# VC5 - Algoritmos Heurísticos 03MAIR - Algoritmos de optimización

Viu Universidad Internacional de Valencia

# **Preguntas y asuntos pendientes**

- Algoritmo por fuerza bruta
- No consultas sobre código python. Si sobre estrategias de diseño de algoritmos
- Preguntas para el trabajo del Seminario(al final)



# **Agenda**

- 1. Introducción a las metaheurísticas
- 2. Búsqueda aleatoria
- 3. Búsqueda basada en trayectorias
- 4. Métodos basados en trayectorias. Búsqueda Tabú
- 5. Métodos basados en trayectorias. Recocido Simulado
- 6. Métodos constructivos. Multiarranque
- 7. Métodos constructivos. GRASP(greedy randomized adaptative search procedures)
- 8. Métodos constructivos. Colonia de hormigas
- 9. Metaheuristicas bioinspiradas.

#### Introducción a las metaheurísticas

Algoritmos aproximados y heurísticos

Es posible encontrar soluciones próximas al óptimo en problemas complejos(\*) en un tiempo razonable.

- Destinados a usarlos cuando:
  - No hay un método exacto o requiere mucho tiempo(o memoria)
  - No es imprescindible la solución optima pero se quiere una buena solución
- ¿Como puedo encontrar soluciones de alta calidad para una función de objetivo dada?
- Terminología
  - Metaheurísticas: Se refiere a técnicas generales (directriz, estrategia,...) (Freed Glober, 1986)
  - Heurístico: Se refiere a un algoritmo concreto.



(\*)Problemas no abordables por métodos exactos (búsqueda en arboles, programación dinámica,...) en general debido al tamaño del problema

#### Introducción a las metaheurísticas

#### Definición. Metaheurísticas

• Técnicas de algoritmos aproximados, en general iterativos, que exploran el espacio de soluciones con una estrategia "inteligente" o de "sentido común" adaptada al problema.

#### Ventajas:

- Técnicas de propósito general
- En general proporcionan buenos resultados
- Son "fáciles" de implementar
- Algunos admiten tratamiento en paralelo

#### Inconvenientes

- Son aproximados, no exactos
- En general no son deterministas(son probabilistas)
- No existe base teórica(matemática) que los valide.(\*)



# Introducción a las metaheurísticas Exactos vs Heurísticos

#### **Exactos**

- Se obtiene el óptimo
- Tiempo dependiente de la dimensión
- Problemas "pequeños"

#### Heurísticos

- Se obtiene soluciones de calidad
- Tiempo "controlable"
- Problemas "grandes", soluciones "rápidas

#### Medidas de calidad

**Eficacia:** Cuanto "esfuerzo" computacional necesitamos

Bondad: Como de cerca está del óptimo(en promedio)

Robustez: Como de probable es que no obtenga buenas soluciones



#### Introducción a las metaheurísticas

Elementos de las Metaheurísticas Técnicas de diseño de algoritmos \* Divide y vencerás Algoritmos específicos \* Algoritmos voraces \* Programación dinámica \* Etc... Metaheurísticas Estadística Inspiración \* Aleatorización \* Psicología => Aprendizaje \* Funciones de distribución \* Biología => Evolución \* Estimadores \* Terminología => Recocido,... \* Etc... \* Etc... Universidad de Valencia

Hov

Hoy

#### Introducción a las metaheurísticas

### Tipos de Metaheurísticas

• Métodos basados en trayectorias(búsqueda local, enfriamiento simulado, búsqueda tabú, ...)

Métodos constructivos (GRASP, colonia de hormigas, ...)

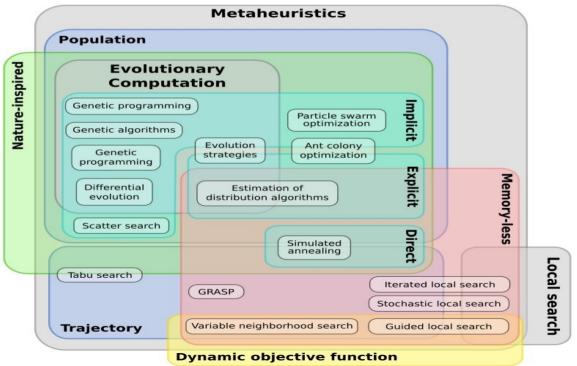
Métodos basados en poblaciones(genéticos, evolutivos, ...)

Otros métodos(híbridos, enjambre de partículas, culturales,...



#### Introducción a las metaheurísticas

**Tipos de Metaheurísticas** 





Fuente: http://metah.nojhan.net/post/2007/10/12/Classification-of-metaheuristics

#### Introducción a las metaheurísticas

#### Características de las Metaheurísticas

- Intensificación: Esfuerzo centrado en la búsqueda de la región actual
- **Diversificación**: Esfuerzo centrado en explorar otras regiones

#### Objetivo: Equilibrio entre Intensificación y Diversificación

- Identificar rápidamente regiones con soluciones de buena calidad
- No emplear mucho esfuerzo en regiones ya exploradas o poco prometedoras

### Búsqueda aleatoria

**Definición:** Es un proceso por el que se van generando soluciones aleatorias en cada iteración y se devuelve la mejor.

```
Inicio
  GENERA(Solución Inicial)
                                                Generación aleatoria
  Solución Actual ← Solución Inicial:
  Mejor Solución ← Solución Actual;
 Repetir
  GENERA(Solución Actual); -
  Si Objetivo(Solución Actual) es mejor que Objetivo(Mejor Solución)
       entonces Mejor Solución ← Solución Actual;
 Hasta (Criterio de parada);
 DEVOLVER (Mejor Solución);
Fin
```



### Búsqueda aleatoria

- Parece un método ingenuo pero podemos calcular la probabilidad de obtener la solución óptima en base al n.º de iteraciones.
- Si hay m soluciones posibles la probabilidad de encontrar el optimo(si es único) es 1/m
- Si generamos n soluciones al azar
- Entonces podemos calcular el número de soluciones a generar para tener una probabilidad p
  de que la solución esté en el conjunto generado.

$$n > \frac{\log(1-p)}{\log\left(1-\frac{1}{m}\right)}$$





### Búsqueda aleatoria

 Valores del n.º de iteraciones (n) necesarios para asegurar una probabilidad p para diferentes tamaños del espacio de soluciones (m)

p(probabilidad)	m(soluciones)	n(iteraciones)
0,9	1000	2.301
0,8	1000	1.609
0,7	1000	1.203
0,6	1000	916
0,5	1000	693
0,9	2000	4.604
0,8	2000	3.218
0,7	2000	2.407
0,6	2000	1.832
0,5	2000	1.386

p(probabilidad)	m(soluciones)	n(iteraciones)
0,9	1000	2.301
0,8	1000	1.609
0,7	1000	1.203
0,6	1000	916
0,5	1000	693
0,9	2000	4.604
0,8	2000	3.218
0,7	2000	2.407
0,6	2000	1.832
0,5	2000	1.386

$$n > \frac{\log(1-p)}{\log\left(1-\frac{1}{m}\right)}$$





### **Búsqueda Aleatoria**

. . . .

**Ejemplo:** TSP – Agente viajero

- **Esquema de representación**: Permutaciones de n ciudades {1,2,....n}
- Función objetivo: Distancia

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

```
- [3, 4, 5, 1, 6, 7, 8, 2] Distancia: 1832

- [4, 3, 5, 2, 6, 7, 1, 8] Distancia: 1283

- [2, 1, 4, 5, 6, 3, 7, 8] Distancia: 1109

- [4, 5, 6, 3, 7, 1, 8, 2] Distancia: 2001
```

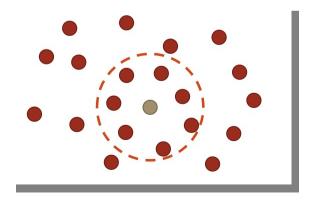


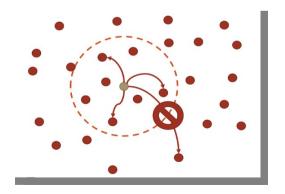


### Búsqueda local

**Definición**: Vecindad

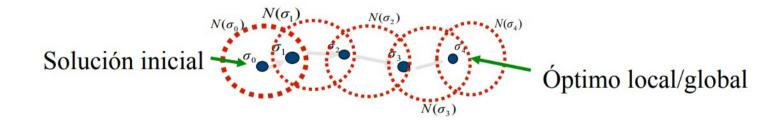
Se refiere a todas las soluciones incluidas en un entorno de la solución de referencia que está delimitado por un operador generador de soluciones(también llamado movimiento).





### Búsqueda local

**Definición:** Es un proceso por el que dada una solución inicial, se va seleccionando iterativamente una nueva solución en el entorno local componiendo una trayectoria.(muy orientada a la <u>intensificación</u> y escaso componente diversificador)

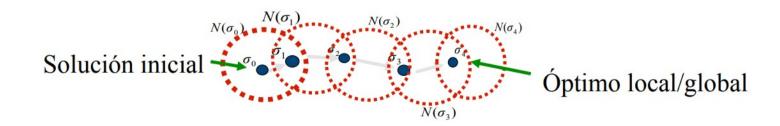




### Búsqueda local

#### Elementos básicos:

- Establecer solución inicial
- Establecer una codificación para las soluciones
- Establecer un operador de generación de vecino (estructura de entorno)
- Establecer un criterio de parada para finalizar la iteración



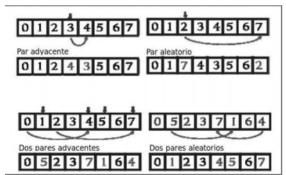
#### Búsqueda local

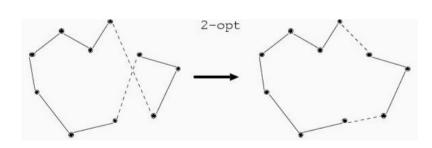
**Ejemplo:** TSP – Agente viajero

- Esquema de representación: Permutaciones de n ciudades {1,2,....n}
- Función objetivo: Distancia

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

- Solución inicial: Generar una permutación aleatoria
- Operador generador de soluciones: Intercambiar valores de 2 en 2







**Hasta** (Criterio de parada);

Fin

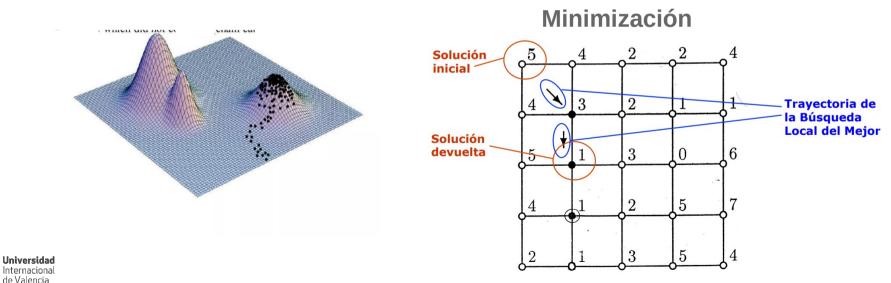
DEVOLVER (Mejor Solución);

**Búsqueda local** !Oio! Pueden Inicio **Procedimiento:** generarse peores GENERA(Solución Inicial) soluciones Solución Actual ← Solución Inicial: Mejor Solución ← Solución Actual: Repetir Solución Vecina ← GENERA VECINO(Solución Actual); Si Acepta(Solución Vecina) entonces Solución Actual ← Solución Vecina; Si Objetivo(Solución Actual) es mejor que Objetivo(Mejor Solución) entonces Mejor Solución ← Solución Actual;



### Búsqueda local. Desventajas

Escapar de máximos(o mínimos) locales



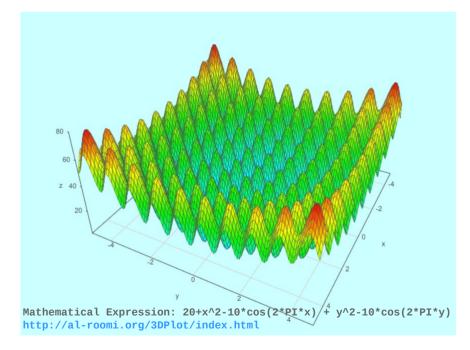
Búsqueda local. ¿Qué es escapar de máximos(mínimos) locales?

# Ejemplo: Función Rastrigin

$$f(\mathbf{x}) = 10d + \sum_{i=1}^{d} \left[ x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) \right]$$

#### Mínimo global:

$$f(\mathbf{x}^*) = 0$$
, at  $\mathbf{x}^* = (0, \dots, 0)$ 





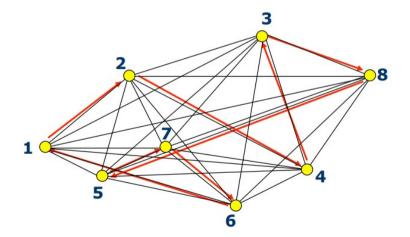
### Búsqueda local. Desventajas

- Escapar de máximos(mínimos) locales. 3 opciones(técnicas):
  - Modificar la estructura de entornos búsqueda en entornos variables
  - Permitir movimientos peores respecto a la solución actual búsqueda tabú, recocido simulado
  - Volver a comenzar con otra solución inicial búsquedas multi-arranque

Búsqueda local.

Estructura de entornos para el ejemplo del agente viajero

Solución (aleatoria) inicial: (1 2 4 3 8 5 7 6)





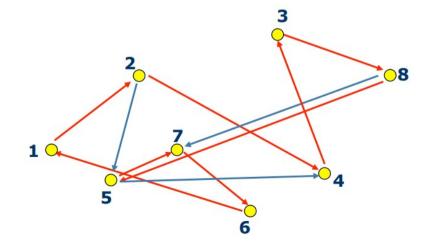


Búsqueda local.

#### Estructura de entornos para el ejemplo del agente viajero

Opción 1: Se elige un elemento, se extrae y se inserta en una posición determinada
 (1 2 4 3 8 5 7 6)

(1 2 **5** 4 3 8 7 6)



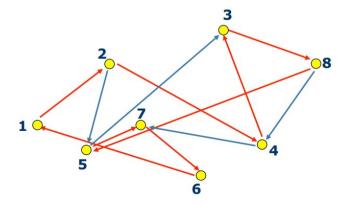




Búsqueda local.

#### Estructura de entornos para el ejemplo del agente viajero

• Opción 2: Se eligen dos elementos y se intercambian



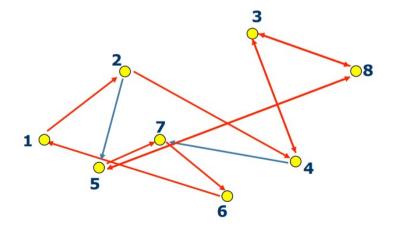




Búsqueda local.

#### Estructura de entornos para el ejemplo del agente viajero

Opción 3: se elige una sub-lista y se invierte el orden



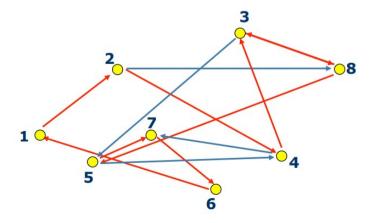




Búsqueda local.

#### Estructura de entornos para el ejemplo del agente viajero

Opción 4: se elige una sub-lista y se baraja







Búsqueda local.

### Estructura de entornos para el ejemplo del agente viajero

- ¿como de diferente pueden ser las soluciones vecinas según el operador?
- ¿cual es el tamaño del entorno según que operador?
- ¿es lo mismo un generador para el agente viajero que para otro problema?

**Definición:** Es un proceso de búsqueda por entornos con uso de **memoria adaptativa**.

- El termino proviene de comportamientos socioculturales en los que se establecen prohibiciones que desaparecen con el tiempo.
- La memoria adaptativa consiste en una lista tabú que permite:
  - restringir el entorno de búsqueda
  - intensificar sobre zonas de espacio de búsqueda ya visitadas
  - diversificar sobre zonas del espacio de búsqueda poco o nada visitadas

#### **Fundamentos:**

- Permitir movimientos a soluciones peores para escapar de mínimos locales
- Evitar recorridos cíclicos evitando generar (repetidamente) soluciones ya generadas anteriormente (lista tabú)
- Re-inicialización del proceso junto con la lista tabú para conseguir intensificación(\*) y diversificación(\*\*)

#### **Estrategias:**

- Memoria a corto plazo con el objetivo de evitar el ciclado.
- Memoria a largo plazo con el objetivo tanto de intensificar como de diversificar.



(\*)intensificación: regresar a regiones ya exploradas (\*\*)diversificación: visitar nuevas regiones no exploradas (con multiarranque)

#### Estructura de la lista tabú:

- Lista de **soluciones** tabú: se identifican soluciones ya visitadas y se marcan como tabú para no volver a ellas (no se considera en el vecindario).
- Lista de **movimientos** tabú: se eliminan del entorno todos los vecinos que resultan de aplicar un movimiento tabú
- Lista de atributos tabú: se eliminan del entorno todos los vecinos que tienen un determinado atributo tabú

#### Estructura de la lista tabú.

Ejemplo: Lista tabú de soluciones para el TSP

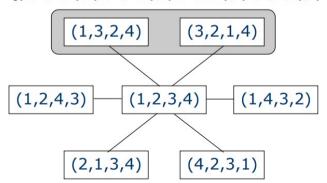
#### Lista tabú de soluciones:

$$LT = \{ (1,3,2,4), (3,1,2,4), (3,2,1,4) \}$$

Operador de vecino: 2-opt  $S_{act} = (1,2,3,4)$ 

Vecindario reducido de S<sub>act</sub>:

$$\mathsf{E}^*(\mathsf{S}_{\mathsf{act}}) = \{(2,1,3,4),\, \frac{(3,2,1,4)}{(3,2,1,4)},\, (4,2,3,1),\, \frac{(1,3,2,4)}{(1,4,3,2)},\, (1,4,3,2),\, (1,2,4,3)\, \}$$







Estructura de la lista tabú.

Ejemplo: Lista tabú de movimientos para el TSP

$$LT = \{ (1,3), (2,4) \}$$
 Operador de vecino: 2-opt  $S_{act} = (1,2,3,4)$  Vecindario reducido de  $S_{act}$ : 
$$E^*(S_{act}) = \{ (2,1,3,4), \frac{(3,2,1,4)}{(3,2,1,4)}, \frac{(1,3,2,4)}{(4,2,3,1)}, \frac{(1,3,2,4)}{(1,3,2,4)}, \frac{(1,3,2,4)}{(1,3,2,4)}$$



# Metaheurísticas: Recocido simulado - SA(Simulated annealing)(\*)

**Definición:** Es un proceso de búsqueda por entornos basado en la **aceptación probabilista** de soluciones.

- El termino proviene del tratamiento de metales y procesos termodinámicos. Se realiza un enfriamiento controlado con el objetivo de proporcionar determinada estructura al metal (simulated annealing).
- Se aceptan probabilísticamente soluciones peores según la frecuencia de movimientos de escape(aquellos que dan lugar a peores soluciones) por la que se van disminuyendo según una función de probabilidad.
- Propósito: Diversificar al principio e intensificar al final.



#### Metaheurísticas: Recocido simulado - SA

Analogías con el proceso físico

Simulación Termodinámica	Optimización Combinatoria	
<ul><li>Estados del sistema</li></ul>	<ul> <li>Soluciones factibles</li> </ul>	
<ul><li>Energía</li></ul>	■ Coste	
<ul><li>Cambio de estado</li></ul>	■ Solución en el entorno	
■ Temperatura	<ul> <li>Parámetro de control</li> </ul>	
<ul><li>Estado congelado</li></ul>	■ Solución heurística	

#### Metaheurísticas: Recocido simulado - SA

Esquema básico

Temperatura inicial alta

Criterio de aceptación

se solución actual

También se acepta con

probabilidad p(n)

Criterio de parada:

T=0Ó

n.º de iteraciones

 $T \leftarrow T_0$ Generar una solución inicial  $x_1$  en X;  $F^* \leftarrow F(x_1)$  $x^* \leftarrow x_1$ 

While la condición de parada no se satisfaga do Generar aleatoriamente un x en el entorno  $V(x_n)$  de  $x_n$ 

if  $F(x) \leq F(x_n)$ , then  $x_{n+1} \leftarrow x$ 

if  $F(x) \leq F^*$ , then  $F^* \leftarrow F(x) y x^* \leftarrow x$ 

else, generamos un número p aleatorio entre [0,1]

end if

if  $p \leq p(n)$  then  $x_{n+1} \leftarrow x$ 

end if

Se desminuye la temperatura según el programa de enfriamiento end do

## Metaheurísticas: Recocido simulado - SA

Función de probabilidad p(n) para aceptar soluciones peores

Depende la temperatura(T) y de de la diferencia de costes de las soluciones

$$P_{aceptación} = exp(-\delta/T)$$

- A mayor temperatura => mayor probabilidad de aceptar peores soluciones
- A menor diferencia de costes => mayor probabilidad de aceptar peores soluciones

$$\delta = C(s') - C(s)$$
  
 $s = solución actual$   
 $s' = solución vecina$ 

## Metaheurísticas: Recocido simulado - SA

#### Mecanismos de enfriamiento. Descenso de la temperatura

- Descenso constante
- Basado en descensos sucesivos por tramos dependiendo de la iteración
- Descenso exponencial  $T_{k+1} = \alpha \cdot T_k$
- Criterio de Boltzmann:  $T_k = T_0 / (1 + \log(k))$
- Esquema de Cauchy:  $T_k = T_0 / (1 + k)$

# Metaheurísticas. Métodos constructivos. Multiarranque

**Definición:** Es un proceso de búsqueda en el que se **repiten** los dos procesos principales de búsqueda, generación de **solución inicial** y **búsqueda local** hasta satisfacer un **criterio de parada** establecidos.

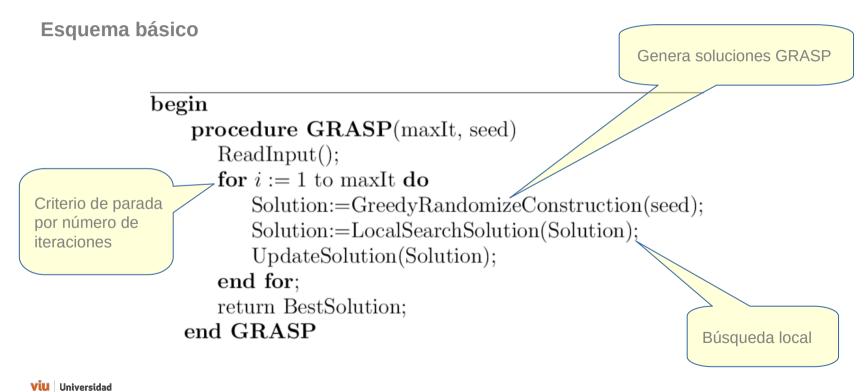
- La soluciones iniciales puede ser puramente aleatoria o "dirigidas" según las características del problema para que sean de buena calidad.
- Parar la búsqueda local en cada repetición se puede usar cualquier método de búsqueda.
- El criterio de parada puede establecerse en fijar el número de iteraciones en cada repetición o basado en la evolución de las soluciones.

**Definición:** Es un proceso **multiarranque** de búsqueda **voraz**, **aleatorio** y **adaptativo** (greedy randomized adaptative search procedures – GRASP, Feo y Resende, 1995)

Se trata de un proceso combinado:

- Voraz se refiere a la construcción de soluciones iniciales por algún método voraz para que sean de calidad.
- Aleatorio se refiere a controlar la "voracidad". En lugar de comportarse 100% voraz (probabilidad = 1 de elegir el mejor elemento para la solución) se añade una probabilidad sobre un conjunto de elementos candidatos.
- Adaptativo se refiere a que los beneficios del nuevo elemento se evalúan para condicionar la elección de los siguientes.





de Valencia

GRASP.

Ejemplo: TSP

- Voracidad, criterio al elegir siempre la ciudad más cercana(ya sabemos que esto no da el óptimo pero puede dar mejores soluciones que una elección aleatoria)
- Aleatoriedad, no se elige la ciudad más cercana, sino con alguna probabilidad de entre las más cercanas.
- Adaptativo, no lo tendremos en cuenta en este caso



GRASP.

Ejemplo: TSP – 6 ciudades comenzando por la ciudad 1

LRC – Lista Restringida de Candidatos

Uniforme – Elección aleatoria según distribución Uniforme

Distancias									
10	1	2	3	4	5	6	LRC	Uniforme	Solución
1	-	23	54	17	132	41	$\{4, 2, 6\}$	6	(16)
6	-	48	31	142	39	(=.)	$\{3, 5, 2\}$	3	(163)
3	-	12	-	45	28	-	$\{2, 5, 4\}$	5	(1635)
5	-	59	-	22	-	-	{4, 2}	2	(16352-)
2	•	-	-	100	-	-	{4}	4	(163524)





# Metaheurísticas Bioinspiradas.

- Colonias de hormigas(ACO): Marco Dorigo (1992)
- Optimización del enjambre de partículas(PSO) : Eberhart, R. y Kennedy, J. (1995).
- Optimización de la búsqueda de bacterias(BFOA): Passino, KM (2002).
- Cat Swarm Optimization(CAT): Chu, SC, Tsai, PW y Pan, JS (2006).
- Colonia de abejas artificiales(ABC): Karaboga, D. y Basturk, B. (junio de 2007).
- Optimización de ballenas(WOA): Mirjalili, S. y Lewis, A. (2016).
- Optimización de peces vela(Sailfish) (SFO): Shadravan, S., Naji, HR y Bardsiri, VK (2019).
- Optimización del Halcón de Harris(HHO): Heidari, AA, Mirjalili, S., Faris, H., Aljarah, I., Mafarja, M. y Chen, H. (2019).



**Definición:** Es un proceso **multiagente** de búsqueda en el que cada agente se encarga de **construir probabilísticamente** soluciones aprovechando **información de otros agentes**.

(Ant Colony Optimization – ACO, Marco Dorigo, 1992)

#### Donde:

- **Multiagente** se refiere la utilización de varios agentes que realizan una determinada tarea de búsqueda basada en instrucciones sencillas.
- Construcción probabilista se refiere a que cada agente tomará decisiones según las instrucciones con alguna función de probabilidad.
- La información generada por cada agente es compartida con el resto de la comunidad de agentes (feromonas).



Comida

# Metaheurísticas. Métodos constructivos. Colonias de hormigas

#### **Fundamentos**

- Se basa en el comportamiento de comunidades de individuos generan comportamientos aparentemente complejos pero basados en reglas sencillas.
- Un rastro de feromonas indica a otros agentes(hormigas) que deben seguir ese rastros.

• Un componente aleatorio para seguir el rastro puede provocar el descubrimiento de nuevas soluciones mejores que se verán reforzadas por que el rastro permanecerá más tiempo que otros.

Hormiguero



Comida

# Metaheurísticas. Métodos constructivos. Colonias de hormigas

#### Definición de los rastros de feromonas

- Depositar en cada componente de la solución una cantidad de feromonas proporcional a la calidad de la solución. (En problemas de minimización, inversamente proporcional a valor de la función objetivo)
- Evaporación de feromonas en el tiempo para evitar convergencia a mínimos locales (función exponencial en el tiempo para que sea intensa al principio)
- Incorporación de reglas centralizadas (sin interpretación biológica) que en algunos problemas pueden mejorar el rendimiento (procedimiento demonio). P.Ej. Rastros iniciales de feromonas o rastros extras en algunos nodos o elementos de las soluciones.



## Ventajas sobre otros métodos constructivos

- La componente probabilista permite encontrar gran variedad de soluciones
- Compartir información sirve de guía para encontrar mejores soluciones(aprendizaje reforzado).
- Es posible mejorar la robustez del algoritmo aumentando el número de agentes.
- Permite un buen balance entre intensificación(con el refuerzo de la feromona) y diversificación(con el componente probabilístico y la evaporación)



## Esquema básico

Depositar una cantidad de feromona inicial en todas las aristas Crear m hormigas

#### Repetir:

Reiniciar hormigas

Cada hormiga Construir solución usando feromonas y coste de aristas

Cada hormiga: Depositar feromona en aristas de la solución

Evaporar feromona de todas las aristas

Devolver: la mejor solución



## Colonia de hormigas - ACO

Ejemplo: TSP (fue el primer problema abordado con esta técnica)

- Cada agente debe guardar el recorrido parcial.
- En cada paso elegir entre las ciudades más cercanas según una probabilidad asociada a la cantidad de feromonas existente(\*)
- Depositar(incrementar) una cantidad de feromona sobre la arista utilizada.

(\*) Inicializar con alguna cantidad inicial de feromonas o nunca considerar 0 feromonas para no evitar sistemáticamente ciertas rutas.



Hoy

## Introducción a las metaheurísticas

## Tipos de Metaheurísticas

Métodos basados en trayectorias(búsqueda local, enfriamiento simulado, búsqueda tabú, ...)

Métodos constructivos(GRASP, colonia de hormigas, ...).

Métodos basados en poblaciones(genéticos, evolutivos,...)

Otros métodos(híbridos, enjambre de partículas, culturales,...



Zevis

Hoy

## Metaheurísticas. Otros métodos constructivos

#### Técnicas híbridas

- Están tomando protagonismo en los últimos años dado los estudios con buenos resultados para algunos problemas(académicos y prácticos).
- Diferentes modos de combinación entre las métodos metaheuristicas.
  - Un método se introduce dentro de otro.
  - Dos o más métodos combinados en serie para mejorar soluciones.
  - Dos o más métodos combinados en paralelo para mejorar la diversidad.
  - Dividiendo el espacio de soluciones en subproblemas.

#### Otras Metaheuristicas

https://en.wikipedia.org/wiki/List\_of\_metaphor-based\_metaheuristics



## Próximo día, prácticas sobre TSP:

Resolución por búsqueda aleatoria

Resolución por Búsqueda local

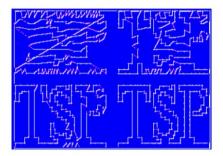
Resolución por recocido simulado

Planteamiento por Colonia de Hormigas - ACO



# El problema del agente viajero – TSP. TSPLIB

Juegos de datos para poner a prueba nuestros diseños al resolver el problema del TSP



#### **TSPLIB**

http://elib.zib.de/pub/mp-testdata/tsp/tsplib/

TSPLIB is a library of sample instances for the TSP (and related problems) from various sources and of various types. Instances of the following problem classes are available.

#### Symmetric traveling salesman problem (TSP)

Given a set of n nodes and distances for each pair of nodes, find a roundtrip of minimal total length visiting each node exactly once. The distance from node i to node i is the same as from node i to node i.



Universidad Internacional de Valencia

Best known solutions for symmetric TSPs



# Preparación de los datos

## Descargar el juego de datos

```
import urllib.request

file = "swiss42.tsp"

urllib.request.urlretrieve("http://elib.zib.de/pub/mp-testdata/tsp/tsplib/tsp/swiss42.tsp", file)

#42 cities Switzerland (Fricker) en formato matriz
#http://elib.zib.de/pub/mp-testdata/tsp/tsplib/tsp/swiss42.tsp

#48 capitals of the US (Padberg/Rinaldi) en formato coordenadas
#http://elib.zib.de/pub/mp-testdata/tsp/tsplib/tsp/att48.tsp
```

http://elib.zib.de/pub/mp-testdata/tsp/tsplib/tsp/index.html





# Preparación de los datos

## Instalar y cargar módulos

```
#https://tsplib95.readthedocs.io/installation.html
!pip install tsplib95
```

```
import tsplib95
import random
from math import e
```





# Preparación de los datos

## Cargar datos del problema

NOMBRE: swiss42

TIPO: TSP

COMENTARIO: 42 Staedte Schweiz (Fricker)

DIMENSION: 42

EDGE\_WEIGHT\_TYPE: EXPLICIT

EDGE\_WEIGHT\_FORMAT: FULL\_MATRIX

EDGE WEIGHT SECTION

0 15 30 23 32 55 33 37 92 114 92 110 96 90 74 76 82 72 78 82 159 122 131 206 112 57 28 43 70 15 0 34 23 27 40 19 32 93 117 88 100 87 75 63 67 71 69 62 63 96 164 132 131 212 106 44 33 5: 30 34 0 11 18 57 36 65 62 84 64 89 76 93 95 100 104 98 57 88 99 130 100 101 179 86 51 4 18 23 23 11 0 11 48 26 54 70 94 69 75 75 84 84 89 92 89 54 78 99 141 111 109 89 89 11 11 11 54 32 27 18 11 0 40 20 58 67 92 61 78 65 76 83 89 91 95 43 72 110 141 116 105 190 81 34 19 35 55 40 57 48 40 0 23 55 96 123 78 75 36 36 66 66 63 95 34 34 137 174 156 129 224 90 15 59 75 33 19 36 26 20 23 0 45 85 111 75 82 69 60 63 70 71 85 44 52 115 161 136 122 210 91 25 37 54 37 32 65 54 58 55 45 0 124 149 118 126 113 80 42 42 40 40 87 87 94 158 158 163 242 135 65 65 92 93 62 70 67 96 85 124 0 28 29 68 63 122 148 155 156 159 67 129 148 78 80 39 129 46 82 65 114 117 84 94 92 123 111 149 28 0 54 91 88 150 174 181 182 181 95 157 159 50 65 27 102 65 110 100 89 89 78 75 82 126 68 91 39 0 14 80 129 139 135 167 39 98 187 136 148 81 186 28 61 95 96 87 76 75 65 62 69 113 63 88 34 14 0 72 117 128 124 153 26 88 174 136 142 82 187 32 48 79 90 75 93 84 76 36 60 80 122 150 99 80 72 0 59 71 63 116 56 25 170 201 189 151 252 104 44

74 63 95 84 83 56 63 42 148 174 134 129 117 59 0 11 8 63 93 35 135 223 195 184 273 146

```
problem = tsplib95.load_problem(file)

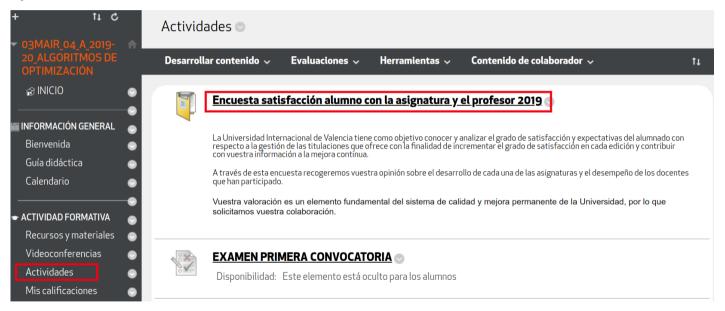
#Nodos
Nodos = list(problem.get_nodes())

#Aristas
Aristas = list(problem.get_edges())
```

Viu Universidad Internacional de Valencia Adelanto Adelanto

## Actividad. Encuesta de satisfacción

• Disponible hasta 6/7/2020





# Ampliación de conocimientos y habilidades

- Bibliografía
  - Duarte, A. (2008). Metaheurísticas. Madrid: Dykinson.
  - Hillier, F. S., y Lieberman, G. J. (2015). Investigación de Operaciones. (Capítulo 14. Metaheurísticas)
  - Inteligencia Artificial inspirada en la Vida José Muñoz Pérez http://libros.metabiblioteca.org:8080/bitstream/001/257/8/978-84-9747-330-9.pdf
- Practicar











# **SE – Problemas del seminario** 03MAIR – Algoritmos de optimización

Viu Universidad Internacional de Valencia

## **Problemas**

- 1. Organizar sesiones de doblaje
- 2. Planificar los horarios de una jornada de la Liga
- 3. Cifras y operaciones



Plantilla para el documento

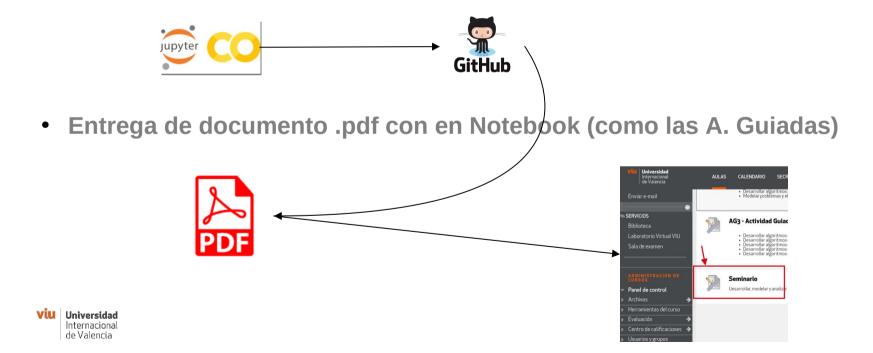


https://colab.research.google.com/drive/1NVFHsnmrE-wFLX8y1SC3tKlh2et5FOz8





Generar un Notebook en GitHub (carpeta SEMINARIO)



Cabecera

de Valencia



# - Algoritmos de optimización - Seminario

Nombre y Apellidos:  Url https://github.com//03MAIRAlgoritmos-de-Optimizacio  Problema:	n2019/tree/master/SEMINARIO
Descripción del problema:(copiar enunciado)   (*) La respuesta es obligatoria	Añadir texto del enunciado
[]	



(*)¿Cuantas posibilidades hay sin tener en cuenta las restricciones?							
¿Cuantas posibilidades hay teniendo en cuenta todas las restricciones.							
Despusate							
Respuesta Texto	Obligatoria						
[ ] Código python							





- (\*)¿Cuantas posibilidades hay sin tener en cuenta las restricciones?
- ¿Cuantas posibilidades hay teniendo en cuenta todas las restricciones.
- (\*) ¿Cual es la estructura de datos que mejor se adapta al problema? Argumenta la respuesta
   (Es posible que hayas elegido una al principio y veas la necesidad de cambiar, argumenta)
- (\*)¿Cual es la función objetivo?
- (\*)¿Es un problema de maximización o minimización?





- Diseña un algoritmo para resolver el problema por fuerza bruta
- Calcula la complejidad del algoritmo por fuerza bruta
- (\*)Diseña un algoritmo que mejore la complejidad del algoritmo por fuerza bruta. Argumenta porque crees que mejora el algoritmo por fuerza bruta
- (\*)Calcula la complejidad del algoritmo
- Según el problema (y tenga sentido), diseña un juego de datos de entrada aleatorio.





- Aplica el algoritmo al juego de datos aleatorio generado.
- Enumera las referencias que has utilizado(si ha sido necesario) para llevar a cabo el trabajo
- Describe brevemente en unas líneas como crees que es posible avanzar en el estudio del problema. Ten en cuenta incluso posibles variaciones del problema y/o variaciones al alza del tamaño.

## Evaluación.

#### **Total 13 cuestiones:**

6 obligatorias(\*), aseguran 7/10

- 7 opcionales , añaden 2 puntos más: 9/10
- 1 punto por presentación, descripción
  - lenguaje claro
  - código comentado
  - acompaña ilustraciones si es necesario(imágenes)

. . .

Fecha limite de entrega 1ª convocatoria: 25/01/2021

Fecha limite de entrega 2ª convocatoria: 11/02/2021



# Gracias

raul.reyero@campusviu.es

