



Meta-heurísticas para otimização: Otimização por Enxame de Partículas Particle Swarm Optimization - PSO

César Lincoln Cavalcante Mattos

Junho 2018

Objetivos de Aprendizagem

- Revisar os conceitos básicos de otimização meta-heurística.
- Motivar o uso da cooperação como estratégia de busca.
- Descrever e analisar o algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO) original e suas principais variantes.
- Exemplificar o uso do método PSO em problemas de otimização numérica.

Conteúdo

- 1 Introdução
 - Revisão Motivação
- 2 Otimização por Enxame de Partículas

Conceitos iniciais Algoritmo PSO Global Algoritmo PSO Local Limitações e variantes

- 3 Exemplos Otimização numérica
- 4 Conclusão

Revisão de Conceitos Básicos

Otimização Meta-heurística

- Busca usualmente estocástica para problemas de otimização.
 - → Presença de números aleatórios na geração/modificação de soluções candidatas e em tomadas de decisão do algoritmo.
- Obtém "boas soluções" em tempo hábil para problemas complexos a partir de pouca informação a priori.
 - → Não necessita de gradientes da função objetivo.
 - → Não necessita conhecer a forma analítica da função objetivo.
- Pode ser de estado único (ou de trajetória) ou populacional.

Revisão de Conceitos Básicos

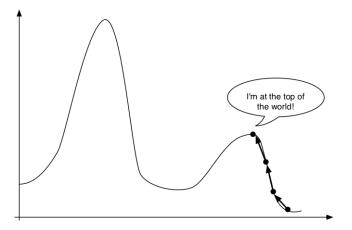


Figura 1: Exemplo de máximo local obtido via gradiente ascendente.

Estratégias de busca



- "Jogador nº 1" é um livro de ficção científica de Ernest Cline
- Na trama, o criador de um jogo online de realidade virtual esconde um easter egg dentro do jogo, prometendo a herança de toda sua fortuna para quem encontrá-lo.
- Como os jogadores devem agir para encontrar o easter egg?

Estratégias de busca

Introdução



- "Jogador nº 1" é um livro de ficção científica de Ernest Cline
- Na trama, o criador de um jogo online de realidade virtual esconde um easter egg dentro do jogo, prometendo a herança de toda sua fortuna para quem encontrá-lo.
- Como os jogadores devem agir para encontrar o easter egg?
 - → Cada jogador inicialmente possui pouca informação.

Estratégias de busca

Introdução



- "Jogador nº 1" é um livro de ficção científica de Ernest Cline
- Na trama, o criador de um jogo online de realidade virtual esconde um easter egg dentro do jogo, prometendo a herança de toda sua fortuna para quem encontrá-lo.
- Como os jogadores devem agir para encontrar o easter egg?
 - → Cada jogador inicialmente possui pouca informação.
 - → Eles devem **cooperar** entre si!

Conteúdo

Introdução

- Introdução
 Revisão
 Motivação
- 2 Otimização por Enxame de Partículas Conceitos iniciais Algoritmo PSO Global Algoritmo PSO Local Limitações e variantes
- 3 Exemplos Otimização numérica
- 4 Conclusão

Intuição



Figura 2: Ilustração de cardumes de peixes e grupos de pássaros.

Inteligência de Enxame (Swarm Intelligence)

- Propriedade em que comportamentos pouco sofisticados em conjunto resultam em ordenamento global emergente.
- Comportamento de resolução de problemas baseado na interação entre agentes.
- Métodos computacionais: Algoritmos PSO e ACO.

Algoritmo PSO

Otimização por Enxame de Partículas PSO - Particles Swarm Optimization

- Inspiração no comportamento social e na auto-organização de grupos de pássaros migratórios e cardumes de peixes¹.
- Partícula: Representa uma possível solução.
 - ightarrow Sua posição contém os valores das componente da solução.
 - ightarrow Sua velocidade indica a tendência de movimento pelo espaço.
- Enxame: Grupo de partículas que buscam otimizar a mesma função.
- Ideias básicas
 - → Um indivíduo tende a revisitar a melhor posição encontrada por ele.
 - → Um indivíduo tende a se mover na direção da melhor posição encontrada por seus informantes.
- Equilíbrio entre explotação e exploração.

¹Kennedy e Eberhart, 1995.

Algoritmo PSO

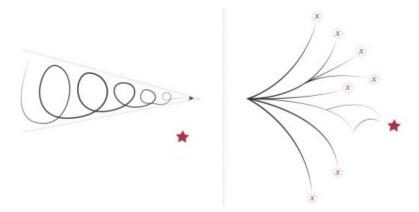


Figura 3: Ilustração da necessidade de equilibrar explotação e exploração. O excesso de explotação (à esquerda) ou exploração (à direita) resultam na perda de boas soluções (estrela).

Algoritmo PSO

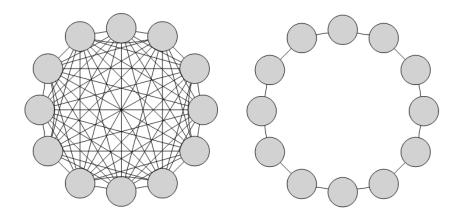


Figura 4: Topologias global (à esquerda) e local (à direita) de enxames de partículas.

Notação do algoritmo

• Seja um enxame de N partículas com posições \boldsymbol{x}_i e velocidades \boldsymbol{v}_i , $i=1,\cdots,N$:

$$\boldsymbol{x}_i = [x_1, \cdots, x_D]^\top, \tag{1}$$

$$\boldsymbol{v}_i = [v_1, \cdots, v_D]^\top. \tag{2}$$

- → D: Quantidade de variáveis em cada solução.
- $oldsymbol{x}_i \in \mathbb{R}^D$: Posição da i-ésima partícula.
- $\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^D$: Velocidade da i-ésima partícula.
- $\mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^D$: Melhor solução encontrada pela *i*-ésima partícula.
- $\rightarrow g \in \mathbb{R}^D$: Melhor solução global encontrada pelo enxame.

Resumo do algoritmo

- O Iniciar as variáveis do algoritmo.
 - Inicializar x_i e v_i de acordo com algum critério.
 - Calcular o valor da função objetivo $f(\cdot)$ para o enxame inicial.
- Iniciar $oldsymbol{p}_i$ e $oldsymbol{g}$ com as melhores soluções iniciais.
- $oldsymbol{0}$ Atualizar $oldsymbol{v}_i$ e $oldsymbol{x}_i$ aplicando uma regra de atualização das partículas.
- **2** Avaliar $f(\cdot)$ para todas as partículas.
- f 3 Atualizar $m p_i$, caso a nova posição da partícula i seja a sua melhor.
- 4 Atualizar g, caso uma melhor solução global tenha sido encontrada pelo enxame.
- **6** Repetir o procedimento a partir do Passo 1 até que uma condição de parada seja encontrada.

Regra de atualização das partículas

• A cada iteração k atualiza-se as velocidades e posições do enxame:

$$\boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)} = w \boldsymbol{v}_{i}^{(k)} + c_{1} \boldsymbol{r}_{1} \circ \left(\boldsymbol{p}_{i} - \boldsymbol{x}_{i}^{(k)}\right) + c_{2} \boldsymbol{r}_{2} \circ \left(\boldsymbol{g} - \boldsymbol{x}_{i}^{(k)}\right), \quad (3)$$

$$\boldsymbol{x}_{i}^{(k+1)} = \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} + \boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)}.$$
 (4)

- $\rightarrow w$: Parâmetro de inércia (usualmente $0.4 \le w \le 0.9$).
- $\rightarrow c_1$ e c_2 : Coeficientes aceleradores (usualmente $c_1=c_2=2{,}05$).
- ightarrow r_1 e r_2 : Vetores D-dimensionais de números aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1.
- $\rightarrow \ \circ$: Notação do produto de Hadamard (produto elemento a elemento).

Regra de atualização das partículas

• A cada iteração k atualiza-se as velocidades e posições do enxame:

$$v_i^{(k+1)} = w v_i^{(k)} + c_1 r_1 \circ (p_i - x_i^{(k)}) + c_2 r_2 \circ (g - x_i^{(k)}),$$
 (3)

$$x_i^{(k+1)} = x_i^{(k)} + v_i^{(k+1)}.$$
 (4)

- $\rightarrow w$: Parâmetro de inércia (usualmente $0.4 \le w \le 0.9$).
- $ightarrow c_1$ e c_2 : Coeficientes aceleradores (usualmente $c_1=c_2=2$,05).
- ightarrow r_1 e r_2 : Vetores D-dimensionais de números aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1.
- ightarrow \circ : Notação do produto de Hadamard (produto elemento a elemento).

Interpretação dos termos de velocidade

- $wv_i^{(k)}$: Componente de inércia, evita mudanças drásticas.
- $c_1 \boldsymbol{r}_1 \circ (\boldsymbol{p}_i \boldsymbol{x}_i^{(k)})$: Componente cognitivo da experiência individual.
- $c_2 r_2 \circ (g x_i^{(k)})$: Componente social, referente à busca pela norma social.

Regra de atualização das partículas

• A cada iteração k atualiza-se as velocidades e posições do enxame:

$$v_i^{(k+1)} = w v_i^{(k)} + c_1 r_1 \circ (p_i - x_i^{(k)}) + c_2 r_2 \circ (g - x_i^{(k)}),$$
 (5)

$$\boldsymbol{x}_{i}^{(k+1)} = \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} + \boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)}.$$
 (6)

- $\rightarrow w$: Parâmetro de inércia (usualmente $0.4 \le w \le 0.9$).
- $ightarrow c_1$ e c_2 : Coeficientes aceleradores (usualmente $c_1=c_2=2$,05).
- ightarrow r_1 e r_2 : Vetores D-dimensionais de números aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1.
- ightarrow \circ : Notação do produto de Hadamard (produto elemento a elemento).

O que acontece se:

• $c_1 > 0$ e $c_2 = 0$?

Regra de atualização das partículas

• A cada iteração k atualiza-se as velocidades e posições do enxame:

$$\mathbf{v}_{i}^{(k+1)} = w \mathbf{v}_{i}^{(k)} + c_{1} \mathbf{r}_{1} \circ \left(\mathbf{p}_{i} - \mathbf{x}_{i}^{(k)}\right) + c_{2} \mathbf{r}_{2} \circ \left(\mathbf{g} - \mathbf{x}_{i}^{(k)}\right),$$
 (5)

$$\boldsymbol{x}_{i}^{(k+1)} = \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} + \boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)}.$$
 (6)

- $\rightarrow w$: Parâmetro de inércia (usualmente $0.4 \le w \le 0.9$).
- ightarrow c_1 e c_2 : Coeficientes aceleradores (usualmente $c_1=c_2=2$,05).
- ightarrow r_1 e r_2 : Vetores D-dimensionais de números aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1.
- ightarrow \circ : Notação do produto de Hadamard (produto elemento a elemento).

O que acontece se:

• $c_1 > 0$ e $c_2 = 0$? Múltiplos hill-climbings estocásticos independentes.

Conclusão

Algoritmo PSO Global

Regra de atualização das partículas

• A cada iteração k atualiza-se as velocidades e posições do enxame:

$$v_i^{(k+1)} = w v_i^{(k)} + c_1 r_1 \circ (p_i - x_i^{(k)}) + c_2 r_2 \circ (g - x_i^{(k)}),$$
 (5)

$$\boldsymbol{x}_{i}^{(k+1)} = \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} + \boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)}.$$
 (6)

- $\rightarrow w$: Parâmetro de inércia (usualmente 0.4 < w < 0.9).
- $\rightarrow c_1$ e c_2 : Coeficientes aceleradores (usualmente $c_1 = c_2 = 2,05$).
- $\rightarrow r_1$ e r_2 : Vetores *D*-dimensionais de números aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1.
- → ○: Notação do produto de Hadamard (produto elemento a elemento).

O que acontece se:

- $c_1 > 0$ e $c_2 = 0$? Múltiplos hill-climbings estocásticos independentes.
- $c_1 = 0$ e $c_2 > 0$?

Regra de atualização das partículas

• A cada iteração k atualiza-se as velocidades e posições do enxame:

$$v_i^{(k+1)} = w v_i^{(k)} + c_1 r_1 \circ (p_i - x_i^{(k)}) + c_2 r_2 \circ (g - x_i^{(k)}),$$
 (5)

$$\boldsymbol{x}_{i}^{(k+1)} = \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} + \boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)}.$$
 (6)

- $\rightarrow w$: Parâmetro de inércia (usualmente $0.4 \le w \le 0.9$).
- ightarrow c_1 e c_2 : Coeficientes aceleradores (usualmente $c_1=c_2=2$,05).
- ightarrow r_1 e r_2 : Vetores D-dimensionais de números aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1.
- ightarrow \circ : Notação do produto de Hadamard (produto elemento a elemento).

O que acontece se:

- $c_1 > 0$ e $c_2 = 0$? Múltiplos hill-climbings estocásticos independentes.
- $c_1 = 0$ e $c_2 > 0$? Convergência em um só hill-climbing estocástico.

Regra de atualização das partículas

• A cada iteração k atualiza-se as velocidades e posições do enxame:

$$v_i^{(k+1)} = w v_i^{(k)} + c_1 r_1 \circ (p_i - x_i^{(k)}) + c_2 r_2 \circ (g - x_i^{(k)}),$$
 (7)

$$\boldsymbol{x}_{i}^{(k+1)} = \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} + \boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)}.$$
 (8)

- $\rightarrow w$: Parâmetro de inércia (usualmente $0.4 \le w \le 0.9$).
- $\rightarrow c_1$ e c_2 : Coeficientes aceleradores (usualmente $c_1=c_2=2{,}05$).
- \rightarrow r_1 e r_2 : Vetores D-dimensionais de números aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1.
- ightarrow \circ : Notação do produto de Hadamard (produto elemento a elemento).

O que acontece se:

• O valor de w for baixo?

Conclusão

Algoritmo PSO Global

Regra de atualização das partículas

• A cada iteração k atualiza-se as velocidades e posições do enxame:

$$\boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)} = w \boldsymbol{v}_{i}^{(k)} + c_{1} \boldsymbol{r}_{1} \circ \left(\boldsymbol{p}_{i} - \boldsymbol{x}_{i}^{(k)}\right) + c_{2} \boldsymbol{r}_{2} \circ \left(\boldsymbol{g} - \boldsymbol{x}_{i}^{(k)}\right), \quad (7)$$

$$\boldsymbol{x}_{i}^{(k+1)} = \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} + \boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)}.$$
 (8)

- $\rightarrow w$: Parâmetro de inércia (usualmente $0.4 \le w \le 0.9$).
- $\rightarrow c_1$ e c_2 : Coeficientes aceleradores (usualmente $c_1 = c_2 = 2,05$).
- $\rightarrow r_1$ e r_2 : Vetores *D*-dimensionais de números aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1.
- → ○: Notação do produto de Hadamard (produto elemento a elemento).

O que acontece se:

• O valor de w for baixo? Ênfase em explotação.

Regra de atualização das partículas

• A cada iteração k atualiza-se as velocidades e posições do enxame:

$$v_i^{(k+1)} = w v_i^{(k)} + c_1 r_1 \circ (p_i - x_i^{(k)}) + c_2 r_2 \circ (g - x_i^{(k)}),$$
 (7)

$$\boldsymbol{x}_{i}^{(k+1)} = \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} + \boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)}.$$
 (8)

- $\rightarrow w$: Parâmetro de inércia (usualmente $0.4 \le w \le 0.9$).
- $\rightarrow c_1$ e c_2 : Coeficientes aceleradores (usualmente $c_1=c_2=2{,}05$).
- \rightarrow r_1 e r_2 : Vetores D-dimensionais de números aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1.
- ightarrow \circ : Notação do produto de Hadamard (produto elemento a elemento).

O que acontece se:

- O valor de w for baixo? Ênfase em explotação.
- O valor de w for alto?

Conclusão

Algoritmo PSO Global

Regra de atualização das partículas

• A cada iteração k atualiza-se as velocidades e posições do enxame:

$$v_i^{(k+1)} = w v_i^{(k)} + c_1 r_1 \circ (p_i - x_i^{(k)}) + c_2 r_2 \circ (g - x_i^{(k)}),$$
 (7)

$$\boldsymbol{x}_{i}^{(k+1)} = \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} + \boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)}.$$
 (8)

- $\rightarrow w$: Parâmetro de inércia (usualmente $0.4 \le w \le 0.9$).
- $\rightarrow c_1$ e c_2 : Coeficientes aceleradores (usualmente $c_1 = c_2 = 2,05$).
- $\rightarrow r_1$ e r_2 : Vetores *D*-dimensionais de números aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1.
- → ○: Notação do produto de Hadamard (produto elemento a elemento).

O que acontece se:

- O valor de w for baixo? Ênfase em explotação.
- O valor de w for alto? Ênfase em exploração.

Versão local do algoritmo PSO

Algoritmo PSO Local

- Limita a comunicação de cada partícula à sua vizinhança.
- Vizinhança: Subgrupo de partículas que compartilham informações.
 - → É definida no início do algoritmo.
 - → Normalmente baseia-se somente nos índices das partículas.
 - → Sobrepõe-se a outras vizinhanças.
- Substituímos a melhor solução global g por $l_i \in \mathbb{R}^D$, que possui a melhor solução encontrada pela vizinhança da i-ésima partícula.
- Os demais passos são idênticos à versão global.

Versão local do algoritmo PSO

Algoritmo PSO Local

- Limita a comunicação de cada partícula à sua vizinhança.
- Vizinhança: Subgrupo de partículas que compartilham informações.
 - → É definida no início do algoritmo.
 - → Normalmente baseia-se somente nos índices das partículas.
 - → Sobrepõe-se a outras vizinhanças.
- Substituímos a melhor solução global g por $l_i \in \mathbb{R}^D$, que possui a melhor solução encontrada pela vizinhança da i-ésima partícula.
- Os demais passos são idênticos à versão global.

Local ou Global?

- A versão Global apresenta convergência mais rápida.
- A versão Local apresenta maior diversidade entre as partículas, o que normalmente implica em melhor exploração.

Interpretação visual do algoritmo PSO

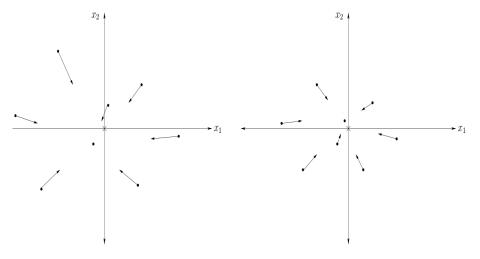


Figura 5: Ilustração do enxame inicial (à esquerda) e após a primeira atualização (à direita) no algoritmo PSO Global.

Interpretação visual do algoritmo PSO

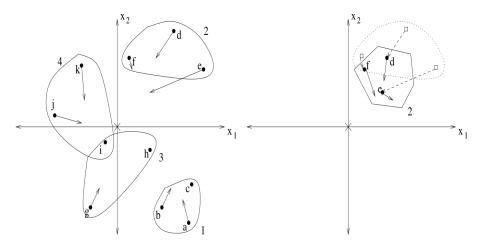


Figura 6: Ilustração do enxame inicial (à esquerda) e após a primeira atualização (à direita) no algoritmo PSO Local.

Detalhes de implementação do algoritmo PSO

- Normalmente são usadas entre 10 e 50 partículas no enxame.
- O enxame inicial pode ser inicializado da seguinte forma:

$$\boldsymbol{x}_{i}^{(0)} = \boldsymbol{x}_{\mathsf{min}} + \boldsymbol{r} \circ (\boldsymbol{x}_{\mathsf{max}} - \boldsymbol{x}_{\mathsf{min}}), \tag{9}$$

$$\boldsymbol{v}_i^{(0)} = \boldsymbol{0}. \tag{10}$$

- \rightarrow r: Vetores de números uniformemente aleatórios entre 0 e 1.
- $o x_{\mathsf{max}}, x_{\mathsf{min}}$: Vetores de máximos e mínimos valores das componentes.
- O parâmetro de inércia w pode ser decaído ao longo das iterações, priorizando exploração no início e explotação ao final.

Explosão do enxame

- ightarrow Algumas atualizações podem resultar em velocidades muito altas para as partículas.
- ightarrow As partículas afetadas podem sair da região de busca e nunca voltarem.

²CLERC e KENNEDY. 2002.

Explosão do enxame

- ightarrow Algumas atualizações podem resultar em velocidades muito altas para as partículas.
- ightarrow As partículas afetadas podem sair da região de busca e nunca voltarem.
- \rightarrow **Alternativa**: Limitar a velocidade máxima das partículas; usar um fator de constrição ($\chi \approx 0.7298$) para as novas velocidades²:

$$\boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)} = \chi \left[\boldsymbol{v}_{i}^{(k)} + c_{1} \boldsymbol{r}_{1} \circ \left(\boldsymbol{p}_{i} - \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} \right) + c_{2} \boldsymbol{r}_{2} \circ \left(\boldsymbol{g} - \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} \right) \right]. \quad (11)$$

Explosão do enxame

- ightarrow Algumas atualizações podem resultar em velocidades muito altas para as partículas.
- ightarrow As partículas afetadas podem sair da região de busca e nunca voltarem.
- \rightarrow **Alternativa**: Limitar a velocidade máxima das partículas; usar um fator de constrição ($\chi \approx 0.7298$) para as novas velocidades²:

$$\boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)} = \chi \left[\boldsymbol{v}_{i}^{(k)} + c_{1} \boldsymbol{r}_{1} \circ \left(\boldsymbol{p}_{i} - \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} \right) + c_{2} \boldsymbol{r}_{2} \circ \left(\boldsymbol{g} - \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} \right) \right]. \quad (11)$$

Convergência prematura

- ightarrow Caso uma partícula atinja a posição da melhor partícula do exame, ou seja, $m{x}_i = m{g}$, sua velocidade será atualizada por $m{v}_i^{(k+1)} = w m{v}_i^{(k)}$.
- \rightarrow Persistindo a condição anterior, temos $v_i \rightarrow 0$.
- ightarrow Esse efeito pode ocorrer em todas as partículas, paralisando o enxame.

²CLERC e KENNEDY, 2002.

Explosão do enxame

- ightarrow Algumas atualizações podem resultar em velocidades muito altas para as partículas.
- ightarrow As partículas afetadas podem sair da região de busca e nunca voltarem.
- \rightarrow **Alternativa**: Limitar a velocidade máxima das partículas; usar um fator de constrição ($\chi \approx 0.7298$) para as novas velocidades²:

$$\boldsymbol{v}_{i}^{(k+1)} = \chi \left[\boldsymbol{v}_{i}^{(k)} + c_{1} \boldsymbol{r}_{1} \circ \left(\boldsymbol{p}_{i} - \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} \right) + c_{2} \boldsymbol{r}_{2} \circ \left(\boldsymbol{g} - \boldsymbol{x}_{i}^{(k)} \right) \right]. \quad (11)$$

Convergência prematura

- ightarrow Caso uma partícula atinja a posição da melhor partícula do exame, ou seja, $m{x}_i = m{g}$, sua velocidade será atualizada por $m{v}_i^{(k+1)} = w m{v}_i^{(k)}$.
- \rightarrow Persistindo a condição anterior, temos $\boldsymbol{v}_i \rightarrow 0$.
- ightarrow Esse efeito pode ocorrer em todas as partículas, paralisando o enxame.
- \rightarrow **Alternativa**: Escolha cuidadosa dos parâmetros do algoritmo; execução de busca local em torno de g.

²CLERC e KENNEDY. 2002.

Variantes do algoritmo PSO

Diferentes estruturas para o enxame

- → Diferentes topologias, estáticas ou dinâmicas.
- → Adição sequencial de partículas.
- → Múltiplos enxames, com cooperação ou competição entre enxames.

Diferentes formas de troca de informação

- → Regras de atualização alternativa para as partículas.
- Hibridização
 - → Etapas de intensificação via algoritmos locais.
 - → Uso de outras meta-heurísticas para definir parâmetros do PSO.

Conteúdo

- Introdução
 Revisão
 Motivação
- Otimização por Enxame de Partículas Conceitos iniciais Algoritmo PSO Global Algoritmo PSO Local Limitações e variantes
- 3 Exemplos Otimização numérica
- 4 Conclusão

Exemplo - Função de Rastrigin

Função de Rastrigin:

$$f(\mathbf{x}) = 10D + \sum_{d=1}^{D} [x_d^2 - 10\cos(2\pi x_d)],$$

$$x_d \in [-5.12, 5.12], \quad d \in \{1, \dots, D\}.$$
(12)

- \rightarrow Mínimo global: $f(\mathbf{0}) = 0$.
- → Exemplos de solução: PSO Global e PSO Local.

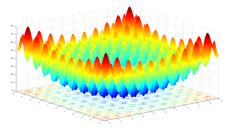


Figura 7: Função de Rastrigin bidimensional.

Exemplo - Função de Schwefel

Função de Schwefel:

$$f(\mathbf{x}) = 418.9829D - \sum_{d=1}^{D} x_d \sin(\sqrt{|x_d|}),$$

$$x_d \in [-500, 500], \quad d \in \{1, \dots, D\}.$$
(13)

- Mínimo global: $f([420.9687, \cdots, 420.9687]) = 0.$
- Exemplos de solução: PSO Global e PSO Local.

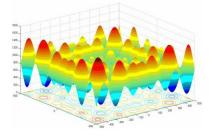


Figura 8: Função de Schwefel bidimensional.

Conteúdo

- Introdução
- Otimização por Enxame de Partículas
- 3 Exemplos
- 4 Conclusão

Revisão

- Cooperação como estratégia de busca.
- Descrição do algoritmo PSO: uma meta-heurística populacional baseada em cooperação.
- Busca de equilíbrio entre explotação e exploração.
- Limitações e variantes do algoritmo PSO.
- Exemplos de otimização numérica estocástica.

Conclusão 00000

Bibliografia

Básica

- ENGELBRECHT, A. P. Computational intelligence: an introduction. West Sussex: John Wiley & Sons, 2007.
- LUKE, S. Essentials of metaheuristics. Raleigh: Lulu, 2013. Disponível em http://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics

Adicional

- BONYADI, M. R. et al. Particle swarm optimization for single objective continuous space problems: a review. Evolutionary Computation, v. 25, n. 1, p. 1-54, 2017.
- CLERC, M.; KENNEDY, J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. IEEE transactions on Evolutionary Computation, v. 6, n. 1. p. 58-73, 2002.
- CLERC, M. Standard Particle Swarm Optimisation, 2012. Disponível em http://clerc.maurice.free.fr/pso/SPSO_descriptions.pdf
- JOHNSON, S. Emergência: A dinâmica de rede em formigas, cérebros, cidades e softwares. Rio de Janeiro: Zahar. 2003.

Tarefa

- Implementar o algoritmo Standard PSO 2011, proposto por Maurice Clerc.
- 2 Compará-lo com as versões apresentadas em sala de aula (PSO Global e PSO Local) nos problemas de otimização das funções de Rastrigin e Schwefel, com D=2.

Contato

César Lincoln Cavalcante Mattos cesarlincoln@terra.com.br