Propósito: Otimização de funções multi-modais. Essa otimização visa encontrar local e global ótimos, mas evitando local ótimos de menor qualidade.

Objetivo Principal: Garantir a captura de todos os ótimos locais da função.

Aplicação: Localização de múltiplas fontes de sinal, identificação de fontes de odor.

O método não necessita de memória, livre de gradiente e não requer um conhecimento global da informação, apenas local.

**Descrição do funcionamento:**

Em GSO, agentes físicos são inicialmente espalhados randomicamente no espaço de busca, ou seja, no espaço da função objetivo m-dimensional. Cada agente no enxame decide sua direção de movimento pela força do sinal capturado dos seus vizinhos. Isso é algo similar a incandescência induzida da luciferina de um vagalume que é usado para atrair parceiro (a) e presas. Quanto mais brilhante a luz, maior é a atração.

Então, nós usamos a metáfora do vagalume para representar os princípios básicos da otimização estudada.

Referimos-nos aos agentes em GSO como vagalumes. Embora, os vagalumes sejam incorporados com outros mecanismos de comportamento (não presente na realidade) que permite a eles seletivamente interagir com seus vizinhos e decidir seus movimentos em cada iteração. Na natureza, o brilho do vagalume é reduzido com o aumento da distância para a fonte emissora. Em GSO, nós não assumimos esse tipo de decremento.

Cada vagalume avalia a função objetivo na sua posição atual e produz , equivalentemente, um valor de luciferina espalhando dentro da sua vizinhança. Cada vagalume considera somente aquelas luciferinas como úteis as que são emitidas pelos seus vizinhos; o conjunto de vizinhos de um vagalume consiste naqueles que tem um valor relativo de luciferina maior e que estão localizados dentro de um domínio de decisão dinâmico cujos limites são definidos por um sensoriamento circular. Cada vagalume seleciona um vizinho com uma probabilidade e se move na direção dele. Esses movimentos baseados somente na informação local, permite que os vagalumes se dividam em subgrupos disjuntos, exibam uma taxa de comportamento simultâneo direcionado e eventualmente localizados nos múltiplos pontos ótimos da função objetivo dada.

Abaixo, o algoritmo do GSO é apresentado para problemas de maximização. Embora, seja facilmente modificado para problemas de minimização de funções multimodais.

**Parâmetros:**

A quantidade de parâmetros e a falta de valores ótimos padrões independentes do problema têm um maior impacto na aplicabilidade do algoritmo. Um bom algoritmo é aquele que tem poucos parâmetros e que são padronizados para a maioria dos problemas, restando poucos os que necessitam de refinamento para garantir o seu ótimo desempenho.

The quantities *nt* ,*s*, 􀁁0 ,β ,ρ and γ are algorithm parameters for which appropriate

values have been determined based on extensive numerical experiments and are kept

fixed (Table 1). The neighbourhood threshold *nt* indirectly controls the number of

neighbours of each glowworm by influencing the neighbourhood range at each iteration.

Whereas a very low value of *nt* would not allow enough connectivity for interactions

between glowworms, a high value of *nt* would result in their strong grouping leading to

reduced diversity in the swarm. It was observed that a value of = 5 *nt* was sufficient to

ensure that glowworms are not isolated, yet diversity is maintained between subswarms.

The value of step-size *s* influences the number of iterations in which the peaks are

reached by the glowworms and the precision of the solutions. The value of *s* was

selected such that it is very less in relation to the size of the search space. Fixed value of

*s* = 0.03 resulted in similar algorithmic performance across a large variety of test

functions (Krishnanand, 2007). The same value of *s* may not be efficient for domains

and ranges of objective functions whose sizes significantly differ from those of the class

of functions used to test the algorithm. However, it can be easily scaled to account for

such variations in scaling of the domains and ranges of objective functions. Even though

all the glowworms start with the same luciferin value 􀁁0 , their luciferin values get

updated based on the objective fitness values at their initial positions before they start

moving. Therefore, the value of 􀁁0 can be arbitrarily selected. A value of 􀁁0 = 5 was

found to be a good choice. The parameter β affects the rate of change of the

neighbourhood range. A relatively high value of β would lead to saturation resulting in

the switching of the neighbourhood range between its upper and lower limits. Therefore,

a small value of β (= 0.08) was chosen, which worked well for different test functions. A

value ρ = 0 renders the algorithm memoryless where the luciferin value of each

glowworm depends only on the fitness value of its current position. However, ρ ∈ (0, 1]

leads to the reflection of the cumulative goodness of the path followed by the glowworms

in their current luciferin values. A value of ρ = 0.4 showed good performance across

different test functions. The parameter γ only scales the function fitness values and the

chosen value of γ (= 0.6) showed good performance.

As mentioned above, the algorithmic parameters are kept fixed and are not

specifically tuned for every problem. Thus, only *n* and *rs* need to be selected. A full

factorial analysis is carried out in Krishnanand and Ghose (2008b) to show that the

choice of these parameters has some influence on the performance of the algorithm, in

terms of the total number of peaks captured.



Figura - Parâmetros do GSO



Figura - Algoritmo do GSO

Resumo do Algoritmo:

//Pré-configuração

*número de dimensões, número de vagalumes*

S **:** Tamanho do passo

Xi(t) **:** localização do vagalume i no tempo t

//inicialização

*Espalhe agentes aleatoriamente;*

**for** **each** vagalume **do**

l(0) = l inicial;

rd(0) = r inicial;

//Configurar critério de parada

*Critério de parada : máximo número de iterações*

**While** (critério de parada não alcançado) **do**

**For each** vagalume **do**

Fase de atualização de luciferina (avaliação da função objetivo)

**For each** vagalume **do**

//Fase de movimentação







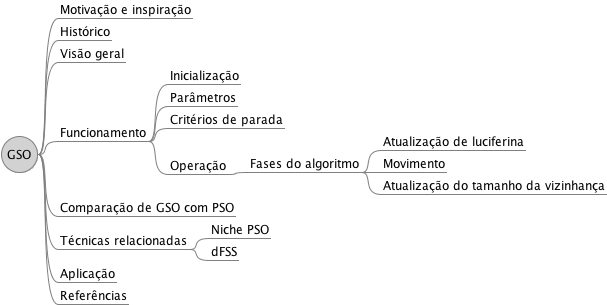
**End While**;

**Fases do Algoritmo:**

Implementation of GSO at the individual agent level gives rise to two major phases at the

group level: Formation of dynamic networks that results in splitting of the swarm into

subswarms and local convergence of glowworms in each subgroup to the peak locations.



Tópicos:

1. Inicialização
2. Parâmetros
3. Critérios de parada
4. Operação
   1. Fases do Algoritmo:
      1. Atualização de luciferina
      2. Movimento
      3. Atualização do tamanho da vizinhança

**Comparação do GSO com PSO(Pagina 18/27)**

Diferença para outras técnicas da mesma classe(PSO e GA): The significant difference between GSO and earlier approaches to multimodal function optimisation problems is the dynamic decision domain used by agents in the swarm to effectively locate multiple peaks.