MÉTODOS E MODELOS AVANÇADOS EM CIÊNCIA DE DADOS

Aula 07 - Inteligência de Enxames (Swarm Intelligence)

Prof. Rafael G. Mantovani



Roteiro

- 1 Introdução
- 2 Swarm Intelligence
- 3 PSO
- 4 Síntese / Próximas Aulas
- 5 Referências

Roteiro

- 1 Introdução
- 2 Swarm Intelligence
- 3 PSO
- 4 Síntese / Próximas Aulas
- 5 Referências

Otimização

- importante área de estudo
- virtualmente aplicável em diferentes áreas de estudo
- assim também é na Ciência de Dados/ML

Exemplos?

Gerais:

- encontrar melhor rota de robôs
- planejamento de tarefas
- corte e empacotamento
- ML / DS
 - ajuste de hiperparâmetros (HPs)
 - seleção de atributos (feature selection)

Problema de otimização

- minimização / maximização
- facilmente convertidos entre si

$$\min_{x} f(x) \leftrightarrow \max_{x} [-f(x)]$$

$$\max_{x} f(x) \leftrightarrow \min_{x} [-f(x)]$$

Problema de otimização

- minimização / maximização
- facilmente convertidos entre si

$$\min_{x} f(x) \leftrightarrow \max_{x} [-f(x)]$$

$$\max_{x} f(x) \leftrightarrow \min_{x} [-f(x)]$$

f(x) é função objetivo

- Diferentes técnicas/algoritmos
 - Simples
 - Meta-heurísticas (métodos estocásticos)

Adaptação

- Diferentes técnicas/algoritmos
 - Simples
 - Meta-heurísticas (métodos estocásticos)

Adaptação

Aleatoriedade

- Diferentes técnicas/algoritmos
 - Simples
 - Meta-heurísticas (métodos estocásticos)

Adaptação

Aleatoriedade

Comunicação

- Diferentes técnicas/algoritmos
 - Simples
 - Meta-heurísticas (métodos estocásticos)

Adaptação

Aleatoriedade

Comunicação

Feedback

- Diferentes técnicas/algoritmos
 - Simples
 - Meta-heurísticas (métodos estocásticos)

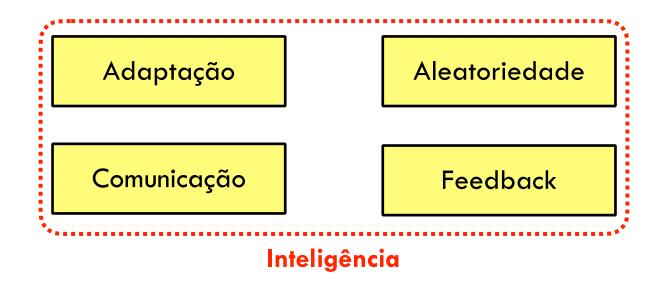
Adaptação

Aleatoriedade

Comunicação

Feedback

- Diferentes técnicas/algoritmos
 - Simples
 - Meta-heurísticas (métodos estocásticos)



Inteligência de Enxame (Swarm Intelligence)



Roteiro

- 1 Introdução
- 2 Swarm Intelligence
- 3 PSO
- 4 Síntese / Próximas Aulas
- 5 Referências



- Uma coleção bem estruturada de agentes interagindo
- Agentes



- Uma coleção bem estruturada de agentes interagindo
- Agentes
 - indivíduos que pertencem a um grupo
 - comportamento guiado por regras simples (inteligência limitada)
 - contribuem para, e em benefício do grupo
 - Podem reconhecer, se comunicar e interagir um com o outro e com o ambiente



Colônia de formigas



Cardume de peixes



Bando de pássaros



manada de zebras





- Estrutura dos agentes é:
 - Descentralizada e auto-organizada
- A ação de cada indivíduo mapeia as possibilidades para indicar o comportamento global



Cardume de peixes



manada de zebras

- tem origem na década de 90
- sistemas robóticos compostos por uma coleção de agentes simples
- princípio: agentes pouco inteligentes e com capacidade individual limitada, são capazes de apresentar comportamentos coletivos inteligentes

Características:

- Proximidade: agentes devem estar próximos o suficiente para poderem interagir
- Qualidade: os agentes devem ter a capacidade de avaliar seus comportamentos
- Diversidade: a organização dos agentes permite reagir a situações inesperadas
- Adaptabilidade: deve conseguir se adequar as variações do ambiente

- Exemplos de Swarm Intelligence na literatura:
 - Enxame de partículas (Particle Swarm Optimization)
 - Colônia de formigas (Ant Colony Optimization)
 - Cardume de peixes (Fish Swarm Intelligence)
 - Enxame de vaga-lumes (Firefly Algorithm)
 - Colmeia de abelhas (Bee Algorithm)
 - □ ...

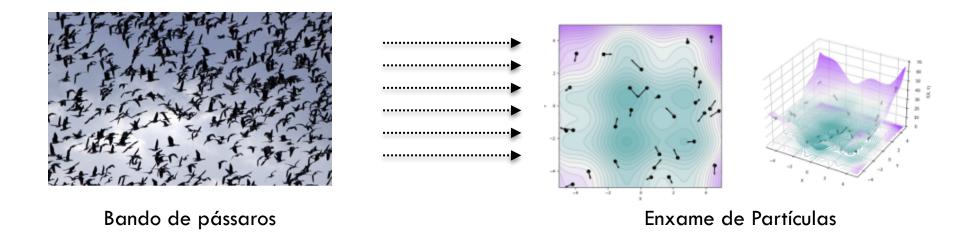
- Exemplos de Swarm Intelligence na literatura:
 - Enxame de partículas (Particle Swarm Optimization)
 - Colônia de formigas (Ant Colony Optimization)
 - Cardume de peixes (Fish Swarm Intelligence)
 - Enxame de vaga-lumes (Firefly Algorithm)
 - Colmeia de abelhas (Bee Algorithm)

Roteiro

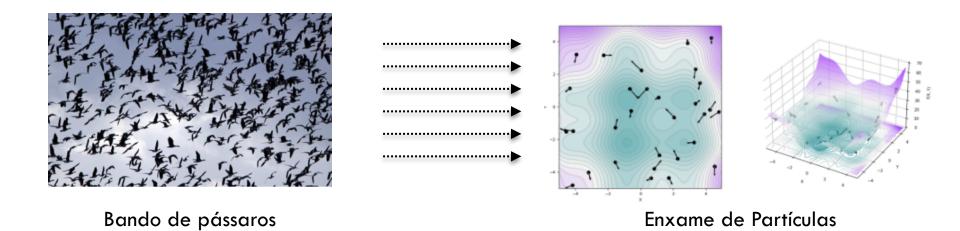
- 1 Introdução
- 2 Swarm Intelligence
- 3 PSO
- 4 Síntese / Próximas Aulas
- 5 Referências

- Proposto por <u>Kennedy & Eberhart (1995)</u>
- Inspirado no inteligência coletiva de sistemas naturais
 - Método estocástico de otimização
 - Inteligência distribuída
 - Solução candidata = partícula
 - População = enxame
 - Melhorar:
 - desempenho coletivo
 - desempenho individual das partículas

Replicar comportamentos bioinspirados

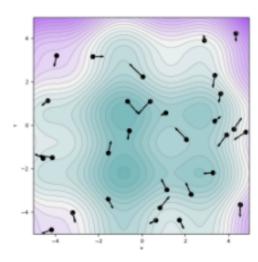


Replicar comportamentos bioinspirados

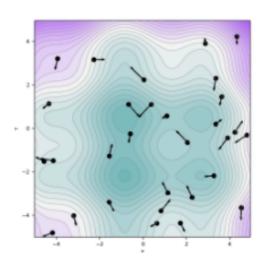


A base do algoritmo é a **interação** entre os agentes (**partículas**) da população movendo rumo a melhores posições do espaço de busca

Tem fundamentação também no comportamento humano:



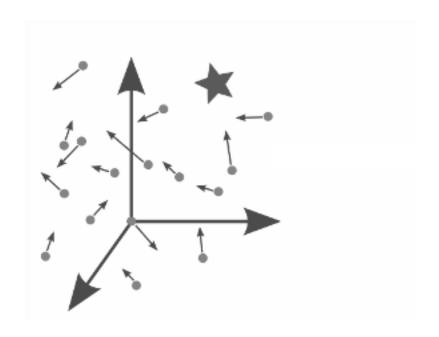
Tem fundamentação também no comportamento humano:

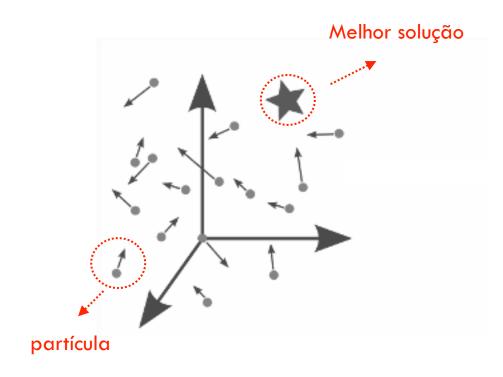


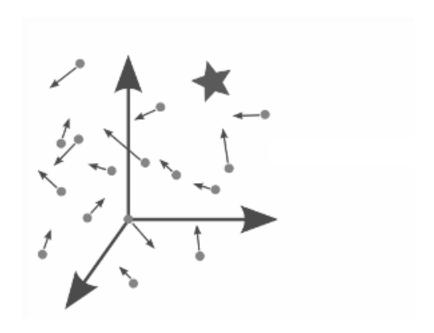
- 1. **Inércia**: tendemos a repetir fórmulas de sucesso que funcionaram no passado
- 2. Influência da sociedade: tentar emular o que outros conseguiram realizar com sucesso
- 3. Influência de vizinhos: aprendemos daqueles mais próximos. Modificamos nossos comportamentos com base nas histórias de sucesso/fracassos que ouvimos dos mais próximos

- Teoria Sociocognitiva explica o PSO:
 - cada agente possui sua própria experiência e é capaz de avaliar a qualidade dessa experiência
 - como os agentes são sociáveis, eles também possuem conhecimento sobre como seus vizinhos se comportam (desempenharam)
- Esses dois tipos de informação correspondem à aprendizagem individual (cognitiva) e à transmissão cultural (social), respectivamente.

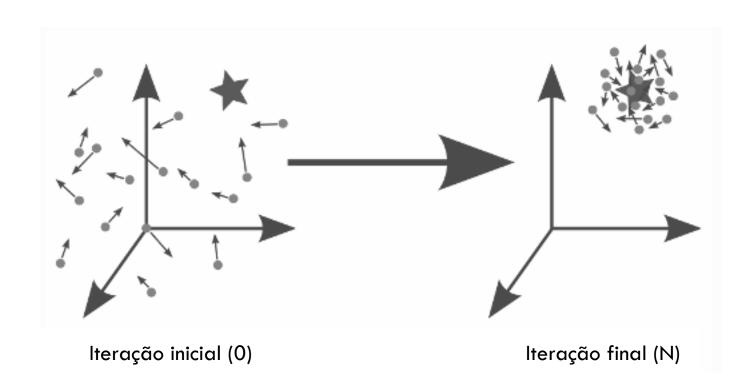
- Três princípios são utilizados para resumir o processo de adaptação cultural/social:
 - 1 Avaliação: agentes/partículas possuem a capacidade de verificar o ambiente de forma a avaliar seu próprio comportamento
 - Comparação: agentes usam uns aos outros como material comparativo
 - Imitação: um dos centros da organização social humana, e é importante para a aquisição de manutenção das habilidades mentais

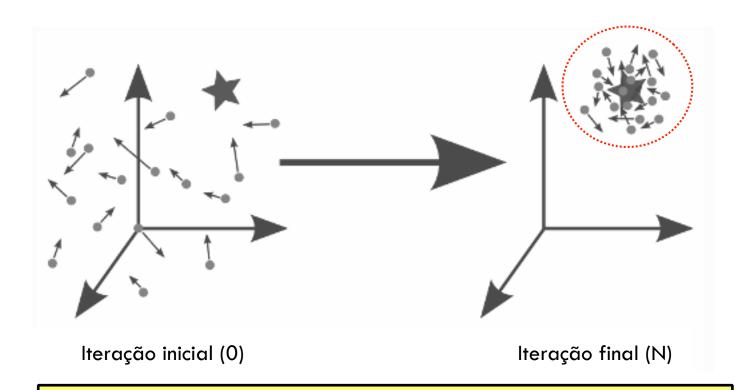






Iteração inicial (0)





A ideia é que essas partículas **tenderão** a se movem em direção umas das outras e vão influenciar umas as outras

Cada partícula:



- posição da partícula no espaço (x)
- **velocidade** (v): direção e velocidade que a partícula viaja no espaço

- posição da partícula no espaço (x)
- velocidade (v): direção e velocidade que a partícula viaja no espaço
- memória: local best → melhor posição atingida pela partícula desde sempre
- conhecimento: global best → melhor posição atingida pelo enxame como um todo

- posição da partícula no espaço (x)
- velocidade (v): direção e velocidade que a partícula viaja no espaço
- memória: local best → melhor posição atingida pela partícula desde sempre
- conhecimento: global best → melhor posição atingida pelo enxame como um todo
- vizinhança: neighbors best → melhor posição atingida por N vizinhos

Cada partícula:



 A posição de uma partícula i em um instante de tempo é dada por:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

A posição futura de uma partícula depende de sua posição anterior e da velocidade da partícula

Cada partícula:



 A posição de uma partícula i em um instante de tempo é dada por:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

$$v_i(t+1) = v_i(t) + c_1(P_i^{best}(t) - x_i(t)) + c_2(P_{gbest} - x_i(t))$$

- c1 (individual) e c2 (grupo) são os coeficientes de aceleração (taxa de aprendizado)
- Pi_best é a melhor posição conhecida pela partícula i
- Pgbest é a melhor posição conhecida pelo enxame

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

$$v_i(t+1) = v_i(t) + c_1(P_i^{best}(t) - x_i(t)) + c_2(P_{gbest} - x_i(t))$$

Cada partícula:



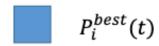
$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + c_1 \Big(P_i^{best}(t) - \mathbf{x}_i(t) \Big) + c_2 \Big(P_{gbest} - \mathbf{x}_i(t) \Big)$$
Fator de inércia

Componente cognitivo

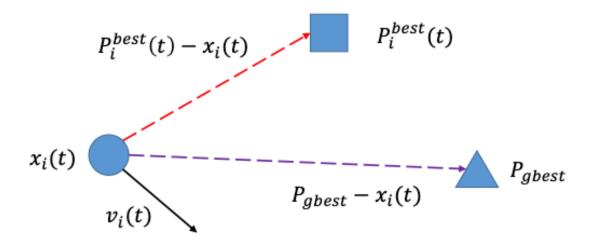
Componente social

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + c_1 \left(P_i^{best}(t) - \mathbf{x}_i(t) \right) + c_2 \left(P_{gbest} - \mathbf{x}_i(t) \right)$$

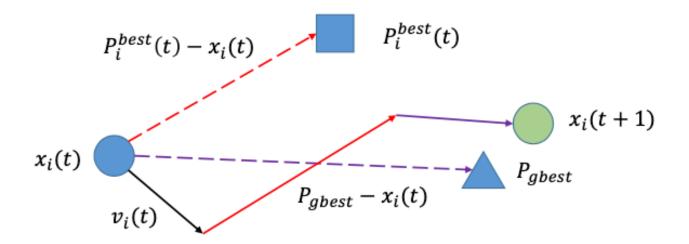




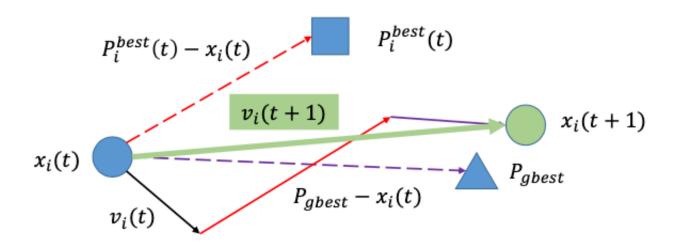
$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + c_1 \left(P_i^{best}(t) - \mathbf{x}_i(t) \right) + c_2 \left(P_{gbest} - \mathbf{x}_i(t) \right)$$



$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + c_1 \left(P_i^{best}(t) - \mathbf{x}_i(t) \right) + c_2 \left(P_{gbest} - \mathbf{x}_i(t) \right)$$



$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + c_1 \left(P_i^{best}(t) - \mathbf{x}_i(t) \right) + c_2 \left(P_{gbest} - \mathbf{x}_i(t) \right)$$



Algoritmo PSO

Entradas: min f(x), onde $A \le x \le B$

- N: número de partículas do enxame
- n.iter: número máximo de iterações

Inicio algoritmo

- 1. Criar uma população inicial (P) de N indivíduos (xi) com valores aleatórios entre A e B
 - o ideal é que a população seja distribuída por todo o espaço de busca
 - a partícula é denotada por um vetor de coordenadas (similar ao cromossomo do GA)

Algoritmo PSO

- 2. Inicializar o vetor de velocidade (vi) de cada partícula (xi)
 - aleatoriamente ou serem nulos (zero)
- 3. Inicializar as melhores posições (*localbest i*) já encontrada para cada partícula (xi)
- 4. Inicializar a melhore posição já encontrada pelo enxame (*globalbest*)
- 5. Enquanto critério de parada não for satisfeito
 - 5.1. Avaliar cada partícula xi em P (f(xi))
 - 5.2 Atualizar melhores posições locais (localbest i)
 - 5.3 Atualizar melhor posição global (*globalbest*)
 - 5.4 Atualizar os vetores de velocidade de cada partícula (vi)
 - 5.5. Atualizar as posições de cada partícula (xi)
- 6. Retornar (globalbest)

Algoritmo

```
Gerar a população inicial aleatoriamente
 2
    while(condição de parada não satisfeita)
 3
        for i = 1 to size(população)
 4
           if f(x_i) < f(P_i^{best})
              P_i^{best} = x_i //melhor performance individual até o momento
           if f(P_i^{best}) < f(P_{qbest}) //se x_i alcançou a melhor solução da população
 8
              P_{abest} = x_i
           for d=1 to L //L é a dimensão do problema
 9
               atualiza_velocidade() //equação v(i)
10
               atualiza_posição() //equoção x(i)
11
```

Algumas modificações do algoritmo PSO alteram as linhas 7 e 8. Ao invés de atualizar o valor do Pgbest do enxame todo, modificam o melhor valor dos **k** vizinhos da partícula i

Característica	Descrição
Indivíduo (agente)	Partícula
População de indivíduos	Enxame de partículas
Esquecimento e aprendizagem	Incremento ou decremento nos valores de alguns atributos das partículas
Experiência própria de um indivíduo	Cada partícula possui conhecimento de sua história (desempenho) e usa este conhecimento para direcionar seus próximos movimentos no espaço
Interação social	Cada partícula também possui conhecimento sobre o desempenho de outras partículas e emprega de igual maneira esse conhecimento para as suas próximas escolhas

Vantagens:

- Versatilidade
- Fácil implementação
- Custo computacional (paralelizável)
- Não existem muitos parâmetros para configurar

Contras

- pode ficar preso em ótimos locais (como resolver?)
- Uma das tentativas é deixar o funcionamento do algoritmo mais estocástico, propiciando a fuga dos ótimos locais
 - Atribuir pesos ao fato de inércia, componente cognitivo e social

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + r_1c_1(P_i^{best}(t) - x_i(t)) + r_2c_2(P_{gbest} - x_i(t))$$

 Em que w, r1 e r2 são valores aleatórios reais no intervalo [0,1]

Hands on

Vamos exercitar :)
[Google Colab - <u>Exemplo Tuning</u>]

Roteiro

- 1 Introdução
- 2 Swarm Intelligence
- 3 PSO
- 4 Síntese / Próximas Aulas
- 5 Referências

Síntese

- Inspiração Biológica
 - Comportamento coletivo
 - Cardumes / Enxames / Populações de animais
 - Inteligência de Enxame
 - Particle Swarm Optimization (PSO)

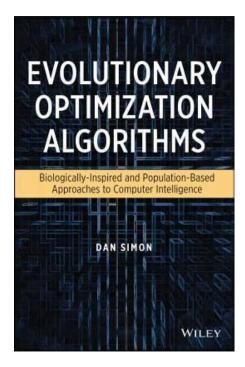
Próxima aula

- Fluxo de Ciência de Dados
 - Etapas
 - Relação com conteúdos já estudados
 - Exercícios/Exemplos

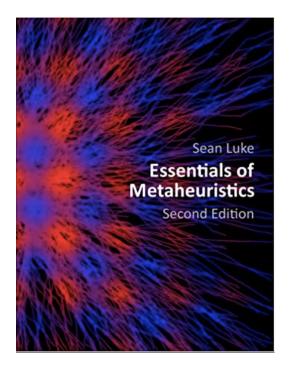
Roteiro

- 1 Introdução
- 2 Swarm Intelligence
- 3 PSO
- 4 Síntese / Próximas Aulas
- 5 Referências

Referências



[Simon, 2013]



[Luke, 2013]

Referências

[Simon 2013] Dan Simon. Evolutionary Optimization Algorithms: Biologically inspired and population-based approaches to computer intelligence. Wiley, 2013.

[Luke 2013] Sean Luke. Essentials of Metaheuristics, Lulu, second edition, 2013. Available at http://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/

Obrigado:)

Rafael G. Mantovani

rafaelmantovani@utfpr.edu.br

Material Complementar

Vídeos

- https://www.youtube.com/watch?v=G1t4M2XnIhI
- https://www.youtube.com/watch?v=Wp3Gau-Aljs

Links:

https://github.com/7ossam81/EvoloPy