OPTIMIZACIÓN

Erik Cuevas, Valentín Osuna, Diego Oliva y Margarita Díaz

CAPÍTULO 1

OPTIMIZACION MULTIMODAL

Introducción

Como el nombre sugiere, funciones multimodales tienen múltiples "buenas" soluciones, muchas de las cueles pueden ser consideradas como óptimos locales. Problemas de optimización planteados como multimodales usualmente dificultan el accionar de los métodos de optimización en su acción de encontrar el óptimo global. Tal situación se debe a que en este tipo de problemas existen muchos puntos de atracción (mínimos locales) que pueden atrapar eventualmente la búsqueda de mejores soluciones. Por lo tanto la búsqueda del óptimo global se convierte en todo un desafío para un método de cómputo evolutivo.

Modelo de función compartida

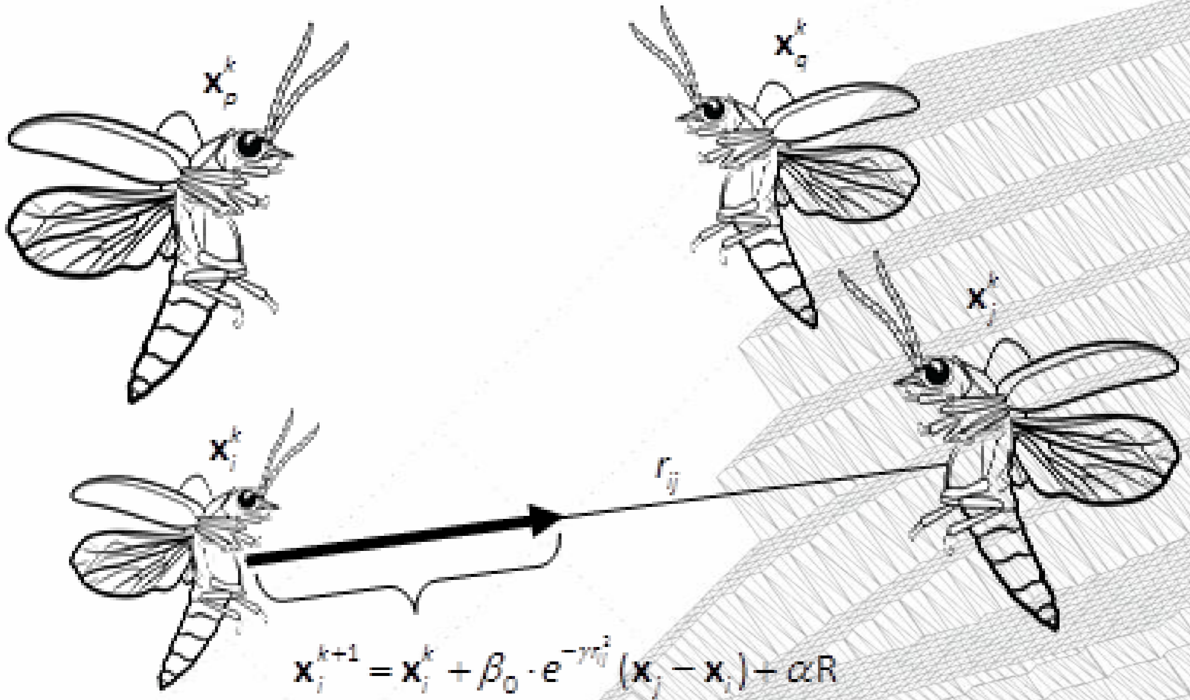
- Goldberg and Richardson introdujeron uno de los conceptos más revolucionarios, con aplicaciones en la optimización multimodal y multiobjetivo. Su modelo conocido como "sharing function" en lugar de remplazar un individuo por una solución similar, la idea es degradar la calidad de soluciones similares.
- El proceso de cálculo del modelo de función compartida puede ser resumido en los pasos siguientes:

- Calcule la función compartida $Co(\cdot)$ con todos los elementos de la población $\mathbf{P}^k$
- Calcule la relación de agrupamiento ra_i para cada elemento $\mathbf{x}_i^k$ de la población $\mathbf{P}^k$
- Degrade la función objetivo original $f(\mathbf{x}_i^k)$, mediante el uso del concepto de fitness compartido.

Algoritmo de las luciérnagas "Firefly"

Este algoritmo desde su diseño define operadores que de manera natural permiten resolver multimodalmente un problema de optimización, sin necesidad de añadir artificialmente ningún mecanismo.

El algoritmo esta basado en el comportamiento de un enjambre de luciérnagas.



Algoritmo de las luciérnagas "Firefly"

Algoritmo 10.1 Algoritmo de las luciérnagas	
1.	Se configura β , γ y *N*.
2.	Se inicializa $\mathbf{P}^k\left(\mathbf{x}_1^k,\mathbf{x}_2^k,\ldots,\mathbf{x}_N^k\right)$ con valores aleatorios dentro del espacio de búsqueda
3.	**while** (*k*< *Niter*) {
4.	**for** *i*=1 **to** *N*{
5.	**for** *j*=1 **to** *N*{
6.	**if** ($f(\mathbf{x}_j^k) \triangleright f(\mathbf{x}_i^k)$)
7.	{ $r_{ij} = \left\Vert \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j \right\Vert$
8.	$\mathbf{x}_i^{k+1} = \mathbf{x}_i^k + \beta_0 \cdot e^{-\gamma r_{ij}^2}(\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i) + \alpha \mathrm{R}$ }
9.	**else**
10.	{ $\mathbf{x}_i^{k+1} = \mathbf{x}_i^k$ }}}
11.	$k \leftarrow k+1$ }