
Sommaire

1	Algorithmes génétiques	38
1.1	Codage/Décodage de la population	38
1.2	Sélection	39
1.3	Croisement	39
1.4	Mutation	39
1.5	Mise à jour de la population	39
1.6	Intensification/Diversification	40
2	Optimisation par Essaim de Particules (Particle Swarm Optimization)	40
2.1	Voisinage	41
2.2	Facteur d'inertie et Vitesse maximale	41
2.3	Les coefficients de confiance	42
2.4	Algorithme	42

Introduction

Les méthodes d'évolution sont généralement basées population de solutions : On commence par une population de solutions pour améliorer la solution globale.

Contrairement aux recherches locales, les méthodes à base de population de solutions améliorent, au fur et à mesure des itérations, une population de solutions. Ces méthodes commencent par une population initiale pour arriver ou s'approcher de la solution optimale du problème.

Ces algorithmes sont très flexibles et ont la capacité de traiter des problèmes avec des fonctions objectif de différentes propriétés, qu'elles soient continues, discrètes ou mixtes (Ouaarab, 2015), (Kennedy et Eberhart, 1995).

1 Algorithmes génétiques

Pour les espèces vivants, la reproduction est conduite par une sélection naturelle. Cette dernière est définie par Darwin (1866) comme étant l'adaptation de survie; les individus les mieux adaptés tendent à survivre et ont de plus grandes probabilités de se reproduire.

Les algorithmes génétiques simulent ce processus de l'évolution d'une population. La population regroupe n solutions appelées **individus**. La reproduction de la population sélectionnée se fait en utilisant deux opérations : le croisement et la mutation. Les nouvelles générations sélectionnent, au fur et à mesure, les individus les mieux adaptés afin de trouver la meilleure solution au problème.

Le code de l'algorithme 6 représente les étapes essentielles pour un algorithme génétique. Ainsi, pour mettre en œuvre l'algorithme génétique, on passe par le codage de l'individu, l'évaluation et les opérateurs de reproduction (croisement et mutation).

Algorithme 6 : Algorithme génétique

Result : S : Meilleure Solution de la population

début

Initialiser la population de solution avec un ensemble de combinaisons;

répéter

Sélectionner des combinaisons;

Créer de nouvelles combinaisons par croisement et mutation;

Mise à jour de la population;

jusqu'à critère d'arrêt;

fin

1.1 Codage/Décodage de la population

Avant la reproduction de la population, il faut savoir que le codage des individus est une étape très importante. Chaque individu de la population est codé par un chromosome. Ce dernier peut être représenté sous forme d'une chaîne de bits, de caractères ou de nombres.

Le décodage est une transformation du chromosome en valeur du problème recherché (avant chaque évaluation de l'individu).

1.2 Sélection

La sélection consiste à choisir les meilleurs individus qui seront reproduits par la suite. Une évaluation de chaque individu de la population se fait par l'utilisation de la fonction d'objectif du problème traité.

Il existe plusieurs mécanismes de sélection, à savoir : la sélection par roulette, par rang et par tournois.

- **Roulette** : Son principe est tiré de la roue de loterie. A chaque individu, on associe un secteur de la roue. L'angle du secteur correspond à la fitness de l'individu.
- **Rang** : Cette sélection se base sur la notion du tri. On trie d'abord les individus par fitness et on associe à chacun un rang.
- **Tournois** : Une rencontre se fait entre plusieurs individus pris au hasard. Le vainqueur est celui qui a la meilleure fitness. On peut choisir un ou plusieurs vainqueurs à la fois.

1.3 Croisement

Deux individus (parents) produisent deux nouveaux individus (enfants). Les enfants héritent des caractéristiques de leurs parents. Cela se fait par une découpe de chacun des individus parents, dans les mêmes positions, en m morceaux. En échangeant les morceaux on obtient les nouveaux individus.

Le croisement est une opération qui ne touche pas forcément toute la population.

1.4 Mutation

L'opération de la mutation est une modification d'un seul gène pour passer d'une solution à une autre. Cela permet à certains caractères d'apparaître ou de disparaître de façon aléatoire.

La mutation ne touche pas toute la population.

1.5 Mise à jour de la population

La taille de la population doit être statique : Si on commence par n individus avant la reproduction, il faut terminer la génération avec n individus.

La mise à jour de la population est une sélection par rang : une 2ème sélection où on ne garde que les meilleurs individus. Cette sélection peut écraser partiellement ou totalement la population précédente.

1.6 Intensification/Diversification

On fait appel aux mécanismes d'intensification et de diversification pour un algorithme génétique au cours de la reproduction. On intensifie la recherche pendant le croisement et on diversifie par la mutation.

2 Optimisation par Essaim de Particules (Particle Swarm Optimization)

L'optimisation par essaims de particules (Particle Swarm Optimization (PSO) en anglais), inventée par [Kennedy et Eberhart \(1995\)](#), est une méthode approchée qui s'inspire du vol synchrone, social et collectif des oiseaux. C'est une métaheuristique à population qui se définit en un ensemble d'individus composant un essaim. Ces individus appelés **particules** sont initialement dispatchés sur l'espace de recherche.

Chaque particule est représentée par une position dans l'espace de recherche et une vitesse. La position de la particule est une solution potentielle du problème à résoudre. Les particules communiquent entre elles pour pouvoir se déplacer.

Le déplacement d'une particule d'une position à une autre est encadré par trois comportements (Figure 6.1) : **Égoïste** pour suivre sa propre voie (Vecteur $T1$), **Conservateur** pour revenir en arrière vers sa meilleure position (Vecteur $T2$) et **Panurgien** pour suivre la meilleure particule de l'essaim ou de son voisinage (Vecteur $T3$). La nouvelle position est une pondération de ces trois comportements.

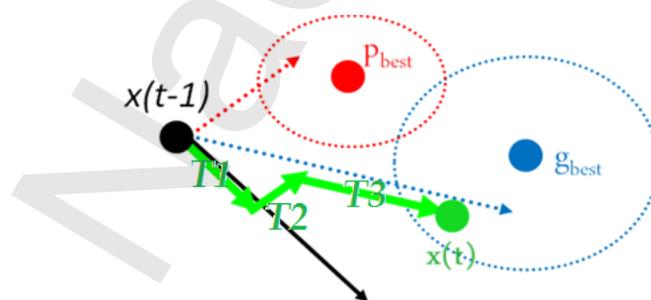


FIGURE 6.1 – Combinaison des trois comportements de particule : $T1$ comportement égoïste, $T2$ comportement conservateur, $T3$ comportement panurgien

Les principaux paramètres d'un algorithme d'optimisation par essaim de particules sont : La dimension et la topologie du voisinage, le facteur d'inertie, la maximisation de la vitesse et les coefficients de confiance.

2.1 Voisinage

Le voisinage constitue la structure du réseau social de l'essaim. Les particules qui appartiennent à un même voisinage communiquent entre-elles.

Il faut définir le nombre de particules qui construit le voisinage avec qui, une particule P peut communiquer. Plusieurs topologies de voisinage existent : en étoile, en anneau et en rayon (Figure 6.2).

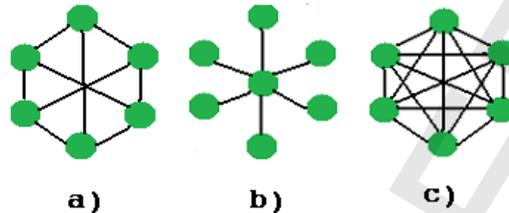


FIGURE 6.2 – Topologie de voisinage : a) En Anneau b) En Rayon c) En Étoile

- **Topologie en anneau** (Figure 6.2.a) : Chaque particule communique avec $nb_v > 2$ voisins immédiats. Chaque particule tend à se déplacer vers la meilleure position dans son voisinage local notée l_{best} (local best).
- **Topologie en rayon** (Figure 6.2.b) : Une particule *centrale* est connectée à toutes les autres. Seule cette particule centrale ajuste sa position vers la meilleure position, si cela provoque une amélioration l'information est propagée aux autres.
- **Topologie en étoile** (Figure 6.2.c) : L'essaim forme un graphe complet. Chaque particule est attirée vers la meilleure particule notée g_{best} (global best) et communique avec toutes les autres particules. On dit que le voisinage est global de nombre $nb_v = nb$ (nb est le nombre des particules de la population).

2.2 Facteur d'inertie et Vitesse maximale

Le facteur d'inertie Ψ permet de définir la capacité d'exploration de chaque particule, c'est-à-dire la pondération du déplacement $T1$. Il est introduit pour contrôler la capacité de l'influence de la vitesse de la particule.

- Si $\Psi > 1$: l'amplitude du mouvement est grande. La recherche est diversifiée (exploration globale).
- Si $\Psi < 1$: l'amplitude du mouvement est faible. La recherche est intensifiée (exploitation locale).
- Pour trouver un compromis entre la diversification et l'intensification, la valeur de l'inertie serait : $\Psi \in [0.8, 1.2]$ et les coefficients de confiance devraient vérifier l'inégalité : $\frac{1}{2}(c_1 + c_2 + c_3) - 1 < \Psi \leq 1$.

La vitesse doit être limitée par une valeur maximale V_{max} qui restreint le déplacement rapide des particules dans l'espace de recherche. Cette borne évite le passage de côté par l'optimum sans le signaler.

2.3 Les coefficients de confiance

Les variables de confiance pondèrent les comportements $T2$ et $T3$. Le comportement $T3$ panurgien peut suivre la meilleure position du voisinage, la position globale ou les deux dans la même configuration. Les variables ρ_1 , ρ_2 et ρ_3 correspondent aux valeurs de confiance respectives du retour vers la meilleure position personnelle, la meilleure position locale et la meilleure solution globale. Elles peuvent être définies de la façon suivante :

$$\begin{cases} \rho_1 = r_1 \cdot c_1 \\ \rho_2 = r_2 \cdot c_2 \\ \rho_3 = r_3 \cdot c_3 \end{cases}$$

Où r_1 , r_2 et r_3 sont des variables aléatoires qui suivent une loi uniforme sur $[0,1]$ et c_1 , c_2 et c_3 sont des constantes positives d'accélération déterminées de façon empirique et suivant la relation : $c_1 + c_2 + c_3 \leq 4$.

2.4 Algorithme

L'algorithme 7 représente le fonctionnement général d'une optimisation par essaim de particules.

Algorithme 7 : Algorithme d'optimisation par essaim de particule (Particle Swarm Optimization)

Données : nb : Entier > 0 , le nombre de particules.

$\vec{X}_i(t)$: Vecteur de Position de la particule i .

$\vec{V}_i(t)$: Vecteur de Vitesse de la particule i .

$pbest_i$: Réel, meilleure fitness de la particule i .

$lbest_i$: Réel, meilleure fitness du voisinage de la particule i .

$gbest$: Réel, meilleure fitness globale.

\vec{X}_{pbest_i} : Vecteur de la meilleure position de la particule i .

\vec{X}_{lbest_i} : Vecteur de la meilleure position du voisinage de la particule i .

\vec{X}_{gbest} : Vecteur de la meilleure position globale.

ρ_1, ρ_2, ρ_3 : Réel, coefficient de confiance personnel, local et global.

[Initialisations]

.....

[Traitement]

répéter

pour $i \leftarrow 1$ **à** nb **faire**

si $F(\vec{X})$ est meilleure que $pbest_i$ **alors**

$pbest_i := F(\vec{X});$

$\vec{X}_{pbest_i} := \vec{X}_i(t);$

fin

si $F(\vec{X})$ est meilleure que $lbest_i$ **alors**

$lbest_i := F(\vec{X});$

$\vec{X}_{lbest_i} := \vec{X}_i(t);$

fin

si $F(\vec{X})$ est meilleure que $gbest$ **alors**

$gbest := F(\vec{X});$

$\vec{X}_{gbest} := \vec{X}_i(t);$

fin

fin

pour $i \leftarrow 1$ **à** nb **faire**

$\vec{X}_i(t) := \vec{X}_i(t-1) + \vec{V}_i(t);$

$\vec{V}_i(t) := \Psi \cdot \vec{V}_i(t-1) + \rho_1 \cdot (\vec{X}_{pbest_i}(t) - \vec{X}_i(t)) + \rho_2 \cdot (\vec{X}_{lbest_i}(t) - \vec{X}_i(t)) +$

$\rho_3 \cdot (\vec{X}_{gbest}(t) - \vec{X}_i(t));$

fin

jusqu'à Critère d'arrêt;
