



جامعة 8 ماي 1945 قالمة
UNIVERSITE 8 MAI 1945 - GUELMA



Les approches populationnelles

Dr. Mohammed Nadjib KOUAHLA

Kouahla.mohammed.nadjib@univ-guelma.dz

Kouahla.nadjib@yahoo.fr

Plan

- **Historique et développements**
- **Inspiration → modélisation**
- **Les différents algorithmes**

Intelligence en essaim

- ❑ L'intelligence en essaim est une forme particulière d'intelligence collective, qui est définie par (E.Bonabeau et al. 1999) comme :
 - "N'importe quelle tentative de concevoir des algorithmes ou des dispositifs de résolution de problèmes distribués inspirés du comportement collectif de colonies d'insectes sociales et d'autres sociétés animales".
- On parle de l'intelligence collective quand un groupe social peut résoudre un problème dans un cas où un agent isolé en serait incapable.
- Une "intelligence collective" émerge de l'interaction entre des agents relativement simples.
- ❑ L'intelligence en essaim fournit une base avec laquelle il est possible d'explorer la résolution du problème, d'une manière distribuée, sans contrôle centralisé, et ni présentation globale de la tâche à accomplir.
- ❑ Cette approche couvre des travaux de différentes natures comme le développement de métaheuristiques pour :
 - les problèmes d'optimisation,
 - le problème de classification,
 - la robotique collective. . .

Intelligence en essaim: modèles informatiques

Phénomènes collectifs et sociaux	Modèles informatiques
Déplacement collectif	Boids (Reynolds)
	Optimisation par essaim de particules "PSO"(Kennedy et Eberhart)
	Classification de données (Proctor, Monmarché)
Organisation du travail chez les fourmis	Allocation dynamique de tâches (Cicirello, Nouyan)
Organisation du couvain et la constitution de cimetièrè	Algorithme de tri d'objet (Deneubourg, Lumer,...)
	AntClass (Monmarché)
Recherche de nourriture (fourragement)	API (Monmarché)
	ACO(Dorigo et al.)
Construction des nids	Stigmergie

déplacement collectif

- ❑ Le déplacement est un des phénomènes collectifs, observé dans de nombreuses espèces vivants en groupes organisés:

les nuées d'oiseaux en vol, les bancs de poissons, les troupeaux mobiles.

- ❑ L'effet de masse peut : repousser des prédateurs et certaines configurations précises permettent d'économiser de l'énergie, échapper à un ennemi
- ❑ Ces comportements collectifs apparaissent comme des **patterns spatio-temporels complexes** et coordonnés.
- ❑ Le comportement collectif est le résultat des règles simples
 - Eviter une collision avec les autres;
 - Chercher à aller au centre de l'essaim;
 - Essayer d'aller à la même vitesse que les autres;
 - Etre attiré par une cible / par un congénère.

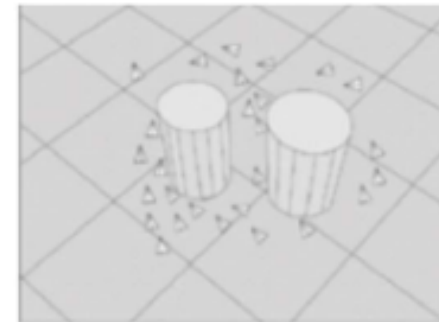
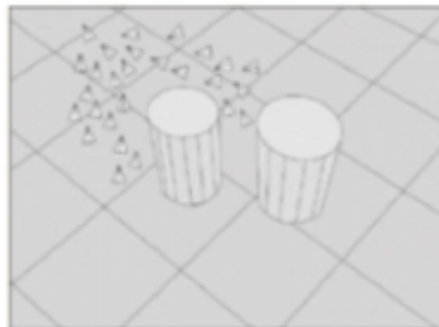
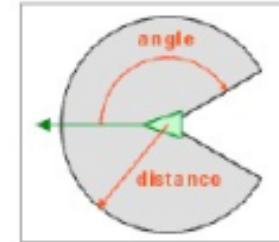


- ❑ De ces comportements, on s'est inspiré des techniques pour **la classification de données et pour l'optimisation.**

déplacement collectif

Boids (Craig Reynolds, 1986) (1)

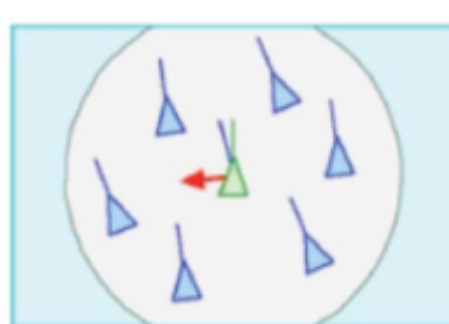
- ❑ Modèles informatiques inspirés de comportements de déplacement utilisés pour la simulation des mouvements de groupes d'individus (Boids) dans l'industrie du cinéma.
 - Boid évolue dans un espace 3D, est caractérisé par sa position et sa vitesse.
 - Boid perçoit les autres dans un **voisinage donné**.
 - Des règles comportementales généralement simples permettent aux individus de se déplacer en groupe et d'éviter des obstacles, etc.



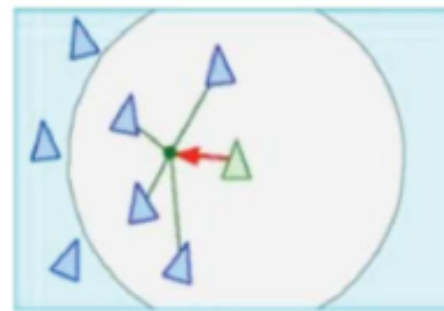
déplacement collectif

Boids (Craig Reynolds, 1986) (2)

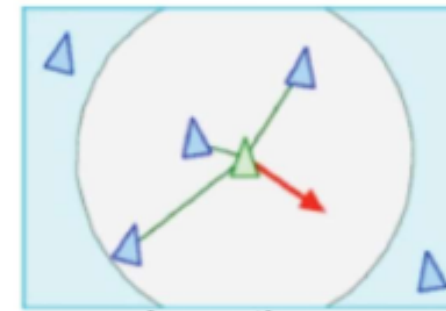
- ❑ Le comportement de déplacements de Boids dans l'espace virtuel est **un phénomène émergent** qui résulte de leur interaction.
- ❑ Le comportement de déplacement est le résultat de trois règles comportementales simples suivantes :
 - L'alignement: adapter sa vitesse à la moyenne de celle de ses voisins.
 - La cohésion: aller vers le centre de gravité des boids voisins.
 - La séparation: maintenir une distance minimale par rapport aux autres objets dans l'environnement et en particulier les autres boids.



alignement



cohésion



séparation

déplacement collectif: optimisation par essaim de particules

- ❑ L'origine de l'optimisation par essaim de particules ("Particle Swarm Optimization", PSO) vient des observations faites lors des simulations informatiques de vols groupés d'oiseaux et de bancs de poissons de [Reynolds1986] et [Heppner1990].
- ❑ PSO est une technique d'optimisation à base de population développée par Kennedy et Eberhart en 1995.

➤ Les particules sont les individus qui se déplacent dans l'espace de recherche

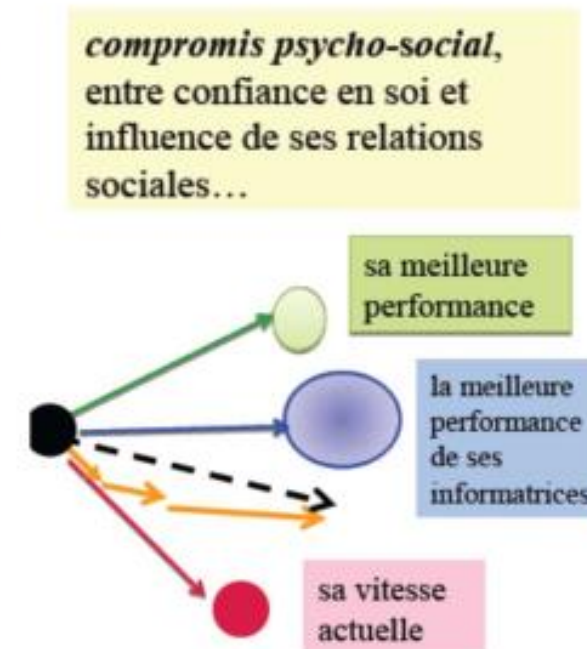
➤ Chaque particule est caractérisée par sa position et sa vitesse.

➤ 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



Organisation du couvain et la constitution de cimetières

- ❑ Deux phénomènes sont observés chez plusieurs espèces de fourmis.
 - L'organisation spatiale de divers éléments du couvain : les œufs, les larves et les nymphes.
 - Le rassemblement des corps des fourmis mortes sous forme de tas "cimetières"
- ❑ Comment se mettent-elles d'accord pour former ces tas ?
 - Deux règles (Deneubourg et al, 1991).:
 - ✓ Prendre un objet avec une probabilité inversement proportionnelle au nombre d'objets perçus autour.
 - ✓ Déposer l'objet à un endroit avec une probabilité directement proportionnelle au nombre d'objets perçus autour.
- ❑ Ces principes ont trouvé leurs applications en robotique collective et en classification de données

constitution du nid

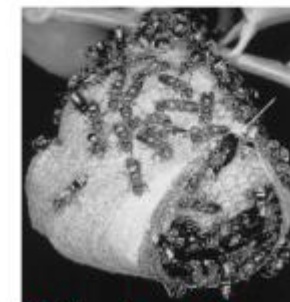
- ❑ Les insectes organisés en sociétés, abeilles, fourmis, guêpes et termites, sont capables de construire collectivement des nids d'une remarquable complexité, au regard de la relative simplicité des individus.
- ❑ La construction du nid est un symbole de l'organisation distribuée des ces insectes.
- ❑ Une telle coordination pourrait reposer sur l'architecture elle-même des constructions plutôt que sur des interactions directes entre les membres de la colonie.
- ❑ Le nid ne pourrait exister sans une forme de coordination entre les individus.



Nid de termites



Nid de fourmis
Oecophylla



Nids de guêpes

Intelligence en essaim: caractéristiques

Quatre principes gouvernant l'intelligence en essaims :

- **Feedback positif** : Permet de renforcer les meilleurs choix dans le système.
- **Feedback négatif** : Permet l'ignorance et la suppression des mauvais choix dans le système.
- **Aspect aléatoire** : Permet la bonne exploration de l'espace de solution, d'une manière indépendante de la qualité, ce qui donne de la créativité.
- **Interaction multiple** : Principe de base permettant la construction des meilleures solutions et choix,

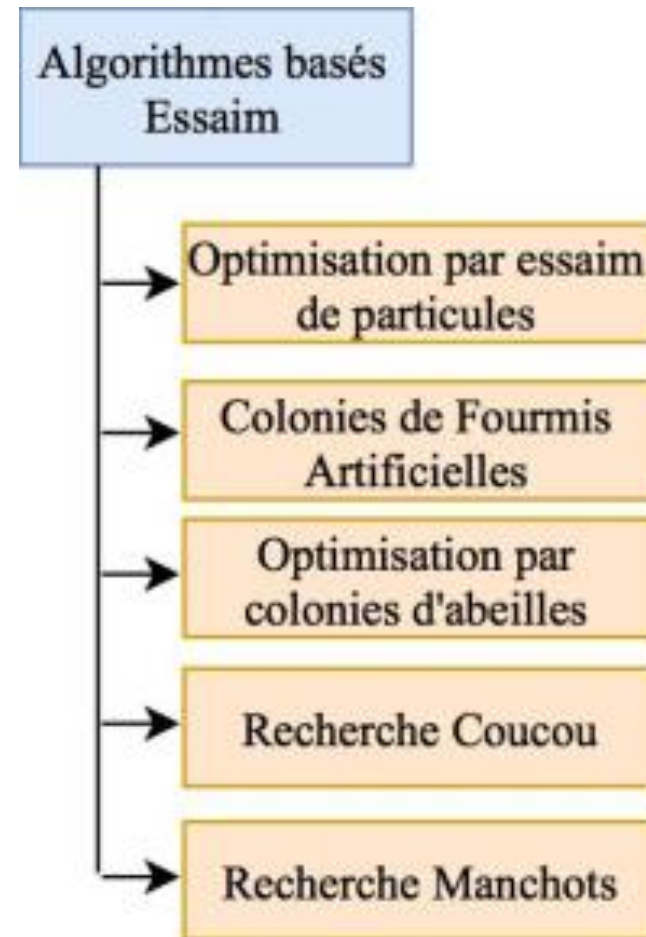
Algorithmes

Algorithmes basés essaim

Les algorithmes basés essaim sont des techniques d'optimisation inspirés du comportement collectif chez les espèces sociales comme les fourmis, les abeilles, les guêpes, les termites (fourmis blanches), les poissons et les oiseaux. Qui sont des populations d'agents extrêmement simples, interagissant et communiquant indirectement à travers leur environnement, constituent des algorithmes distribués pour résoudre les problèmes réels difficiles.

Parmi les algorithmes d'optimisation inspirés de l'intelligence en essaim les plus réussis, sont les colonies de fourmis et l'optimisation par essaim de particules, optimisation par la colonie d'abeille et récemment la recherche coucou.

Algorithmes basés essaim



Optimisation par essaim de particule PSO: Particle Swarm Optimization

- **Source d'inspiration** : L'algorithme d'optimisation par essaim particulaire c'est une métaheuristique à base de population, proposé par [Eberhart and Kennedy, 1995], qui simule le comportement social des animaux évoluant en essaim, tels que les bancs de poissons et le flocage des oiseaux.
- Dans PSO, chaque solution représente un oiseau qui est appelée particule, où chaque particule possède une position (solution) et une vitesse, elle est d'abord placée aléatoirement dans l'espace de recherche, se déplace à chaque itération, en fonction de sa vitesse initiale, de sa propre meilleure solution, et de la meilleure solution trouvée dans son voisinage.

Le pseudo code de l'algorithme par essaim de particule est donné dans l'algorithme

Optimisation par essaim de particule PSO

Algorithm 2 Algorithme de PSO

Début

Initialiser la taille de la population, les positions, les vitesses et les paramètres nécessaires.

Evaluer les positions des particules

Trouver la meilleure position rencontrée par l'essaim

Tant que(les critères d'arrêt ne sont pas atteints)

 Calculer la nouvelle vitesse v_i de chaque particule

 Calculer la nouvelle position x_i de chaque particule

 Evaluer les positions des particules

 Trouver la meilleure position de chaque particule

 Trouver la meilleure position rencontrée par l'essaim

Fin Tant que

 Retourner la meilleure position

Fin

Algorithme de colonies de fourmis ACO : Ant colony algorithm

- **Source d'inspiration** : Les algorithmes de colonies de fourmis sont des méta-heuristique basées population de solutions qui s'inspirent du comportement des fourmis lors de leurs déplacements pour la recherche de nourriture, et le processus de découverte du chemin et diffusion de l'information sur les différents chemins trouvés grâce à une substances chimiques appelées la phéromone, qu'elles déposent au cours de leur progression, ce qui augmente la probabilité que d'autres fourmis choisissent le même chemin.

Algorithme de colonies de fourmis ACO

Algorithm 3 Algorithme d'ACO

Début

Initialiser les paramètres ;

Générer population initiale ;

Générer matrice des phéromones ;

Tant que(critère d'arrêt non atteint)

 Construire nouvelle solution

 Evaluer la solution

 Mettre à jours la matrice des phéromones

Fin Tant que

 Retourner la meilleure solution

Fin

Algorithme d'abeilles ABC : Artificial Bee Colony

Source d'inspiration : (ABC) est une nouvelle méta-heuristique qui a enrichi le nombre des méthodes d'optimisation basées sur l'intelligence par essaim. Elle a été proposée en 2005 par Karaboga [Karaboga, 2005].

L'algorithme ABC s'inspire du modèle naturel du comportement des abeilles mellifères lors de la recherche de leur nourriture. Le processus de recherche de nourriture chez les abeilles est fondé sur un mécanisme de déplacement très efficace. Il leur permet d'attirer l'attention d'autres abeilles de la colonie aux sources alimentaires trouvées dans le but de collecter des ressources diverses.

En fait, les abeilles utilisent un ensemble de danses frétilantes comme moyen de communication entre elles. Ces danses permettent aux abeilles de partager des informations sur la direction, la distance et la quantité du nectar avec ses congénères. La collaboration et la connaissance collective des abeilles de la même colonie sont basées sur l'échange d'information sur la quantité du nectar dans la source de nourriture trouvée par les différents membres. Des études sur le comportement de danses frétilantes des abeilles ont montré :

Algorithme d'abeilles ABC

- **La direction des abeilles** : indique la direction de la source de nourriture par rapport au soleil.
- **L'intensité de la danse** : indique la distance de la source de nourriture.
- **La durée de la danse** : indique la quantité du nectar dans la source de nourriture trouvée.

Dans un algorithme d'optimisation par colonies d'abeilles, une source de nectar correspond à une solution possible au problème à traiter. La colonie d'abeilles artificielle est composée de trois types d'abeilles : les ouvrières, les spectatrices et les scoutes.

- **L'ouvrière** exploite la source de nourriture trouvée. Elle se base sur sa mémoire et essaye d'apporter des modifications à sa position (solution) actuelle pour découvrir une nouvelle position (i.e. source de nourriture).
- **L'abeille spectatrice** attend le retour des ouvrières au champ de danse pour observer leurs danses et recueillir des informations sur les sources de nectar qu'elles ont trouvé.
- **L'abeille scoute** exploite l'espace de recherche en lançant une recherche aléatoire d'une nouvelle source de nourriture.

Une abeille ouvrière est assignée à chaque source de nourriture. La taille de la population de la colonie est égale au nombre des abeilles ouvrières et la quantité du nectar dans une source de nourriture correspond à la qualité (fitness) de la solution proposée [Gherboudj, 2013].

Algorithme d'abeilles ABC

Algorithm 4 Algorithme de colonies d'abeilles

Début

Initialiser une population de N solution ;

Evaluer les N solutions ;

Cycle=1 ;

Tant que (cycle<=Cycle_max)

 Construire une nouvelle solution v_i pour chaque ouvrière i ;

 Sélectionner les ouvrières ;

 Calculer les valeurs de probabilités P_i pour les solutions x_i ;

 Construire la nouvelle solution de

 chaque abeille spectatrice à partir de la

 solution x_i sélectionnée en fonction de la probabilité p_i ;

 Evaluer les nouvelles solutions ;

 Sélectionner les spectatrices ;

 Déterminer les solutions à abandonner par les scouts si elles existent

 et les remplacer par des solutions aléatoires ;

 Enregistrer la meilleure solution trouvée ;

 Cycle= Cycle+1 ;

Fin Tant que

Métaheuristiques inspirées Coucou

Comportement du Coucou

Les coucous ont une stratégie de reproduction agressive qui implique la femelle pondant ses oeufs dans le nid d'une autre espèce en confiant la responsabilité d'incubation, de nourriture et d'élevage de leurs oeufs aux parents adoptifs. Une fois le premier poussin coucou est né, se première action de l'instinct à prendre est d'expulser les oeufs hôtes en propulsant aveuglément les oeufs hors du nid, ce qui augmente la part des poussins d'un coucou de nourriture fournie par son oiseau hôte. Dans le cas où l'oiseau hôte arrive à découvrir l'œuf coucou dans son nid, il va soit : jeter l'oeuf étranger hors son nid ou abandonner son propre nid.

L'habitat est le milieu de vie, de reproduction et de développement d'une population d'une espèce donnée. De même pour les coucous, il constitue une source de nourriture et un lieu de reproduction. Les Coucous se produisent dans une grande variété d'habitats. La majorité des espèces survivent dans les forêts et les bois, principalement dans les forêts tropicales à feuilles persistantes. En plus des forêts, certaines espèces de coucous occupent des environnements plus ouverts, ce qui peut inclure même les zones arides comme les déserts.

Les coucous parasites migrent sur de longues distances et ont un vol rapide et direct. Leurs déplacements coïncident non seulement avec la saison de reproduction des espèces hôtes [Gherboudj, 2013], mais aussi avec l'émergence des chenilles qui constituent leur nourriture favorite.

Métaheuristiques inspirées Coucou

Recherche Coucou

La recherche coucou est un algorithme d'optimisation développée par [Yang and Deb, 2009].

C'est une des variantes de l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO). Elle est une méta-heuristique basé population, opère dans des espaces de recherche continus. Elle s'inspire du comportement de reproduction d'une espèce spéciale d'oiseaux parasites de nids appelés coucou

Principe de l'algorithme de recherche Coucou

Yang et Deb se sont basés sur le comportement parasitaire des coucous et sur le mécanisme du vol de Lévy qui permet la modélisation mathématique des déplacements aléatoires pour proposer la méthode d'optimisation de recherche coucou (CS), qui se base sur trois principes :

- Chaque coucou pond un seul œuf à la fois. Il le dépose dans un nid qu'il choisit aléatoirement. Où chaque œuf dans un nid représente une solution, et un œuf de coucou représente une nouvelle solution.
- Les meilleurs nids qui incluent des œufs (solutions) de bonnes qualités vont être les élus qui construisent les membres de la nouvelle génération.
- Le nombre des nids hôtes valides est fixé. L'oiseau hôte peut détecter le coucou étranger avec une probabilité $P_a \in [0,1]$. Dans ce cas-là, l'oiseau hôte tranche entre écarter le coucou de son nid en l'éjectant hors nid ou abandonner son nid pour aller construire un autre dans une nouvelle position.

La probabilité P_a représente la fraction de N nids qui vont être remplacés par de nouveaux nids (avec de nouvelles solutions aléatoires dans de nouvelles positions dans l'espace de recherche). La qualité d'un nid ou d'une solution est mesurée en fonction de la fonction objectif qui se varie d'un problème à un autre. Dans la forme la plus simple, chaque nid a un œuf. L'algorithme peut être étendu à des cas plus compliqués dans lequel chaque nid a plusieurs œufs représentant un ensemble de solutions [Yang and Deb, 2009].

Le vol de Lévy

De nombreux phénomènes naturels ou sociaux, peuvent être décrits en termes de marche aléatoire : diffusion d'un soluté dans un solvant, de la chaleur dans un gaz, de la lumière dans le brouillard, la récolte de nourriture par certains animaux... Ces derniers cherchent leur nourriture de manière aléatoire. En général, le processus de recherche de nourriture chez les animaux est effectivement aléatoire. En fait, leur déplacement est basé sur leur position actuelle ainsi qu'une probabilité du déplacement vers une autre position.

Des études expérimentales sur le comportement de certains animaux et insectes ont montré que leur comportement peut être modélisé par un schéma mathématique nommé vol de Lévy.

Le vol de Lévy ou Lévy flight a été proposé par le mathématicien français Paul Pierre Lévy, un des fondateurs de la théorie moderne de probabilités. Depuis sa création, le vol de Lévy a donné des interprétations théoriques à plusieurs phénomènes physiques, chimiques, biologiques et naturels. En fait, le vol de Lévy permet de modéliser des marches aléatoires composées d'un grand nombre de pas où les transitions sont basées sur des probabilités.

En terminologie mathématique, le vol de Lévy est une marche aléatoire (une formalisation mathématique d'une trajectoire composée d'un ensemble de pas aléatoires) dans laquelle la distance entre les pas a une distribution probabilitaire (une fonction qui représente la probabilité d'un nombre aléatoire de prendre une valeur donnée) à queue-lourde (dont les queues ne sont pas bornées de façon exponentielle) [Gherboudj, 2013]

L'application de vol du Lévy dans la recherche coucou

Yang et Deb ont intégré le vol de Lévy dans l'algorithme CS afin de bénéficier de sa capacité de générer des solutions suffisamment diversifiées de la manière suivante :

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \oplus \text{Lévy}(\lambda)$$

Où $\alpha > 0$ est la taille du pas, elle est liée au problème traité. Dans la plupart des cas, on peut utiliser $\alpha = 1$. La nouvelle solution $x_i^{(t+1)}$ sera donc générée en fonction de deux facteurs indispensables :

- La position actuelle du coucou $x_i^{(t)}$.
- La nouvelle direction mesurée par le vol de Lévy $\alpha \oplus \text{Lévy}(\lambda)$

Le vol de Lévy représente une marche aléatoire dont les pas aléatoires sont définis à partir de la distribution de Lévy. Il est à noter que la distribution de Lévy a une panoplie de variantes avec une infinité de sens.

$$\text{Lévy} \sim \mu = t^{-\lambda}, (1 < \lambda \leq 3)$$

Les étapes de l'algorithme de base de la recherche coucou

L'observation attentive des étapes de l'algorithme de recherche coucou (CS : Cuckoo Search) montre qu'il tourne autour de trois phases : la sélection de la meilleure solution, l'exploitation de la solution par la recherche locale aléatoire et l'exploration de l'espace de recherche par la création aléatoire de nouvelles solutions en utilisant le vol de Lévy [Yang and Deb, 2010]

Les étapes de l'algorithme de base de la recherche coucou

Algorithm 5 Algorithme de recherche coucou CS

Début

Initialiser une population de n nid hôte ;

Evaluer la population ;

Tant que((le critère d'arrêt n'est pas satisfait)

Obtenir un coucou par le vol de Lévy ;

Evaluer la fitness de coucou ;

Choisir un nid aléatoire ;

Remplacer le nid par le coucou si $f(\text{coucou})$ est meilleur que $f(\text{nid})$;

Pour (une fraction P_a de mauvais nid s)

Créer un nid g dans un nouveau emplacement via le vol de Lévy ;

Evaluer la fitness de g ;

Remplacer g par s $f(g)$ meilleur que $f(s)$;

Fin Pour Garder les meilleures solutions ;

Classer les solutions et trouver le meilleur courant ;

Fin Tant que

Retourner la meilleure solution ;

Fin

Algorithme d'optimisation par coucou (COA)

L'optimisation par coucou est une très récente méta-heuristique à base de population de solutions. Elle a été proposée en 2011 par Ramin Rajabioun [Rajabioun, 2011]. Cet algorithme d'optimisation s'est inspiré du mode de vie spécial de Coucous et leurs caractéristiques dans la ponte et l'élevage. Comme d'autres méthodes évolutives, L'algorithme d'optimisation par Coucou (COA) commence par une population initiale. La population de coucou, dans les différentes sociétés, est de deux types : coucous matures et les oeufs. L'effort pour survivre parmi les coucous constitue la base de CAO. Au cours de la compétition de survie certains des coucous ou leurs oeufs, disparaître. Les sociétés de coucou survécu immigrent à un meilleur environnement et commencent à se reproduire et pondre. L'effort de survie de coucous converge à un état qu'il n'y a qu'une seule société de coucou, tous avec les mêmes valeurs de profit.

Algorithme d'optimisation par coucou (COA)

Algorithm 6 Algorithme d'optimisation par Coucou

Début

Initialiser les habitats des coucous ;

Tant que(la condition d'arrêt n'est pas satisfaite)

 Dédier quelques oeufs à chaque coucou ;

 Calculer l'ELR de chaque coucou ;

Pour (chaque coucou)

 créer des oeufs en tenant compte de leurs ELR ;

 Eliminer les oeufs détectés par les hôtes ;

 Laisser les oeufs éclore et les poussins grandir ;

 Evaluer l'habitat de chaque nouveau coucou ;

Fin Pour

 Limiter le nombre des coucous et éliminer ceux qui vivent dans de mauvais habitats ;

 Regrouper les coucous, retrouver le meilleur groupe et sélectionner le meilleur habitat ;

 Migrer les nouveaux coucous vers le meilleur habitat ;

Fin Tant que

Fin

Optimisation par la recherche de Pingouin (PeSOA)

la source d'inspiration :

C'est une métaheuristique très récente développée par [Gheraibia and Moussaoui, 2013] basée sur la stratégie de la collaboration des pingouins lors de la chasse qui est plus que fascinante car ils peuvent collaborer leurs efforts et synchroniser leurs plongés afin d'optimiser l'énergie globale.

Selon les développeurs de la technique, les pingouins utilisent lors du processus de la chasse *la théorie d'optimalité* du comportement de fourragement pour extraire des informations sur le cout, le temps et le contenu énergétique des proies d'une part et le choix de chasser dans cette zone en fonction de sa distance et les ressources disponibles d'une autre part.

La théorie se résume que chaque opération de fourragement qui n'épuise pas toute l'énergie nécessaire par rapport au gain d'énergie alors ce fourragement est rentable.

Les pingouins sont des oiseaux de mer respirant l'air sont forcés de revenir après chaque processus de fourragement à une surface pour respirer. L'opération de fourragement dans le cas des pingouins se fait par groupe. d'où chaque mission implique l'immersion dans l'apnée qui est limitée par les réserves d'oxygènes et la vitesse des manchots, c'est-à-dire leur métabolisme [Gheraibia and Moussaoui, 2013] ils utilisent les ailes pour voler à travers l'eau jusqu'à 520 M et ils continuent à respirer pendant la nage de 7 à 10 (KM /h) [Gheraibia and Moussaoui, 2013]

Optimisation par la recherche de Pingouin (PeSOA)

L'optimisation globale, ça commence par une recherche individuelle de chaque pingouin quand il arrive à trouver de la nourriture il communique sa position et la quantité des poissons trouvée à son groupe à l'aide de vocalisations, qui sont uniques à chaque pingouin (comme l'empreinte digitale chez les êtres humains) pour s'identifier les manchots entre eux. Suite à la communication des pingouins entre eux ils synchronisent leurs plongés afin de parvenir à une solution globale (zone avec une grande quantité de nourriture), qui est choisie suite à une élection du meilleur groupe de pingouins qui mangeaient la plus grande quantité de poissons.

Dans chaque cycle, La position du pingouin avec chaque nouvelle solution est ajustée selon l'équation suivante [MZILI and RIFFI, 2015] :

$$D_{new} = D_{id} + rand()|X_{best} - X_{id}|$$

D'où :

D_{id} représente la dernière meilleure solution pour ce pingouin.

X_{best} représente la meilleure solution locale.

X_{id} représente la solution finale.

D_{new} représente la nouvelle solution.

rand est un nombre aléatoire de distribution.

Optimisation par la recherche de Pingouin (PeSOA)

Algorithm 7 Algorithme de recherche Pingouin

Initialiser les paramètres (nombre de pingouins, quantités de réserves d'oxygène) ;

Générer aléatoirement P solutions (pingouins) ;

Initialiser les probabilités d'existence des poissons par trou, niveaux ;

Tant que (*le critère d'arrêt n'est pas satisfait*)

Pour (*chaque i de P*)

Tant que (*les réserves d'oxygène ne sont pas épuisées*)

ajuster la position du pingouin en utilisant l'équation 2.5;

choisir la meilleure position par rapport à la quantité des poissons chassés ;

Fin Tant que

Fin Pour

Mettre à jour les quantités des poissons chassés pour chaque trou, niveau et groupe ;

Redistribuer les probabilités des pingouins par trou, niveau en se basant sur

la quantité des poissons chassés ;

Mettre à jour la meilleure solution ;

Fin Tant que

retourner la meilleure solution ;
