorar y explotar adecuadamente el espacio de búsqueda.

■ **Ventajas:**

- **Algoritmos de propósito general**
- **Gran éxito en la práctica**
- **Fácilmente implementables**
- **Fácilmente paralelizables**

■ **Inconvenientes:**

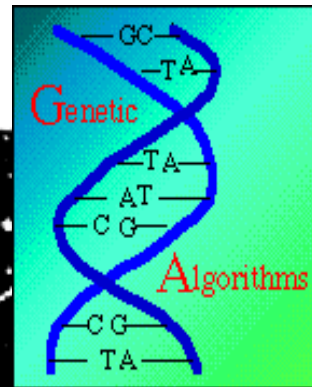
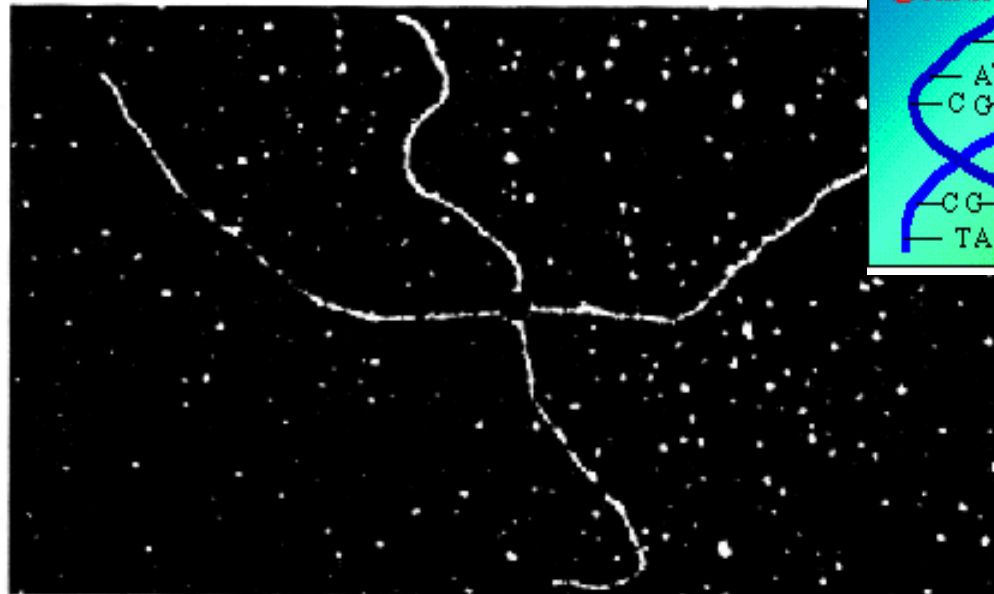
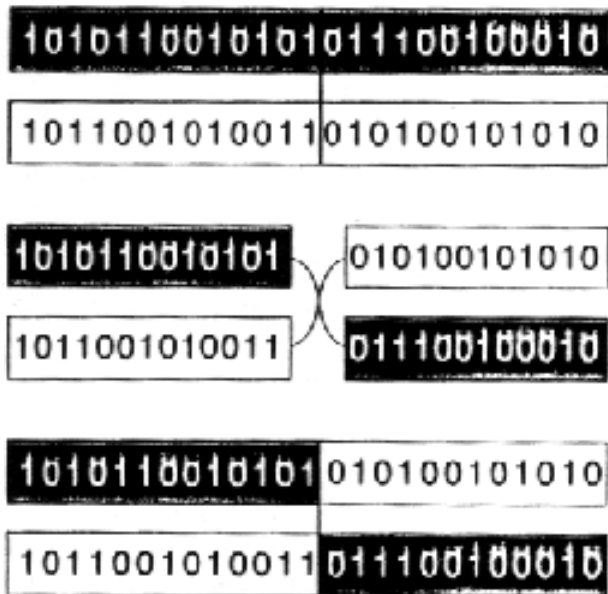
- **Son algoritmos aproximados, no exactos**
- **Son no determinísticos (probabilísticos)**
- **No siempre existe una base teórica establecida**

3. Metaheurísticas: Definición

- Existen distintas metaheurísticas en función de conceptos como:
 - **Seguimiento de trayectoria considerado** (Temas 5): trayectorias simples y múltiples.
 - **Uso de poblaciones de soluciones** (Tema 3).
 - **Fuente de inspiración** (Bioinspirada: algoritmos genéticos (T3), algoritmos basados en colonias de hormigas (T6), ...)

3. Metaheurísticas: Definición

- Fuente de inspiración. Inspiración biológica. Ej. Algoritmos Genéticos



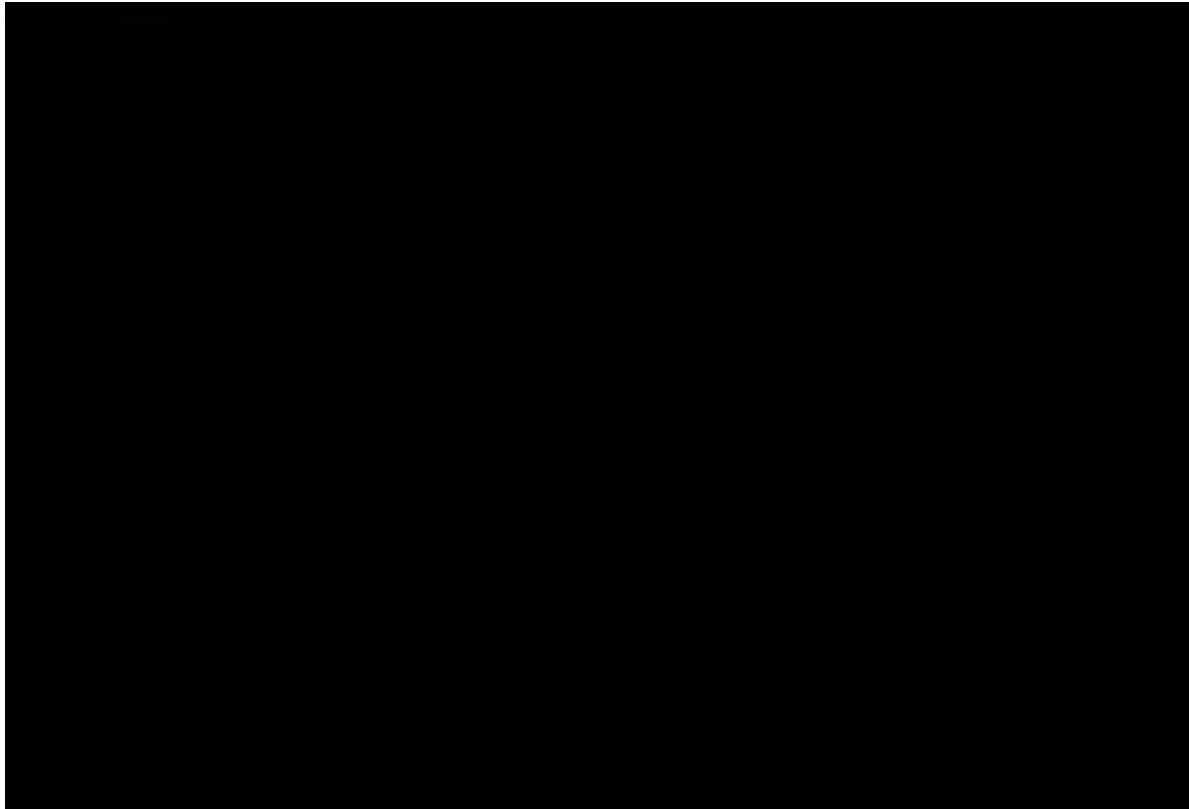
CROSSOVER is the fundamental mechanism of genetic rearrangement for both real organisms and genetic algorithms.

Chromosomes line up and then swap the portions of their genetic code beyond the crossover point.

3. Metaheurísticas: Definición

Fuente de inspiración. Inspiración biológica. Ej. Algoritmos de Optimización basados en Colonias de Hormigas

Experimento con Hormigas reales. Como encuentran el camino mínimo (159 segundos)

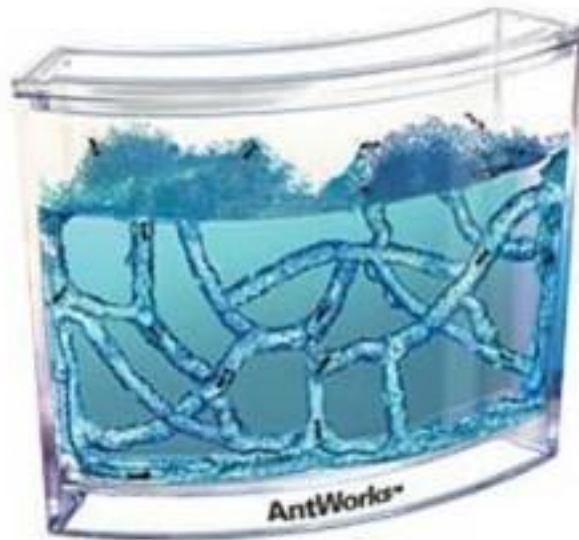


3. Metaheurísticas: Taxonomía

- Una posible taxonomía:
 - ***Basadas en métodos constructivos***
 - ***Basadas en trayectorias***
 - ***Basadas en poblaciones***

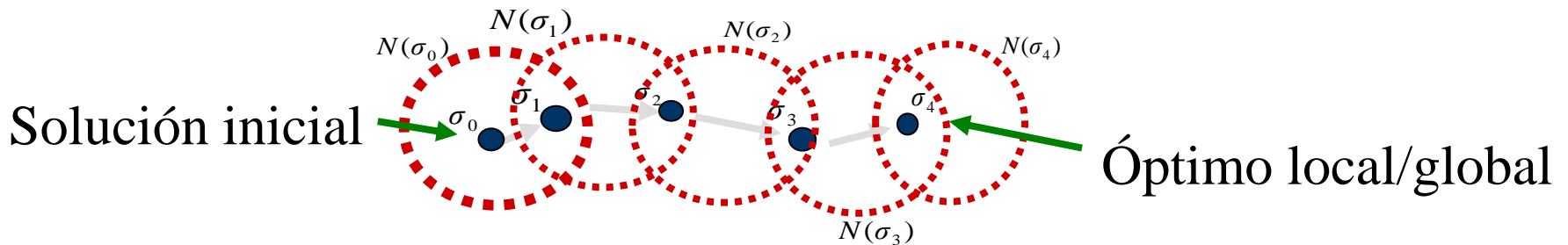
3. Metaheurísticas: Taxonomía

- Una posible taxonomía:
 - **Basadas en métodos constructivos**: (mecanismos para construir soluciones) GRASP, Optimización Basada en Colonias de Hormigas



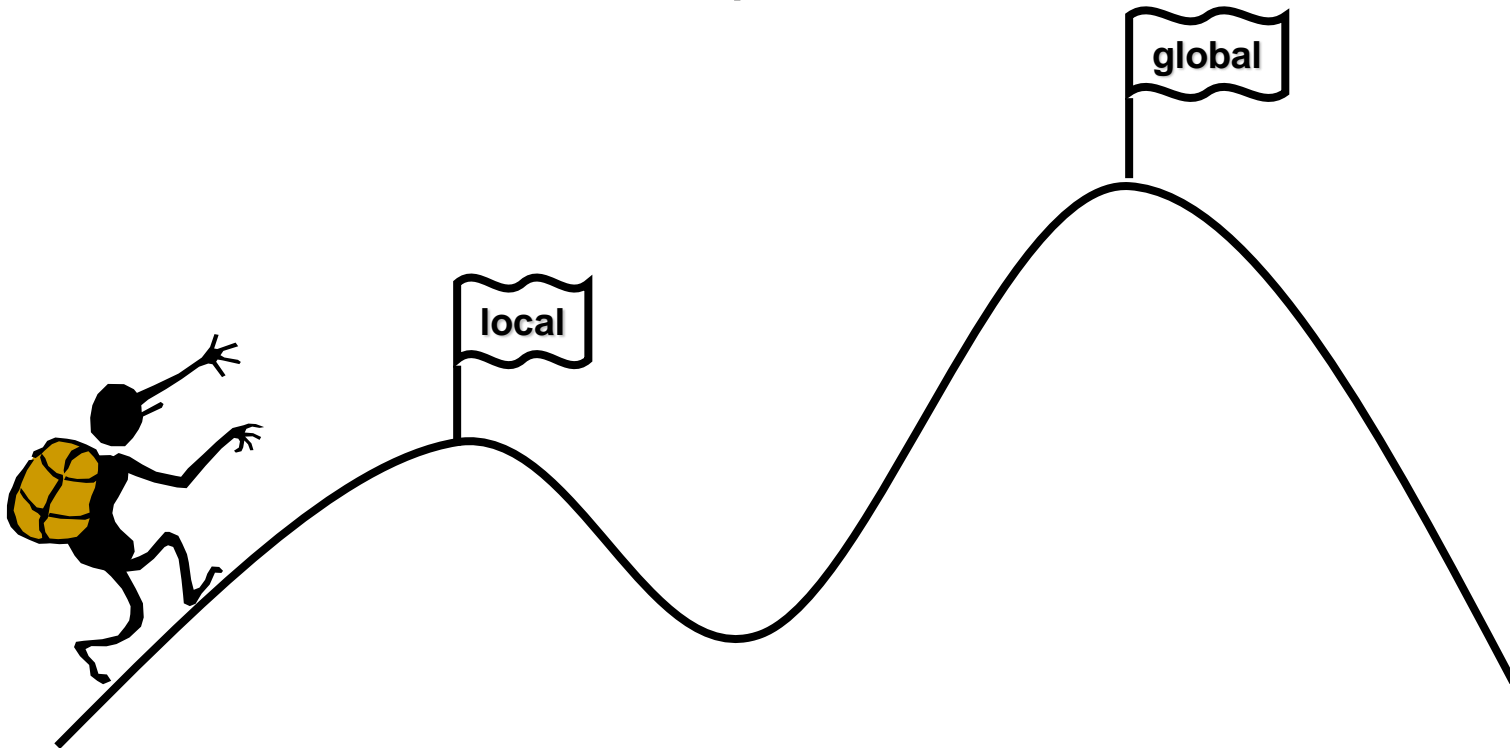
3. Metaheurísticas: Taxonomía

- Una posible taxonomía:
 - **Basadas en métodos constructivos:** GRASP, Optimización Basada en Colonias de Hormigas
 - **Basadas en trayectorias** (*la heurística subordinada es un algoritmo de búsqueda local que sigue una trayectoria en el espacio de búsqueda*): Búsqueda Local, Enfriamiento Simulado, Búsqueda Tabú, BL Iterativa, ...



3. Metaheurísticas: Taxonomía

- Basadas en trayectorias

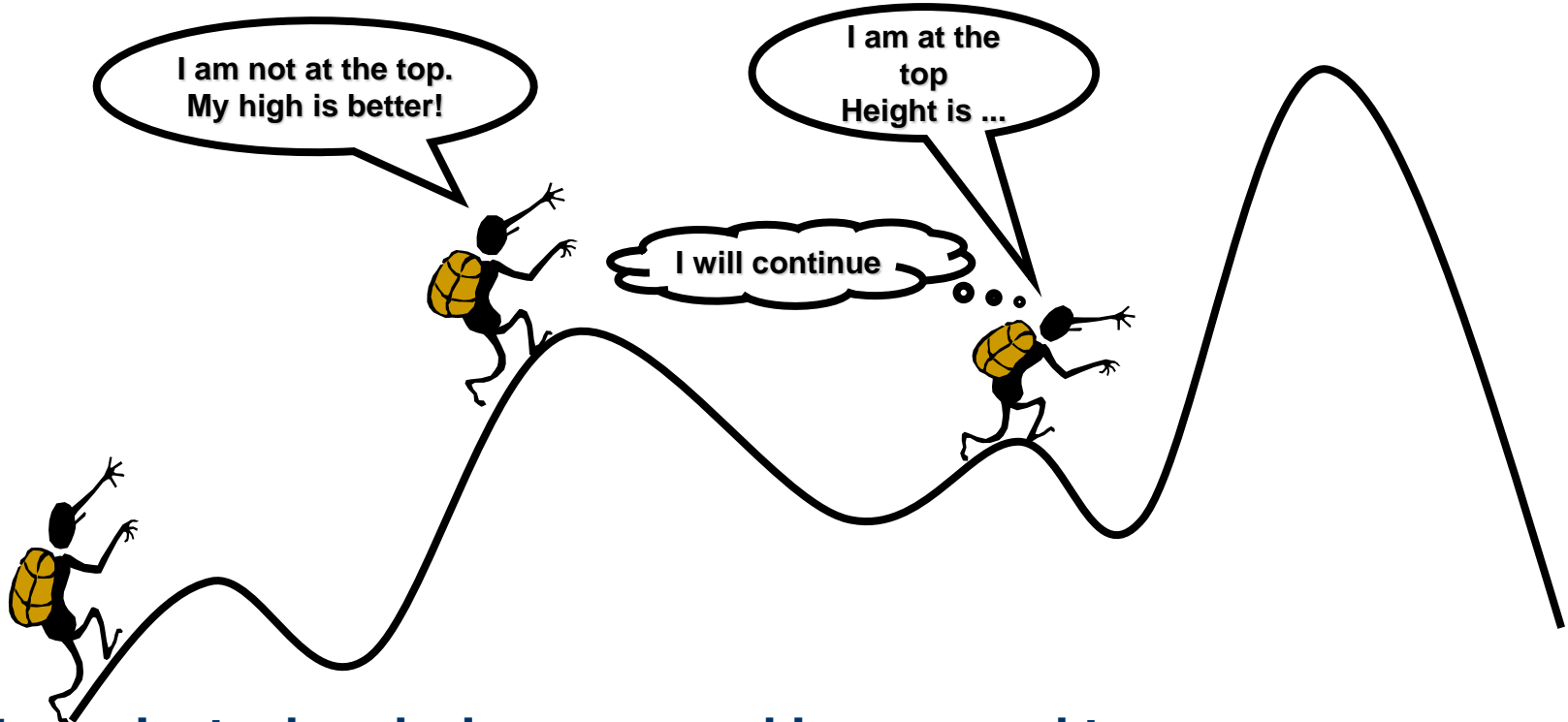


3. Metaheurísticas: Taxonomía

- Una posible taxonomía:
 - **Basadas en métodos constructivos:** GRASP, Optimización Basada en Colonias de Hormigas
 - **Basadas en trayectorias** (*la heurística subordinada es un algoritmo de búsqueda local que sigue una trayectoria en el espacio de búsqueda*): Búsqueda Local, Enfriamiento Simulado, Búsqueda Tabú, BL Iterativa, ...
 - **Basadas en poblaciones** (*el proceso considera múltiples puntos de búsqueda en el espacio*): Algoritmos Genéticos, Algoritmos Meméticos, Differential Evolution, ...

3. Metaheurísticas: Clasificación

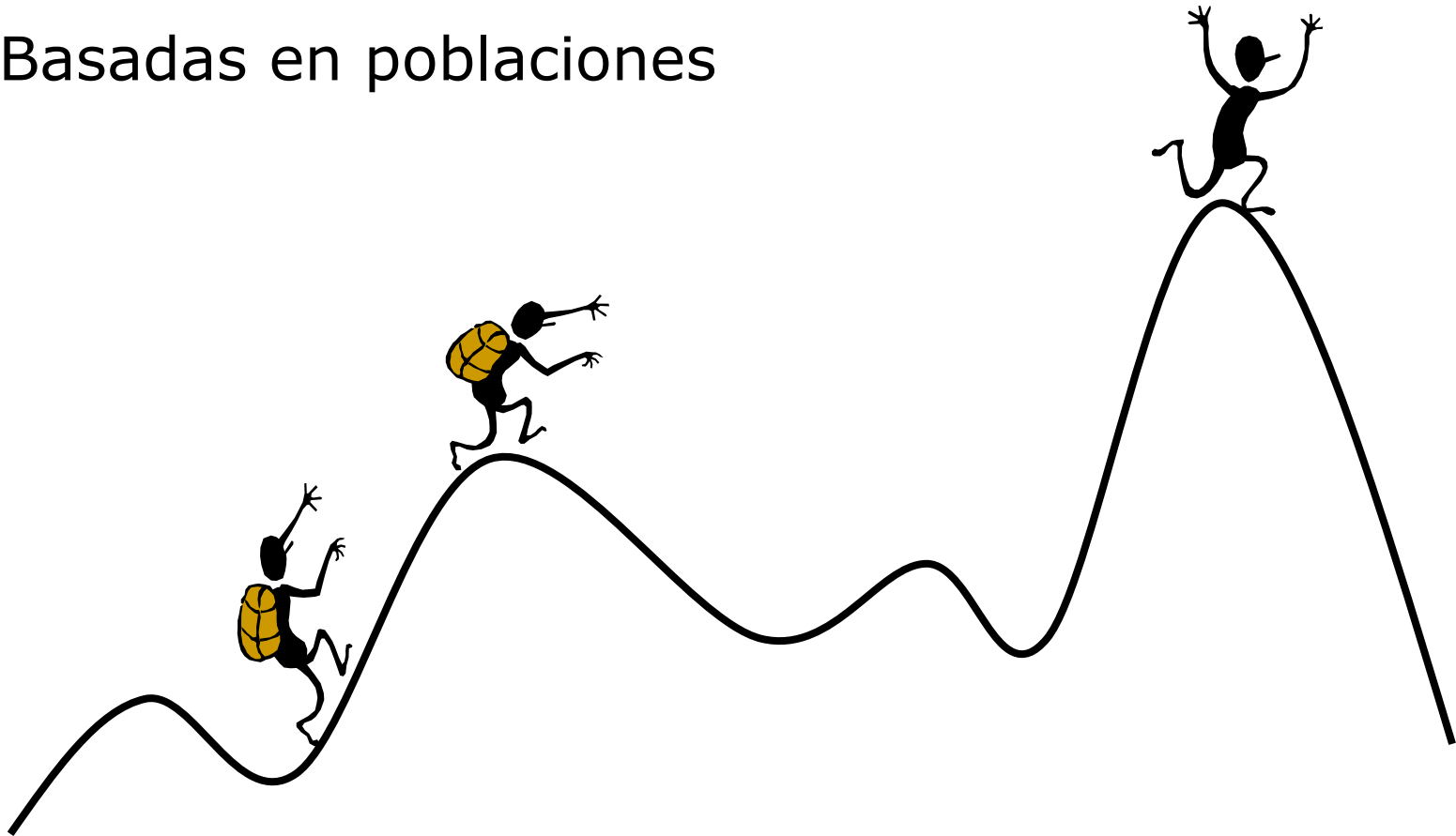
- Basadas en poblaciones



Un conjunto de soluciones se combinan para obtener nuevas soluciones que heredan las propiedades de las primeras. Secuencia de poblaciones que mejoran la calidad media.

3. Metaheurísticas: Clasificación

- Basadas en poblaciones



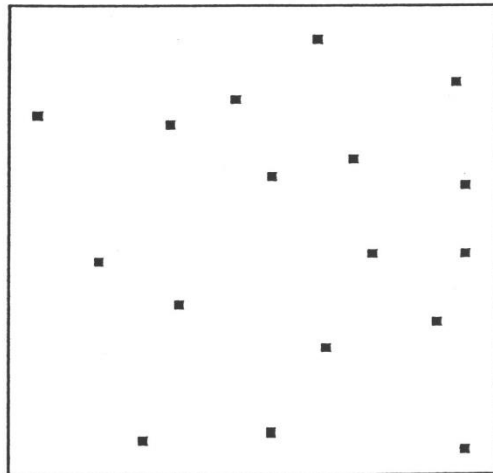
Un conjunto de soluciones se combinan para obtener nuevas soluciones que heredan las propiedades de las primeras. Secuencia de poblaciones que mejoran la calidad media.

3. Metaheurísticas: Ej. (Alg. Basado en Poblaciones)

Ejemplo: El problema del viajante de comercio

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	0	12.87	19.71	31.56	22.70	17.26	23.33	12.16	24.71	34.51	12.58	21.38	42.37	27.43	36.51	19.10	1.18
2	0	15.80	37.51	21.52	28.57	35.43	22.70	16.78	28.57	11.13	25.26	50.62	38.16	35.97	9.04	34.56	
3	0	50.18	36.56	35.86	35.51	21.60	31.50	43.51	25.58	38.78	61.57	46.15	51.10	23.50	48.52		
4	0	20.90	21.52	37.62	38.14	33.26	31.90	27.13	13.03	15.53	18.39	19.37	35.84	8.12			
5	0	26.00	40.72	33.74	12.87	14.71	11.68	9.72	35.86	30.96	15.06	16.78	15.27				
6	0	16.99	18.53	34.51	40.20	22.34	18.53	27.70	10.80	34.94	32.08	25.24					
7	0	14.54	46.60	54.54	33.80	34.52	40.35	22.09	51.20	41.84	41.73						
8	0	36.31	46.12	24.21	30.50	45.72	28.09	46.77	30.20	39.71							
9	0	12.54	13.31	21.52	48.18	41.50	23.85	8.50	27.43								
10	0	22.43	23.33	46.67	44.80	16.31	20.53	24.58									
11	0	14.71	40.81	30.52	26.21	10.50	23.93										
12	0	27.43	21.97	17.20	23.35	10.35											
13	0	18.89	32.78	50.15	22.59												
14	0	35.88	40.51	24.71													
15	0	30.18	11.90														
16	0	31.31															
17	0																

Ejemplo: 17 ciudades

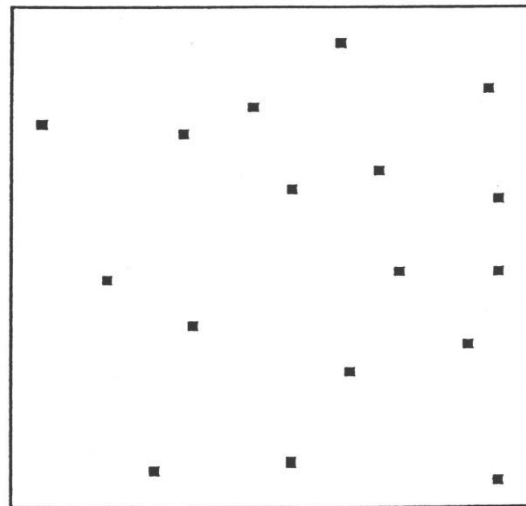


Representación de orden

(3 5 1 13 6 15 8 2 17 11 14 4 7 9 10 12 16)

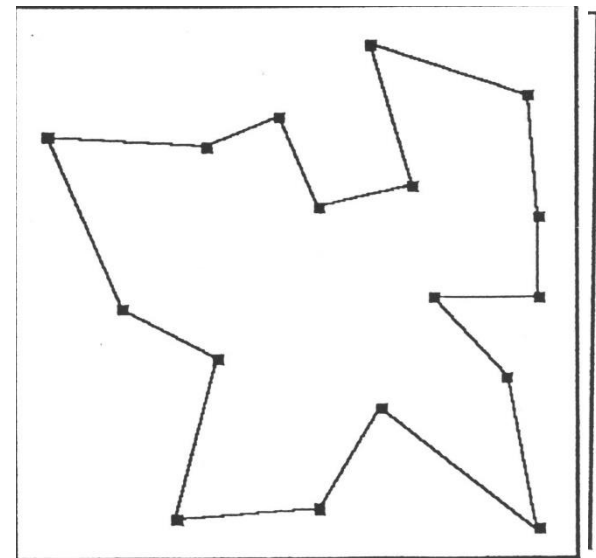
Ejemplo: El problema del viajante de comercio

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	0	12.87	19.71	31.56	22.70	17.26	23.33	12.16	24.71	34.51	12.58	21.38	42.37	27.43	36.51	19.10	1.18
2	0	15.80	37.51	21.52	28.57	35.43	22.70	16.78	28.57	11.13	25.26	50.62	38.16	35.97	9.04	34.56	
3	0	50.18	36.56	35.86	35.51	21.60	31.50	43.51	25.58	38.78	61.57	46.15	51.10	23.50	48.52		
4	0	20.90	21.52	37.62	38.14	33.26	31.90	27.13	13.03	15.53	18.39	19.37	35.84	8.12			
5	0	26.00	40.72	33.74	12.87	14.71	11.68	9.72	35.86	30.96	15.06	16.78	15.27				
6	0	16.99	18.53	34.51	40.20	22.34	18.53	27.70	10.80	34.94	32.08	25.24					
7	0	14.54	46.60	54.54	33.80	34.52	40.35	22.09	51.20	41.84	41.73						
8	0	36.31	46.12	24.21	30.50	45.72	28.09	46.77	30.20	39.71							
9	0	12.54	13.31	21.52	48.18	41.50	23.85	8.50	27.43								
10	0	22.43	23.33	46.67	44.80	16.31	20.53	24.58									
11	0	14.71	40.81	30.52	26.21	10.50	23.93										
12	0	27.43	21.97	17.20	23.35	10.35											
13	0	18.89	32.78	50.15	22.59												
14	0	35.88	40.51	24.71													
15	0	30.18	11.90														
16	0	31.31															
17	0																

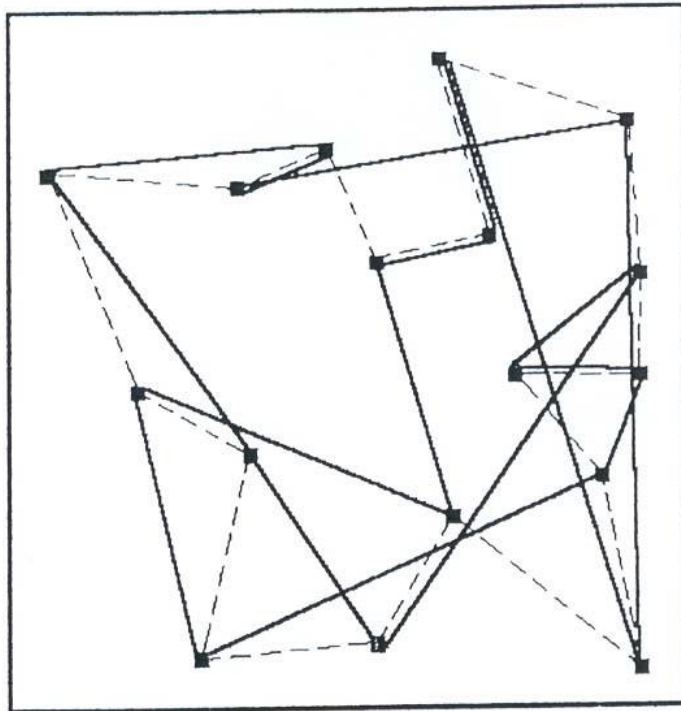


**17! (3.5568734e14)
soluciones posibles**

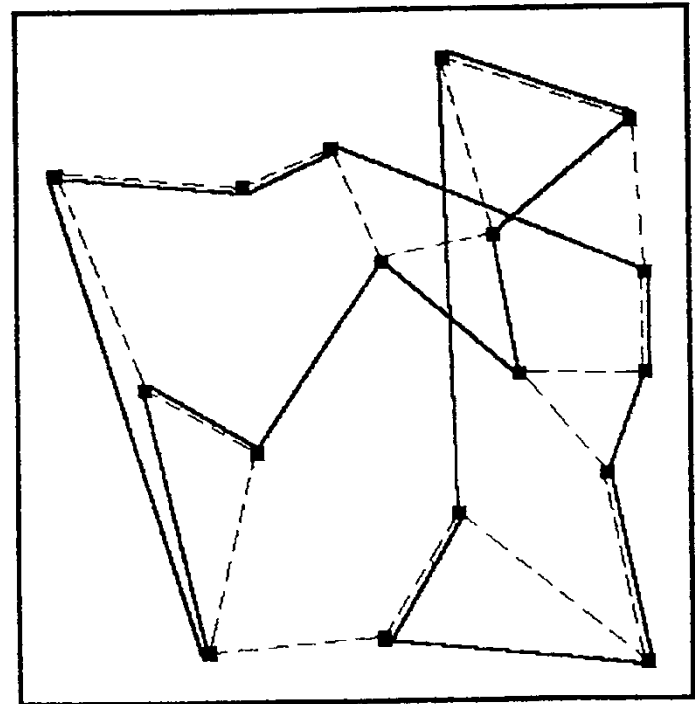
**Solución óptima:
Coste=226.64**



Viajante de Comercio



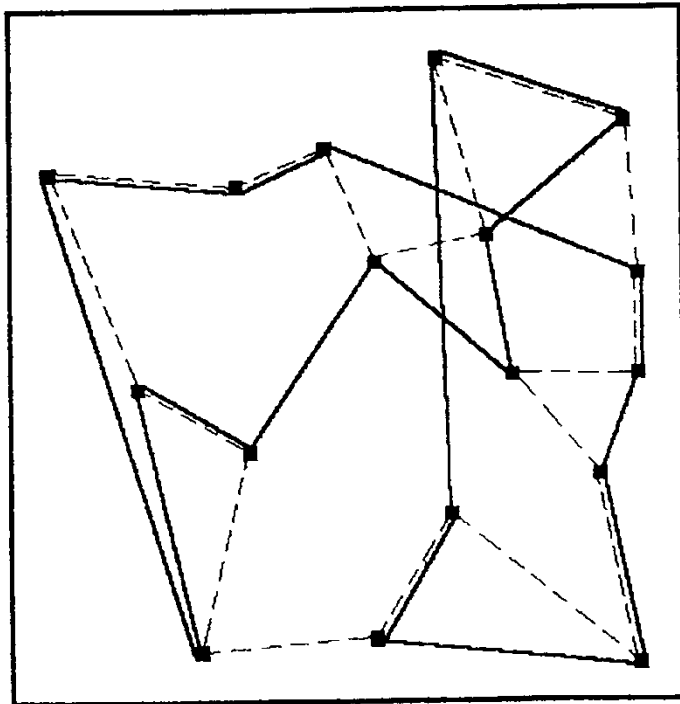
Iteración: 0 Costo: 403.7



Iteración: 25 Costo: 303.86

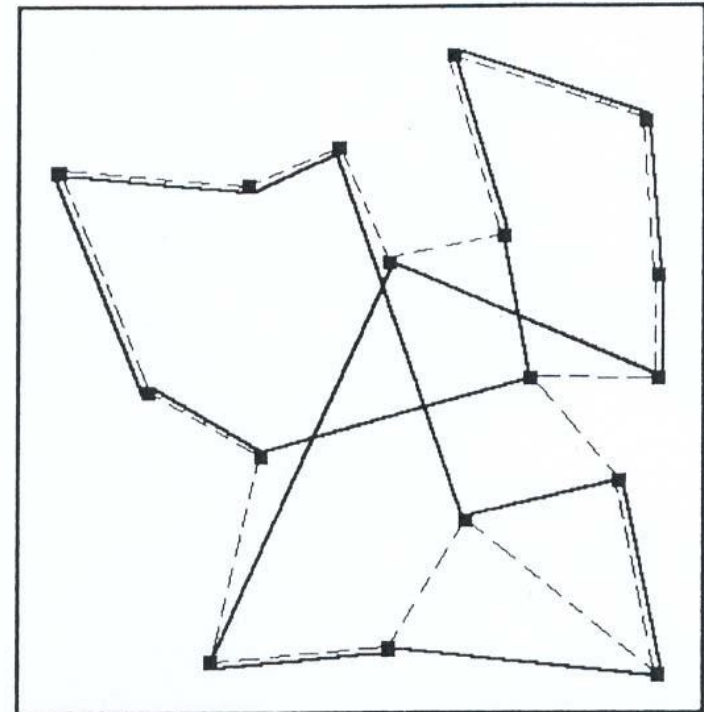
Solución óptima: 226.64

Viajante de Comercio



— Mejor solución
- - - Solución óptima

Iteración: 25 Costo: 303.86

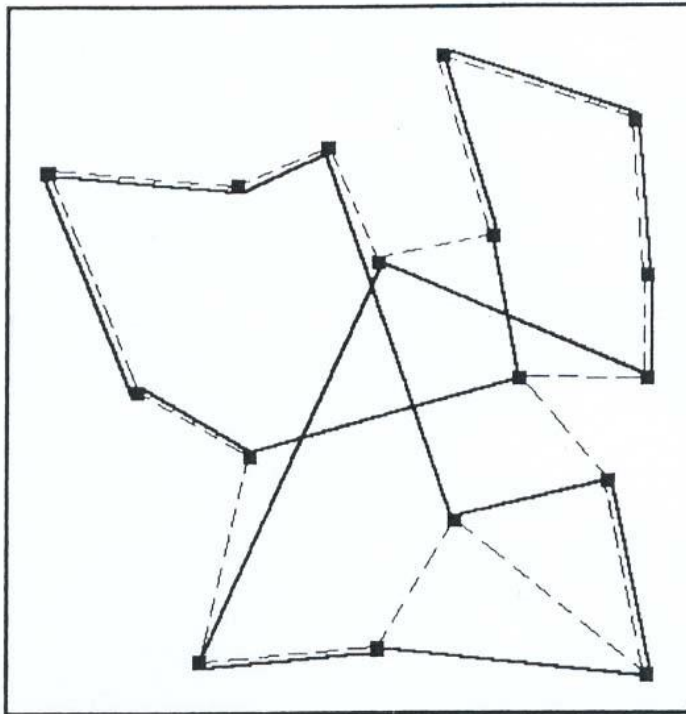


— Mejor solución
- - - Solución óptima

Iteración: 50 Costo: 293.6

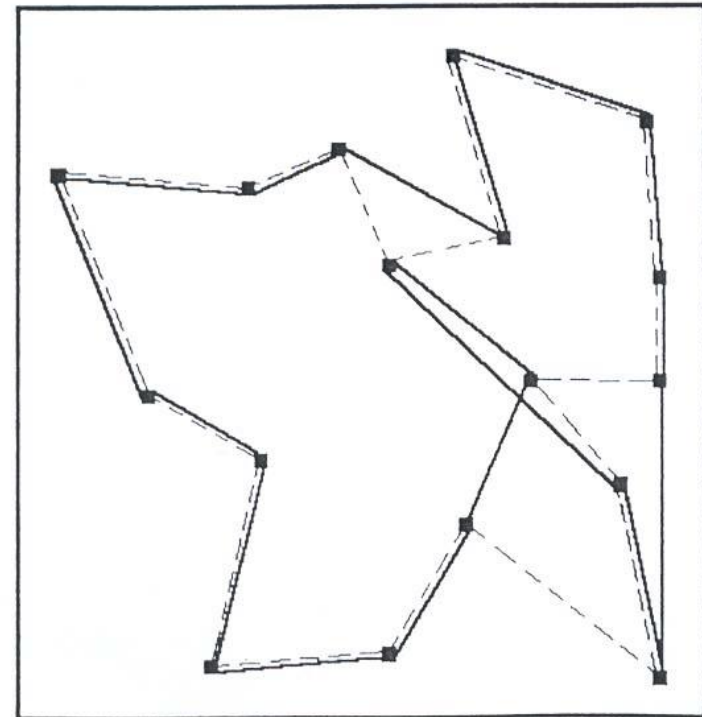
Solución óptima: 226.64

Viajante de Comercio



— Mejor solución
- - - Solución óptima

Iteración: 50 Costo: 293.6

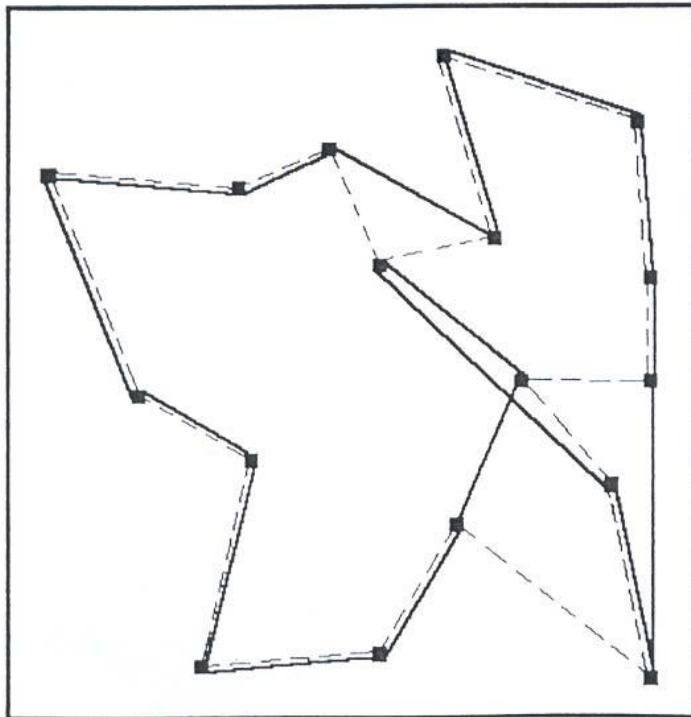


— Mejor solución
- - - Solución óptima

Iteración: 100 Costo: 256.55

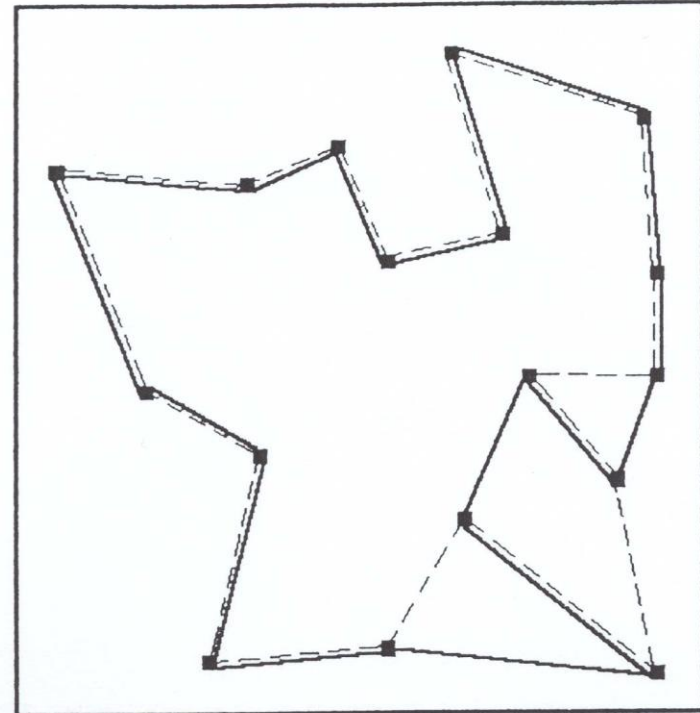
Solución óptima: 226.64

Viajante de Comercio



— Mejor solución
- - - Solución óptima

Iteración: 100 Costo: 256.55

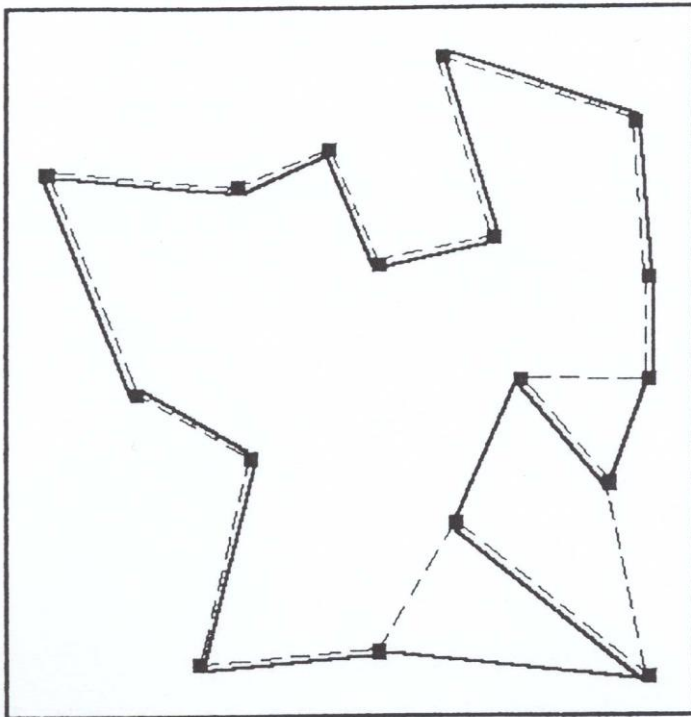


— Mejor solución
- - - Solución óptima

Iteración: 200 Costo: 231.4

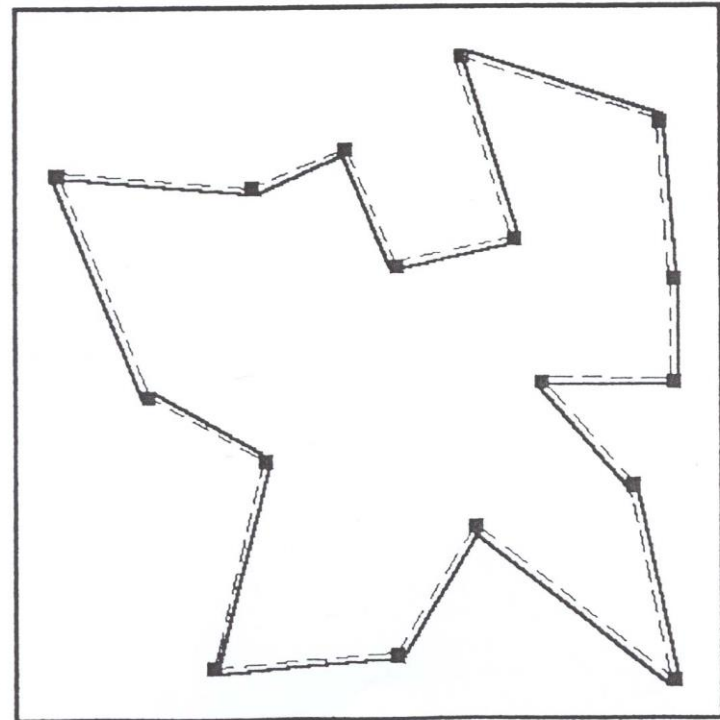
Solución óptima: 226.64

Viajante de Comercio



—— Mejor solución
- - - Solución optimal

Iteración: 200 Costo: 231.4

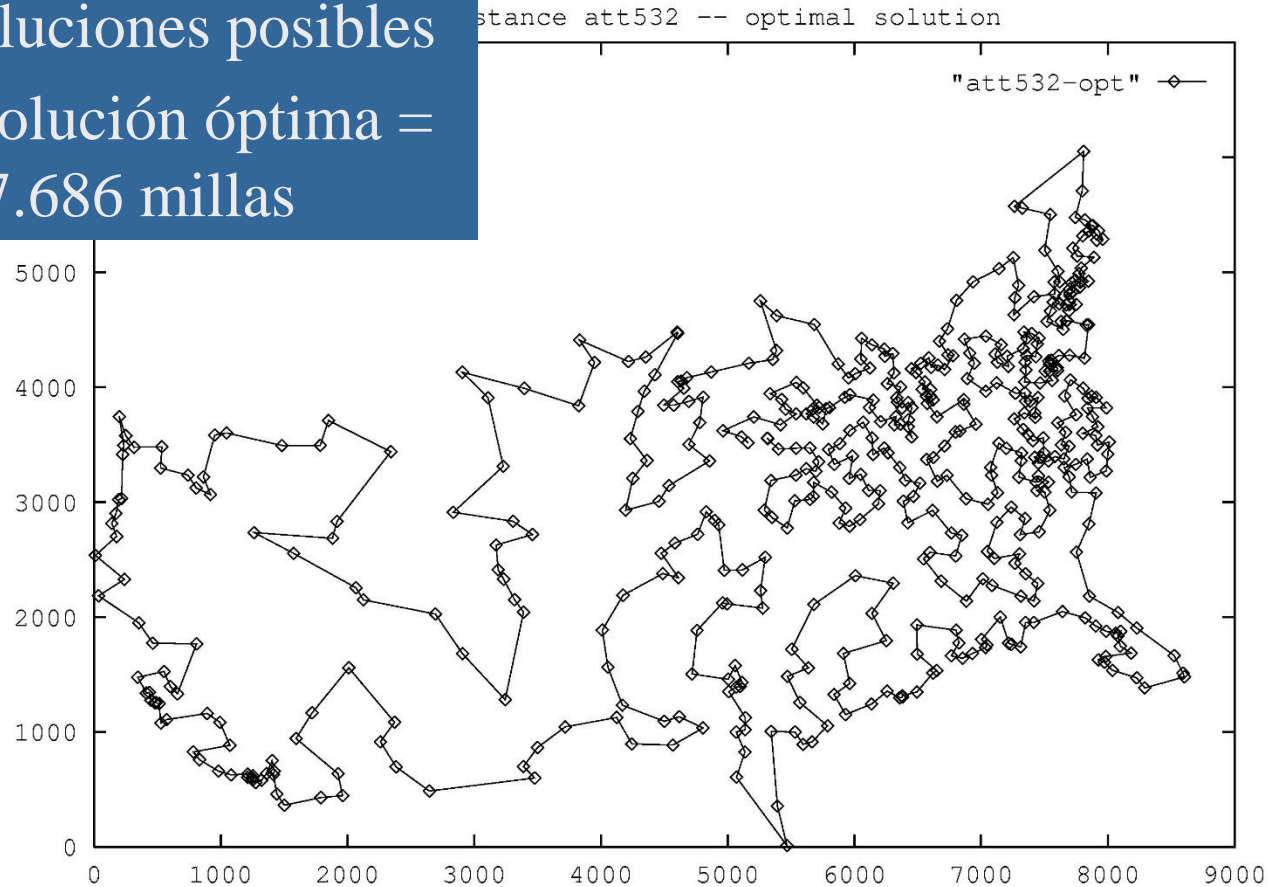


—— Mejor solución
- - - Solución optimal

Iteración: 250 Solución
óptima: 226.64

Ejemplo: El problema del viajante de comercio

532! soluciones posibles
Coste solución óptima =
27.686 millas



METAHEURÍSTICAS

TEMA 1. Introducción a las Metaheurísticas

1. Resolución de problemas mediante algoritmos de búsqueda
2. Algoritmos aproximados
3. Metaheurísticas: definición y clasificación
4. Metaheurísticas: Paralelización
5. Aplicaciones

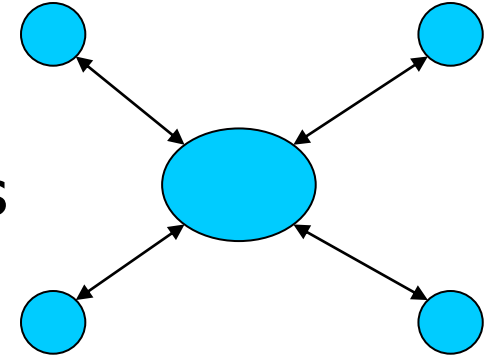
N. Xiong, D. Molina, M. Leon-Ortiz, F. Herrera. A walk into Metaheuristics for Engineering Optimization: Principles, Methods and Recent Trends. International Journal of Computational Intelligent Systems (IJCIS), 8, 2015, 606-636.

B. Melián, J.A. Moreno Pérez, J.M. Moreno Vega. Metaheurísticas: un visión global. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial 19 (2003) 7-28

4. Metaheurísticas: Paralelización

OBJETIVOS

1. Preservar la calidad de las soluciones reduciendo el tiempo de ejecución
2. Incrementar la calidad de las soluciones sin aumentar el tiempo de cálculo
3. Obtener soluciones de mayor calidad debido al efecto sinérgico de la distribución espacial de la búsqueda



METAHEURÍSTICAS

TEMA 1. Introducción a las Metaheurísticas

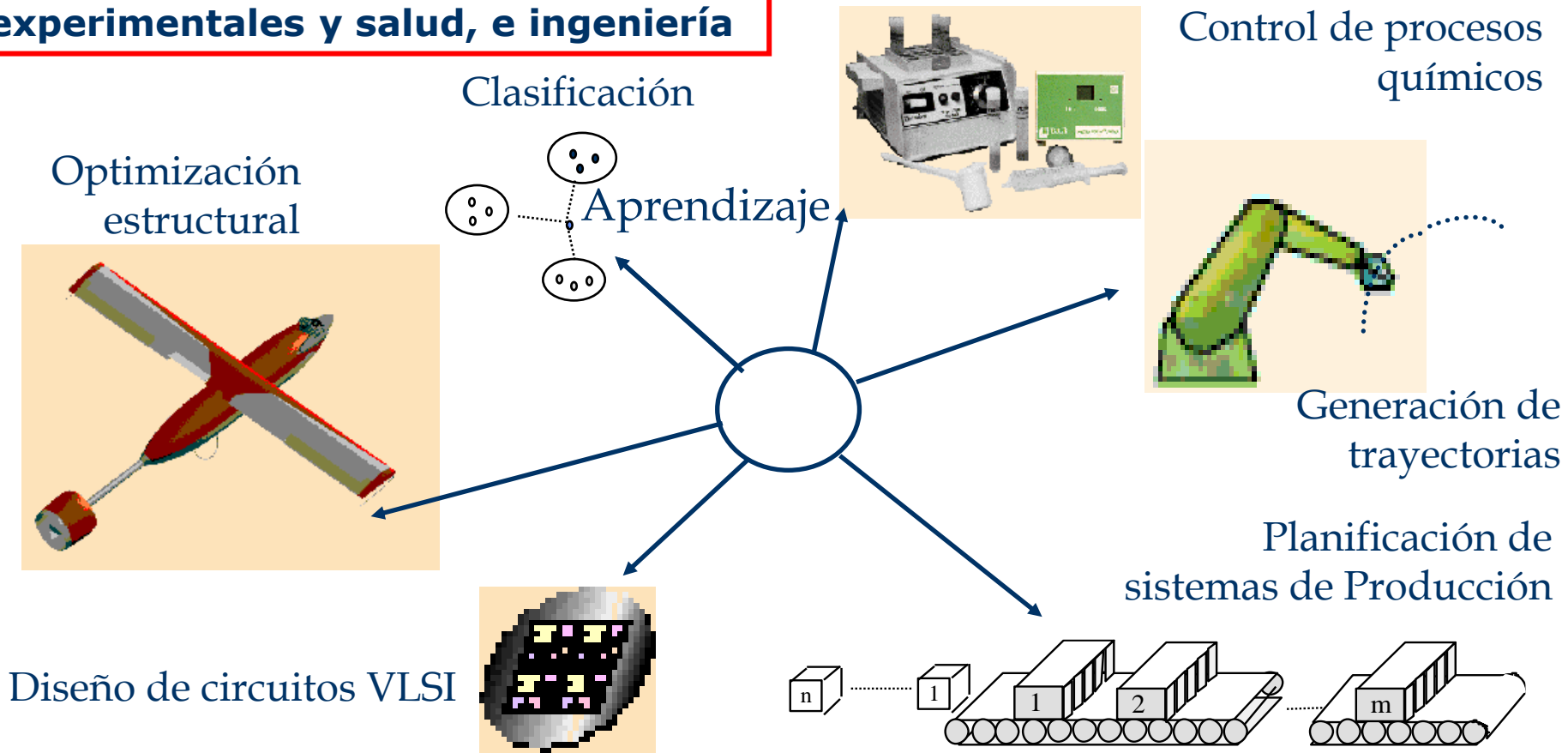
1. Resolución de problemas mediante algoritmos de búsqueda
2. Algoritmos aproximados
3. Metaheurísticas: definición y clasificación
4. Metaheurísticas: Paralelización
5. Aplicaciones

N. Xiong, D. Molina, M. Leon-Ortiz, F. Herrera. A walk into Metaheuristics for Engineering Optimization: Principles, Methods and Recent Trends. International Journal of Computational Intelligent Systems (IJCIS), 8, 2015, 606-636.

B. Melián, J.A. Moreno Pérez, J.M. Moreno Vega. Metaheurísticas: un visión global. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial 19 (2003) 7-28

5. Metaheurísticas: Aplicaciones

Múltiples aplicaciones en todos los ámbitos de las ciencias experimentales y salud, e ingeniería



Ejemplo Real: Equilibrado de líneas de montaje

Proyecto ECSC – Cátedra Nissan UPC : Equilibrado de líneas de montaje en NISSAN (Barcelona). Línea de montaje del **motor del Nissan Pathfinder**



Motor del Pathfinder:

- 747 piezas y 330 referencias en 6 versiones del motor diesel
- 378 operaciones de montaje (incluida la prueba rápida)
- 79 operarios para un turno de 301 motores

Ejemplo Real: Organización de equipos médicos

Information Sciences 326 (2016) 215–226



ELSEVIER

Contents lists available at [ScienceDirect](#)

Information Sciences

journal homepage: www.elsevier.com/locate/ins



An alternative artificial bee colony algorithm with destructive–constructive neighbourhood operator for the problem of composing medical crews



José A. Delgado-Osuna^a, Manuel Lozano^b, Carlos García-Martínez^{c,*}

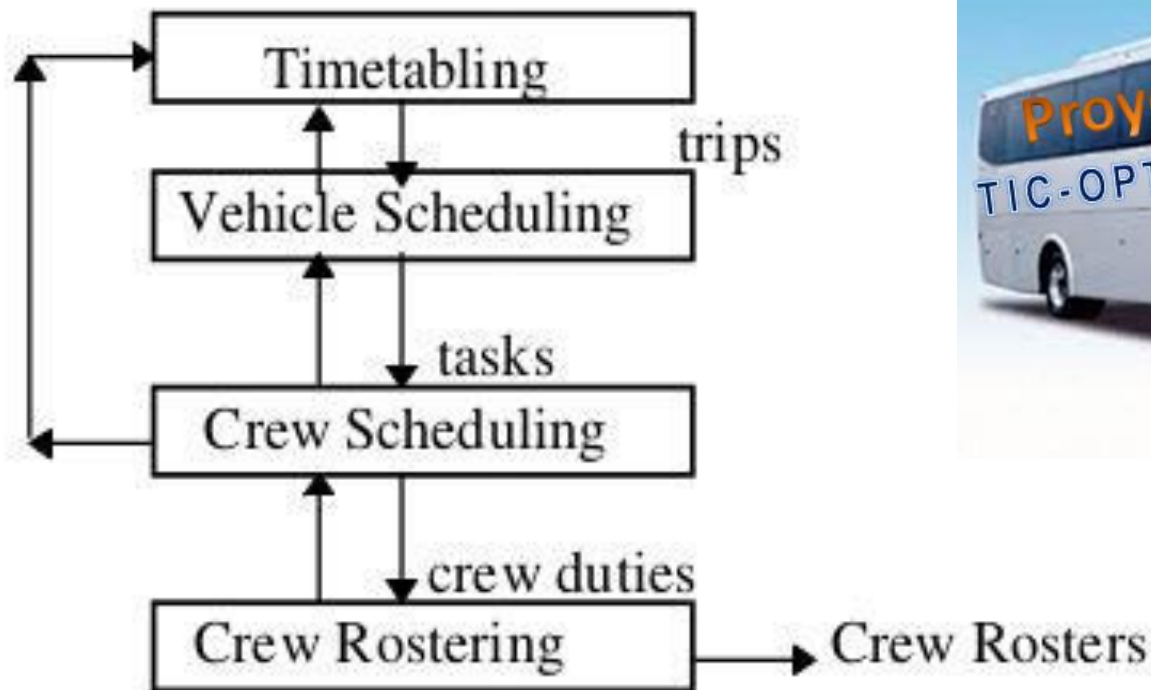
^a Provincial TIC Subdirectorate of Córdoba, U.H. Reina Sofía, Andalusian Health Service, Córdoba 14004, Spain

^b Department of Computer Science and Artificial Intelligence, University of Granada, Granada 18071, Spain

^c Computing and Numerical Analysis Department, University of Córdoba, Córdoba 14071, Spain

Proyecto grupo
investigación SCI²S

Ejemplo Real: Organización de flotas de autobuses

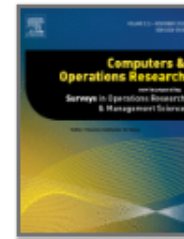


Ejemplo Real: Organización de equipos médicos



Computers & Operations Research

Volume 111, November 2019, Pages 197-213



Optimizing node infiltrations in complex networks by a local search based heuristic

Manuel Lozano ^a , Humberto M. Trujillo ^b 

 [Show more](#)

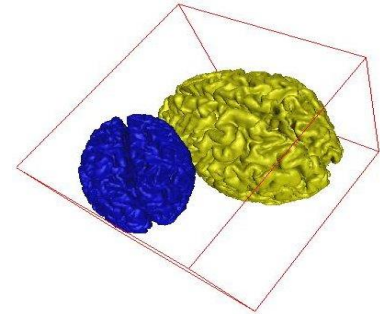
<https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.06.011>

[Get rights and content](#)

**Proyecto grupo
investigación SCI²S**

Ejemplo Real: Registrado de imágenes. Aplicación a la Superposición craneofacial

Algoritmos Genéticos para RI



Ejemplo Real: Registrado de imágenes. Aplicación a la Superposición craniofacial

Búsqueda de la mejor superposición
(Algoritmo Evolutivo)

Error de Registrado

$$f' \cong f^*$$

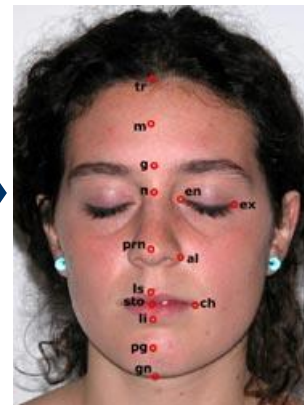
Evaluación f'

Rotación = $\{60^\circ, (0,1,0)\}$
Traslación = $\{2, 0, 1\}...$

Medir la distancia
entre cada par de
puntos de referencia



f'

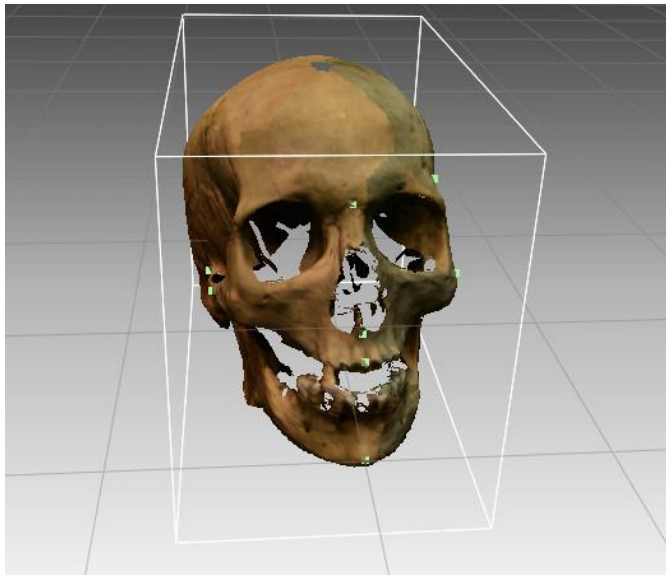


IMAGINÁTICA,
Sevilla, 4 de Marzo
de 2009

Proyecto grupo
investigación SCI²S

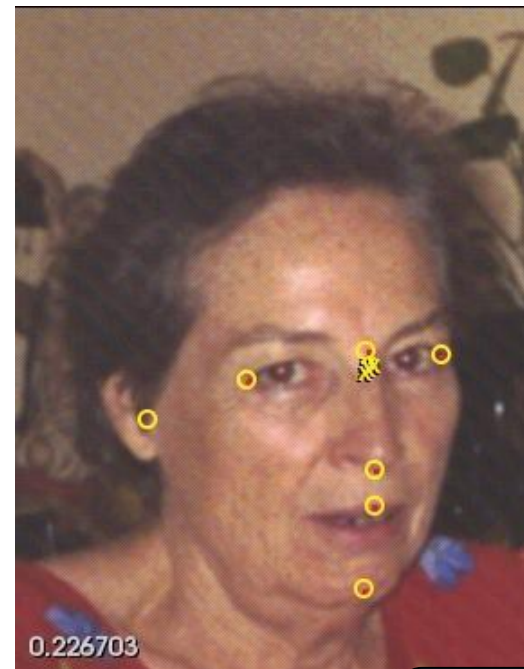
Ejemplo Real: Registrado de imágenes. Aplicación a la Superposición craneofacial

- **Caso real estudiado en el Lab. de Antropología Física de la Universidad de Granada**



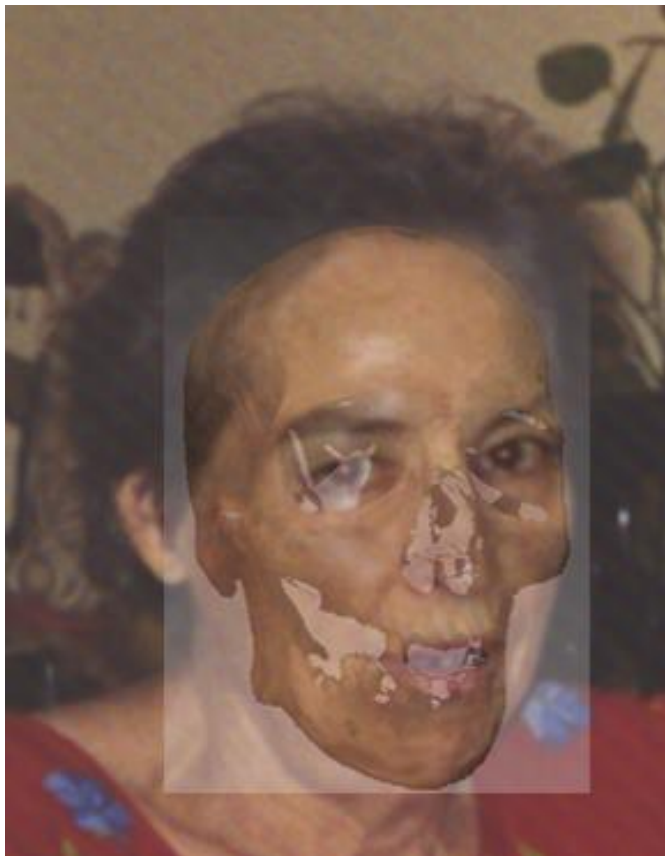
Ejemplo Real: Registrado de imágenes. Aplicación a la Superposición craneofacial

- **Resultados iniciales, usando métodos que no aprovechan la potencia del Soft Computing:**



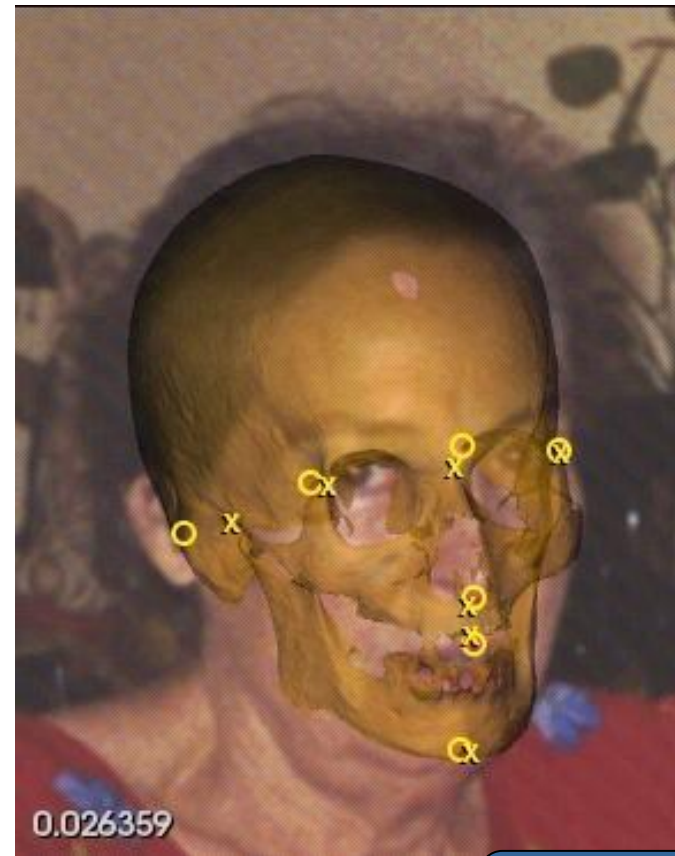
Ejemplo Real: Registrado de imágenes. Aplicación a la Superposición craneofacial

Superposición manual



24 horas

Superposición automática



25 segundos

**Proyecto grupo
investigación SCI²S**

Metaheurísticas: Resumen

Pasos a seguir en la resolución problema de optimización:

1. Modelar el problema (inspirándonos en modelos similares)
2. Identificar si debería resolverse con metaheurísticas
 - Complejidad y dificultad del problema (NP-completitud, tamaño y estructura de las instancias de entrada...)
 - Requerimientos (tiempo de búsqueda, calidad de la solución, ...)
 - Realizar una revisión del estado del arte en algoritmos de optimización para resolver el problema (exactos y aproximados)
3. Si se va a diseñar una metaheurística, se debe determinar:
 - Representación de las soluciones del problema, consistente con respecto a la función de evaluación y operadores.
 - Función objetivo, que guie la búsqueda hacia soluciones “buenas”
 - Manejo de restricciones sobre el espacio de soluciones y los valores de las variables

Metaheurísticas: Resumen

4. Elegir un entorno software para la implementación
5. Toda metaheurística tiene parámetros que se deben ajustar para cada problema y que tienen influencia en la eficiencia y eficacia de la búsqueda.

No existe un conjunto universal de parámetros

6. Evaluación del rendimiento de la metaheurística

Revisión de propuestas de Metaheurísticas

Published: 05 July 2020

Comprehensive Taxonomies of Nature- and Bio-inspired Optimization: Inspiration Versus Algorithmic Behavior, Critical Analysis Recommendations

[Daniel Molina](#) , [Javier Poyatos](#), [Javier Del Ser](#), [Salvador García](#), [Amir Hussain](#) & [Francisco Herrera](#)

[Cognitive Computation](#) **12**, 897–939(2020) | [Cite this article](#)



arXiv.org > cs > arXiv:2002.08136

Search...

Help | Advanced

Computer Science > Artificial Intelligence

[Submitted on 19 Feb 2020 (v1), last revised 20 Feb 2020 (this version, v2)]

Comprehensive Taxonomies of Nature- and Bio-inspired Optimization: Inspiration versus Algorithmic Behavior, Critical Analysis and Recommendations

[Daniel Molina](#), [Javier Poyatos](#), [Javier Del Ser](#), [Salvador García](#), [Amir Hussain](#), [Francisco Herrera](#)

In recent years, a great variety of nature- and bio-inspired algorithms has been reported in the literature. This algorithmic family simulates different biological processes observed in Nature in order to efficiently address complex optimization problems. In the last years the number of bio-inspired optimization approaches in literature has grown considerably, reaching unprecedented levels that dark the future prospects of this field of research. This paper addresses this problem by proposing two comprehensive, principle-based taxonomies that allow researchers to organize existing and future algorithmic developments into well-defined categories, considering two different criteria: the source of inspiration and the behavior of each algorithm. Using these taxonomies we review more than three hundred publications dealing with nature-inspired and bio-inspired algorithms, and proposals falling within each of these categories are examined, leading to a critical summary of design trends and similarities between them, and the identification of the most similar classical algorithm for each reviewed paper. From our analysis we conclude that a poor relationship is often found between the natural inspiration of an algorithm and its behavior. Furthermore, similarities in terms of behavior between different algorithms are greater than what is claimed in their public disclosure: specifically, we show that more than one-third of the reviewed bio-inspired solvers are versions of classical algorithms. Grounded on the conclusions of our critical analysis, we give several recommendations and points of improvement for better methodological practices in this active and growing research field.

Comments: 76 pages, 6 figures

Subjects: **Artificial Intelligence (cs.AI)**

ACM classes: I. 2. 8

Cite as: [arXiv:2002.08136 \[cs.AI\]](#)

(or [arXiv:2002.08136v2 \[cs.AI\]](#) for this version)

Submission history

From: [Daniel Molina Dr.](#) [[view email](#)]

[v1] Wed, 19 Feb 2020 12:34:45 UTC (588 KB)

[v2] Thu, 20 Feb 2020 09:27:38 UTC (767 KB)

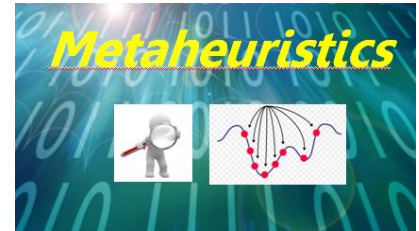
<https://arxiv.org/abs/2002.08136>

Bibliografía general

- [Tal09] E.-G. Talbi. Metaheuristics. From design to implementation. Wiley, 2009
- [Blu03] C. Blum, A. Roli. Metaheuristics in Combinatorial Optimization: overview and conceptual comparison. *ACM Computing Surveys*, 35 (3), 2003, 268-308.
- [Mel03] B. Melián. J.A. Moreno, J.M. Moreno. Metaheurísticas: una visión global. *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial* 9, 2003, 7-28.
- [Xio15] N. Xiong, D. Molina, M. Leon-Ortiz, F. Herrera. A walk into Metaheuristics for Engineering Optimization: Principles, Methods and Recent Trends. *International Journal of Computational Intelligent Systems (IJCIS)*, 8, 2015, 606-636.

METAHEURÍSTICAS

2022-2023



- Tema 1. Introducción a las Metaheurísticas
- Tema 2. Modelos de Búsqueda: Entornos y Trayectorias vs Poblaciones
- Tema 3. Metaheurísticas Basadas en Poblaciones
- Tema 4: Algoritmos Meméticos
- Tema 5. Metaheurísticas Basadas en Trayectorias
- Tema 6. Metaheurísticas Basadas en Adaptación Social
- Tema 7. Aspectos Avanzados en Metaheurísticas
- Tema 8. Metaheurísticas Paralelas