

Computação Bio-Inspirada

Fabrício Olivetti de França

01 de fevereiro de 2020



Topics

1. Inteligência de Enxame
2. Variações do ACO
3. Aplicações

Inteligência de Enxame

Inteligência de Enxame

- O que é?
 - Algoritmos em que agentes atuam localmente realizando alguma interação com o grupo

Inteligência de Enxame

- Características:
 - Individualismo x Coletivo
 - Cada agente interage localmente com o ambiente
 - Essa interação causa um padrão coerente de forma global resolvendo um problema
 - Não existe centralização
 - Coordenação sem comunicação evidente
 - Algoritmos populares: Ant Colony Optimization e Particle Swarm Optimization

Inteligência de Enxame

- Na natureza, criaturas simples apresentam comportamentos complexos
- Os comportamentos destes são alterados com coerência conforme o ambiente muda
- Esse comportamento é observado em: - insetos - pássaros - bactérias - e outros seres que vivem em bandos

Inteligência de Enxame

- Busca pelo menor caminho entre o ninho e a fonte de alimento
- Organização dos corpos de indivíduos mortos e lixos dentro do ninho
- Emigração de um bando
- Construção do ninho
- Vôo em grupo

Inteligência de Enxame

- Trânsito (a ação dos indivíduos influí na organização do todo)
- Atribuição de pequenas tarefas para uma equipe em um grande projeto
- Linha de montagem
- Cirurgia Médica

Ant Colony Optimization



Goss, S., S. Aron e J. L. Deneubourg. Self-organized

Ant Colony Optimization

- Foi observado o comportamento das formigas na busca pelos alimentos.



Ant Colony Optimization

- Inicialmente, cada formiga segue um caminho aleatório.
- Após algum tempo elas tendiam a seguir um único caminho, considerado ótimo.
- Cada formiga utiliza uma comunicação indireta para indicar para as outras o quanto bom foi o caminho que ela escolheu.
- Para isso, elas espalham uma substância chamada *feromônio*.

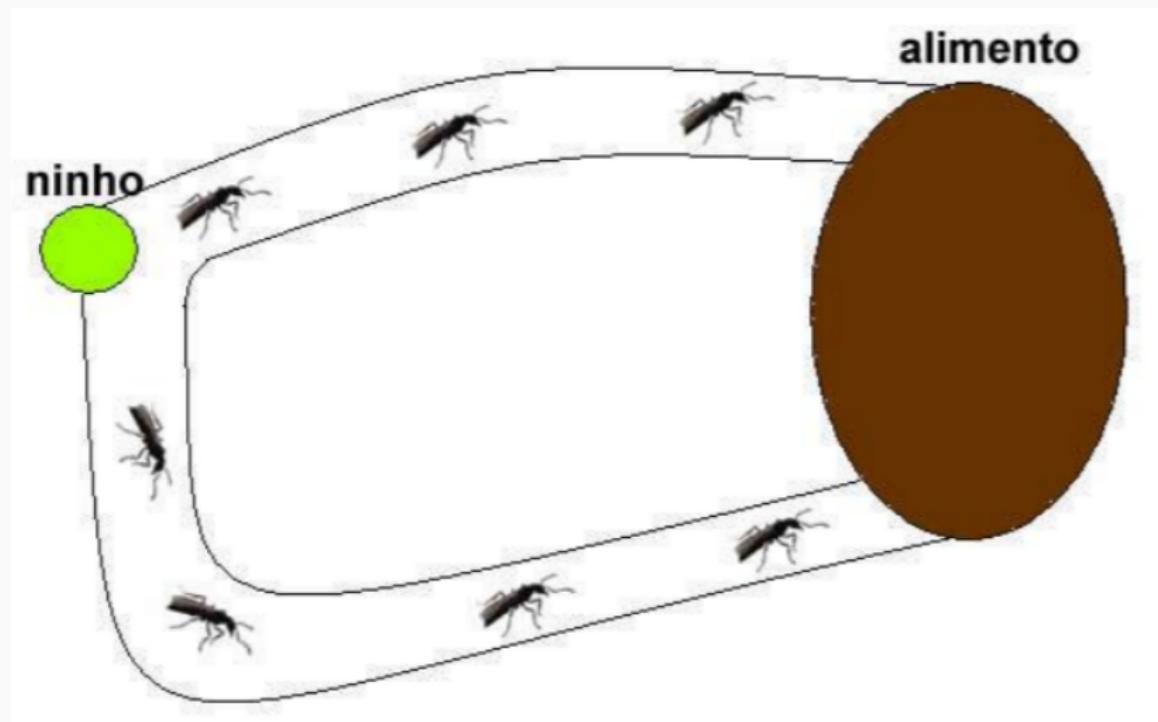
Ant Colony Optimization

Em um aquário devidamente adaptado para simular o ambiente natural das formigas foram feitas as seguintes imposições:

- um ninho de formigas foi colocado em uma ponta
- uma fonte de alimentos na outra ponta

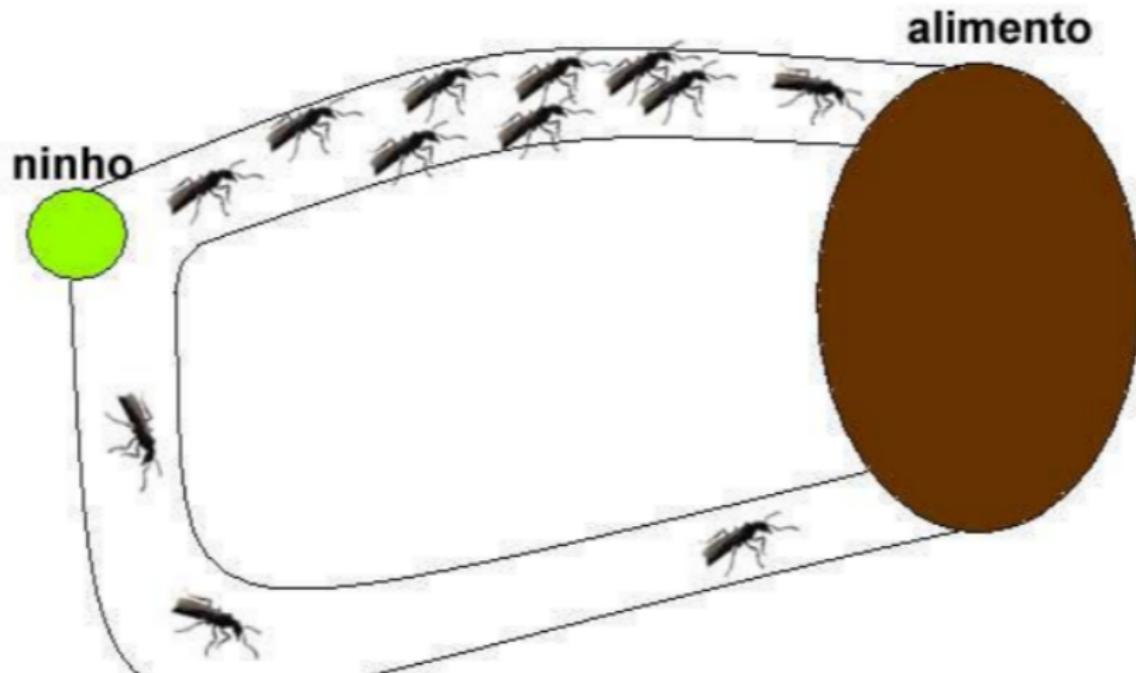
Ant Colony Optimization

Para chegar até esse alimento foram criados dois caminhos, sendo um maior que o outro.



Ant Colony Optimization

Logo, dado tempo suficiente, a intensidade de feromônio no caminho mais curto estará bem mais alta e atrairá a maior parte das formigas (mas não todas).



Ant Colony Optimization

As formigas que escolhem o menor caminho fazem o percurso mais rapidamente que as outras

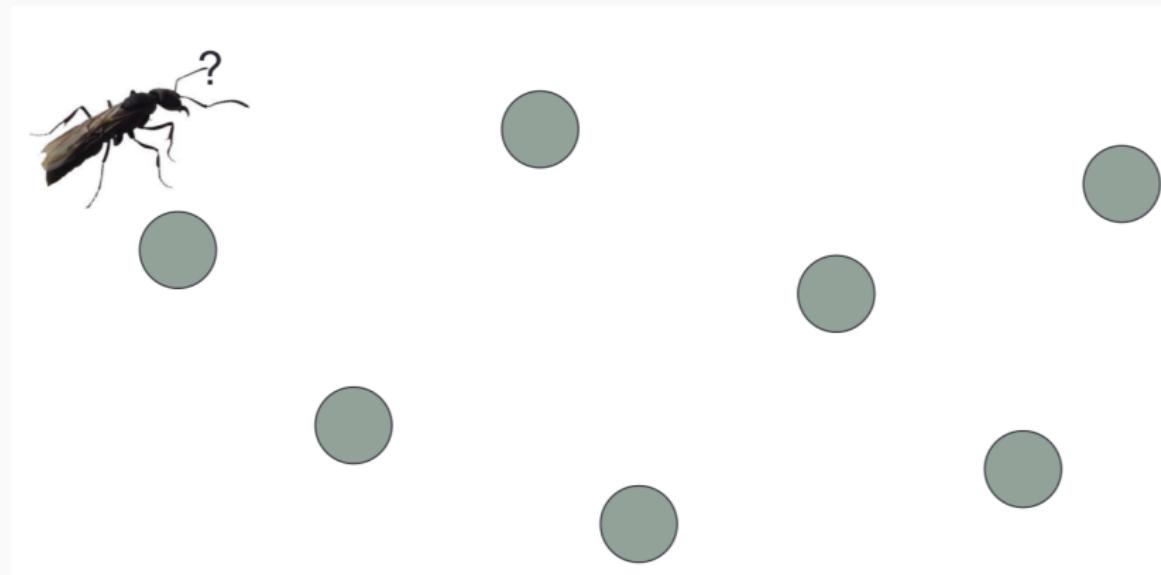
Elas acabavam depositando uma maior quantidade de feromônio nesse caminho em relação as outras, dado um intervalo de tempo.

Ant Colony Optimization

Em 1992 , Dorigo percebeu que esse problema resolvido pelas formigas era muito similar ao TSP e, inspirado nesse comportamento, resolveu modelá-lo no computador e verificar como se comportava em algumas instâncias conhecidas do problema.

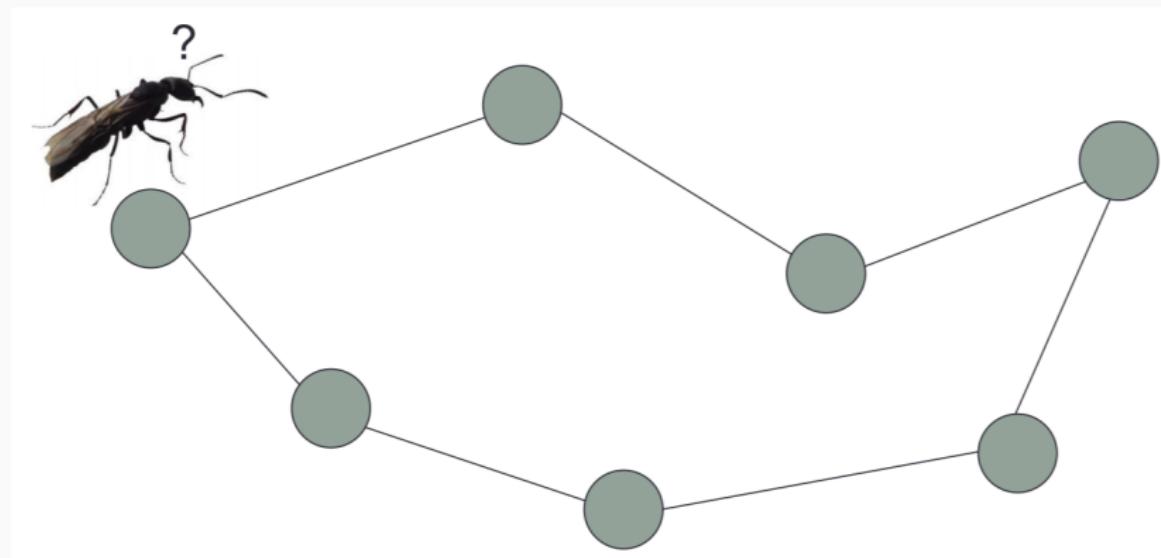
Ant Colony Optimization

Dado um grafo com n vértices, colocar uma formiga artificial em cada um destes.



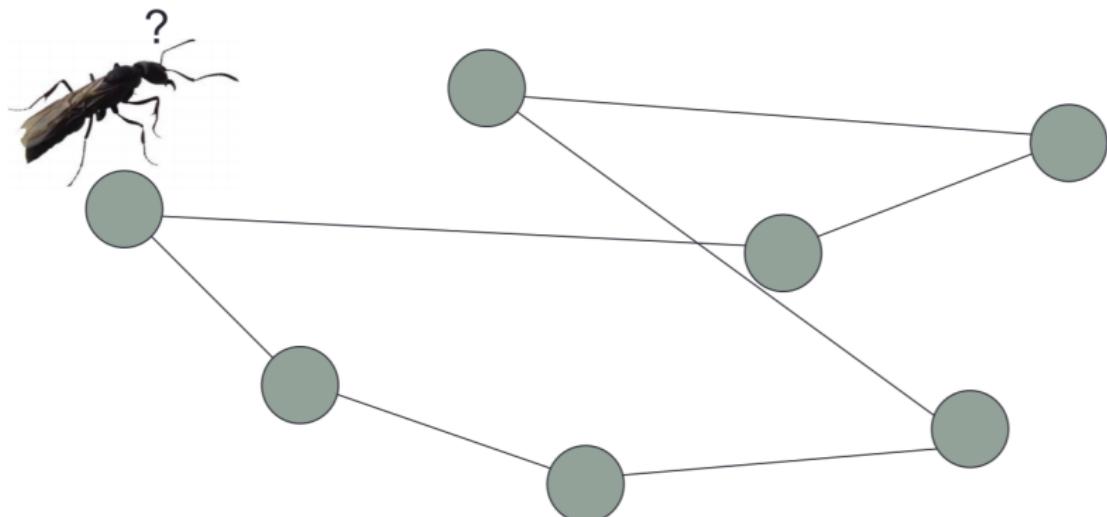
Ant Colony Optimization

Cada formiga traça um caminho seguindo uma fórmula probabilística em função do feromônio “depositado” em cada aresta do grafo.



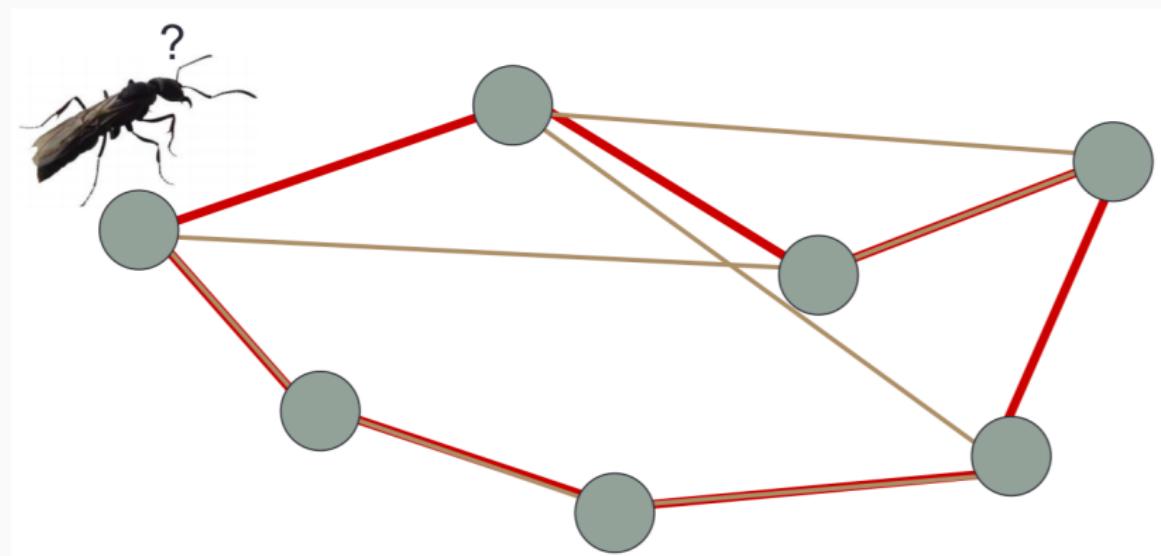
Ant Colony Optimization

Cada formiga traça um caminho seguindo uma fórmula probabilística em função do feromônio “depositado” em cada aresta do grafo.



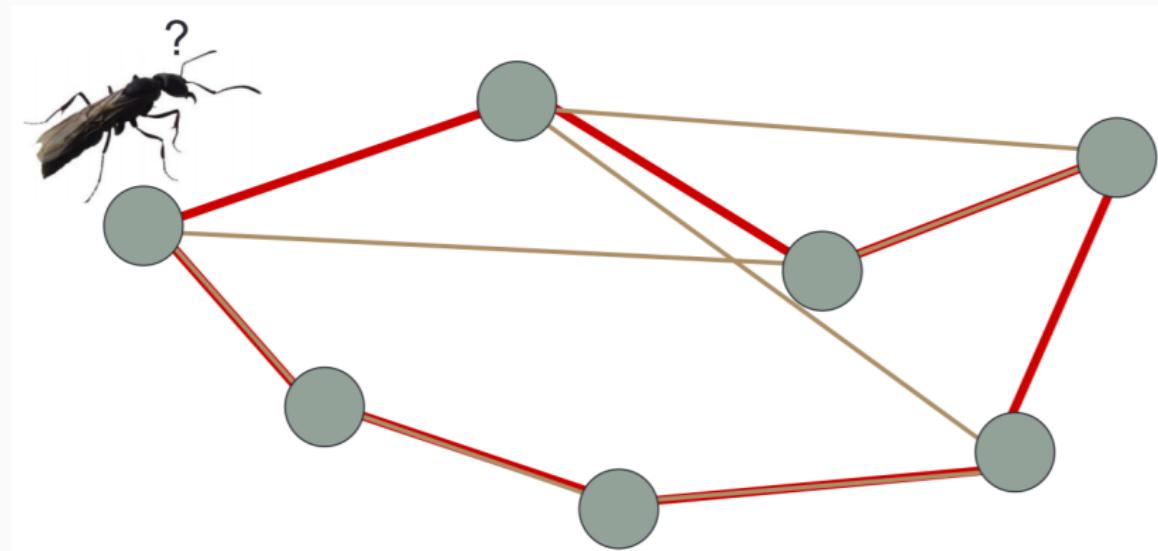
Ant Colony Optimization

Após a construção de todos os caminhos, a intensidade de feromônio em cada aresta é acrescida de acordo com a qualidade da solução gerada.



Ant Colony Optimization

As novas soluções são então construídas seguindo uma função de densidade de probabilidade proporcional ao nível de feromônio em cada aresta.



Ant Colony Optimization

```
aco = do
    pheromone <- initialValues
    while not stop_criteria do
        solutions <- forEach ant buildSolution(pheromone)
        pheromone <- updatePheromone(solutions)
```

Ant Colony Optimization

*Dorigo, M. Optimization, Learning and Natural Algorithms.
Politecnico di Milano, Italy, 1992.*

buildSolution

Para construir a solução, cada formiga utiliza iterativamente uma função probabilística para decidir se incluirá ou não determinada aresta na solução.

buildSolution

$$p_{i,j}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{i,j}^\alpha(t) \cdot \eta_{i,j}^\beta}{\sum_{l \in J^k} \tau_{i,l}^\alpha(t) \cdot \eta_{i,l}^\beta} & \text{if } j \in J^k \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases}$$

onde:

- J^k é a lista de vértices não visitados
- $\tau_{i,j}$ é a quantidade de feromônio na aresta (i,j)
- $\eta_{i,j}$ é a informação de qualidade dessa aresta (geralmente determinada pelo inverso da distância)
- α, β são parâmetros que definem o grau de importância de τ, η , respectivamente.

updatePheromone

Para atualizar a trilha de feromônio nas arestas, é calculada inicialmente a quantidade a ser depositada em cada uma delas, proporcional à qualidade das soluções a que elas pertencem.

updatePheromone

$$\tau_{i,j}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{i,j}(t) + \rho \cdot \Delta\tau_{i,j}$$

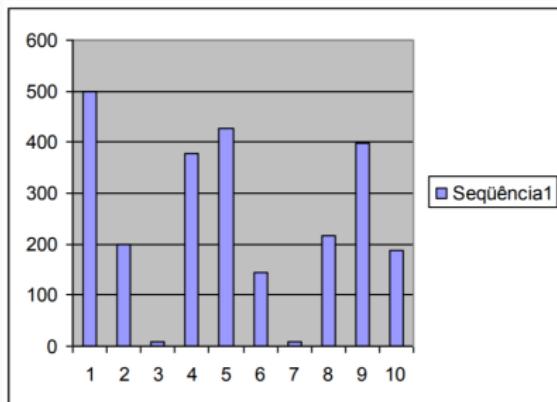
$$\Delta\tau_{i,j} = \begin{cases} \frac{1}{f(s)} & \text{if } (i,j) \in s \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases}$$

onde:

- ρ é a taxa de evaporação do feromônio
- $\Delta\tau_{i,j}$ é a quantidade de feromônio que será depositada na aresta (i,j)
- $f(s)$ é o custo total da solução s .

Feromônio

O feromônio ao longo das iterações, traça dados estatísticos de quanto uma certa parte da solução contribui na sua qualidade, isso deve ser investigado a fundo para tirar maior proveito.



Variações do ACO

Variações do ACO

- Existem diversas variações do algoritmo original na literatura propostos basicamente por dois motivos:
 - melhorar desempenho
 - adaptar para outros problemas

- Utiliza a melhor solução encontrada até o momento para atualizar o feromônio
- Favorece a exploração ao invés da exploração
- Novas soluções tendem a ter pouca variações da melhor dependendo da qualidade dessa

Rank-based AS

- As soluções construídas pelas formigas são *rankeadas*
- Esse *rank* é utilizado para atribuir um peso de atualização de feromônio para cada solução
- Dessa forma as melhores soluções aumentam mais feromônio do que as outras mas sem criar uma pressão seletiva muito grande

MAX-MIN Ant System

- O nível de feromônio é limitado por valores $[\tau_{min}, \tau_{max}]$ pré-definidos
- As atualizações de feromônio são feitas apenas pela melhor solução encontrada até o momento e pela melhor da iteração
- Valores iniciais t_{max} para todas as arestas e reinicializadas com esse valor quando próximo de convergir

Hyper-Cube Framework

- Segue mesma linha do MAX-MIN Ant System
- Valores limitantes são:
 - $\tau_{min} = 0.001$
 - $\tau_{max} = 0.999$
- Feromônio inicializado com valor igual a 0.5
- Valores de atualização do feromônio entre [0, 1]

- Extensão do Hyper-Cube Framework
- Define uma regra para controlar a estagnação (convergência):

$$\sum_{\tau_{i,j} \geq \tau_{max} - \sigma} 1 = |V|$$

$$\sum_{\tau_{i,j} \leq \tau_{min} + \sigma} 1 = |E| - |V|$$

- Normaliza os valores de feromônio:

$$\Delta \tau_{i,j} = \frac{f(s) - f_{worst}}{f_{best} - f_{worst}}$$

Beam-ACO: Híbrido ACO e Branch and Bound

- Branch and Bound é uma técnica clássica de busca por árvore
- Consiste em criar soluções parciais tornando-as mais completas a cada nível da árvore
- São guiados por limitantes teóricos para definir qual solução expandir
- Híbrido: utiliza passos de Branch and Bound probabilístico na construção de soluções do ACO
- A cada passo, restringe as escolhas a um determinado número definido pelo limitante do Branch and Bound

Aplicações

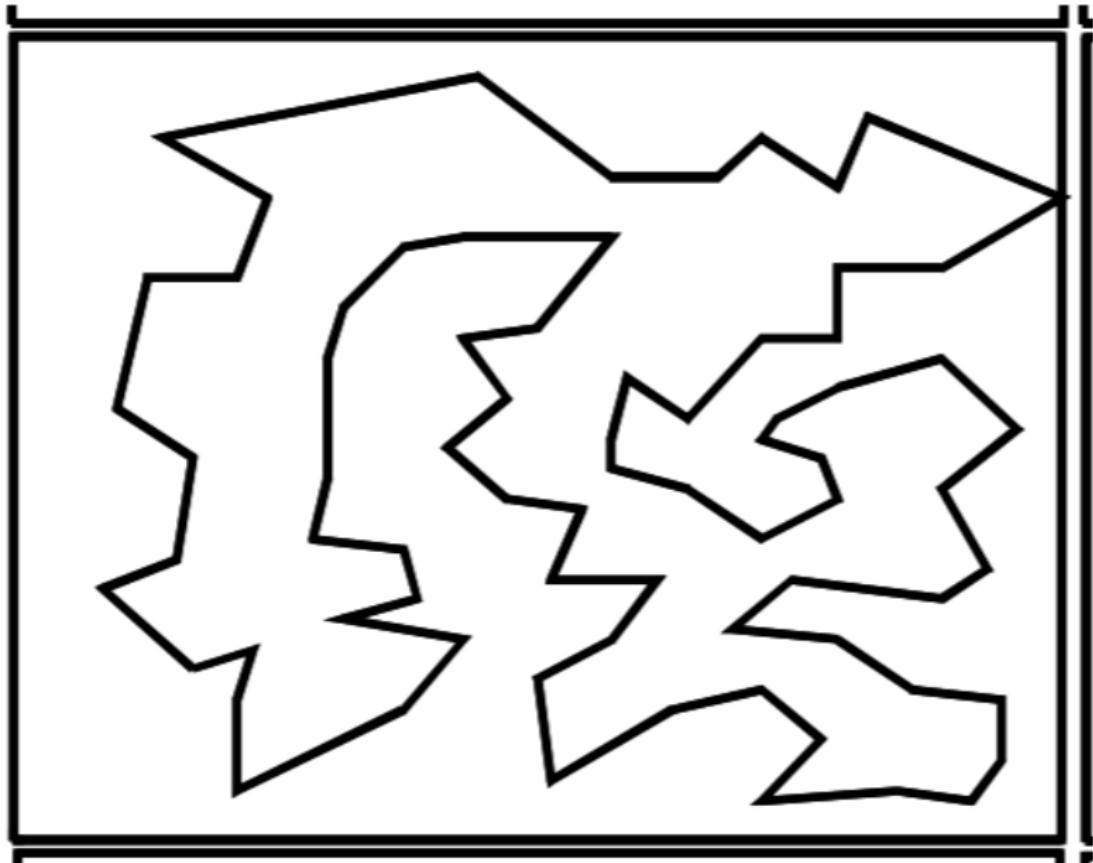
Aplicações

- O ACO e suas variações foram aplicados a Diversos problemas discretos
- Algumas delas necessitaram algumas adaptações por parte do algoritmo
- Seguindo o mesmo framework do ACO também é possível resolver problemas contínuos

- Dorigo M., V. Maniezzo & A. Colomi (1996). Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, 26(1):29- 41
- Colomi A., M.Dorigo, F.Maffioli, V. Maniezzo, G. Righini, M. Trubian (1996). Heuristics from Nature for Hard Combinatorial Problems. *International Transactions in Operational Research*, 3(1):1-21.
- Dorigo M. & L.M. Gambardella (1997). Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1):53-66. (Also Technical Report TR/IRIDIA/1996-5, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles.)

- Dorigo M. & L.M. Gambardella (1997). Ant Colonies for the Traveling Salesman Problem. *BioSystems*, 43:73-81. Also Technical Report TR/IRIDIA/1996-3, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles:
- Bullnheimer B., R. F. Hartl & C. Strauss (1999). A New Rank Based Version of the Ant System: A Computational Study. *Central European Journal for Operations Research and Economics*, 7(1):25-38, 1999.

Sequential Ordering Problem



Sequential Ordering Problem

- Considere um grafo $G = (V, E)$, com V sendo o conjunto de vértices e E o conjunto de arestas.
- Os vértices correspondem às tarefas que devem ser realizadas sequencialmente.
- A cada aresta (i,j) é associado um custo t_{ij} que representa o tempo necessário para o início da tarefa j após a conclusão de i .

Sequential Ordering Problem

- Para cada vértice i , é associado um custo p_i que representa o tempo necessário para a conclusão dessa tarefa.
- As restrições de precedência são feitas a partir de um segundo grafo $P = (V, R)$, onde uma aresta $(i, j) \in R$ se a tarefa i tem que preceder j .

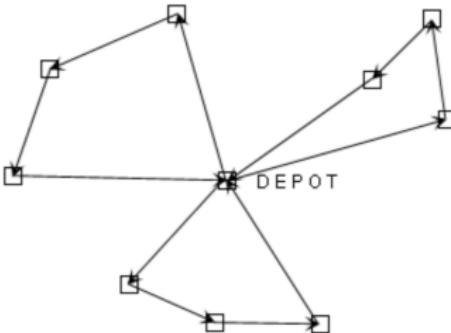
Sequential Ordering Problem

- Esse problema pode ser escrito como um caso geral do ATSP (asymmetric traveling salesman problem).
- Basta definir as distâncias $d_{i,j}$ de uma aresta do TSP como sendo $d_{i,j} = t_{i,j} + p_j$.
- Com isso podemos usar o ACO sem muitas alterações.
- Única diferença que devemos lidar: a lista tabu deve proibir arestas que não obedeçam à restrição de precedência.

Sequential Ordering Problem

Gambardella L. M. and M. Dorigo (1997). HAS-SOP: An Hybrid Ant System for the Sequential Ordering Problem. Tech. Rep. No. IDSIA 97-11, IDSIA, Lugano, Switzerland.

Vehicle Routing



Dado um depósito central, n clientes e m caminhões de transporte, distribuir a mercadoria nos n clientes atendendo suas demandas utilizando-se dos m caminhões respeitando sua capacidade e sempre partindo do depósito.

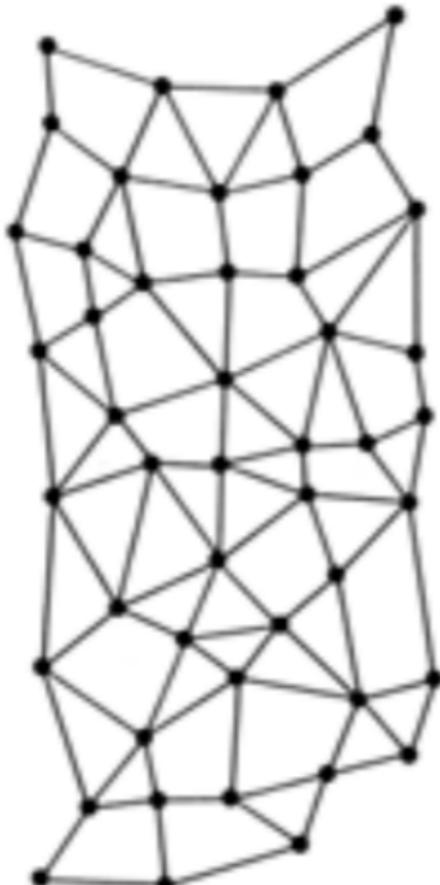
Vehicle Routing

- Nesse problema:
 - Cada cliente é visitado uma única vez por exatamente um veículo.
 - Todas as rotas de cada veículos iniciam e terminam no depósito.
 - cada rota a demanda total não pode exceder a capacidade do veículo.
 - O comprimento total de cada rota não excede um dado limitante L .
- É fácil perceber que, após escolher quais clientes cada veículo irá atender, o problema se torna um TSP.

Vehicle Routing

- Para adaptar o ACO a esse problema:
 - Cada formiga gera um caminho iterativamente conforme o algoritmo padrão.
 - Ao violar uma das restrições, ela volta ao depósito e inicia uma nova rota com outro veículo.

- Bullnheimer B., R.F. Hartl and C. Strauss (1999). An Improved Ant system Algorithm for the Vehicle Routing Problem. Paper presented at the Sixth Viennese workshop on Optimal Control.
- Bullnheimer B., R.F. Hartl and C. Strauss (1999). Applying the Ant System to the Vehicle Routing Problem. In: Voss S., Martello S., Osman I.H., Roucairol C. (eds.).



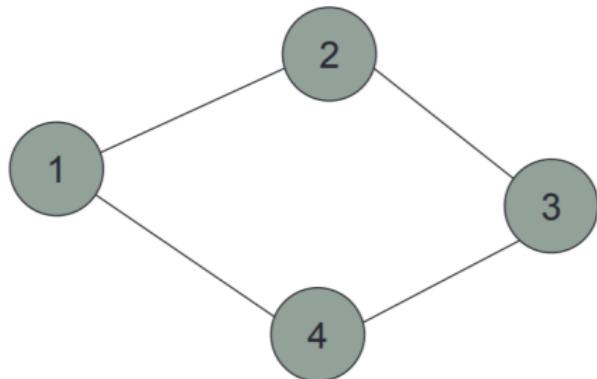
Telecomunicação

Balanceamento de dados em uma rede. Um problema em gerenciar o balanço de carga que passa pelos nós de uma rede (ex.: chamadas em uma rede telefonica).

É necessário gerar um caminho sempre que é requisitada uma ligação entre dois nós, baseado na carga aplicada na rede.

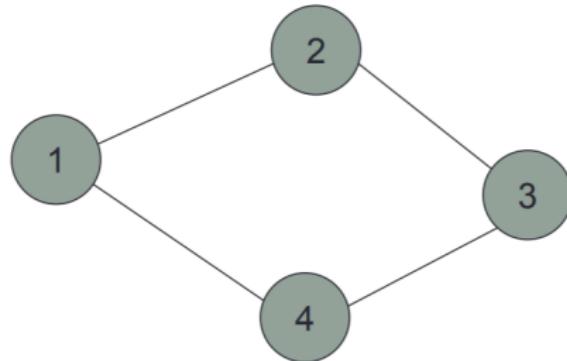
Para utilizar o ACO:

- a tabela de roteamento de dados é substituída por uma tabela de feromônios
- cada nó terá uma tabela de feromônios contendo cada possível destino na rede
- cada tabela contém uma entrada com o nível de feromônio da aresta que liga esse nó com seus vizinhos.



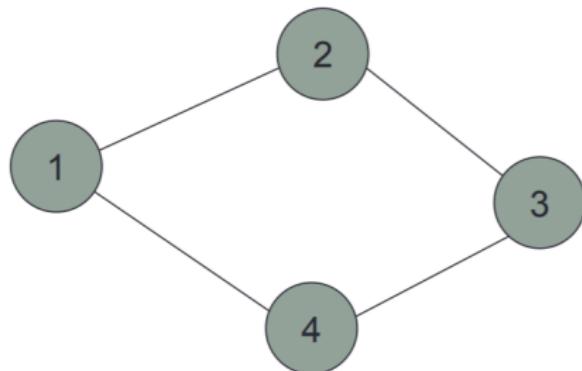
		vizinhos	
		2	4
destino	2	0.95	0.05
	3	0.49	0.51
	4	0.05	0.95

Como exemplo, vamos visualizar a tabela do nó 1 para uma rede com 4 nós. Nela podemos observar quais as probabilidades de uma formiga tomar os dois caminhos possíveis (2 e 4) para os três destinos finais (2, 3 e 4).



		vizinhos	
		2	4
destino	2	0.95	0.05
	3	0.49	0.51
	4	0.05	0.95

O algoritmo funciona basicamente como para o caso do TSP. A cada iteração uma formiga é colocada na rede com uma origem e um destino aleatórios. Utilizando das tabelas de feromônio, essa formiga traça um trajeto probabilisticamente e, ao final, atualiza essas tabelas de acordo com a qualidade da solução.



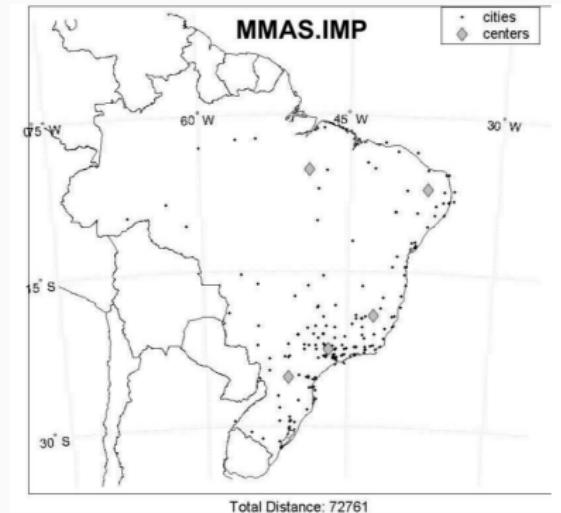
		vizinhos	
		2	4
destino	2	0.95	0.05
	3	0.49	0.51
	4	0.05	0.95

Essa aplicação é diferente das outras abordagens pois ele nunca converge (nunca para), uma vez que a rede sofre constantes alterações.

- Schoonderwoerd Telecommunications R., O. Networks Holland, J.. Adaptive Bruten and Behavior L. Rothkrantz, 5(2):169 (1997). -207. Ant-based Load Balancing in
- Schoonderwoerd R., O. Holland and J. Bruten (1997). Ant-like Agents for Load Balancing in Telecommunications Networks. Proceedings of Agents'97, Marina del Rey, CA, ACM Press, 209 - 216. Di Caro G. and M. Dorigo (1997). AntNet: A Mobile Agents Approach to Adaptive Routing. Tech. Rep. IRIDIA/97 - 12, Université Libre de Bruxelles, Belgium.
- Di Caro G. International Conference M. Dorigo on (1998). System, Mobile IEEE Computer Agents for Adaptive Society Press, Los Alamitos, CA, 74 of the-83. 31st Hawaii

- Di Caro G. & Journal of Artificial Intelligence M. (1998). ResearchAntNet: Distributed (JAIR), 9:317-365. Stigmergetic Control for Communications Networks.
- Navarro Varela G. and M.C. Sinclair (1999). Ant Colony Optimisation for Virtual-Wavelength-Path Routing and Wavelength Allocation. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation (CEC'99), Washington DC, USA, July 1999.
- DucatelleS, F., G. Di Caro for Routing in Mobile Ad Hoc Networks.and L. M. Gambardella (2005). InternationalUsing Ant AgentsJournal toof ComputationalCombine Reactive Intelligence and Proactive and Applications (IJCAI).

Quadratic Assignment Problem



Dados p pontos denominados “centros”, alocar n pontos para um centro de forma a minimizar a distância total percorrida.

Quadratic Assignment Problem

$$\min z = \sum_{i,j} d_{i,j} \cdot x_{i,j}$$

s.a.:

$$\sum_{i=1}^n x_{i,j} = 1 \text{ para todo } j$$

$$\sum_{j=1}^m x_{i,j} = 1 \text{ para todo } i$$

Esse é um problema de permutação, onde é necessário encontrar a melhor combinação de alocações (i, j) onde cada cliente i está alocado apenas à um centro j .

Quadratic Assignment Problem

- Para resolvê-lo utilizando ACO, basta fazer com que cada formiga, ao invés de traçar um caminho, escolha seqüencialmente um par (i, j) até completar uma solução.
- A lista de movimentos tabu é definida como (i, j) para cada elemento i que já foi alocado e para cada centro j . Adicionalmente, a variável $\eta_{i,j}$ é construída utilizando algum limitante inferior (limitantes de Gilmore e Lawler) definido para este problema, servindo como indicativo da qualidade de cada pedaço da solução.

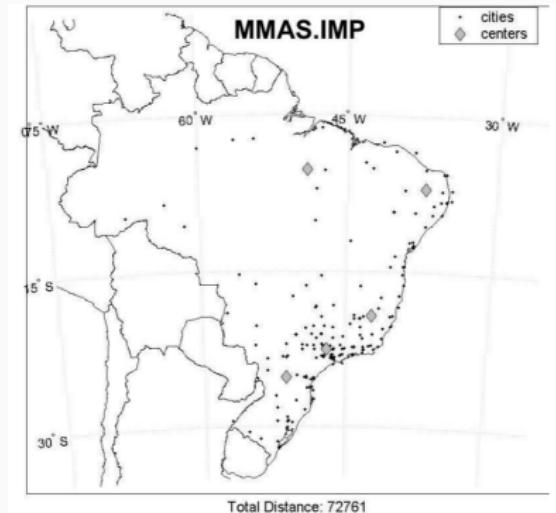
Quadratic Assignment Problem

- Maniezzo V., A. Colorni and M. Dorigo (1994). The Ant System Applied to the Quadratic Assignment Problem. Tech. Rep. IRIDIA/94-28, Université Libre de Bruxelles, Belgium.
- Maniezzo V., L. Muzio, A. Colorni and M. Dorigo (1994). Il sistema formiche applicato al problema dell'assegnamento quadratico. Technical Report No. 94-058, Politecnico di Milano, Italy, in Italian.

Quadratic Assignment Problem

- Taillard E. and L. M. Gambardella (1997). An Ant Approach for Structured Quadratic Assignment Problems. 2nd Metaheuristics International Conference (MIC-97), Sophia-Antipolis, France - July 21-24, 1997
- Maniezzo V. (1998). Exact and approximate nondeterministic tree-search procedures for the quadratic assignment problem. Research Report CSR 98-1, Scienze dell'Informazione, Università di Bologna, Sede di Cesena, Italy.

P-Medianas



O mesmo problema anterior mas também é necessário escolher a localização dos centros.

P-Medianas

Nesse caso deve-se resolver dois problemas: primeiro encontrar um grupo de p centros e, em seguida, alocar todos os clientes à esses centros.

P-Medianas

$$\min_{x,y} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m d_{i,j} x_{i,j}$$

s.a.:

$$\sum_{i=1}^n x_{i,j} = 1 \text{ para todo } j$$

$$x_{i,j} \leq y_j \text{ para todo } (i,j)$$

$$\sum_{j=1}^n y_j = p$$

$$\sum_{i=1}^n x_{i,j} a_i \leq c_j \text{ para todo } j \text{ tal que } y_j = 1.$$

P-Medianas

Onde:

- n = número de nós em um grafo
- a_i = demanda do nó i
- c_j = capacidade da mediana j
- $d_{\{i,j\}}$ = distância entre nós i e j
- p = número de medianas a serem alocadas

- Para aplicar o ACO a esse problema, o feromônio deixa de ser matriz e passa a ser um vetor τ_i representando a probabilidade de um nó ser escolhido para fazer parte do conjunto de medianas.
- As formigas então escolhem seqüencialmente, pela equação probabilística, se um dado nó fará parte da solução ou não até que uma solução seja formada.

- Ao escolher as medianas, é aplicado uma heurística construtiva para resolver o problema de alocação gerado.
- A variável η_i é calculada a partir de uma fórmula de densidade definida como a razão entre o número de nós mais próximos a i que podem ser alocados sem que desrespeite a demanda e a soma da distância total percorrida.

- De França, F. O., F. J. Von Zuben e L. N. de Castro. Definition of Capacited p-Medians by a Modified Max Min Ant System with Local Search. ICONIP - 2004.
- De França, F. O., F. J. Von Zuben e L. N. de Castro. A Max Min Ant System Applied To The Capacitated Clustering Problem. 2004 IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing.
- De França, F. O., F. J. Von Zuben e L. N. de Castro. Max Min Ant System and Capacitated p-Medians: Extensions and Improved Solutions. *Informatica*, v.29, n.2, p.163-171. 2005.

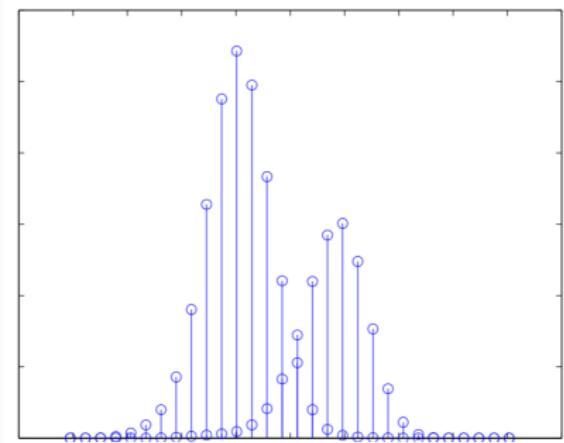
ACO para problemas contínuos

- Uma forma de utilizar os conceitos de ACO para otimização em ambientes contínuos é transformar a trilha de feromônio em uma distribuição normal de probabilidade.

- Como, na realidade, a trilha de feromônio deixada pelas formigas tem uma intensidade crescente e contínua em direção à fonte de alimento, podemos dizer que a intensidade do feromônio tende a aumentar quando caminhando em direção à variável x ótima.

- O feromônio então se torna algo parecido com:
$$\tau(x) = e^{-\frac{(x-x_{min})^2}{2\sigma^2}}$$
- Onde x_{min} é o ponto x onde foi obtido o menor valor até o momento e σ é a variável que define a dispersão.

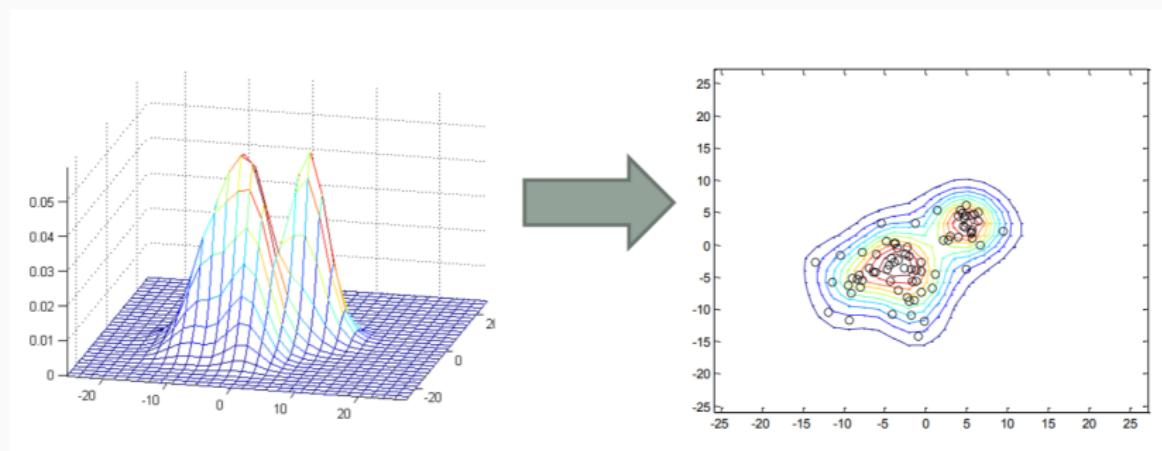
De Discreto para Contínuo



A informação discreta do feromônio é transformada em kernels Gaussianos dos quais novas soluções podem ser amostradas.

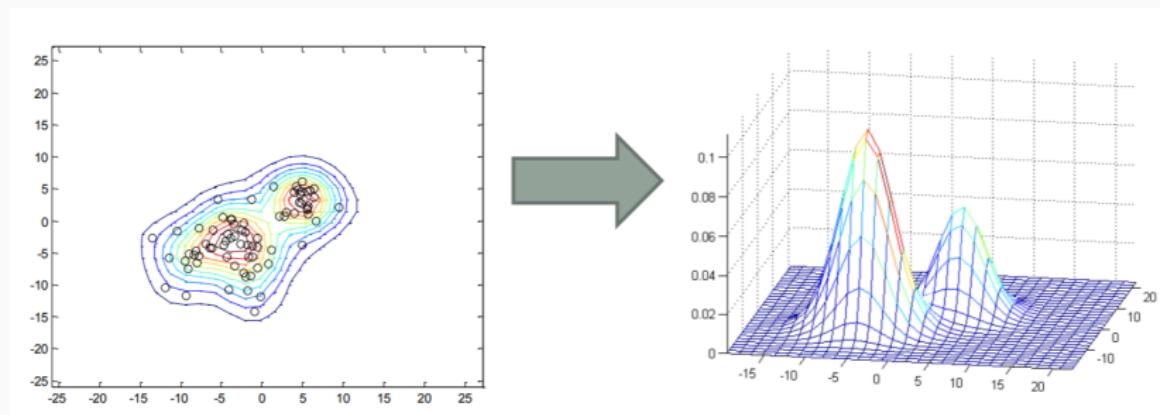
De Discreto para Contínuo

Para construir uma solução, cada formiga utiliza a informação dada pela feromônio contínuo (*buildSolution*):



De Discreto para Contínuo

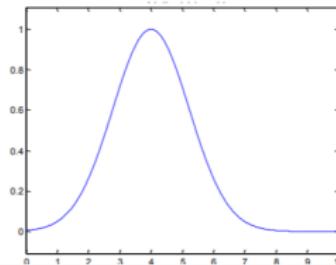
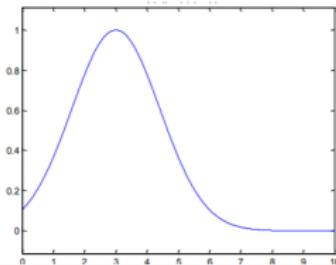
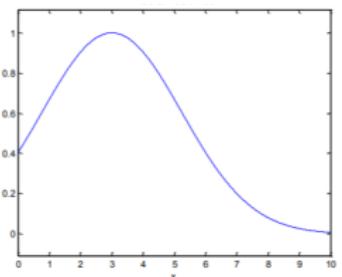
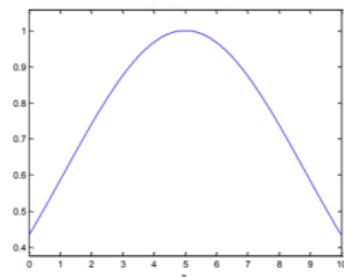
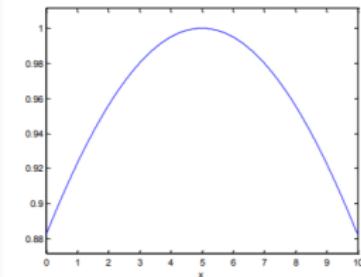
Depois de amostrar todas as soluções esse feromônio é então amostrado (*updatePheromone*):



ACO para problemas contínuos

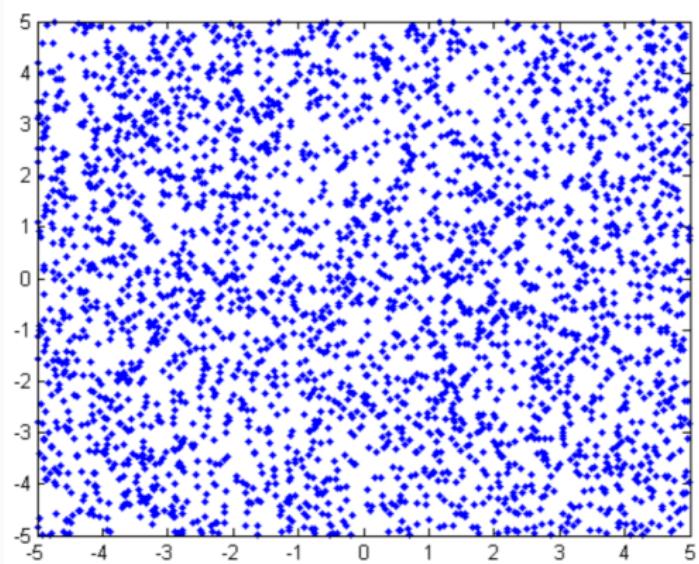
- A atualização do feromônio é feita em cima da variância σ :
- Onde: f_j é o valor da função-objetivo obtido pela formiga j e f_{min} é o valor da menor solução obtida até o momento.
- Dessa forma, a cada iteração a altura da função de distribuição aumenta e sua largura diminui, convergindo para uma solução no espaço de busca.

ACO para problemas continuos



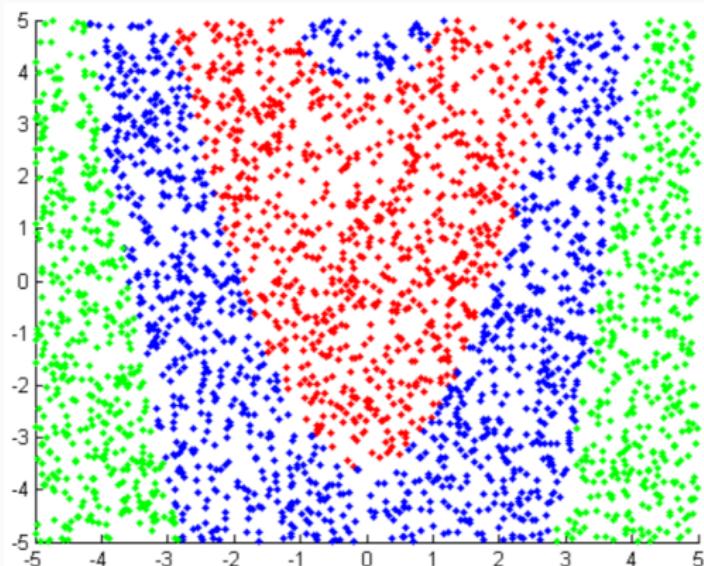
- *Multivariate Ant Colony Algorithm for Continuous Optimization*
- Multivariado pois a interdependência entre variáveis é levada em consideração quando calculando os novos valores de feromônio;
- O feromônio é calculado baseado em uma porcentagem das melhores soluções da iteração
- Usando essa informação, a matriz de covariância da amostra é calculada
- Fase I: O centro da Guassiana multivariada é a melhor solução atual
- Fase II: O centro da Guassiana multivariada é o valor médio da matriz de feromônio.

MACACO

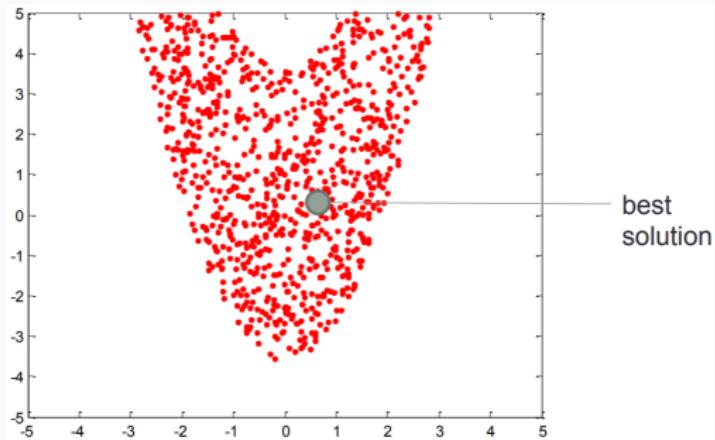


O processo inicia com amostras com distribuição uniforme

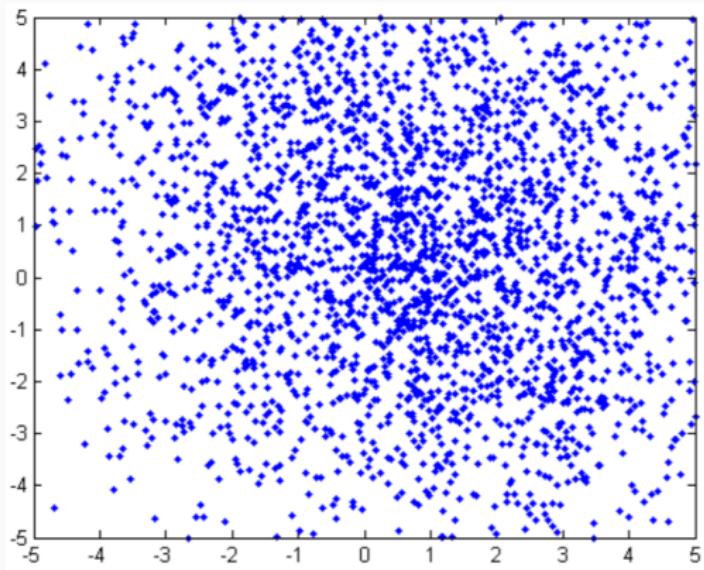
MACACO



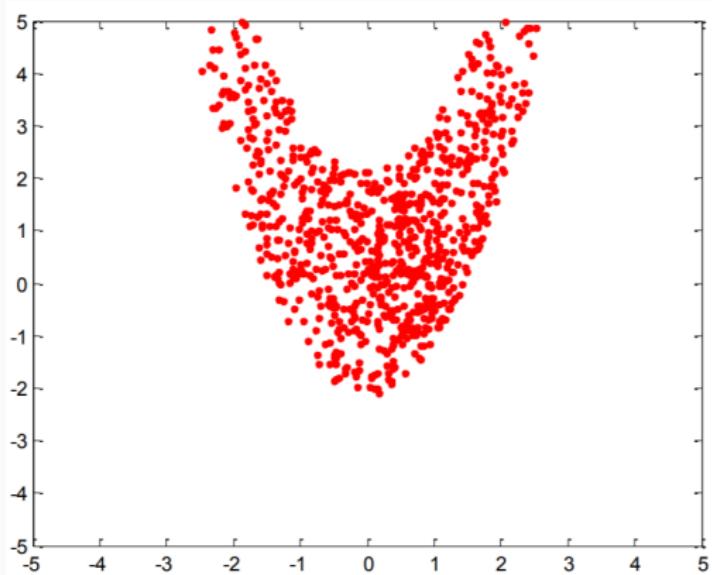
As melhores soluções (em vermelho) são utilizadas para calcular o feromônio



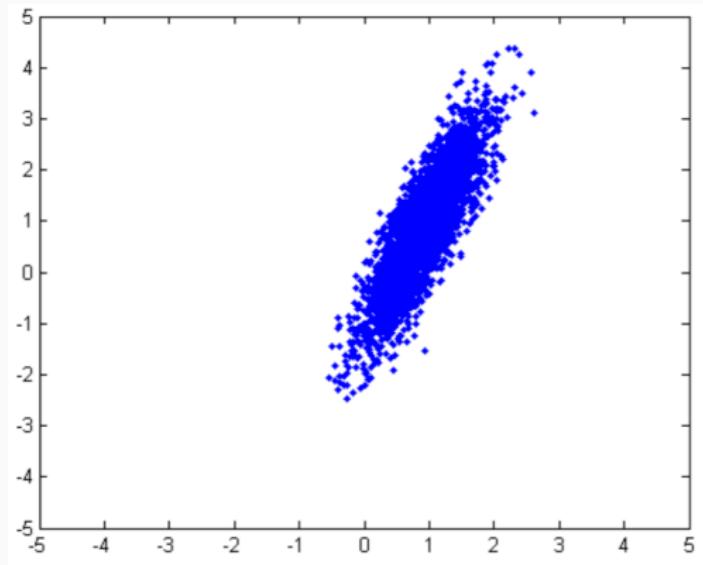
A nova matriz de covariância é calculada e o centro da distribuição
será a melhor solução



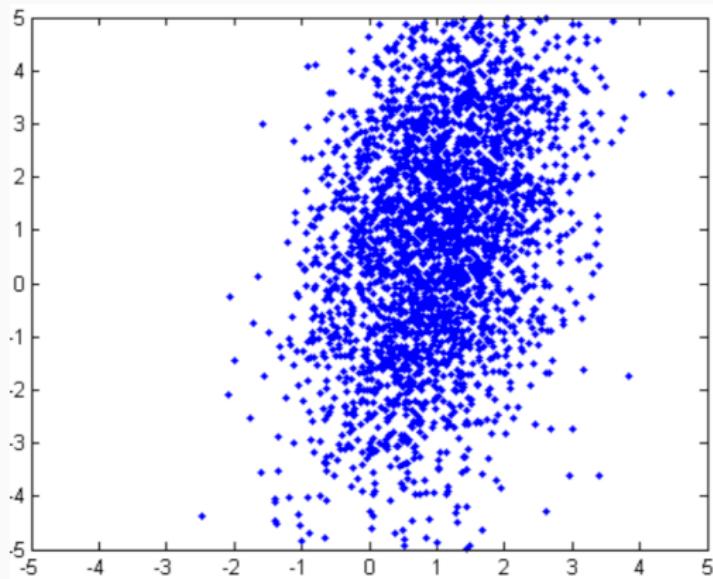
Em seguida, as formigas utilizam a nova distribuição para gerar novas amostras



E o processo continua...



... até a p.d.f. Gaussiana convergir



Depois disso, a variância da Gaussiana é aumentada e o processo repetido, mas agora o centro da p.d.f. será a média das amostras.

- Seid H. Pourtakdoust, Hadi Nobahari: An Extension of Ant Colony System to Continuous Optimization Problems. ANTS Workshop 2004: 294-301.
- Mathur, M., Karale, S.B., Priye, S., Jayaraman, V.K., and Kulkarni, B.D. Ant Colony Approach to Continuous Function Optimization. Ind. Eng. Chem. Res., 39, 10, 3814 - 3822, 2000, 10.1021/ie990700g

- Socha, K., Dorigo, M., Ant colony optimization for continuous domains, Eur. J. Oper. Res. (2006), doi:10.1016/j.ejor.2006.06.046
- FRANÇA, F. O. ; COELHO, G. P. ; ATTUX, R. R. F. ; VON ZUBEN, F. J. . Multivariate ant colony optimization in continuous search spaces. In: Genetic and Evolutionary Computation Conference, 2008, Atlanta. Proceedings of the 10th annual conference on Genetic and evolutionary computation. New York : ACM Press, 2008. p. 9-16.

Ant Clustering Algorithm (ACA)



Ant Clustering Algorithm (ACA)

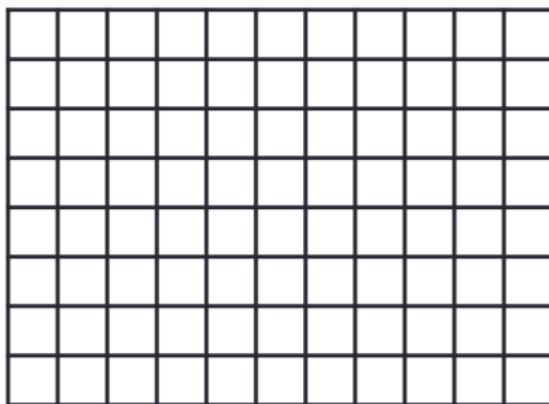
- Baseado no comportamento de algumas colônias no agrupamento dos corpos de formigas mortas, procurando agrupá-las em clusters bem definidos
- As formigas são espalhadas por um grid bi-dimensional onde os dados estão espalhados.

Ant Clustering Algorithm (ACA)

- Cada formiga ao se deparar com um elemento, tem uma probabilidade de pegá-lo de acordo com a similaridade desse elemento com seus vizinhos
- Quando ela já carrega um item, ela tem uma probabilidade de largá-lo de acordo com os mesmos critérios

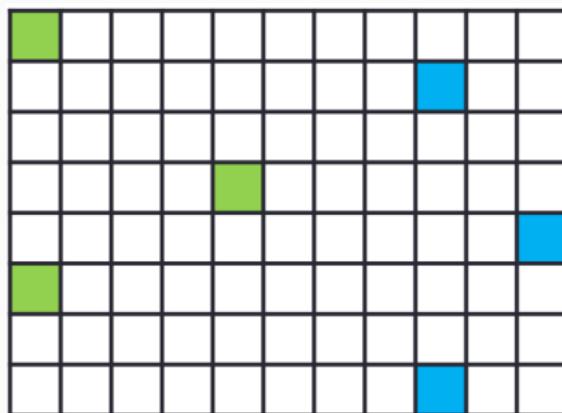
Ant Clustering Algorithm (ACA)

Construa um grid bidimensional de tal forma que a área seja maior que a quantidade de objetos a serem agrupados.



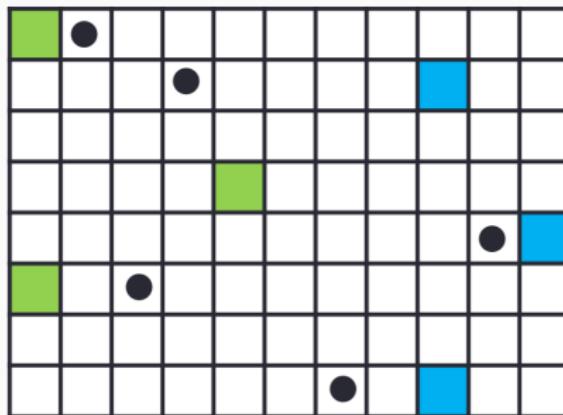
Ant Clustering Algorithm (ACA)

Aloque cada objeto exclusivamente em um dos quadrados aleatoriamente.



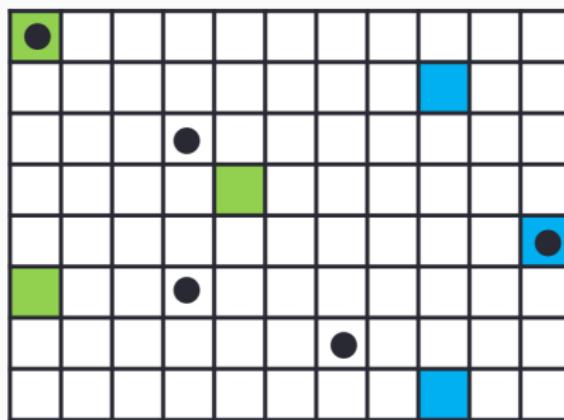
Ant Clustering Algorithm (ACA)

Espalhe as formigas pelo grid.



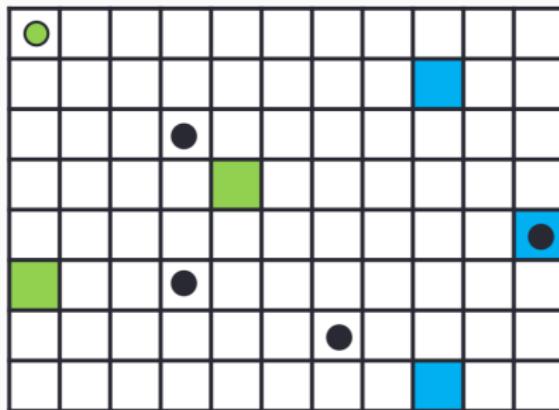
Ant Clustering Algorithm (ACA)

Em cada iteração, ande aleatoriamente em uma posição com cada formiga.



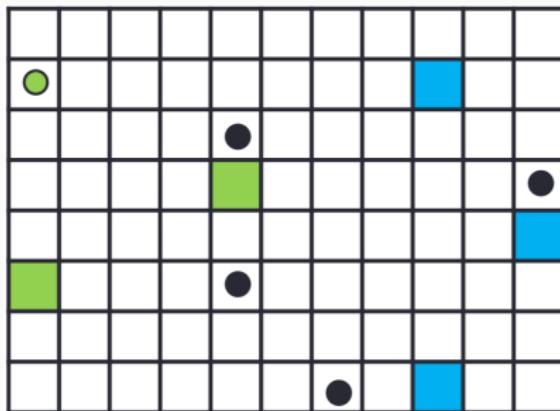
Ant Clustering Algorithm (ACA)

Se a formiga estiver em um quadrado contendo um objeto, pegue tal objeto com probabilidade p_p .



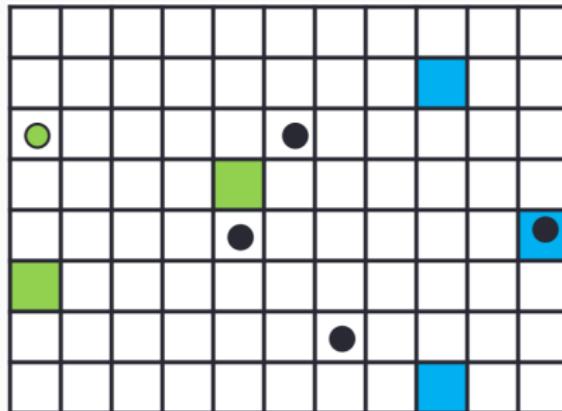
Ant Clustering Algorithm (ACA)

Repita o procedimento de caminhada aleatória e,...



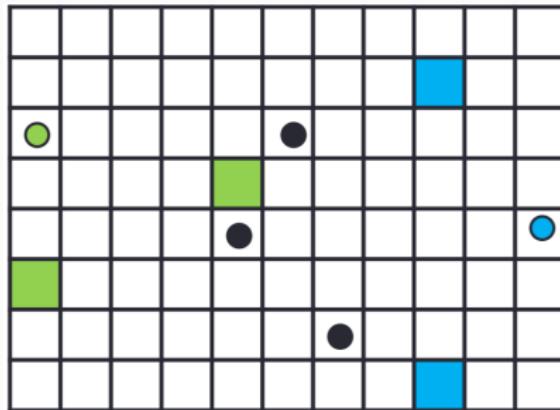
Ant Clustering Algorithm (ACA)

...



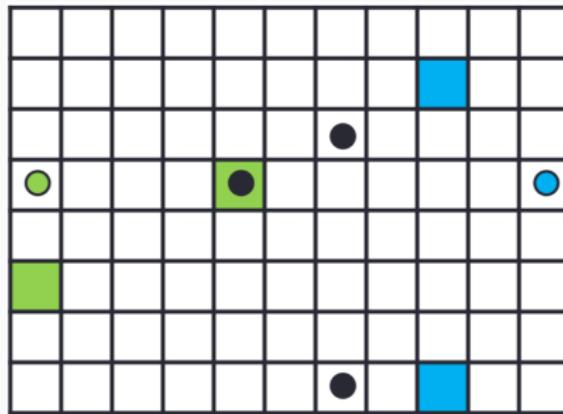
Ant Clustering Algorithm (ACA)

...



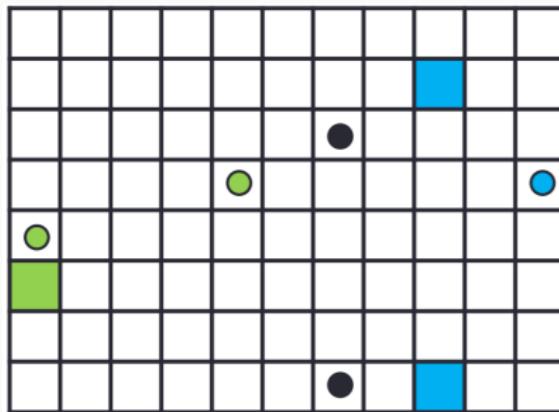
Ant Clustering Algorithm (ACA)

...



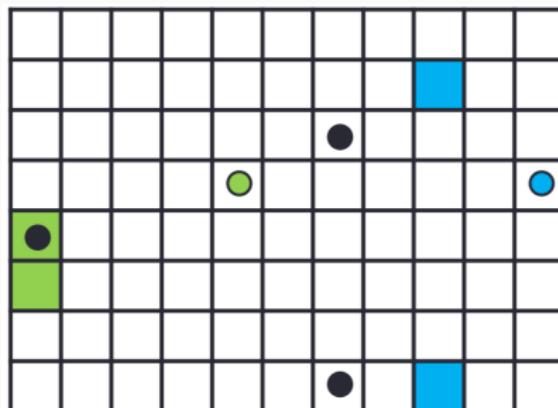
Ant Clustering Algorithm (ACA)

...



Ant Clustering Algorithm (ACA)

... descarregue o objeto com probabilidade p_d .



Ant Clustering Algorithm (ACA)

$$p_p(x) = \left(\frac{k_1}{k_1 + f(x)} \right)^2$$

$$p_i(x) = \left(\frac{f(x)}{k_2 + f(x)} \right)^2$$

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{s^2} \sum_{x_j \in N(x)} \left(1 - \frac{d(x, x_j)}{\alpha} \right) & \text{if } s > 0 \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases}$$

Ant Clustering Algorithm (ACA)

- Prós: capacidade de decidir automaticamente o número de clusters
- Contra: mesmo após construídos os agrupamentos, elas tendem a destruí-los com o tempo, sendo necessário um critério de parada