

**Département d'Informatique Fondamentale et ses
Applications DIFA**
Dr .Esma BENDIAB
Maître de conférences

1

**CHAPITRE 02:
LES SYSTÈMES COLLECTIFS
AUTO-ORGANISÉS**

Préambule

2

- Les **systèmes collectifs auto-organisés** désignent des systèmes composés d'une multitude d'agents ou d'entités qui interagissent localement pour générer un comportement global organisé, sans supervision centrale.
- L'auto-organisation est une propriété clé de ces systèmes, où des structures, des motifs ou des comportements émergent spontanément de l'interaction collective des agents, souvent de manière imprévisible et robuste.
- Ces systèmes sont omniprésents dans la nature (colonies de fourmis, les essaims d'abeilles.....), la technologie (Internet, réseaux sociaux), et dans de nombreux autres domaines.

Exemples Naturels de Systèmes Auto-organisés

3

- **Essaims d'oiseaux** : Les oiseaux en vol adoptent des formations collectives sophistiquées comme l'alignement ou les motifs en V. Chaque oiseau ajuste sa trajectoire en fonction de ses voisins immédiats, produisant un comportement coordonné.
- **Colonies de fourmis** : Les fourmis, par des interactions simples (par exemple, le dépôt de phéromones), parviennent à résoudre des problèmes complexes comme la recherche de nourriture ou la construction de nids, sans chef ni plan global.
- **Biologie cellulaire** : Les cellules d'un organisme se coordonnent pour former des tissus et des organes complexes. Chaque cellule suit des règles locales basées sur des signaux chimiques et physiques, mais le comportement collectif aboutit à la formation d'une structure fonctionnelle.
- **Crystallisation et formations géologiques** : Les processus d'auto-organisation s'observent aussi dans le domaine physico-chimique, comme dans la formation de cristaux ou les motifs géologiques complexes, tels que les dunes de sable.

Modèles Théoriques de Systèmes Auto-organisés

4

- **Automates cellulaires** : Ces modèles mathématiques représentent des systèmes complexes où chaque cellule (ou agent) suit des règles simples, déterminées par l'état de ses voisins immédiats. Ils illustrent comment des motifs complexes peuvent émerger de règles locales simples, comme dans le fameux **Jeu de la Vie** de John Conway.
- **Modèle de Boids** : Ce modèle de simulation, utilisé pour comprendre le comportement collectif des essaims, se base sur trois règles simples : séparation (éviter les collisions), alignement (suivre la direction des voisins), et cohésion (rester proche du groupe). Ce modèle montre comment des essaims d'oiseaux ou des bancs de poissons peuvent s'organiser en suivant des interactions locales.
- **Systèmes multi-agents** : Ce cadre d'étude en intelligence artificielle modélise les interactions entre plusieurs agents autonomes. Les agents sont programmés avec des comportements simples, mais leurs interactions génèrent des dynamiques collectives complexes et parfois intelligentes.
- **Stigmergie** : Concept clé dans l'étude des insectes sociaux, la stigmergie décrit comment des actions simples modifient l'environnement, stimulant ainsi de nouvelles actions des autres agents. C'est ainsi que les fourmis trouvent les chemins les plus courts vers les sources de nourriture.

L'intelligence collective

5

- L'intelligence collective reflète l'*émergence* d'un comportement global en partant d'un groupe d'agents simples et identiques :

“Dumb parts, properly connected into a swarm, yield smart results”

Kevin Kelly

L'intelligence collective

6

- IA classique : la cognition est une activité individuelle *sans influence de groupe* au moment de son exercice.
 - E.g. une personne qui pense à un problème, un RNA qui classifie des données, un régulateur flou, etc.
- L'intelligence collective ajoute au comportement individuel, jugé insuffisant (primaire), l'influence du groupe.
 - E.g. le comportement social d'un individu

Agents, nuées, volées, et autres essaims

7

- Agent : entité autonome au comportement statique en général, qui peut interagir avec son environnement et échanger de l'information avec d'autres agents
 - E.g. un robot
- Essaim : groupement d'agents dans lequel l'échange d'information influe sur le comportement individuel, permettant la réalisation d'objectifs globaux hors de portée d'un agent.
 - E.g. colonie de fourmis

Une Définition plus technique

8

Kennedy & Eberhart :

A swarm is a population of interacting elements that is able to optimize some global objective through collaborative search of a space

- *Interactions that are relatively local are often emphasized*
- *There is a general stochastic (or chaotic) tendency in a swarm for individuals to move toward a center of mass in the population*

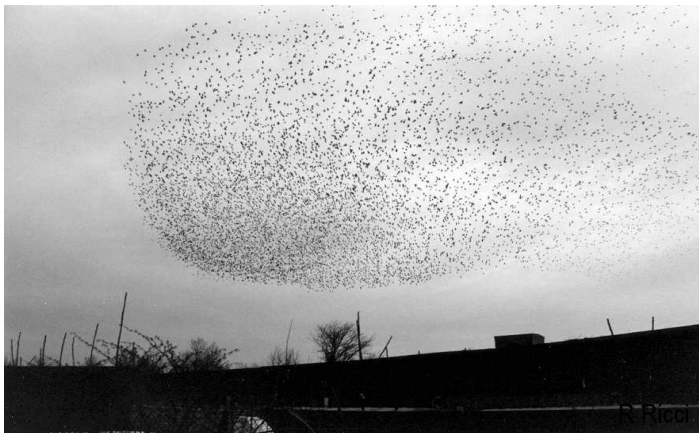
Système multi-agents = Intelligence en essaim ?

9

- Oui et non
 - Système multi-agents :
 - Les agents effectuent des sous-tâches facilement identifiables au but final
 - Peuvent adapter leur comportement
 - L'objectif final est connu de certains
 - Système en essaim
 - Les agents effectuent des tâches sans relation apparente avec le but final
 - Leur comportement est statique
 - Personne ne connaît l'objectif

Groupements naturels

10



Caractéristiques communes aux essaims

11

- Composés d'agents *simples*
- Décentralisés (aucun superviseur)
- Comportement émergent (non préétabli)
- Robustes, la tâche est complétée même si des individus échouent
- Flexibles
 - Peuvent répondre à des changements externes

Les techniques

12

- Deux approches :
 - Les essaims particulaires (Russel et Eberhart, 1995)
 - ✦ S'inspire du comportement social des individus (particules) dans un « essaim » en mouvement.
 - ✦ S'apparente aux algorithmes génétiques selon certains
 - Les colonies de fourmis (Dorigo et al., 1989)
 - ✦ S'inspire des activités routinières dans une colonie de fourmis

Les techniques

13

- Algorithme à colonie de fourmis (Dorigo 1991)
 - Algorithme initial
 - Inspiré du comportement social des fourmis.
 - Adapté aux problème combinatoires statiques
 - ✦ Commis voyageur – *Trouver le court chemin pour traverser un ensemble de villes en ne traversant jamais la même ville deux fois.*
 - ✦ Planification de tâches en usine – *Organiser les tâches afin de minimiser les temps de production et maximiser l'usage des machines.*
 - ✦ Coloriage des graphes – *Colorer un graphe de manière à ce que deux couleurs adjacentes soient différentes et que le nombre de couleurs est minimal*

Les techniques

14

- Optimisation à colonie de fourmis (ACO)
 - S'applique aussi aux problèmes combinatoires dynamiques (les paramètres varient avec le temps)
 - ✦ Routage dans les réseaux téléinformatiques
 - Réseaux de type Internet – *les paquets d'un même message peuvent suivre des routes différentes*
 - Réseaux orientés connexion – *tous les paquets suivent la même route*
 - ✦ Équilibrage du trafic dans les réseaux téléinformatiques

Les techniques

15

- Optimisation par essaims particulaires (PSO – Kennedy et Eberhart, 1995)
 - Utilise le concept d'interaction sociale pour résoudre les problèmes
 - Inspirée du comportement des « essaims » (bancs de poissons, volées d'oiseaux, etc.)
 - Possède les attributs des algorithmes évolutionnaires : population, fonction d'adaptation, règles d'évolution stochastiques.
 - Converge généralement plus vite que les AG

L'intelligence répartie

16

- L'intelligence répartie se retrouve chez la plupart des insectes, mais aussi dans les bandes, les troupes, les bancs, etc.
- Ex. : modélisation d'une formation d'oiseaux en vol avec 3 règles de comportement individuel (Reynolds, 1987) :
 - ✦ Éviter la collision avec des oiseaux voisins ou objets
 - ✦ Essayer de garder la même vitesse que les oiseaux voisins
 - ✦ Essayer de rester près des oiseaux voisins

L'intelligence répartie

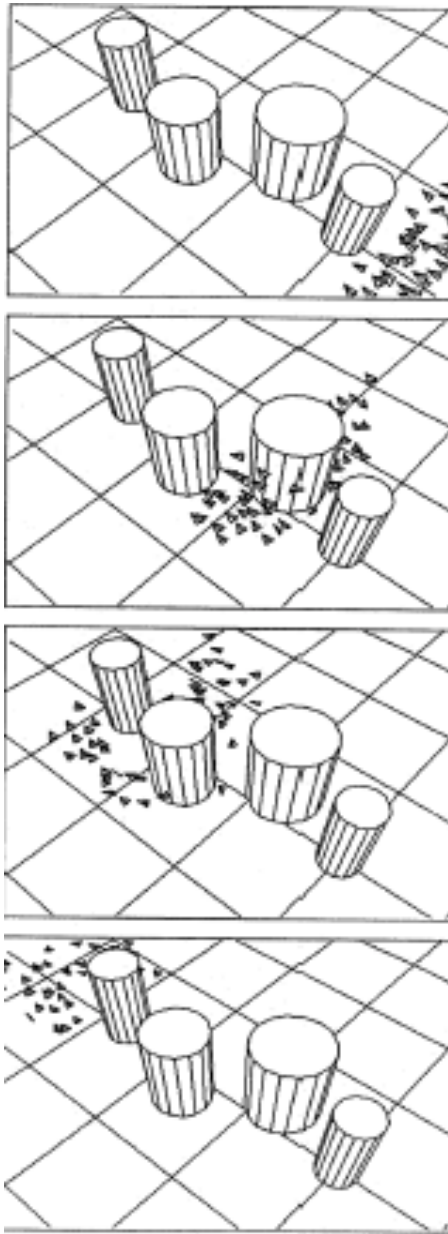
17



L'intelligence répartie

- En cas d'obstacle, le groupe se sépare en deux !
 - Ensuite, on suit le chemin *le plus court* pour contourner l'obstacle !
 - À partir d'un ensemble de règles très simple
 - La cohésion : les boids sont attirés vers la position moyenne du groupe ;
 - L'alignement : les boids suivent le même chemin que leurs voisins ;
 - La séparation : pour éviter les collisions, les boids gardent une certaine distance entre eux.
- ont émergé :

1. Le regroupement d'individus
2. La division en cas d'obstacles



Optimisation par essaim particulaire

19

- Optimisation des essaims de particules (PSO)
Proposé par James Kennedy et Russell Eberhart en 1995
- Inspiré par le comportement social des oiseaux et des poissons

Optimisation par essaim particulaire

20

- Optimisation stochastique basée population pour des fonctions non-linéaires, basée sur la reproduction d'un comportement social.
- Elle est utilisée pour explorer l'espace de recherche d'un problème quelconque pour trouver l'ensemble des paramètres qui maximise/minimise un objectif particulier

Optimisation par essaim particulaire

21

- Allie au comportement individuel la pression du groupe et l'influence des meneurs
- Forme de computation évolutionnaire
 - Commence avec une population aléatoire de particules (solutions) qui ne meurent jamais
 - Les particules se meuvent dans l'espace de recherche en enregistrant leurs meilleurs pas
 - Elles ont une vitesse (de valeur initiale aléatoire)
 - À chaque itération (génération) les particules subissent une accélération aléatoire vers la meilleure solution précédente et la meilleure particule globale (qui peut être un voisinage)
- PSO est robuste et efficace du point de vue computationnel

PSO: DEFINITION

22

- Optimisation Par Essaims de Particule (OEP):
 - Est une technique évolutionnaire qui utilise “une population” de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème d’optimisation.
 - Le degré d’optimalité est mesuré par une fonction fitness définie par l’utilisateur.
 - Il s’agit d’une méthode fondée sur la notion de coopérations des agents, appelés ici “particules”.

PSO: Principe:

23

- On considère un **essaim** de **particules**.
- Chaque particule est en train de bouger et elle dispose de:
 - 1) Une vitesse.
 - 2) Une mémoire.
 - 3) Son voisinage
- Une particule doit décider de son prochain mouvement



Présentation informelle

24

- Mémoire et informateur



Présentation informelle

25

Schéma de principe du déplacement d'une particule

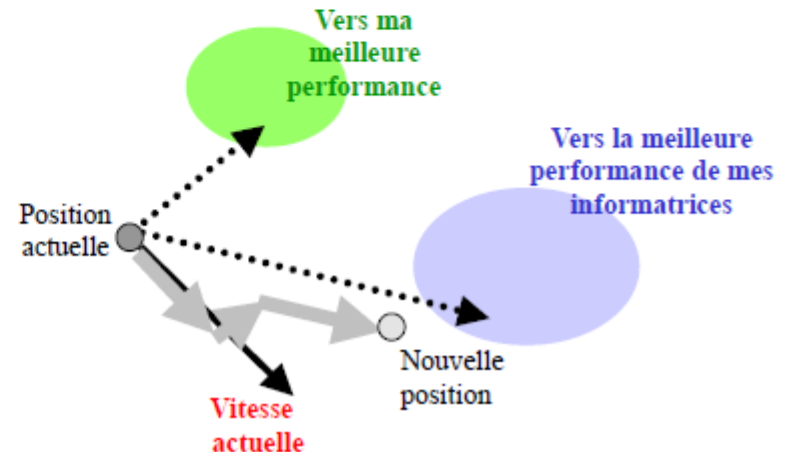
Pour réaliser son prochain mouvement, chaque particule combine trois tendances :

suivre sa propre vitesse

revenir vers sa meilleure performance

aller vers la meilleure performance de ses informatrices

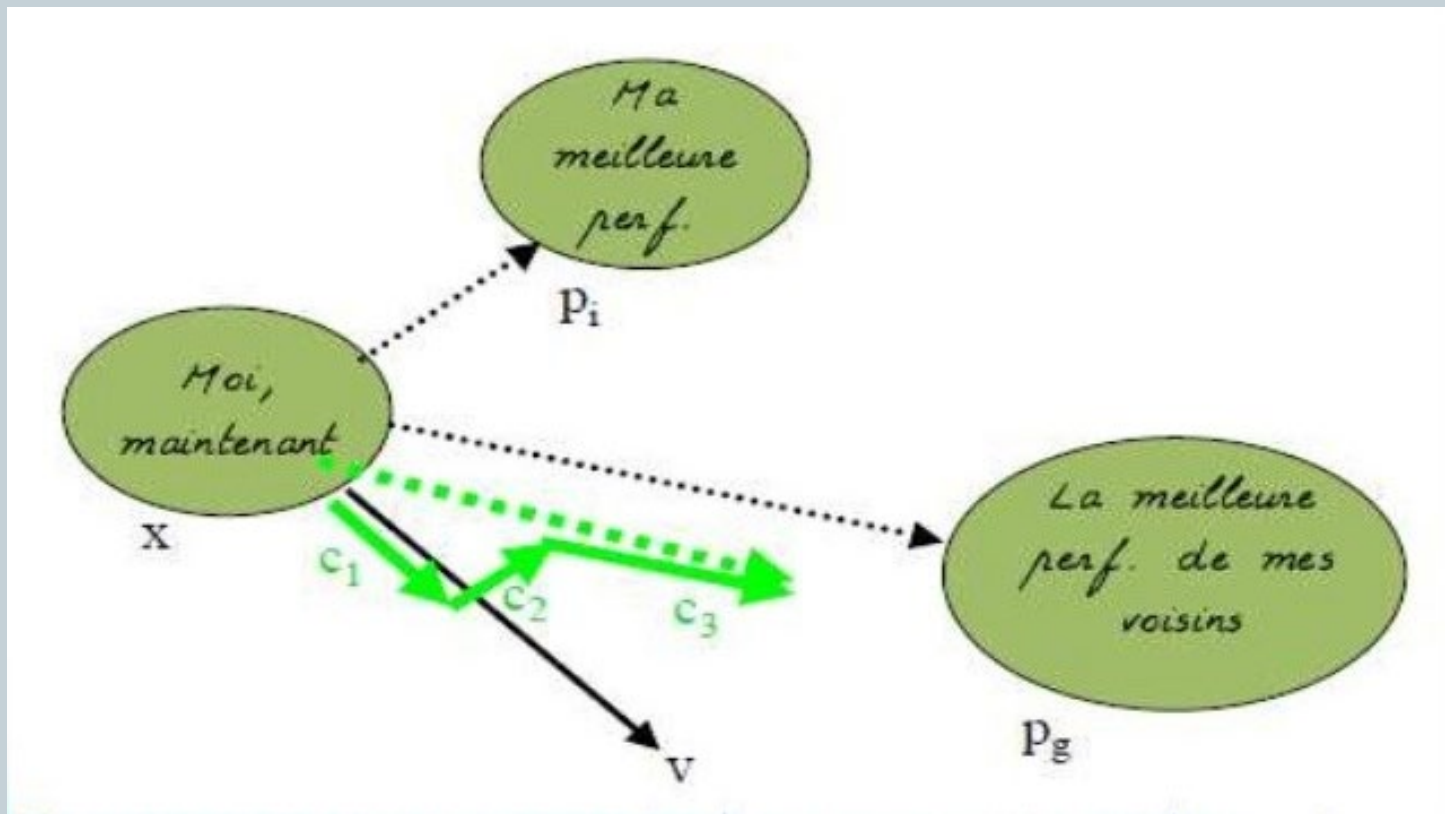
compromis psycho-social,
entre confiance en soi et
influence de ses relations
sociales...



Présentation informelle

26

- Compromis psycho-social



Déplacement d'une particule

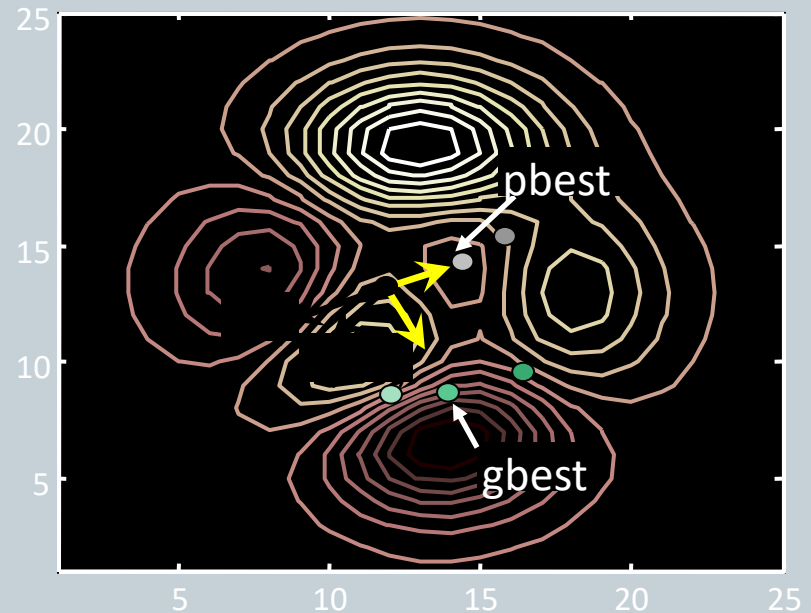
27

- Chaque particule est un agent élémentaire qui enregistre les meilleures solutions qu'il rencontre sur son chemin.
- Le déplacement d'une position à une autre se fait en additionnant les vecteurs x et v :
$$X_{i+1} = X_i + V_i$$
- La nouvelle position est évaluée et,
si $x\text{-fitness} > p\text{-fitness}$,
alors $p = X_{i+1}$ et $p\text{-fitness} = x\text{-fitness}$.
- Une fois les position initiales déterminées, tout dépend du vecteur v

Déplacement d'une particule

28

- Le calcul du vecteur v dépend de la meilleure position enregistrée de la particule et de la meilleure position enregistrée dans le groupe (ou voisinage) :



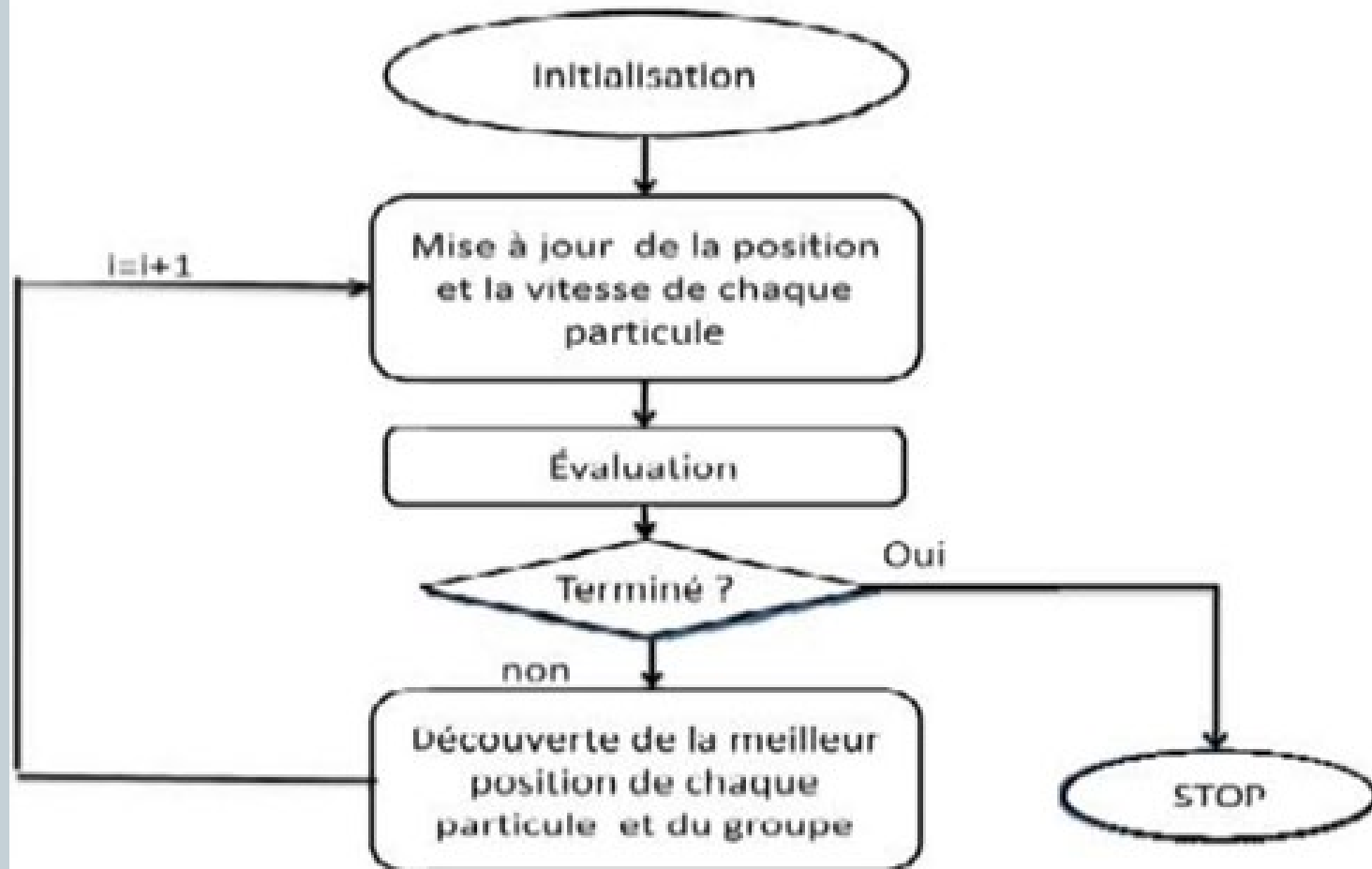
$$v_i(t+1) = w v_i(t) + c_1 r_1 [p_{i_{\text{best}}}(t) - x_i(t)] + c_2 r_2 [g_{\text{best}}(t) - x_i(t)]$$

$$x_{i_{\text{best}}}(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

- C_1 et C_2 spécifient l'importance de la *cognition* vs. le *social*.

Algorithme PSO

29



L'organigramme de principe de la PSO

Algorithme OEP Standard

30

Pour chaque particule (solution candidate) :

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 [p_{i_{\text{best}}}(t) - x_i(t)] + c_2 r_2 [g_{\text{best}}(t) - x_i(t)]$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

i = numéro de la particule

t = numéro de l'itération

v = « vitesse » de la particule

x = position de la particule

ω = coefficient d'inertie

p = meilleure position connue de la particule elle-même

g = meilleure position connue au sein de l'essaim

c_1, c_2 = coefficients d'attraction

r_1, r_2 = nombres aléatoires, de distribution uniforme en $[0,1]$



Paramètres de contrôle

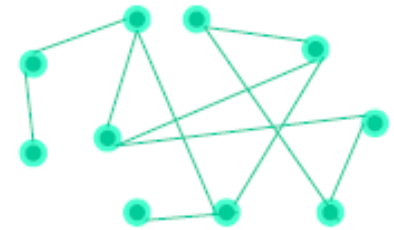
31

➤ Les paramètres de *topologie* de l'essaim :

- 1) la taille de l'essaim
- 2) la taille maximale du voisinage d'une particule



Individualisme / Collectivisme

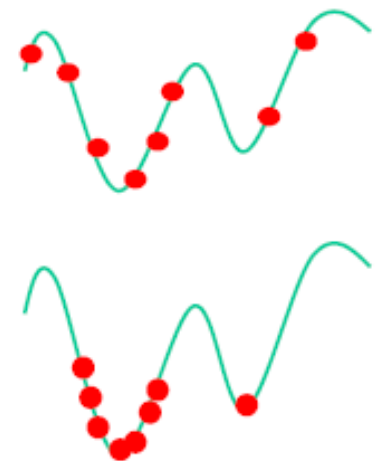


➤ Les paramètres de déplacement :

- 1) l'inertie des particules (w)
- 2) les coefficients d'attraction (c_1 et c_2)
- 3) la vitesse maximale d'une particule



Intensification / Diversification



Notions de voisinage et de topologie

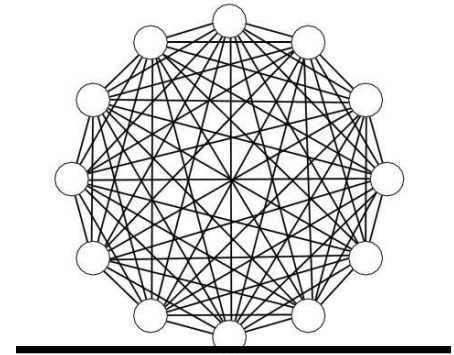
32

- Le voisinage d'une particule est le sous-ensemble de particules qu'elle peut interroger pour récupérer des informations.
- La structure de voisinage entre les particules forme le réseau de communication, appelé *topologie* de l'OEP.

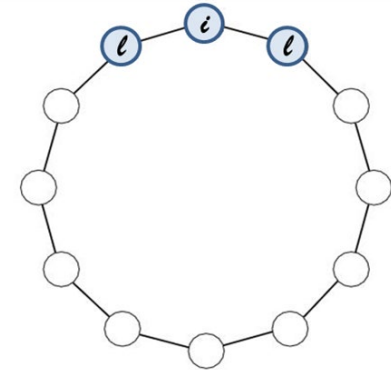


Topologie du voisinage

a) topologie en étoile : chaque particule est reliée à toutes les autres:



b) topologie en anneau : chaque particule est reliée à n particules;



c) topologie en rayon: les particules ne communiquent qu'avec une seule particule centrale.



PSO Algorithme: variable et paramètres

34

Les variables et paramètres de l'algorithme :

N nombre de particules

$\vec{x}_i(t)$ Position de la particule P_i

\vec{v}_i vitesse de la particule P_i

$pbest_i$ Meilleure fitness obtenue pour la particule P_i

\vec{x}_{pbest_i} Position de la particule P_i pour la meilleure fitness

\vec{x}_{gbest_i} Position de la particule ayant la meilleure fitness de toutes

ρ_1, ρ_2 Valeurs aléatoires positives

PSO Algorithme : variable et paramètres

35

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

$$v_i(t+1) = w v_i(t) + c_1 r_1 [p_{i_{\text{best}}}(t) - x_i(t)] + c_2 r_2 [g_{\text{best}}(t) - x_i(t)]$$

$v_i(t)$ est la vitesse de particule i à l'instant t

$x_i(t)$ est la position de particule i à l'instant t

w , c_1 , et c_2 ($0 \leq w \leq 1.2$, $0 \leq c_1 \leq 2$, et $0 \leq c_2 \leq 2$) sont des coefficients constants fixés par l'utilisateur

r_1 et r_2 sont des nombres aléatoires tirés à chaque itération

$g(t)$ est la meilleure solution trouvée jusqu'à l'instant t et $x_{p_i}(t)$ est la meilleure solution trouvée par la particule i

PSO Algorithme: les itérations

36

Traitement :

Répéter

Pour i de 1 à N faire

Si ($F(\vec{x}_i) > pbest_i$) Alors

$pbest_i \leftarrow F(\vec{x}_i)$

$\vec{x}_{pbest_i} \leftarrow \vec{x}_i$

Fin Si

Si ($F(\vec{x}_i) > gbest_i$) Alors

$gbest_i \leftarrow F(\vec{x}_i)$

$\vec{x}_{gbest_i} \leftarrow \vec{x}_i$

Fin Si

Fin Pour

Pour i de 1 à N faire

$\vec{v}_i \leftarrow \vec{v}_i + \rho_1(\vec{x}_{pbest_i} - \vec{x}_i) + \rho_2(\vec{x}_{gbest_i} - \vec{x}_i)$

$\vec{x}_i \leftarrow \vec{x}_i + \vec{v}_i$

Fin Pour

Jusqu'à ce que (le processus converge)

PSO Algorithme: Critères d'arrêt

37

Critères d'arrêt

- L'algorithme doit alors s'exécuter tant que l'un des critères de convergence suivant n'a pas été atteint:
- le nombre d'itérations atteint soit maximum (fixé par l'utilisateur);
- La variation de la vitesse est proche de 0;
- La fitness de la solution est suffisante.

Points forts et lacunes



38

- Résoudre des problèmes d'optimisation;
 - La simplicité d'implémentation;
 - Temps de calcul très court;
 - Gestion du voisinage peu coûteuse;
 - Paramétrage simple.
-
- Le mauvais choix des paramètres peut avoir un effet sur le fonctionnement de l'algorithme tout comme sur la solution obtenue.

Conclusion

39

- L'optimisation par essaims de particules présente un fort potentiel d'application pratique.
- Les résultats obtenue par PSO sont très satisfaisant et confirment bien la validité de l'algorithme.
- Cependant, le choix des paramètres reste l'un des problèmes de l'optimisation par particules d'essaim.