

Metaheurísticas

Unidad 4
Metaheurísticas basadas en Adaptación Social

Tema 1: Sistemas de Hormigas

Objetivos

- Conocer los elementos y diseño de Metaheurísticas basadas en Adaptación Social
- Analizar las principales características de los modelos basados en colonias de hormigas
- Capacidad para analizar problemas y resolverlos mediante este tipo de Metaheurísticas

Bibliografía

- [Dor97] M. Dorigo, L.M. Gambardella, Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, Vol. 1, n° 1, 1997, 53–66
- [Bon99] E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Theraulaz *Swarm Intelligence. From Nature to Artificial Systems*. Oxford University Press, 1999.
- [Ken01] Kennedy, J., Eberhart, R. C., and Shi, Y. *Swarm intelligence*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.

Motivación

- **Algoritmos o mecanismos distribuidos de resolución de problemas inspirados en el comportamiento colectivo de colonias de insectos sociales u otras sociedades de animales**

La inteligencia colectiva emergente de un grupo de agentes simples



*Bancos de Peces
Bandadas de Pájaros*



*Sociedades
de Insectos*

Motivación

- La complejidad y la sofisticación de auto-organización se lleva a cabo sin un líder claro
- Los **modelos** de las colonias/sociedades de insectos por medio de **sistemas auto-organizativos** puede ayudar al diseño de **sistemas artificiales distribuidos** para la resolución de problemas

Motivación

ABEJAS



- Todas las abejas cooperan
- Regulan la temperatura de la colmena
- Eficiencia mediante la especialización de las tareas en la labor de la colonia
- La comida se explota según la calidad y distancia desde la colmena

Motivación

TERMITAS

- Nidos son construidos con forma de cono con paredes externas y conductos de ventilación
- Las cámaras de la camada se encuentra en el centro de la colmena
- Rejillas de ventilación en espiral
- Columnas de soporte

Motivación

HORMIGAS

¿cómo funcionan
estos insectos?

Motivación

La complejidad y sofisticación de la auto-organización se lleva a cabo sin un líder

Lo que podemos aprender de los insectos sociales lo podemos aplicar al campo del diseño de Sistemas Inteligentes

Swarm Intelligent Systems

La modelización de los insectos sociales por medio de la auto-organización puede ser de ayuda para el diseño de modelos artificiales distribuidos de resolución de problemas

Motivación

Swarm Intelligent Systems

Particle Swarm Optimization (PSO) es la optimización basada en nubes de partículas

Ant Colony Optimization (ACO) es la optimización basada en colonias de hormigas

Bee Colony Optimization (BCO) es la optimización basada en colonias de abejas

Motivación

Swarm Intelligent Systems

Particle Swarm Optimization (PSO) es la optimización basada en nubes de partículas

Ant Colony Optimization (ACO) es la optimización basada en colonias de hormigas

Bee Colony Optimization (BCO) es la optimización basada en colonias de abejas

Índice

1. Las colonias de hormigas naturales
2. Algoritmos de optimización basadas en colonias de hormigas
3. Aplicaciones
4. Aspectos avanzados

Las colonias de hormigas naturales

Analogía más cercana es la resolución de grafos o caminos dirigidos

Las hormigas son CIEGAS

mientras buscan comidas, depositan rastros de feromona que atraen a otras hormigas

CAMINOS MÍNIMOS ENTRE LA COMIDA Y EL HORMIGUERO

Las colonias de hormigas naturales

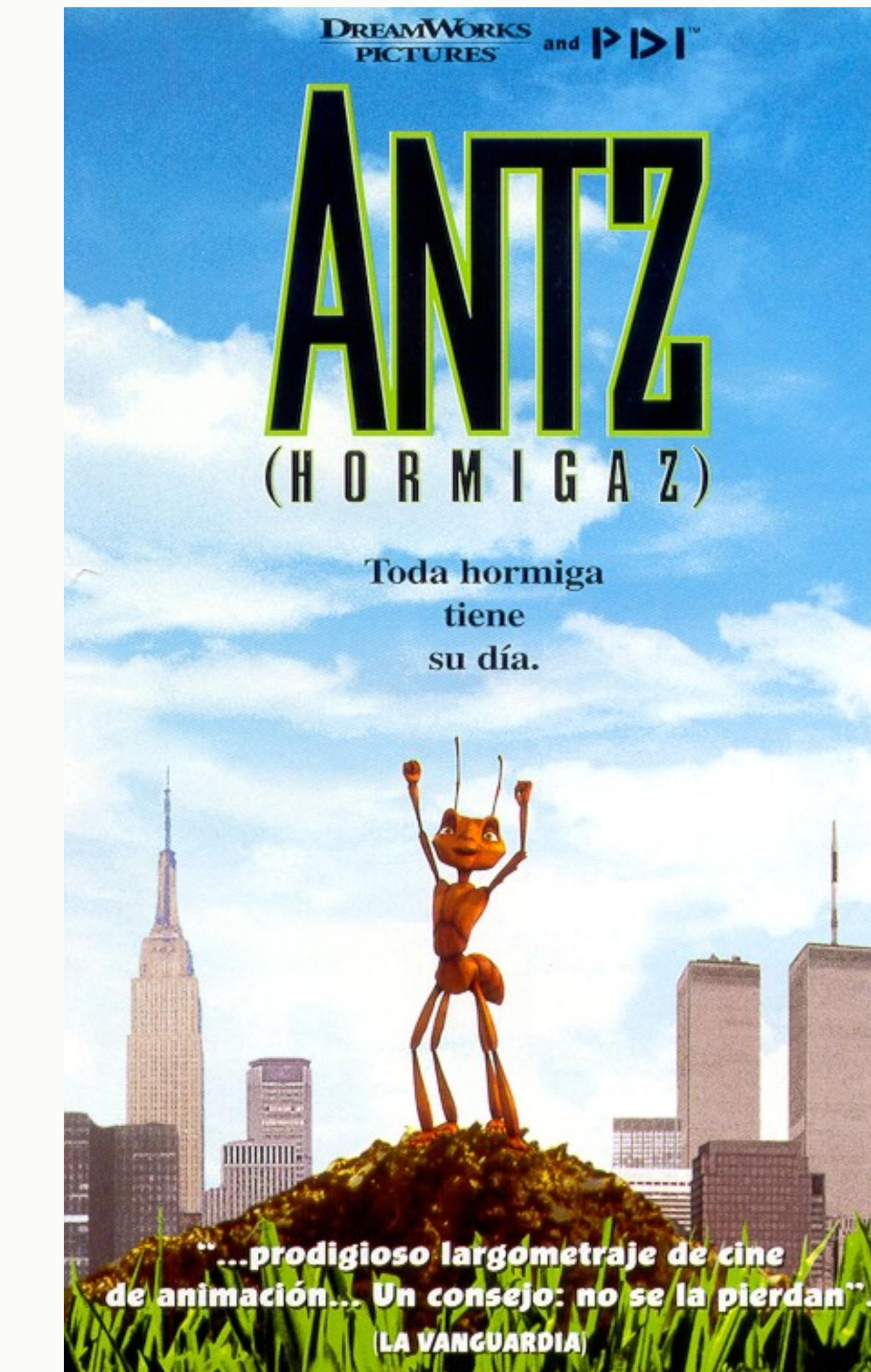


Las colonias de hormigas naturales



Las colonias de hormigas naturales

¡Sed la bola!



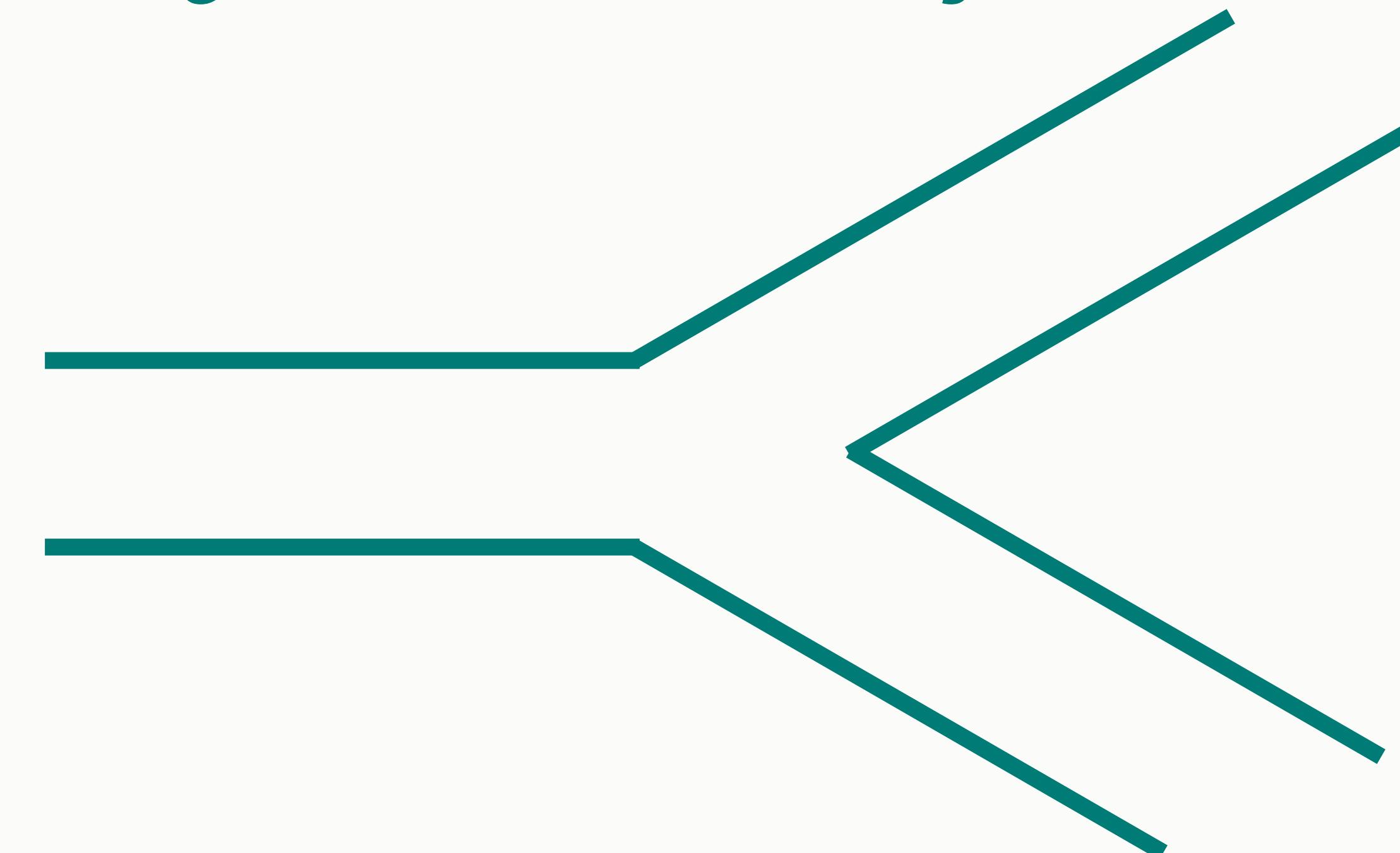
Las colonias de hormigas naturales

- Capacidad para oler de las hormigas la **FEROMONA** se denomina **ESTIMERGIA**
- Siguen los rastros con mayor feromona
- Tienen la capacidad de volver al hormiguero con la comida gracias a estos rastros

Las colonias de hormigas naturales



¿Hacia dónde voy?



elige el camino por probabilidad

la probabilidad va asociada al rastro de feromonas

Las colonias de hormigas naturales

- Las bifurcaciones más interesantes y prometedoras son aquellas que están más cerca de la comida

¿por qué?

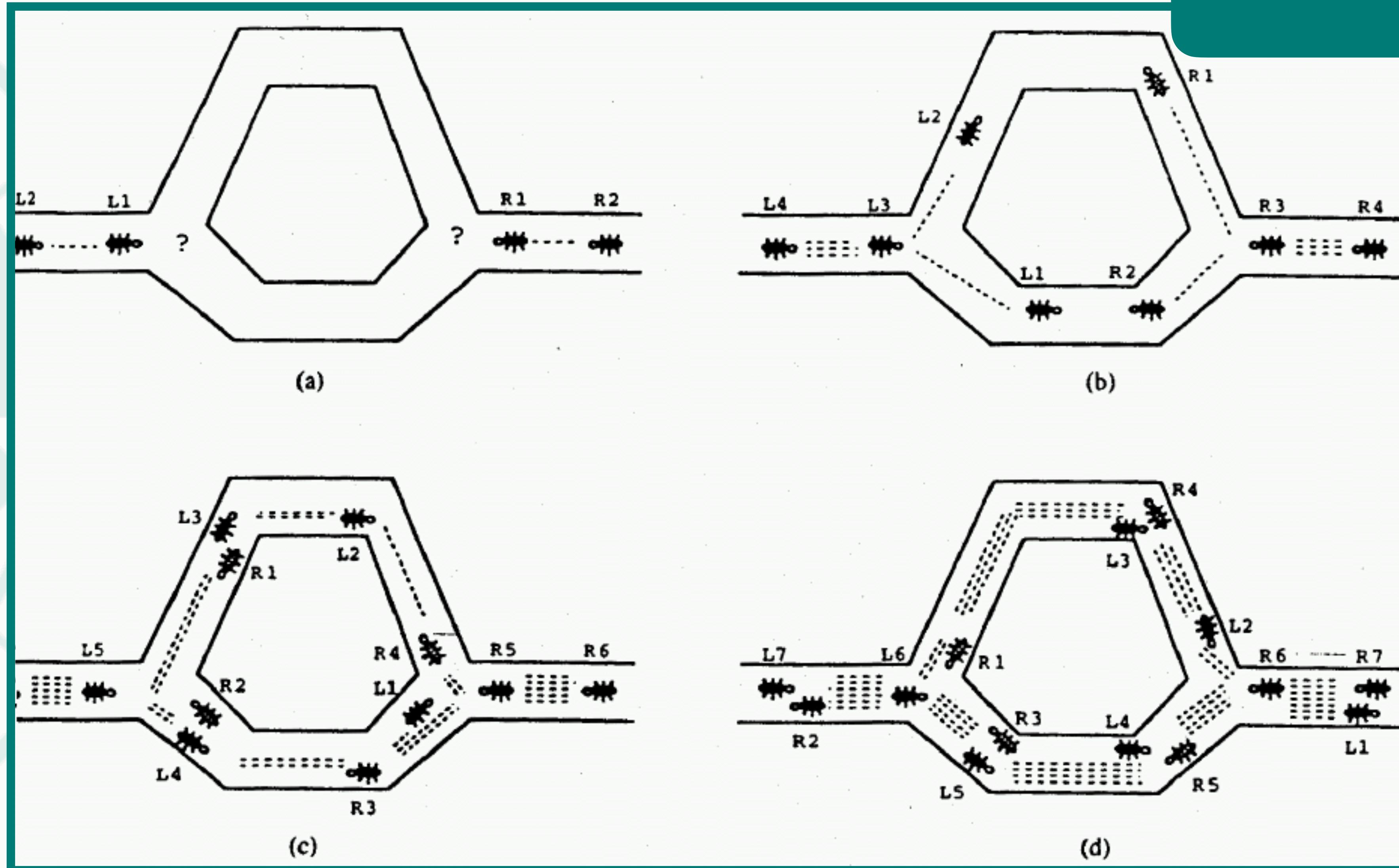
- Son las que tienen más feromona, es decir, más hormigas en el camino
- Los caminos menos prometedores pierden la feromona por evaporación

Las colonias de hormigas naturales

- Aunque la evaporación influye poco porque la pérdida de rastro es porcentual muy pequeña
- La acción continuada de la colonia da lugar a un rastro de feromona que permite a las hormigas encontrar un camino cada vez más corto desde el hormiguero a la comida

Las colonias de hormigas naturales

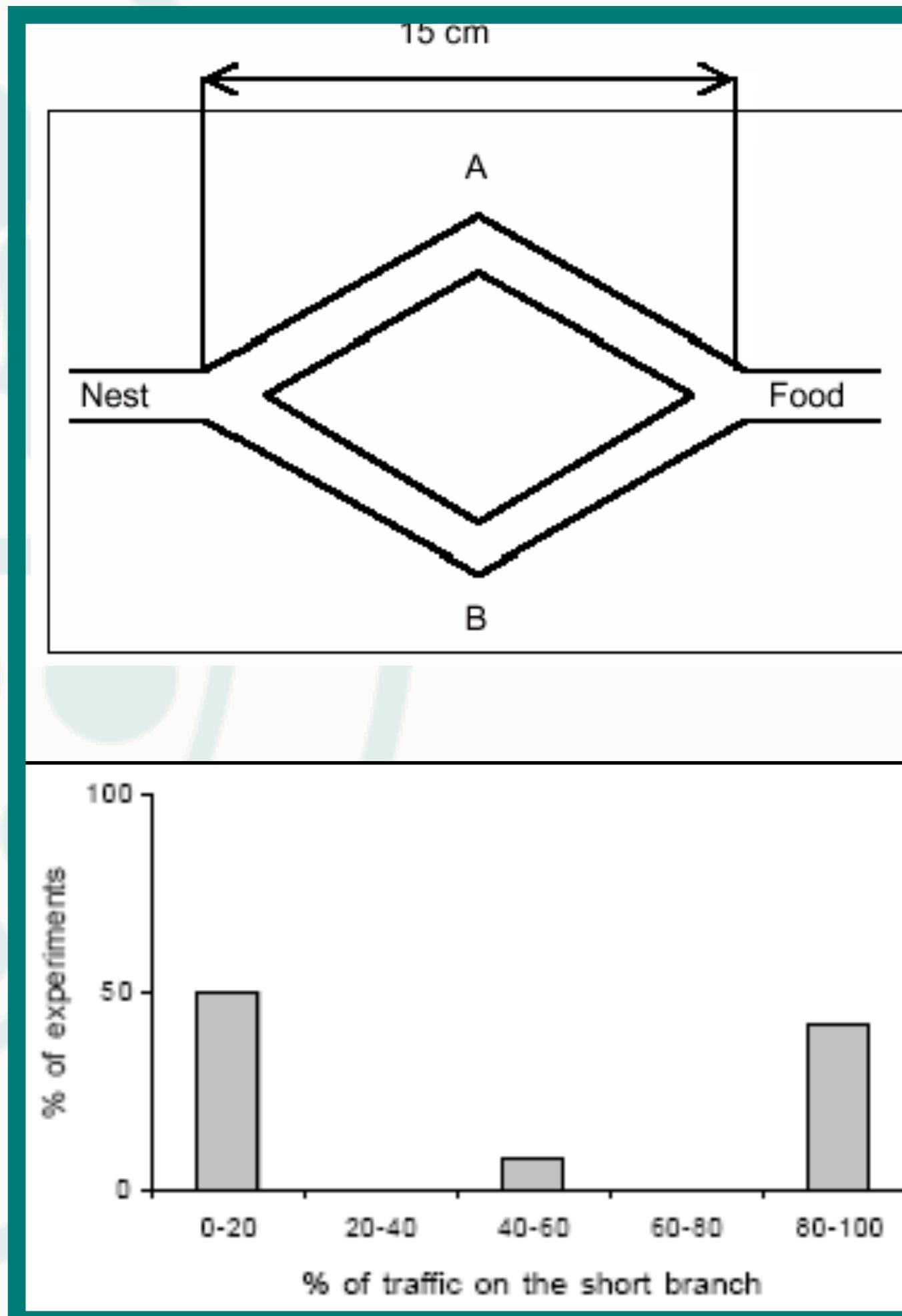
Denebourg



Las colonias de hormigas naturales

experimentos del puente

Denebourg

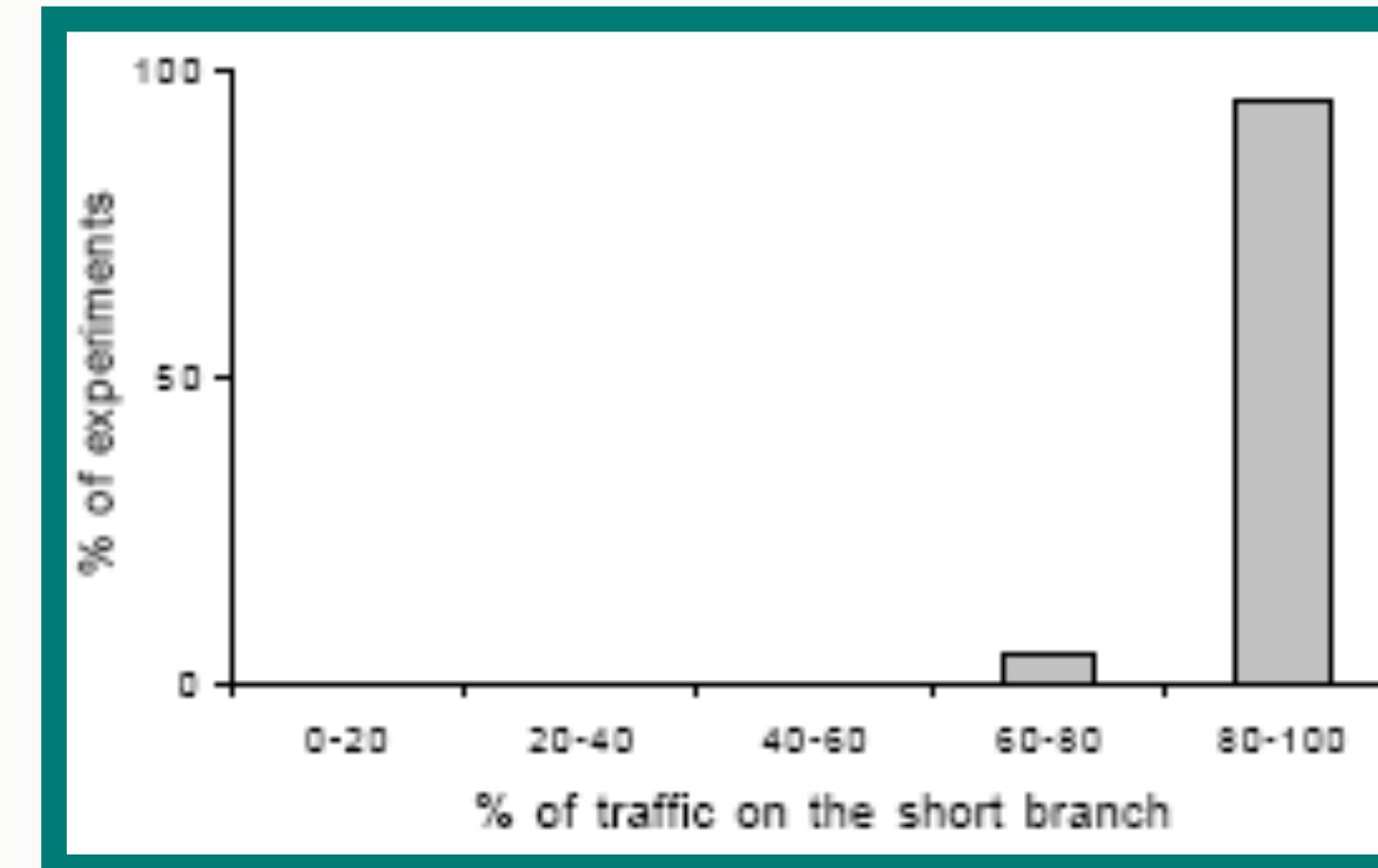
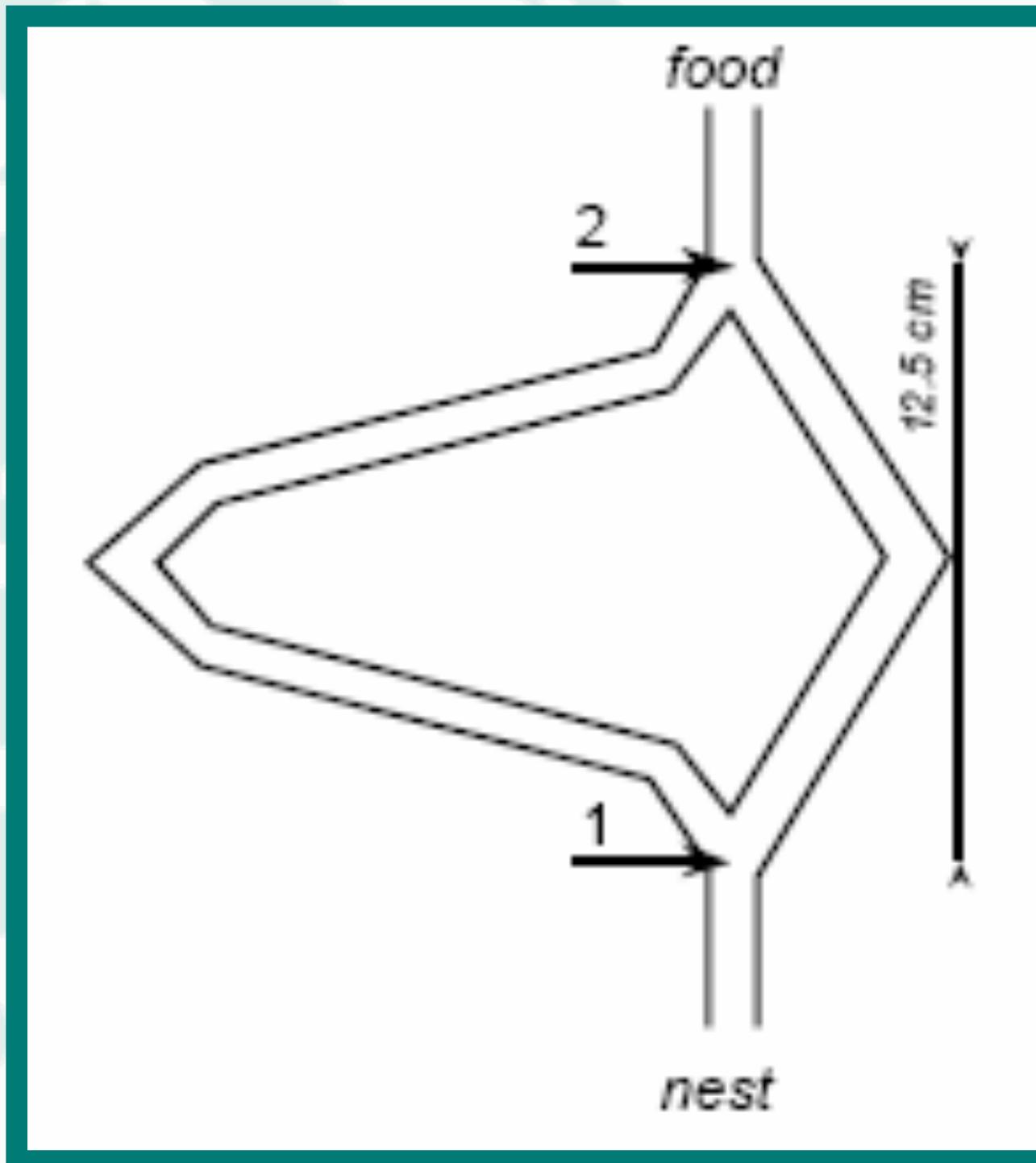


En este primer experimento podemos observar igual probabilidad en ambos caminos

Las colonias de hormigas naturales

experimentos del doble puente

Denebourg



Aquí, ya se puede observar la gran diferencia

Las colonias de hormigas naturales

experimentos del doble puente

Denebourg

- Consiguieron un modelo estocástico del proceso de decisión de las hormigas, tal que:

$$p_{i,a} = \frac{[k + \tau_{i,a}]^\alpha}{[k + \tau_{i,a}]^\alpha + [k + \tau_{i,a'}]^\alpha}$$

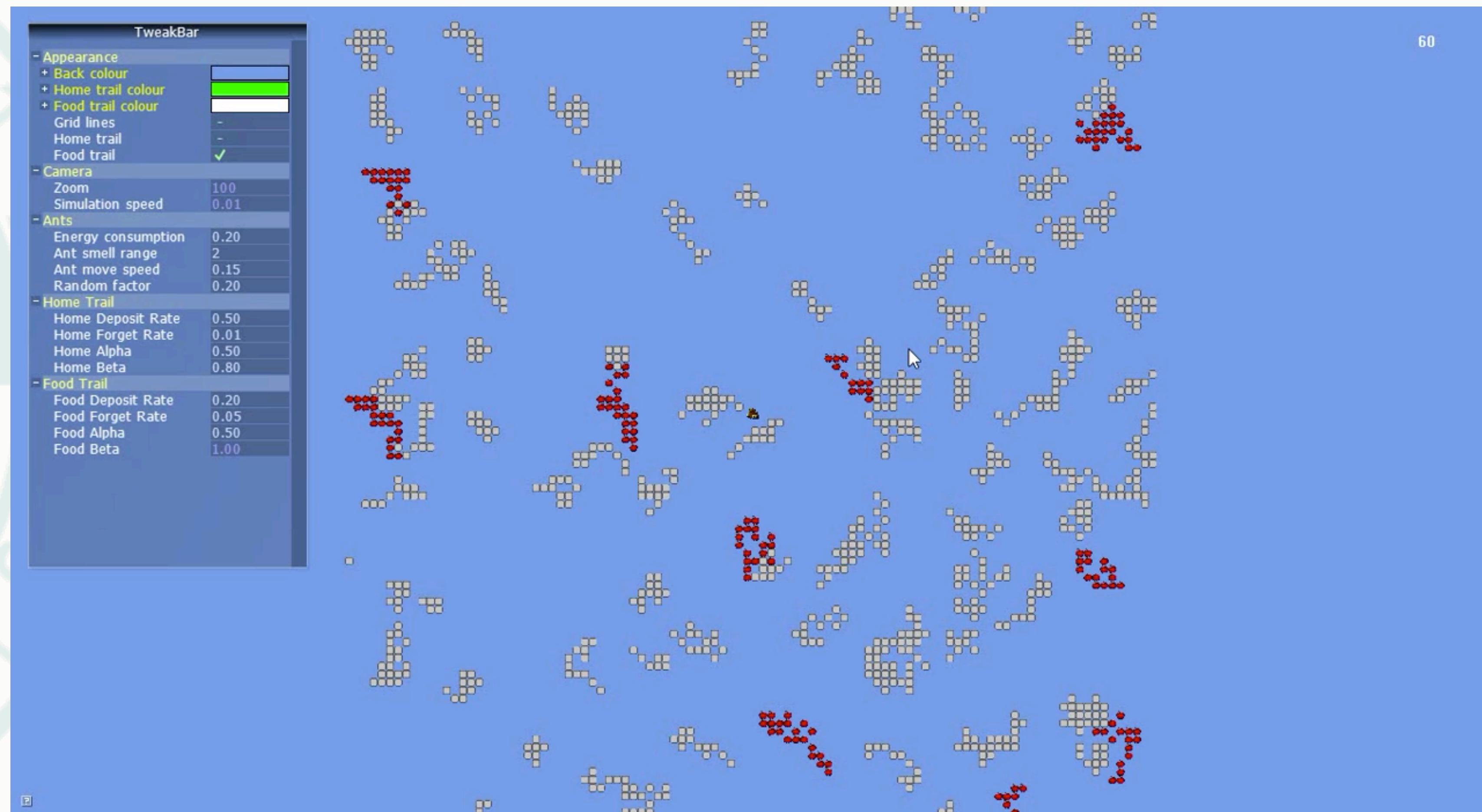
- donde:

★ p es la probabilidad de escoger la rama a estando en el punto de decisión i , y

★ τ es la concentración de feromona en la rama a

Las colonias de hormigas naturales

experimentos con agentes artificiales



<http://alexbelezjaks.com/works/ant-colony-simulation/> (<https://www.youtube.com/watch?v=hXUCCRiNBOc>)

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

Los algoritmos OCH pretende reproducir el comportamiento de las hormigas reales en problemas complejos de camino mínimo

Cada agente artificial es un mecanismos probabilístico de construcción de soluciones

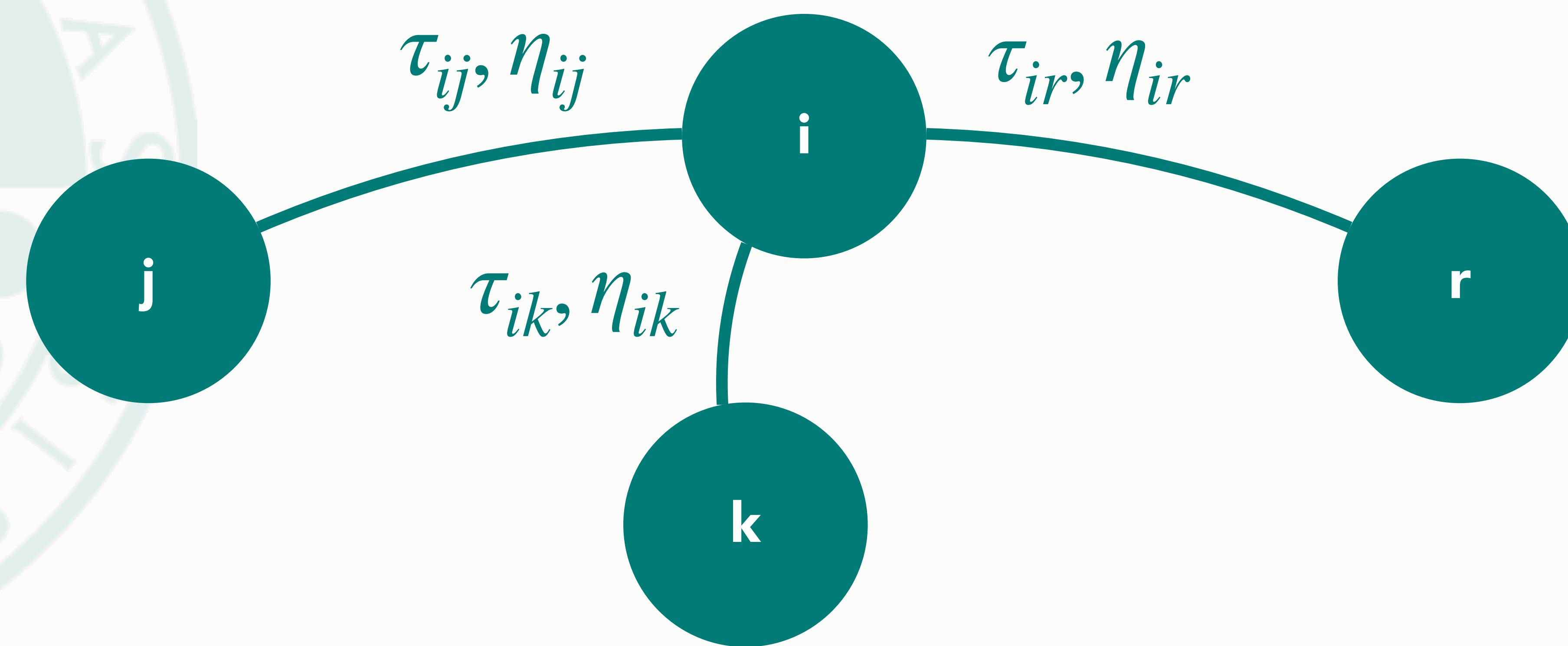
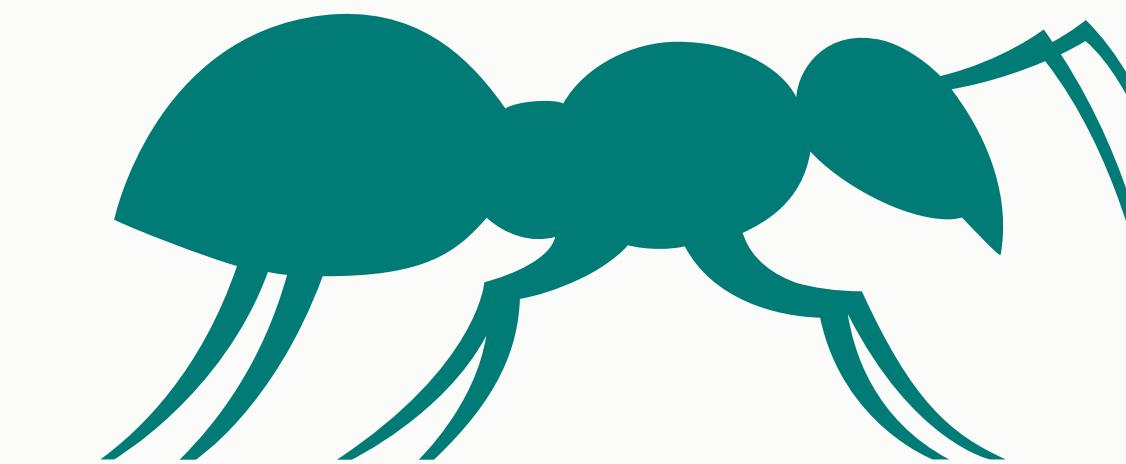
Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

Cada agente artificial es un **mecanismos probabilístico** de construcción de soluciones

rastros de feromona que se van adaptando con el tiempo

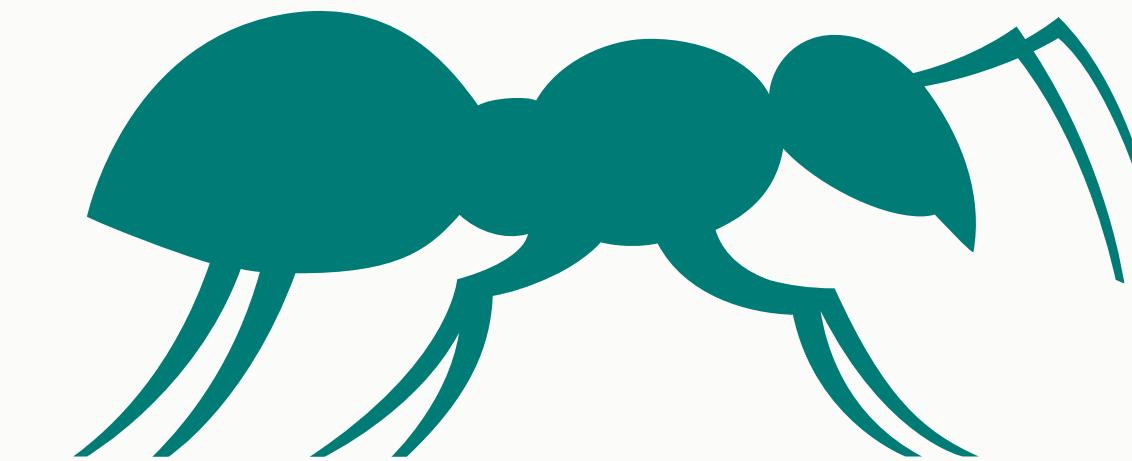
información heurística sobre la instancia concreta

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas



Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

para el viajante de comercio



- Almacena una lista de nodos visitados, y la lista completa es la solución
- En cada paso, estando en la ciudad a elige hacia qué ciudad moverse de entre todas las ciudades no visitadas aún por la probabilidad de transición

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

regla probabilística de transición

$$p_k(r, s) = \begin{cases} \frac{[\tau_{rs}]^\alpha \cdot [\eta_{rs}]^\beta}{\sum_{u \in J_k(r)} [\tau_{ru}]^\alpha \cdot [\eta_{ru}]^\beta} & \text{si } s \in J_k(r) \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

- tau es la feromona
- eta es la información heurística

- J es el conjunto de nodos alcanzables no visitados
- alfa y beta son pesos para equilibrar

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

actualización de la feromona

- Retroalimentación positiva, a mejor solución más feromona se debe aportar
- Evaporación de la feromona, para permitir olvidar las malas decisiones tomadas

en realidad, la evaporación en el mundo real es más suave

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

actualización de la feromona

- Los arcos visitados por hormigas en la iteración actual reciben un aporte extra de feromona y los no visitados por ninguna hormiga la pierden

$$\tau_{rs}(t) = (1 - \rho)\tau_{rs}(t - 1) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{rs}^k$$

el aporte va condicionado al coste de la solución y los arcos visitados

si maximizamos sería el coste y al contrario la inversa

Sistemas de hormigas

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

sistemas de hormigas

- El primer sistema obtuvo muy buenos resultados para el problema del viajante de comercio
- Sentó las bases de los modelos posteriores

M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colorni, The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents. IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics-Part B, Vol. 26, 1996, 1-13

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

sistemas de hormigas

Para it iteraciones

 Para k=1 hasta m hormigas inicializar la primera ciudad

 Para i=2 hasta todos los nodos

 Para k=1 hasta m hormigas construyo la solución

 Para k=1 hasta m hormigas calculo el coste y la mejor

 Para i=1 hasta todos los nodos

 Para j=1 hasta todos los nodos

 actualizo la feromona

 Actualizo el mejor global

Fin iteraciones

Devolver el mejor

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

sistemas de hormigas

Para it iteraciones

 Para k=1 hasta m hormigas inicializo la primera ciudad

 Para i=2 hasta todos los nodos

 Para k=1 hasta m hormigas construyo la solución

 Para k=1 hasta m hormigas calculo el coste y la mejor

 Para i=1 hasta todos los nodos

 Para j=1 hasta todos los nodos

 actualizo la feromona

 Actualizo el mejor global

Fin iteraciones

Devolver el mejor

Inicializo las hormigas en
una posición

Construyo el camino
de las hormigas

Actualización de feromona
y de la mejor hormiga

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Matriz de distancias

∞	1	$\sqrt{5}$	$\sqrt{5}$	2	$\sqrt{2}$
1	∞	$\sqrt{2}$	2	$\sqrt{5}$	$\sqrt{5}$
$\sqrt{5}$	$\sqrt{2}$	∞	$\sqrt{2}$	$\sqrt{5}$	3
$\sqrt{5}$	2	$\sqrt{2}$	∞	1	$\sqrt{5}$
2	$\sqrt{5}$	$\sqrt{5}$	1	∞	$\sqrt{2}$
$\sqrt{2}$	$\sqrt{5}$	3	$\sqrt{5}$	$\sqrt{5}$	∞

Matriz de heurística

-	1,000	0,447	0,447	0,500	0,707
1,000	-	0,707	0,500	0,447	0,447
0,447	0,707	-	0,707	0,447	0,333
0,447	0,500	0,707	-	1,000	0,447
0,500	0,447	0,447	1,000	-	0,707
0,447	0,447	0,333	0,447	0,447	-

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Matriz de heurística

-	1,000	0,447	0,447	0,500	0,707	
1,000	-	0,707	0,500	0,447	0,447	
0,447	0,707	-	0,707	0,447	0,333	
0,447	0,500	0,707	-	1,000	0,447	
0,500	0,447	0,447	1,000	-	0,707	
0,447	0,447	0,333	0,447	0,447	-	

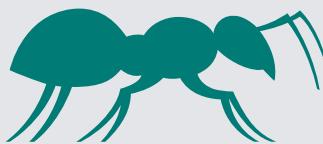
Matriz de feromona

-	10	10	10	10	10	10
10	-	10	10	10	10	10
10	10	-	10	10	10	10
10	10	10	-	10	10	10
10	10	10	10	-	10	10
10	10	10	10	10	-	10
10	10	10	10	10	10	-

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	 0,322 0,144 0,144 0,161 0,227 [0 , 0.322]]0.466 , 0.466+0.144]]0.322 , 0.322+0.144]							(1 - - - - -)

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1		0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 - - - - -)
2	[0 , 0,322]			[0.466 , 0.466+0.144]				
3				[0.322 , 0.322+0.144]				
4								
5								
6								

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1		0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 - - - - -)
		[0,0,322]]-,0,466]]-,0,610]]-,0,771]]-,1,000]						

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

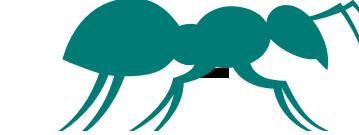
Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	 0,522	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-							

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-		0,336	0,237	0,212	0,212		

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-		0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

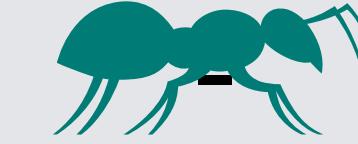
Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-	-	0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	(1 2 3 - - -)

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

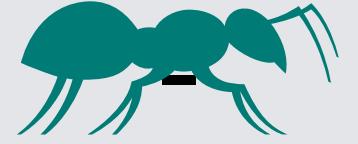
Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-	-	0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	(1 2 3 - - -)
3	-	-						

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

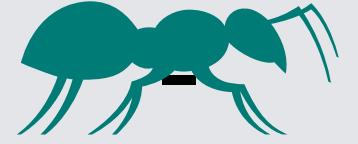
Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-	-	0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	(1 2 3 - - -)
3	-	-		0,475	0,300	0,225		

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

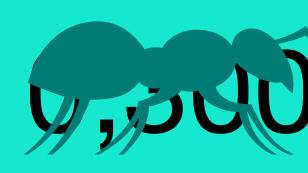
Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-	-	0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	(1 2 3 - - -)
3	-	-		0,475	0,300	0,225	0,673	

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

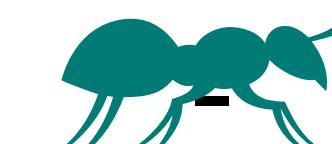
	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-	-	0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	(1 2 3 - - -)
3	-	-	-	0,475		0,225	0,673	(1 2 3 5 - -)

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

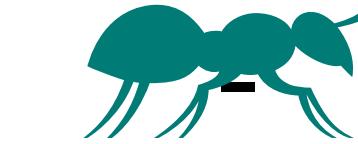
	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-	-	0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	(1 2 3 - - -)
3	-	-	-	0,475	0,300	0,225	0,673	(1 2 3 5 - -)
5	-	-	-	-				



Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

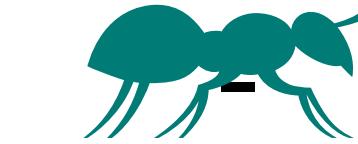
Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-	-	0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	(1 2 3 - - -)
3	-	-	-	0,475	0,300	0,225	0,673	(1 2 3 5 - -)
5	-	-	-	0,585		0,415		

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-	-	0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	(1 2 3 - - -)
3	-	-	-	0,475	0,300	0,225	0,673	(1 2 3 5 - -)
5	-	-	-	0,585		0,415	0,842	

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-	-	0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	(1 2 3 - - -)
3	-	-	-	0,475	0,300	0,225	0,673	(1 2 3 5 - -)
5	-	-	-	0,585	-		0,842	(1 2 3 5 6 -)

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

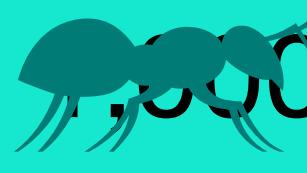
Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-	-	0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	(1 2 3 - - -)
3	-	-	-	0,475	0,300	0,225	0,673	(1 2 3 5 - -)
5	-	-	-	0,585	-	0,415	0,842	(1 2 3 5 6 -)
6	-	-	-	1,000	-			

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	Uniforme	Solución
1	-	0,322	0,144	0,144	0,161	0,227	0,000	(1 2 - - -)
2	-	-	0,336	0,237	0,212	0,212	0,031	(1 2 3 - - -)
3	-	-	-	0,475	0,300	0,225	0,673	(1 2 3 5 - -)
5	-	-	-	0,585	-	0,415	0,842	(1 2 3 5 6 -)
6	-	-	-	-		-	-	(1 2 3 5 6 4)

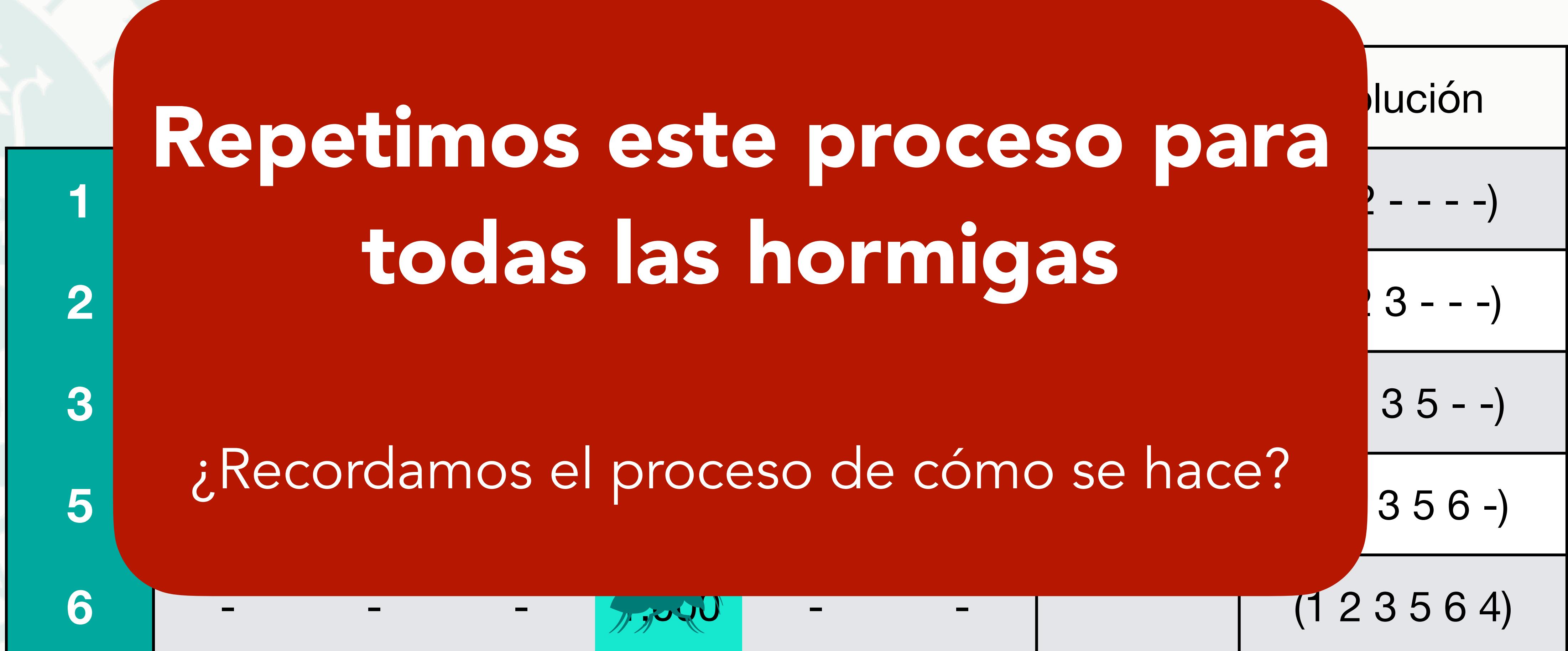
Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

Repetimos este proceso para todas las hormigas

¿Recordamos el proceso de cómo se hace?



Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

el coste sabemos
calcularlo

¿y el aporte qué es?

es el aporte de feromona a nuestra matriz
de información calculado como $100/C(S)$

Hormiga	$C(S)$	Aporte	Solución	Arcos afectados
1	10.53	9.49	(1 2 3 5 6 4)	$a_{12}, a_{23}, a_{35}, a_{56}, a_{64}, a_{41}$
2	9.05	11.04	(3 2 1 5 4 6)	$a_{32}, a_{21}, a_{15}, a_{54}, a_{46}, a_{63}$
...				
10	9.47	10.55	(6 5 3 4 2 1)	$a_{65}, a_{53}, a_{34}, a_{42}, a_{21}, a_{16}$

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

¿y la evaporación que hemos comentado?

$$\tau_{rs}(t) = \boxed{(1 - \rho) \cdot \tau_{rs}(t - 1)}$$



Evaporación de la feromona en un 20%

Nuevo aporte

$$\sum_{k=1}^m \Delta\tau_{rs}^k$$



Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

¿qué arcos parecen prometedores?

Matriz de feromona

-	45,58	13,99	23,99	25,23	33,73
45,58	-	35,03	33,73	8,00	23,18
13,99	35,03	-	24,74	52,76	16,04
23,99	33,73	24,74	-	35,03	35,03
25,23	8,00	52,76	35,03	-	79,54
33,73	23,18	16,04	35,03	79,54	-

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

¿qué arcos parecen prometedores?

Matriz de feromona

-	45,58	13,99	23,99	25,23	33,73
45,58	-	35,03	33,73	8,00	23,18
13,99	35,03	-	24,74	52,76	16,04
23,99	33,73	24,74	-	35,03	35,03
25,23	8,00	52,76	35,03	-	79,54
33,73	23,18	16,04	35,03	79,54	-



Sistemas de colonias de hormigas

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

sistemas de colonias de hormigas

- Extiende los conceptos de los sistemas de hormigas con tres aspectos básicos:
 - ★ La transición busca equilibrio exploración y explotación
 - ★ Actualización feromona sólo de la mejor hormiga y por tanto se evaporan en el resto de arcos
 - ★ Nueva actualización local de feromona online

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

sistemas de colonias de hormigas

$$p'_k(r, s) = \begin{cases} \frac{[\tau_{rs}]^\alpha \cdot [\eta_{rs}]^\beta}{\sum_{u \in J_k(r)} [\tau_{ru}]^\alpha \cdot [\eta_{ru}]^\beta} & \text{si } s \in J_k(r) \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$



$$p_k(r, s) = \begin{cases} \arg \max_{u \in J_k(r)} \{ [\tau_{ru}]^\alpha \cdot [\eta_{ru}]^\beta \} & \text{si } q_0 \leq q \\ p'_k(r, s) & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6
1		0,322	0,144	0,144	0,161	0,227
	[0 , 0.322]			[0.466 , 0.466+0.144]		
			[0.322 , 0.322+0.144]			

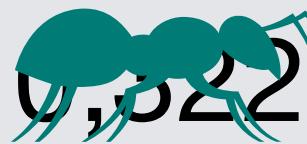
Uniforme

2% mejor de ellos

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

ejemplo del viajante de comercio

Probabilidad de transición

	1	2	3	4	5	6	
1	 0,322	0,144	0,144	0,161	0,227		Uniforme 2% mejor de ellos
	[0 , 0.322]		[0.466 , 0.466+0.144]				
			[0.322 , 0.322+0.144]				

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

sistemas de colonias de hormigas

- La actualización global sería sobre la mejor

$$\tau_{rs}(t) = (1 - \rho) \cdot \tau_{rs}(t - 1) + \rho \cdot \Delta\tau_{rs}^{mejor}$$

¿si maximizo cómo
sería Delta?

$$\Delta\tau_{rs}^{mejor} = C(S)$$

¿si minimizo cómo
sería Delta?

$$\Delta\tau_{rs}^{mejor} = \frac{1}{C(S)}$$

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

sistemas de colonias de hormigas

- En el caso de la actualización local cada vez que una hormiga recorre un arco aplica una actualización local

$$\tau_{rs}(t) = (1 - \phi) \cdot \tau_{rs}(t - 1) + \phi \cdot \tau_0$$

- La feromona del arco por tanto disminuye siempre
- Favorecen la **exploración de arcos no visitados**
- Las hormigas tienden a no converger a soluciones parecidas

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

sistemas de colonias de hormigas

Los parámetros de un SCH serían algo así:

- Número de hormigas
- Feromona inicial
- Transición
- Actualización de feromona
- Actualización local de feromona
- Parada

$$m = 10$$

$$\tau_0 = \frac{1}{m \cdot C(S)}$$

$$\alpha = 1, \beta = 2, q_0 = 0.98$$

$$\rho = 0.1$$

$$\phi = 0.1$$

10.000 *iteraciones*

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

otros sistemas avanzados

- Incluir la búsqueda local para mejorar la eficacia
- Aplicar búsqueda local sobre las soluciones construidas en cada iteración **antes de actualizar la feromona**
- **Aumentar la eficacia implica reducir la eficiencia** y para ello se pueden emplear listas de candidatos
- Con búsqueda local se mejoran los resultados en el viajante de comercio reduciendo el número de hormigas

Algoritmos de optimización basados en colonias de hormigas

otros sistemas avanzados

- Los OCH con BL serían un **algoritmo multiarranque**
- También se podrían asimilar a los **algoritmos GRASP**, aunque con otra filosofía de la generación probabilística de soluciones
- La principal diferencia parte del mecanismo de cooperación global de las soluciones que se van generando donde las ejecuciones no son independientes

Aplicaciones

AntNet

G. Di Caro, M. Dorigo, AntNet: Distributed Stimergic Control for Communication Networks.
Journal of Artificial Intelligence Research, Vol. 9, 1998, 317-365

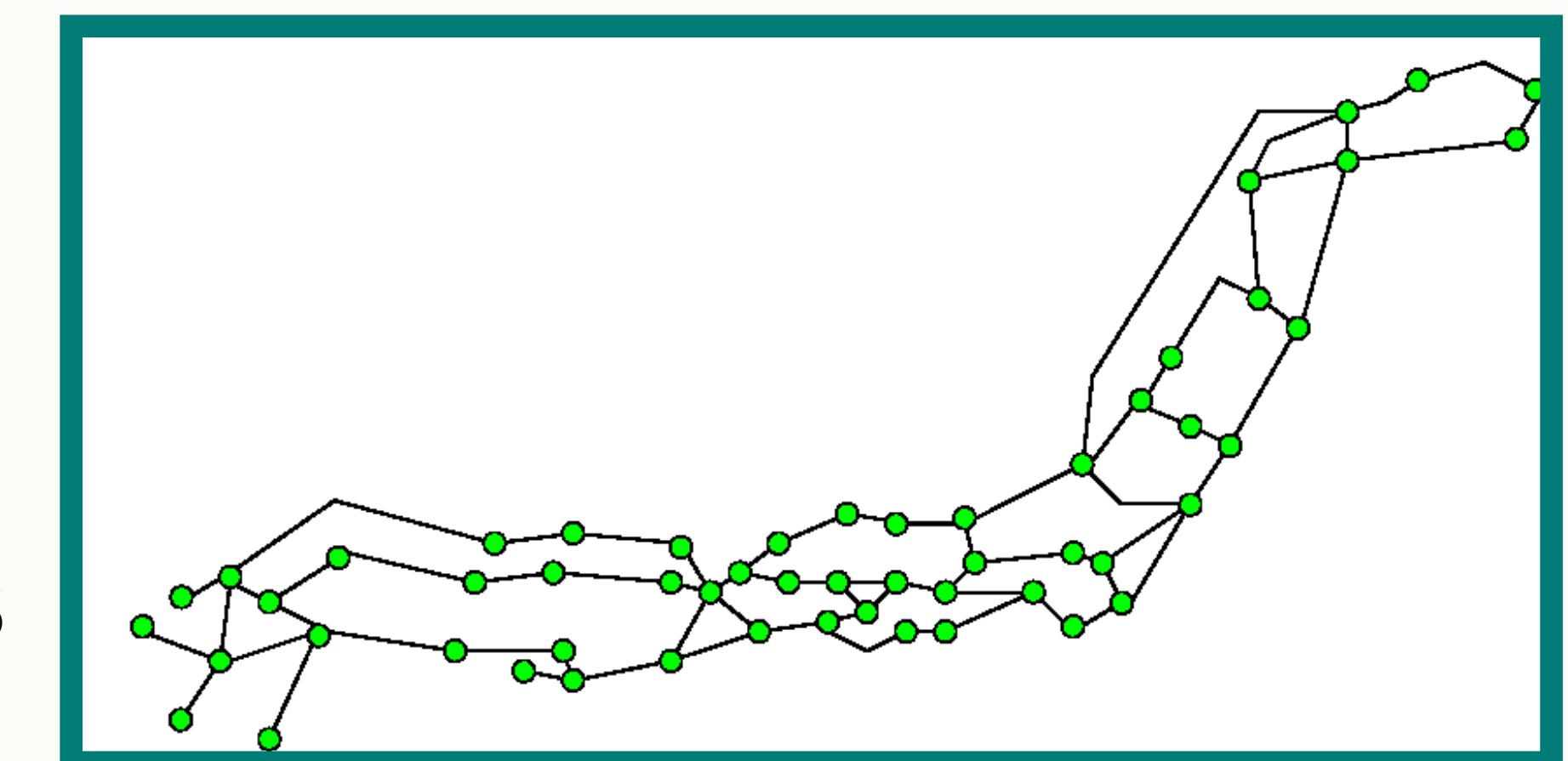
- Buscar el camino más corto de los paquetes que se transmiten por una red de telecomunicaciones
- AntNet es un algoritmo de hormigas adaptativo y distribuido para solucionar este problema
- Red es un grafo dirigido con N nodos de procesamiento/destino

Aplicaciones

AntNet

G. Di Caro, M. Dorigo, AntNet: Distributed Stimergic Control for Communication Networks.
Journal of Artificial Intelligence Research, Vol. 9, 1998, 317-365

- En un arco podemos encontrar:
 - ancho de banda (bits/segundo)
 - retardo de la transmisión (segundos)
- Además, tenemos dos tipos de paquetes
 - enrutamiento (mayor probabilidad)
 - datos



Aplicaciones

AntNet

G. Di Caro, M. Dorigo, AntNet: Distributed Stimergic Control for Communication Networks.
Journal of Artificial Intelligence Research, Vol. 9, 1998, 317-365

- Las hormigas se asocian a los paquetes de enrutamiento
- Se lanzan asíncronamente a la red hacia nodos destino aleatorios
- Cada hormiga busca un camino mínimo entre el nodo de partida y su nodo destino

Aplicaciones

AntNet

G. Di Caro, M. Dorigo, AntNet: Distributed Stimergic Control for Communication Networks.
Journal of Artificial Intelligence Research, Vol. 9, 1998, 317-365

- Aplica regla de transición y evaporación de feromona por cada nodo que visita
- Condicionada a la preferencia heurística, es decir, analizando el estado de los enlaces de la red
- El estado varía por caída, congestión, saturación, etc., y el algoritmo es capaz de manejar estas situaciones por su naturaleza distribuida y su capacidad de adaptación

Aplicaciones

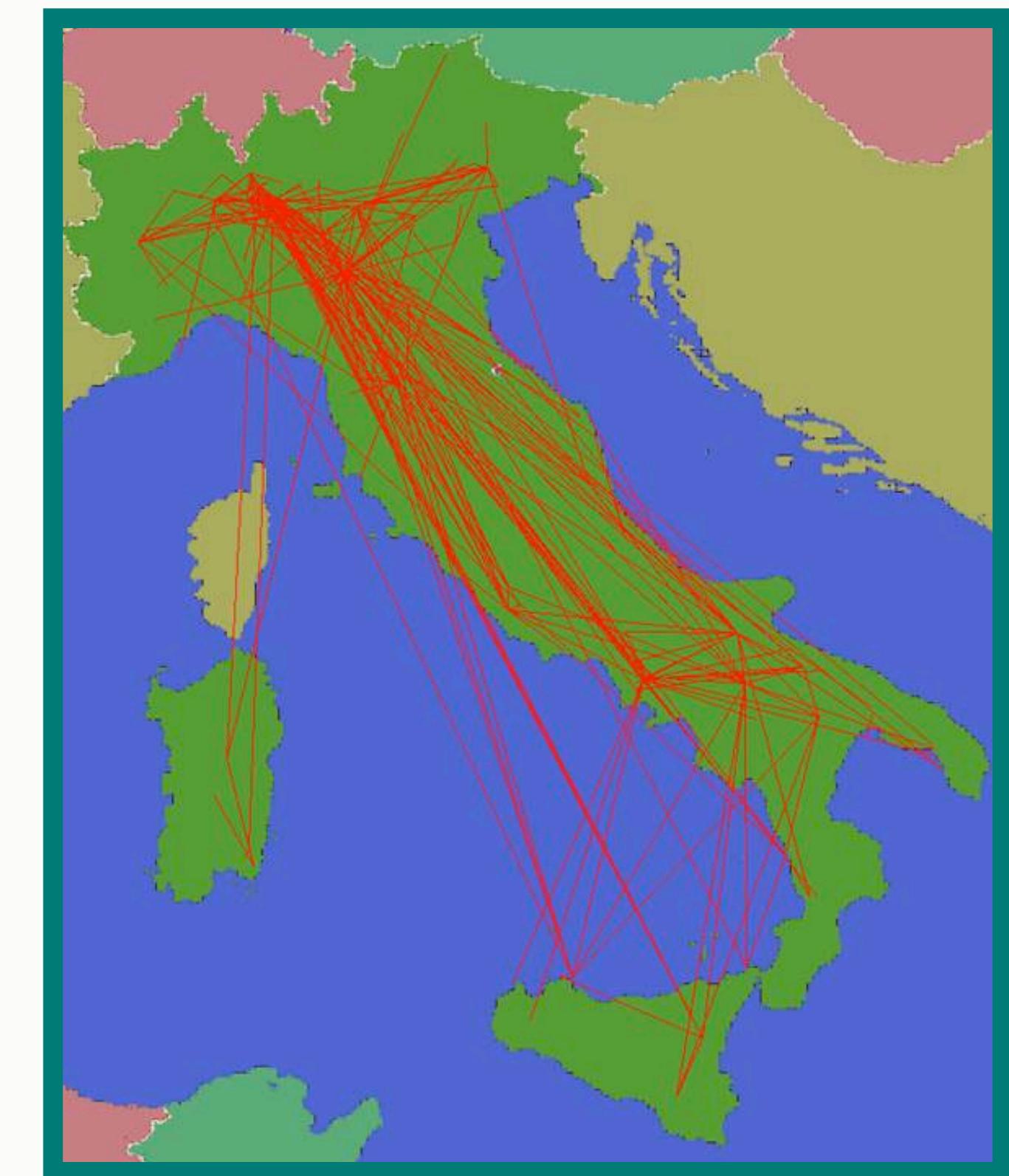
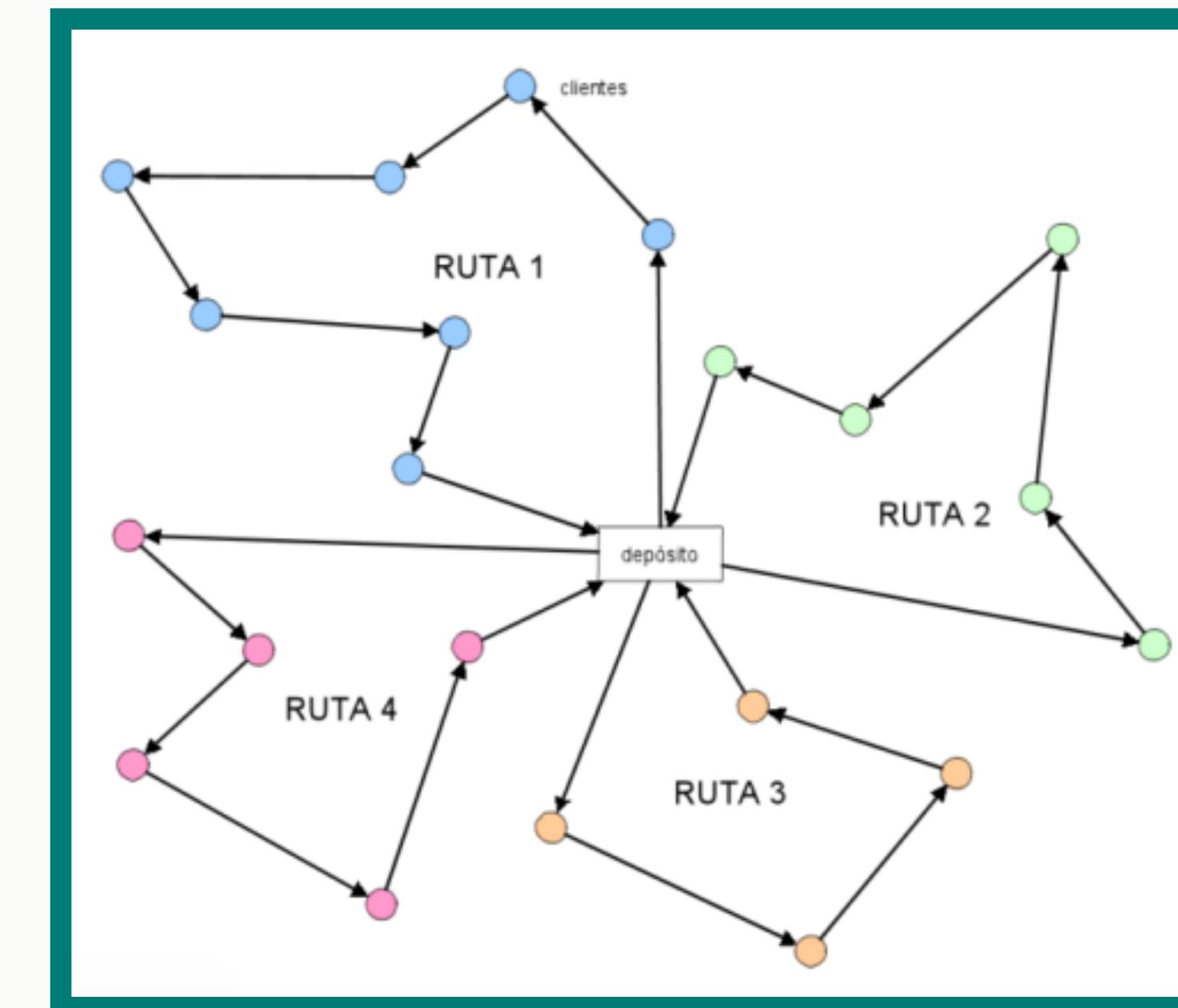
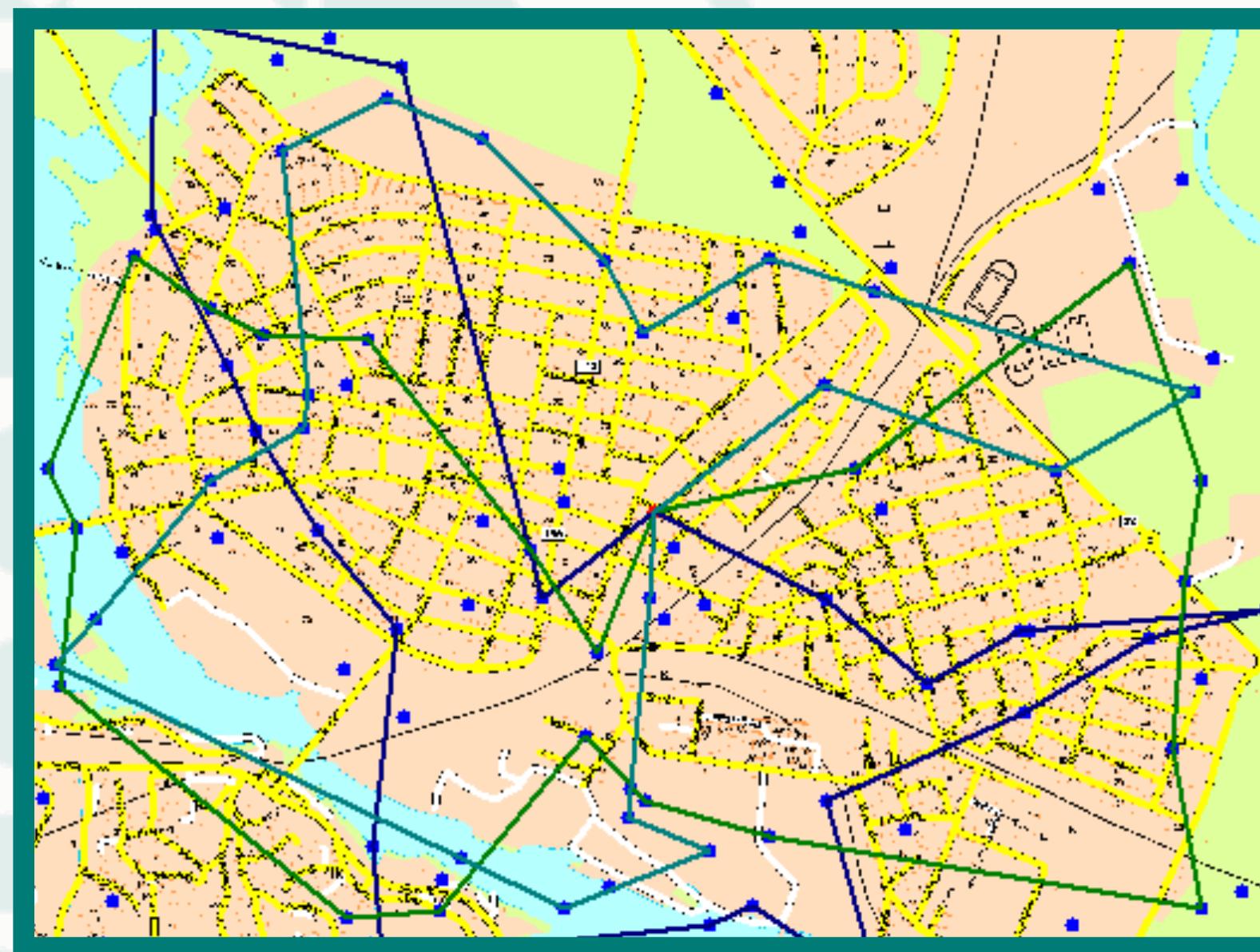
AntNet

G. Di Caro, M. Dorigo, AntNet: Distributed Stimeric Control for Communication Networks.
Journal of Artificial Intelligence Research, Vol. 9, 1998, 317-365

- Al llegar al destino, la hormiga vuelve sobre sus pasos y actualiza las tablas de enrutamiento según los tiempos empleados
- Se comparó con otros algoritmos y AntNet proporcionó el mejor comportamiento

Aplicaciones

AntRoute: transporte de mercancía



Aplicaciones

otras

- Secuencia de tareas
- Coloreo de grafos
- Ordenación secuencia
- Líneas de producción de vehículos
- Agrupamiento

Aplicaciones

SwarmRobotics

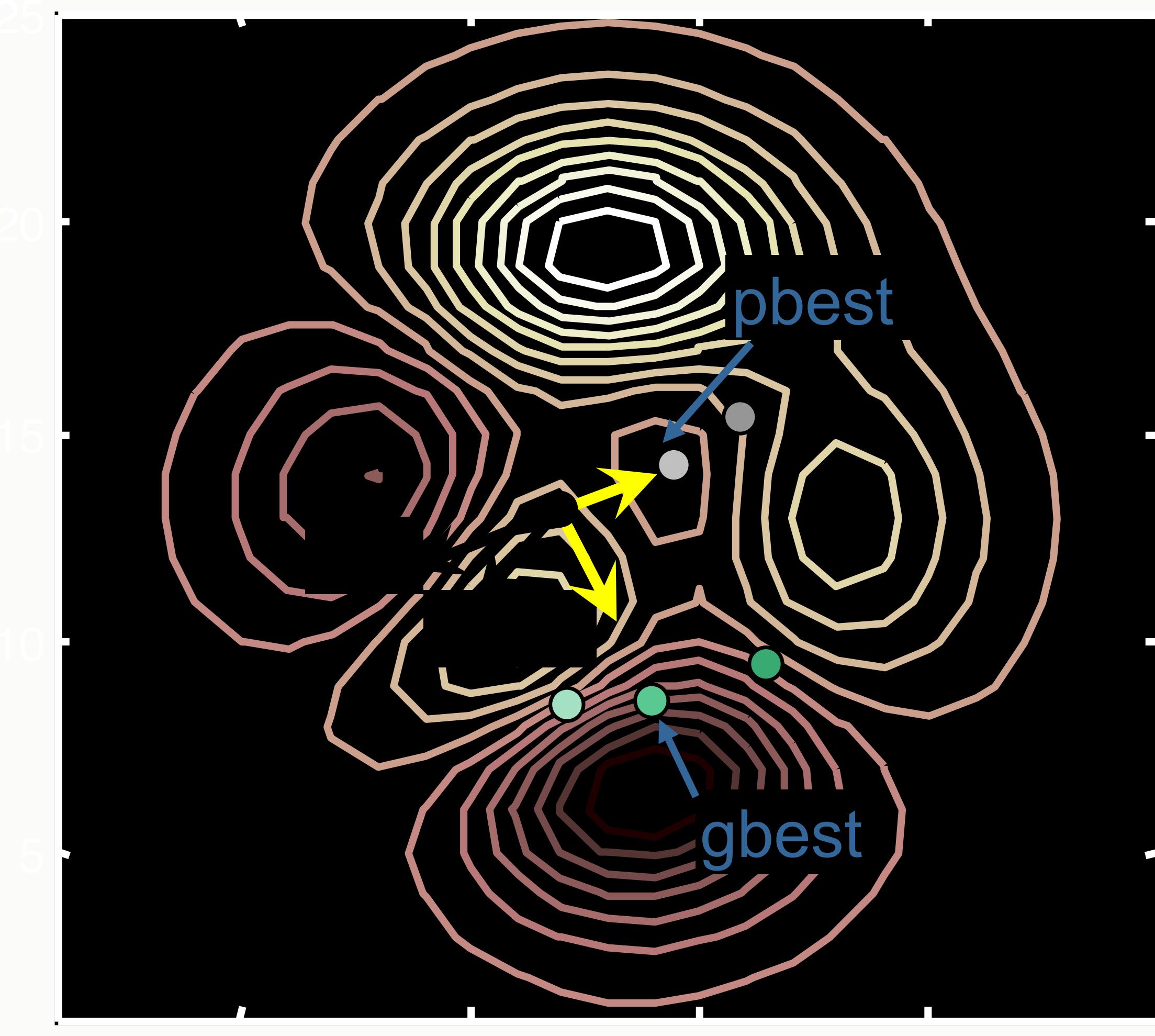
[https://
www.youtube.com/
watch?
v=M2nn1X9XIps](https://www.youtube.com/watch?v=M2nn1X9XIps)



Otros modelos

particle swap optimization

- Aplica conceptos de interacción social entre partículas
- Un enjambre de n individuos se comunican directa/indirectamente con otros según las direcciones

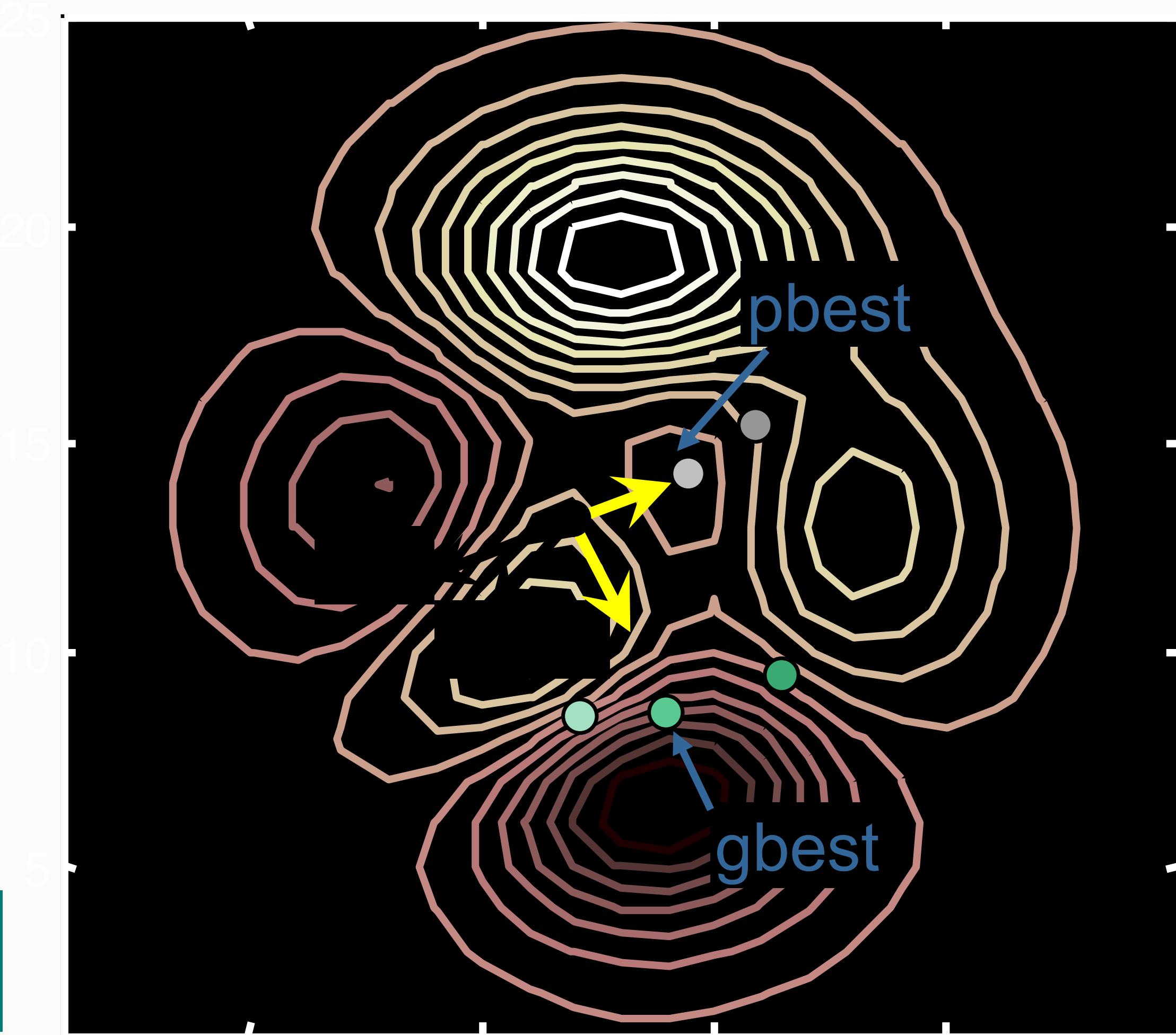


Otros modelos

particle swap optimization

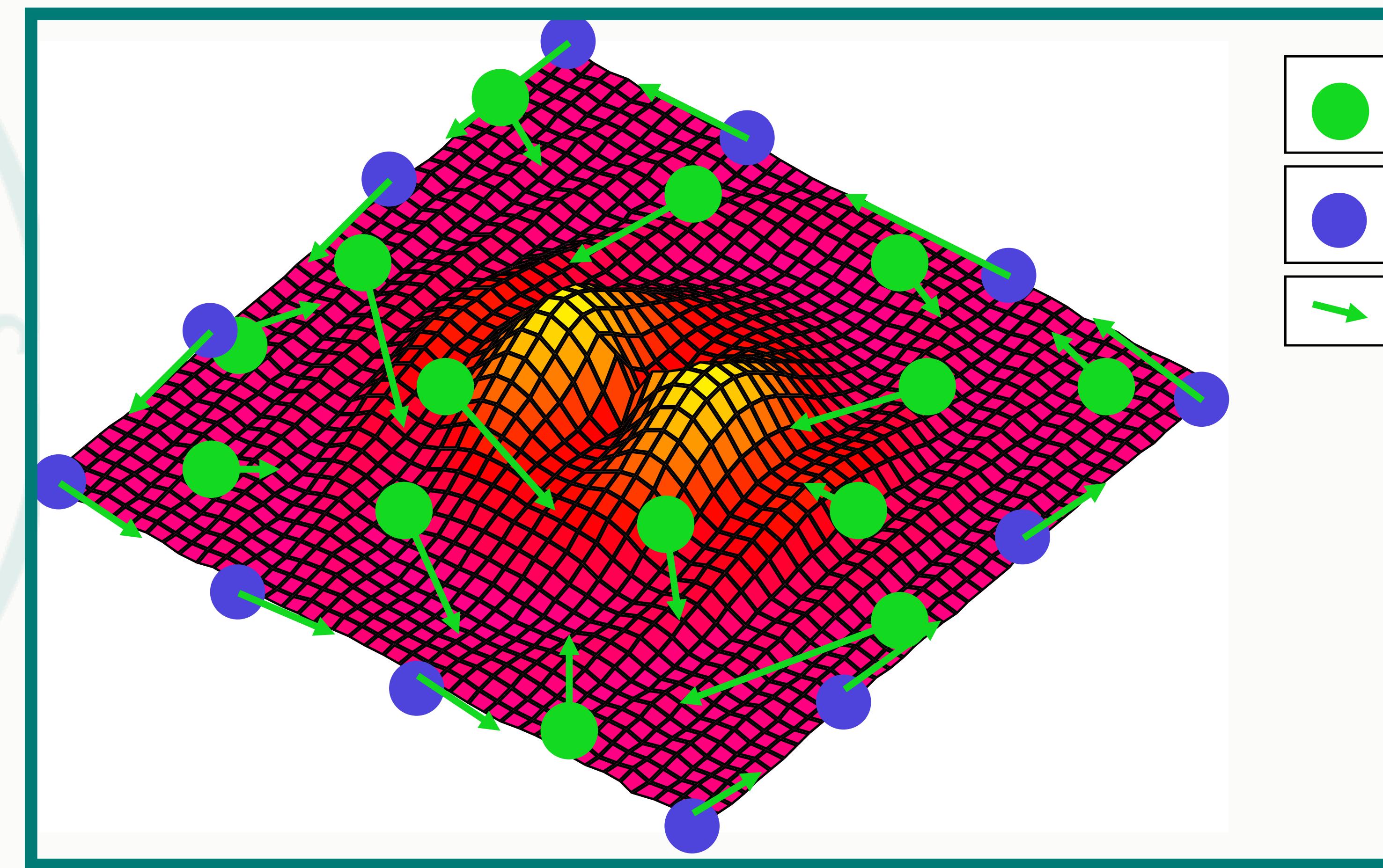
- Aplica conceptos de interacción social entre partículas
- Un enjambre de n individuos se comunican directa/indirectamente con otros según las direcciones

imaginemos una banda de pájaros



Otros modelos

particle swap optimization



Conclusiones

- Algoritmos bioinspirados constructivos muy similares al múltiple arranque pero compartiendo información
- Sencillos de entender y con buen rendimiento para problemas de grafos dirigidos **adaptativos**
- El aspecto **clave es conseguir un buen balance** entre exploración y explotación
- Se apoya en una heurística para determinar las mejores soluciones



Metaheurísticas
Grado en Ingeniería Informática
Universidad de Jaén
Cristóbal J. Carmona
Curso 2023/2024

Esta obra está protegida con licencia
Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0 Internacional

