Particle Swarm Optimization (PSO)

Carolina Ribeiro Xavier

Junho de 2025

Inspiração Biológica

- O Particle Swarm Optimization (PSO) foi desenvolvido por James Kennedy e Russel Eberhart em 1995.
- Originalmente, projetado para resolver problemas de otimização com variáveis contínuas.
- Inspirado pelo comportamento social e cooperativo de diversas espécies em busca de recursos.
- ▶ O algoritmo guia-se pela **experiência pessoal** (P_{best}) e pela **experiência geral** (G_{best}) .

Como o PSO Funciona?

- Cria uma população de soluções candidatas (partículas).
- Move as partículas no espaço de busca usando fórmulas matemáticas para posição e velocidade.
- O movimento de cada partícula é influenciado por:
 - ► Sua melhor posição conhecida (*P*_{best}).
 - A melhor posição conhecida pelo grupo (G_{best}).

Analogia: Bando de Pássaros

- O PSO pode simular o comportamento de um bando de pássaros procurando alimento.
- O bando encontra seu alvo por esforço conjunto, compartilhando informações.



Figura: Bando de pássaros

PSO: Enxame e Partículas

- É um algoritmo populacional.
- A população é chamada de "nuvem" ou "enxame".
- Os indivíduos são chamados de "partículas".
- O enxame evolui por cooperação e competição.
- Partículas se beneficiam da própria experiência e da experiência dos outros membros.

Atualização de Posição e Velocidade

Equação de Velocidade

A atualização da velocidade é dada pela Equação 1:

$$v_{ij}^{k+1} = wv_{ij}^{k} + c_1 r_{1j} (p_{best_{ij}}^{k} - x_{ij}^{k}) + c_2 r_{2j} (g_{best_{j}}^{k} - x_{ij}^{k})$$
 (1)

para i = [1, ..., m] e j = [1m..., n].

- Parte em vermelho: responsável pela diversificação da solução.
- Parte em azul: responsável pela intensificação.

Atualização de Posição e Velocidade

Equação de Posição

A posição de cada partícula depende da velocidade e é dada pela Equação 2:

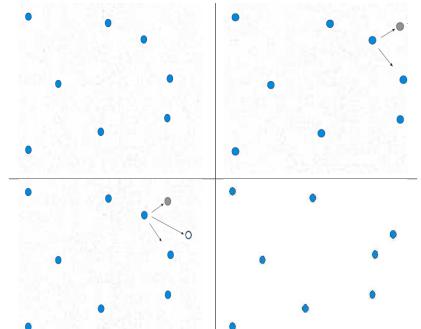
$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} (2)$$

A nova velocidade da partícula é influenciada por três fatores:

- Velocidade anterior.
- Distância entre sua posição atual e melhor posição alcançada (cognitivo).
- Distância entre sua posição atual e a melhor posição do grupo (social).

A partir do cálculo dessa nova velocidade, a partícula "voa" para sua nova posição.

Exemplo de Mudança de Posição



Interpretação Geométrica

A interpretação geométrica dessa mudança de posição é um conjunto de operações simples sobre vetores.

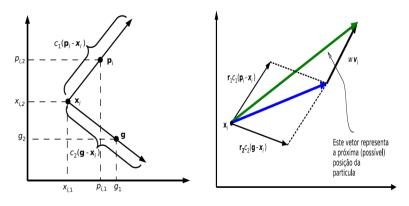


Figura: Interpretação geométrica da mudança de posição de uma partícula

Pseudocódigo

Dada a dimensão da função que se deseja otimizar, teremos os vetores para representar as soluções do problema:

```
inicialize a nuvem de partículas
repita
    para i = 1 até m
        se f(\mathbf{x}_i) < f(\mathbf{p}_i) então
            \mathbf{p}_i = \mathbf{x}_i
            se f(\mathbf{x}_i) < f(\mathbf{g}) então
                \mathbf{q} = \mathbf{x}_i
            fim se
        fim se
        para i = 1 até n
            r_1 = \text{rand}(), r_2 = \text{rand}()
            v_{ii} = wv_{ii} + c_1r_1(p_i - x_{ii}) + c_2r_2(g_i - x_{ii})
        fim para
        X_i = X_i + V_i
```

Funções Benchmark

Usaremos o PSO para otimizar funções benchmark de variáveis reais e contínuas.

Questões de Projeto do PSO

As principais questões para o PSO são:

- Configuração inicial
- Função objetivo
- Representação
- Parâmetros
- Atualização de posição
- Topologia

Configuração Inicial

- Cada partícula deve ter uma localização inicial.
- Esta pode ser aleatória ou distribuída de forma dirigida pelo espaço de busca.

Função Objetivo

- Mapeia a qualidade do indivíduo diante da solução.
- Nosso objetivo é minimizar uma função de parâmetros reais.

Representação da Partícula

Cada partícula i terá três vetores de n dimensões:

$$X_{i} = \begin{bmatrix} x_{0} \\ x_{1} \\ \dots \\ x_{n} \end{bmatrix} \quad V_{i} = \begin{bmatrix} v_{0} \\ v_{1} \\ \dots \\ v_{n} \end{bmatrix} \quad P_{best_{i}} = \begin{bmatrix} p_{0} \\ p_{1} \\ \dots \\ p_{n} \end{bmatrix}$$

- X: vetor de coordenadas da posição atual.
- ▶ *V*: vetor da **velocidade**.
- P_{best_i}: guarda as coordenadas da melhor posição conhecida pela partícula.
- Cada partícula possui: valor de aptidão $f(x_i)$ e o índice da melhor partícula de sua vizinhança.

Representação Global

- ▶ Globalmente tem-se o vetor $G_{best_i} = \begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 \\ ... \\ g_n \end{bmatrix}$.
- Guarda as coordenadas da melhor solução visitada pelo enxame ou pela vizinhança da partícula (depende da topologia).
- Podemos ter somente o índice da partícula que acessou o melhor valor e acessar seu atributo P_{best}.

Parâmetros do PSO

- m: tamanho do enxame (número de partículas).
- ▶ c₁: parâmetro de aprendizado cognitivo (taxa de aprendizado pessoal).
- c₂: parâmetro de aprendizado social (taxa de aprendizado do grupo).
- w: ponderação de inércia (fator de diversificação).

Todos são parâmetros definidos pelo usuário.

Topologia

- Diferentes topologias podem gerar diferentes soluções.
- Quanto mais vizinhos em comum, mais rápida a convergência.

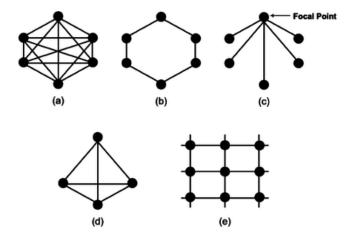


Figura: Exemplos de Topologias de Swarm

Critério de Parada

Quando parar o algoritmo?

- Número máximo de iterações.
- Estagnação (atingiu um mínimo local).
- Convergência (atingiu um mínimo global ou solução satisfatória).

Detalhes para Implementação

- ▶ Limites de Posição: De acordo com a função objetivo, estabelecer limites para as posições de uma partícula: $x_{ij} \in [x_{min}, x_{max}].$
- **Recuo de Limites**: Se x_{ij} sair do intervalo:
 - ▶ Se $x_{ii} < x_{min}$, então $x_{ii} = x_{min}$.
 - Se $x_{ij} > x_{max}$, então $x_{ij} = x_{max}$.
- ▶ **Limites de Velocidade**: Pode-se estabelecer $v_{min} \le v \le v_{max}$.

Desafio de Implementação

- Escolha uma função do artigo para otimizar.
- Prefira funções com mais de 2 dimensões para um desafio maior.
- Defina a estrutura de dados para armazenar partículas, soluções, vizinhanças e valores de fitness.
- Explore bibliotecas para operações com vetores.

Experimento Fatorial

Defina 3 dos valores listados a seguir com um experimento fatorial para analisar seu impacto:

- ▶ w (fator de diversificação)
- $ightharpoonup c_1$ (intensificação, fator cognitivo)
- $ightharpoonup c_2$ (intensificação, fator social)
- ► fixe *m* (número de partículas)
- Topologias
- ▶ fixe k (número máximo de iterações)