

### III.1 Introduction

Dans la nature, plusieurs espèces sont caractérisées par le comportement social. Les bancs de poissons, les nuées d'oiseaux, et les troupeaux d'animaux terrestres, sont le résultat du besoin biologique qui leur pousse à vivre en groupe.

Ce comportement est également un des principaux caractéristiques des insectes sociaux (abeilles, termites, fourmis...). De ces principes-là, les chercheurs inspirent pour développer des méthodes basées sur les comportements de ces animaux, et ont donné naissance de ce qu'on appelle les méthodes méta-heuristique.

Ce mot concerne toutes les méthodes qui modélisent l'interaction des agents (animaux) qui sont en mesure de s'auto-organiser. Elles représentent des méthodes de résolution des problèmes combinatoires qui consistent à réitérer certains processus jusqu'à l'obtention de la solution optimale.

L'une des insectes les plus organisées et les plus rigoureuses dans leur travaux est l'abeille. Les abeilles possèdent une très grande capacité de communication. Grâce à son intelligence, une méthode appelée méthode des abeilles a été inspirer. Dans cette méthode, les abeilles artificielles représentent des agents qui en collaborant les unes avec les autres, résolvent des problèmes complexes d'optimisation combinatoire.

L'idée de base de cette méthode présentée dans la création d'un système multi agent capable de résoudre avec succès les problèmes complexes.

Dans ce chapitre, On va présenter un bref historique de cette méthode, une description du comportement des abeilles puis on entamera l'algorithme d'optimisation par colonie d'abeille.

### II.2 Historique

Au cours de la dernière décennie, les algorithmes d'abeilles inspirés de la nature, sont devenus un outil prometteur et puissant. Malheureusement, on ne parvient pas à connaître la date exacte de la première apparition des algorithmes d'abeilles. Ce qui est sûr pour nous c'est qu'ils ont été développés en quelques années de façon indépendante par différents groupes de chercheurs.

D'après la bibliographie, il semble que l'algorithme honey-bee a été réalisé pour la première fois vers 2004 par Craig A. Tovey à *Georgia Tech* en collaboration avec Sunil Nakrani [23].

A la fin de 2004 et au début de 2005, Xin-She Yang à l'Université de CAMBRIDGE a développé le *virtual bee algorithm* (VBA) pour résoudre des problèmes d'optimisation numérique [24], cet algorithme permet d'optimiser à la fois les fonctions et les problèmes discrets, cependant ils n'ont donné comme exemples que les fonctions à deux paramètres. Un peu plus tard en 2005,

AFSHAR et leurs collègues ont présenté un algorithme dit *honey-bee mating optimization* (HBMO) qui a ensuite été appliqué à la modélisation de réservoirs et de clustering [25].

En 2006, B. Basturk et Dervis Karaboga en Turquie, ont développé un algorithme appelé *artificial bee colony* (ABC) pour l'optimisation d'une fonction numérique [26].

On remarque, ici, que la méthode des abeilles est peu plus récente en comparaison avec des autres méthodes telles que les algorithmes génétiques. Avec le temps, des nouvelles versions apparaissent, ce qui rend cette méthode de plus en plus populaire et maîtrisable par les chercheurs.

### II.3 L'essaim d'abeilles

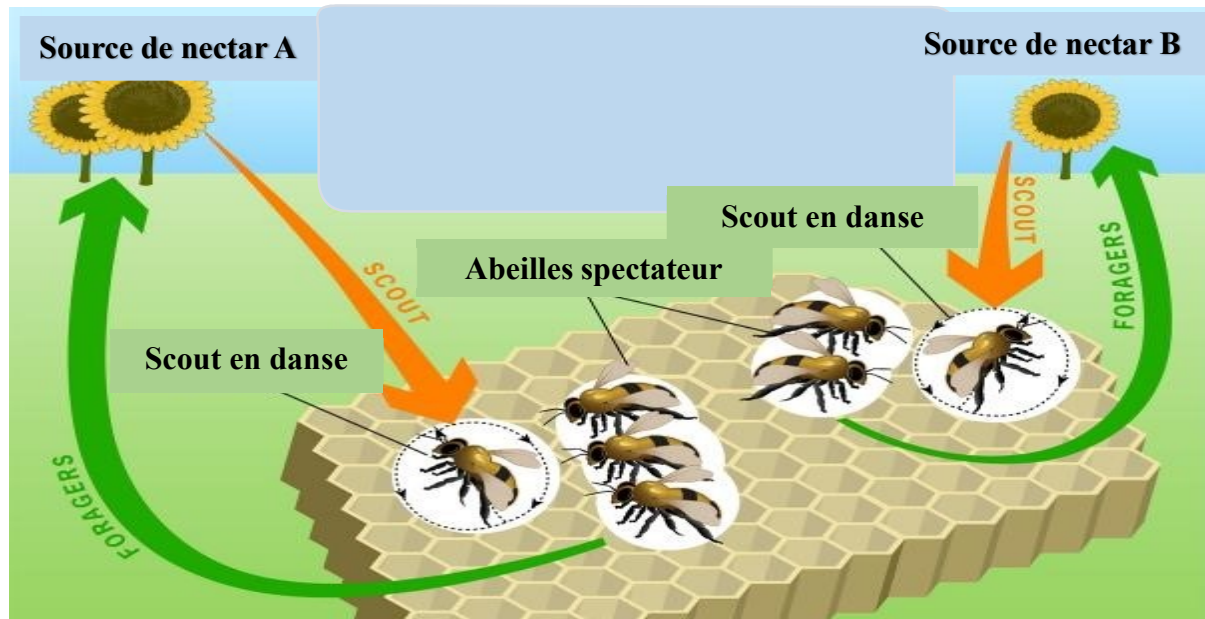
Un essaim d'agents de nature quelconque désigne, plus généralement, toute collection d'espèces vivantes (insectes, oiseaux, cellules,...) en interaction. L'exemple d'un essaim d'abeilles est visiblement montre que ces insectes esquissent autour de leur ruche et forment des groupes ou des colonies. L'intelligence de ces abeilles est caractérisé par deux concepts fondamentaux : le concept d'auto-organisation et le concept de la répartition de tâches [26]. Ces concepts sont bien évidemment déterminants pour la vie d'une colonie d'abeilles et constituent, en fait, la source de développement de tout mécanisme de résolution à caractère distribué.

L'auto-organisation dans un essaim d'abeilles peut être définie comme un ensemble de mécanismes dynamiques qui conduisent à construire des colonies (modèles, structures) à travers une série d'interactions entre ses différentes composantes. Ces mécanismes établissent des règles de base qui régissent le comportement collectif des abeilles dans la même colonie.

Les règles établies font en sorte que les interactions sont exécutées sur la base des informations recueillies localement (niveau bas), sans aucun rapport avec le modèle global de l'essaim (niveau haut). A l'intérieur d'un essaim, simultanément, des agents (abeilles) "spécialisés" accomplissent des tâches différentes. La répartition des tâches au sein de la colonie trouve son efficacité dans le traitement distribué de ces tâches, qui est loin d'être nécessairement séquentiel. La performance collective de l'essaim d'abeilles est exclusivement basée sur ces deux concepts.

#### II.3.1. Composantes fondamentales de l'essaim

Le modèle minimal qui conduit à l'émergence de l'intelligence collective des essaims d'abeilles se compose de trois éléments essentiels: les sources de nourriture, les abeilles dites « Employé » et les abeilles dites « spectateur ». Ce modèle caractérise deux principaux modes de comportement: le recrutement à une source de nourriture (ou de nectar) et l'abandon d'une source.



**Figure III. 1** : Illustration des abeilles en danse frétillante.

**a) Source de nourriture :** La valeur d'une source de nourriture dépend de nombreux facteurs tels que sa proximité avec le nid, sa richesse, le goût de son nectar ou de la concentration de son énergie et la facilité d'extraction de cette énergie. Par souci de simplicité, une fonction de coût est utilisée pour évaluer la rentabilité d'une source de nourriture [30].

**b) Abeilles employé (EB) :** Elles sont associées à une source de nourriture particulière en qualité d'exploitants effectifs du site ou bien employées pour l'exploitation. Elles ont également pour tâche de transmettre et partager des informations sur cette source particulière à savoir son emplacement par rapport à la ruche (distance, direction,...), sa rentabilité, etc.

**c) Abeilles spectateur (OBs) :** Elles sont constamment à la recherche d'une source de nourriture à exploiter. Il existe deux types d'abeilles spectateurs: les scouts qui prospectent l'environnement avoisinant la ruche à la recherche de nouvelles sources de nourriture, et les assistantes qui restent en attente dans la ruche en vue de recevoir les informations recueillies par les abeilles Employés. Le nombre moyen de scouts est d'environ 5 -10 % sur la population globale [26].

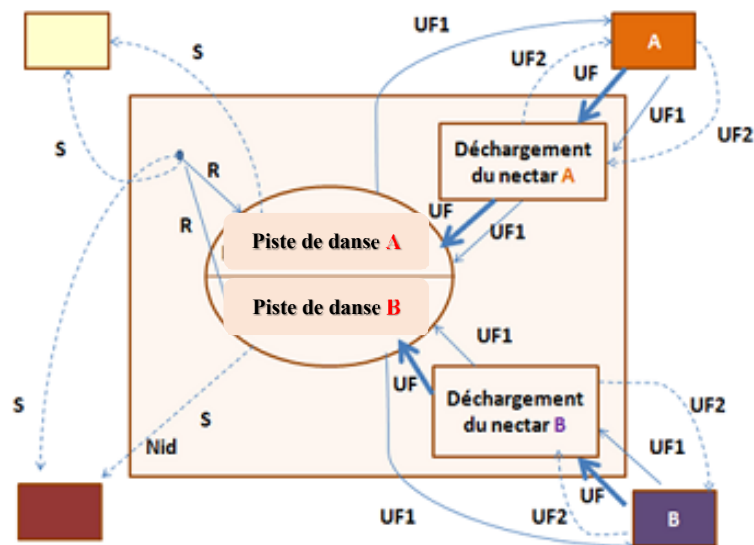
### III.3.2 Modèle comportemental à essaim d'abeilles

L'échange d'informations entre les différentes catégories d'abeilles décrites ci-dessus constitue la phase la plus importante dans la formation de la connaissance collective. Cet échange vise à partager des éléments clés relatifs à la source de nourriture à exploiter. Cette procédure s'effectue à travers des mécanismes naturels propres aux abeilles. Parmi ces mécanismes,

on distingue un phénomène très particulier identifié sous le nom de Danse frétilante comme nous le montre dans la Figure III.1.

Dès que les informations sur toutes les sources sont disponibles aux abeilles spectateur à travers l'analyse des différentes danses, la décision concernant l'exploitation du site le plus riche est rapidement prise. Pour mieux comprendre le comportement de base des abeilles, la Figure III.2 montre les différentes phases nécessaires pendant l'exploration de l'espace de recherche. Considérons les deux sites de nourriture A et B, initialement, une abeille de la colonie dépourvue de tâches spécifiques peut être appelée à accomplir l'un des rôles suivants :

- ✓ Elle peut être une scout et commence à prospecter, spontanément, l'espace autour de la ruche pendant la recherche d'une éventuelle source de nourriture. Ce comportement peut être à l'origine de certaines motivations internes ou externes.
- ✓ Elle peut être consacrée pour l'exploitation d'une source de nourriture, et ce après avoir reçue les informations correspondantes.



**Figure III. 2 :** Le comportement d'une abeille lors du fourragement

Après avoir localisé la source de nourriture, l'abeille utilise sa propre capacité d'apprentissage pour mémoriser son emplacement, ensuite passe immédiatement à la phase d'exploitation. Ainsi, l'abeille en question deviendra une abeille "employée" et pourra se manifester selon l'un des cas de figures décrits ci-après :

- ✓ Elle n'aura aucune tâche spécifique après l'abandon de la source de nourriture (UF).
- ✓ Elle transmettra les informations sur la source découverte aux autres abeilles de la colonie et repartira pour l'exploitation de la même source (UF1).

- ✓ Elle continue à exploiter la source de nourriture qu'elle a découverte sans revenir à la ruche (UF2).

### III.4 L'algorithme de colonies d'abeilles artificielles

En 2005, Karaboga et al dans [26] ont développé un nouvel algorithme d'optimisation connu par l'algorithme ABC (*Artificial Bee Colony*). Cet algorithme, qui a été initialement appliqué à des problèmes d'optimisation de fonctions numériques, s'inspire du modèle comportemental des abeilles lors du fourragement.

#### III.4.1 Structure algorithmique

Dans l'algorithme de colonies d'abeilles artificielles (BCO), la population d'individus ou d'agents est assimilée à une colonie d'abeilles au sein de laquelle on distingue trois catégories d'abeilles : les abeilles employés, les spectateurs et les Scouts. La colonie est équitablement répartie entre les abeilles employées et abeilles spectateurs. Pour chaque source de nourriture, une seule abeille est affectée. En d'autres termes, le nombre d'abeilles employés est égal au nombre de sources de nourriture autour de la ruche. L'abeille employée dont la source de nourriture est épuisée devient une abeille scoute. Le Tableau III.1 illustre le pseudo code des différentes phases de l'algorithme BCO.

**Tableau III.1 :** Structure de l'algorithme BCO.

---

1. Initialisation
2. <b>REPETER</b>
- Phase employé : Envoyer les abeilles employées aux sources de nourriture et actualiser chaque solution
- Phase spectateur: Réaliser une sélection basée sur la fonction d'adéquation puis actualiser chaque solution.
- Phase Scout : Repérer la solution la plus inactive (épuisement de site), et la remplacer par une nouvelle solution générée aléatoirement.
3. <b>JUSQU'À</b> une condition d'arrêt atteinte.

---

Comme représenté dans Tableau III.1, chaque cycle de recherche se fonde en trois étapes: la phase employé, la phase spectateur et la phase Scout. Dans cette structure, une position donnée de la source de nourriture représente une solution potentielle au problème d'optimisation. La quantité de nectar d'une source de nourriture correspond à la qualité de la solution représentée par cette source de nourriture. Les spectateurs sont affectés aux sources de nourriture en se basant sur

un processus de sélection dite "gourmande" qui utilise un mécanisme probabiliste. La teneur en nectar d'une source est élevée d'autant que sa probabilité de sélection par les spectateurs augmente. Chaque colonie possède des scouts qui sont les explorateurs de la colonie. Les scouts n'ont pas d'orientation particulière, elles se contentent de prospecter le voisinage de la ruche à la recherche d'éventuelles sources.

Dans l'algorithme BCO une abeille "employée" est remplacée par une abeille scout lorsque la solution représentée par cette abeille n'est pas améliorée pendant quelques itérations données (limit). En d'autres termes, au cas où une solution représentant une source de nourriture donnée n'est pas améliorée après un nombre prédéterminé d'essais ou d'itérations, cette source de nourriture sera alors abandonnée par l'abeille employée qui deviendra par la suite une scout. Le nombre d'essais nécessaire à l'abandon d'une source de nourriture est égal à la valeur de seuil "limit" qui est un paramètre de contrôle important de l'algorithme BCO.

#### III.4.2 Modèle de base de l'algorithme BCO

Dans l'algorithme BCO, la population est constituée d'un ensemble de solutions possibles  $x_i$  représentées par les positions des sources de nourriture dont la teneur en nectar correspond à la qualité de la solution associée. Soit  $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}\}, i=1, 2, \dots, SN$  avec  $x_i$  est la source de nourriture  $i$  dans la population, où SN désigne la taille de la population et D la dimension du problème d'optimisation. La population initiale de SN solutions est générée aléatoirement à partir de l'équation suivante :

$$x_{ij} = x_{min}^j + rand(0,1)(x_{max}^j - x_{min}^j) \quad (III.1)$$

où  $x_{min}^j$  et  $x_{max}^j$  sont les limites inférieures et supérieures du  $j^{ème}$  paramètres de la solution  $i$ . Une abeille "employée" effectue par la suite une modification de la position de la source de nourriture qu'elle mémorise et trouve une source avoisinante selon l'équation (III.2) :

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (III.2)$$

où  $\phi_{ij}$  est un nombre aléatoire compris entre  $[-1, 1]$ ,  $v_i$  est une nouvelle position d'une source de nourriture potentielle,  $x_i$  est la position de la source de nourriture actuelle,  $x_k$  est une position de source de nourriture voisine avec  $k = 1, 2, \dots, SN$  et  $k \neq i$  pour tout  $j \in \{1, 2, \dots, D\}$

Une fois la nouvelle position  $v_i$  évaluée, elle est comparée avec  $x_i$ . Un processus de sélection dite "gourmande" est appliqué : lorsque la teneur en nectar de la nouvelle position est plus élevée que celle de la précédente, l'abeille mémorise la nouvelle position et abandonne l'ancienne.

Dans le cas contraire, elle préserve la position de la précédente source. Après que toutes les abeilles employées complètent le processus de recherche, elles reviennent à la ruche et partagent toutes ces informations (position et teneur en nectar) avec les abeilles spectateur en manifestant une danse particulière dite danse frétillante (*Waggle dance*). Le choix d'une source de nourriture est réalisé de manière probabiliste par l'évaluation de la probabilité  $p_i$ , qui dépend de la teneur en nectar de la source de nourriture  $i$  :

$$p_i = \frac{F_i}{\sum_{l=1}^{SN} F_l} \quad (III.3)$$

où  $F_i$  est la valeur de la fonction d'adaptation de la solution  $i$  qui est proportionnelle à la teneur en nectar de la source de nourriture  $i$ . Elle peut être calculée par :

$$Cost_i = \frac{1}{1+f_i} \quad (III.4)$$

Où  $Cost_i$  est la valeur de la fonction de coût de la solution associée à  $i$ .

Dans l'algorithme BCO de base, le processus de sélection est généralement basé sur le mécanisme de « roulette et wheel » [26]. D'autres mécanismes peuvent être utilisés tels que la sélection par rang, la sélection steady-state, la sélection par tournoi, la sélection par élitisme, et la sélection uniforme [27].

Lorsque le nectar d'une source de nourriture est épuisé par les abeilles employées et spectateurs, l'abeille employée, de cette même source, devient une abeille scout et va déterminer une nouvelle source de nourriture aléatoirement par l'équation (III.1). Afin de décider qu'une source de nourriture est abandonnée ou pas, le paramètre de contrôle "limit" est utilisé. A la fin des itérations, des valeurs limites sont comparées avec le nombre d'essais non améliorés de chaque solution. Il y'a un compteur pour chaque solution qui est incrémenté par 1 après chaque échec d'amélioration ou est mis à zéro à la suite d'un essai mené avec succès, que ce soit le type de l'abeille (employée ou une spectateur). Les étapes principales de l'algorithme BCO de base sont détaillées en Tableau III.2.

Tableau III. 2 : L'algorithme de colonies d'abeilles artificielles (BCO)

- 
1. Générer la population initiale  $X_i, i = 1, \dots, SN$  par l'équation (III. 1)
  2. Évaluer la population initiale par l'équation (III. 4)
  3. Cycle = 1
  4. **Répéter**
  5. Pour chaque abeille Employed{
    - ✓ Produire une nouvelle solution  $v_i$  par l'équation (III. 2)
    - ✓ Calculer la valeur de la fonction d'adéquation  $f_i t_i$  par l'équation (III. 4)
    - ✓ Appliquer la sélection gourmande}
  6. Calculer la probabilité  $p_i$  associée à la solution  $x_i$  par l'équation (III. 3)
  7. Pour chaque abeille spectateur {
    - Sélectionner une solution  $x_i$  en fonction de  $p_i$
    - Produire une nouvelle solution  $v_i$
    - Calculer la valeur de la fonction d'adéquation  $f_i t_i$
    - Appliquer la sélection gourmande}
  8. S'il y'a une solution abandonnée
    - **Alors** remplacer la avec une nouvelle solution qui sera produite aléatoirement par l'équation (III. 1)
  9. Mémoriser la meilleure solution trouvée
  10.  $cycle = cycle + 1$
  11. Jusqu'à  $cycle = cycle_{max}$
- 

Toutes ces étapes sont résumées dans l'organigramme de la Figure III.3.



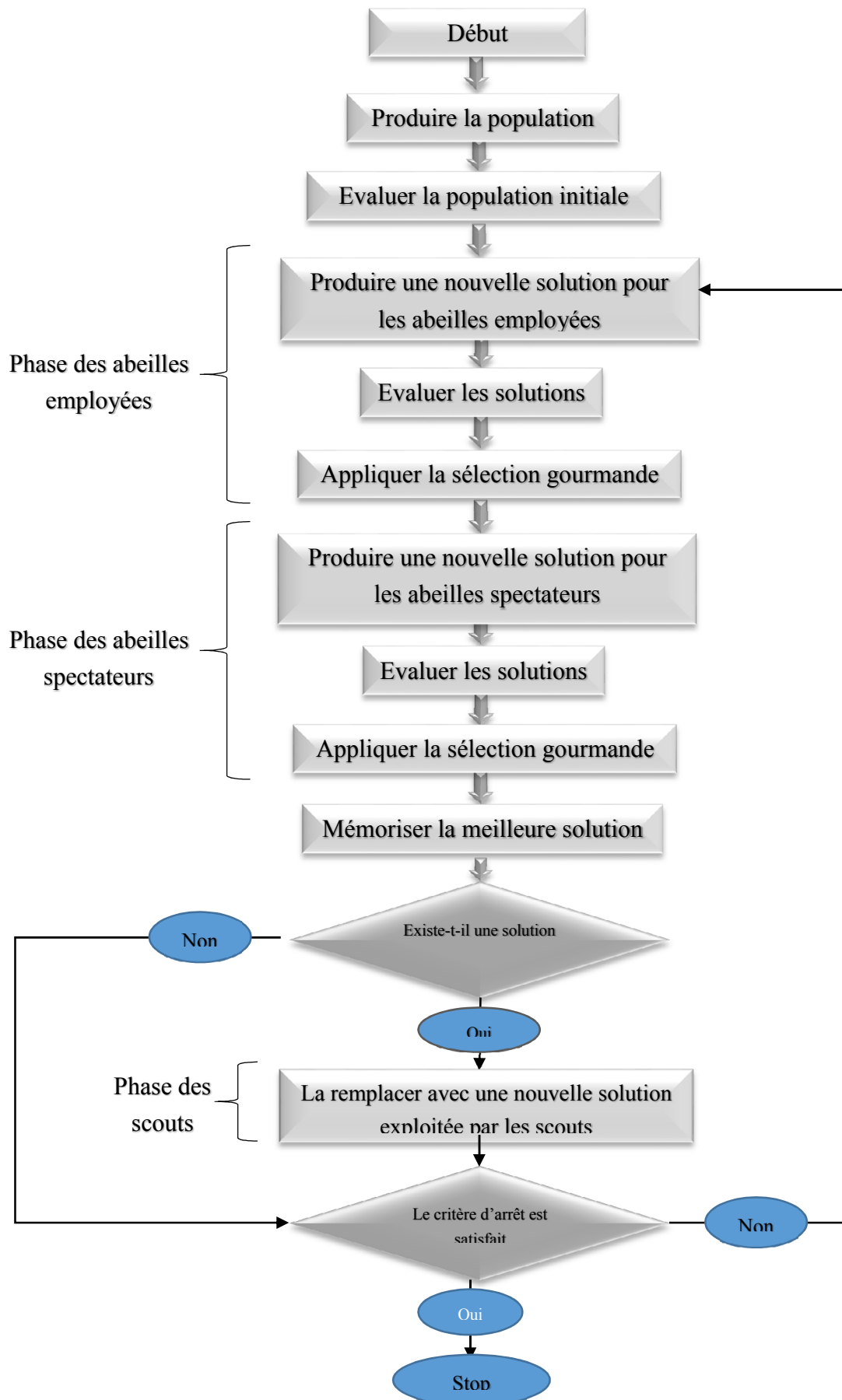


Figure III.3 : Organigramme du modèle de base de l'algorithme BCO

### III.5 Algorithme BCO guidé par la meilleure solution globale

Les capacités d'exploration et d'exploitation sont les caractéristiques clefs des algorithmes méta-heuristiques. L'exploration se réfère à la capacité de l'algorithme à prospecter les différentes régions inconnues dans l'espace de recherche, alors que l'exploitation définit la capacité d'utiliser les meilleures solutions trouvées pour déterminer les solutions optimales [28].

Ces deux caractéristiques fondamentales résultent d'un compromis entre la capacité d'exploitation et la capacité d'exploration pour avoir une meilleure approche d'optimisation.

De même que l'algorithme PSO, l'algorithme BCO guidé par la solution globale (g-BCO) d'où cet algorithme exploite la meilleure solution globale (Gbest) pour guider la recherche vers d'autres solutions potentielles. Ainsi, l'équation de recherche de solutions décrite par l'équation (III. 2) a été modifiée dans [29] pour établir une nouvelle expression donnée par :

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) + \Psi_{ij}(y_j - x_{kj}) \quad (\text{III. 5})$$

où  $y_j$  est l'élément  $j$  de la meilleure solution globale,  $\Psi_{ij}$  est un nombre aléatoire uniforme dans  $[0 C]$ , avec  $C$  est une constante positive non nulle. Selon l'équation (III. 5), le terme Gbest représenté par  $y_j$  sert à conduire la nouvelle solution vers la meilleure solution globale, ce qui a pour effet d'améliorer l'exploitation dans l'algorithme BCO. La valeur du paramètre  $C$  influe considérablement sur la qualité des solutions.

### III.6 Descussion sur l'algorithme BCO

L'algorithme BCO est un algorithme appartient à la famille des méthodes d'optimisation stochastiques telles que l'algorithme génétique [18], l'essaim particulier pso [18], les mauvaises herbes [31]. comme tous ces algorithmes alternatif, il avait des limites et des avantages.

#### III.6.1 Avantages de l'algorithme BCO

##### III.6.1.1 Possibilité de parallélisation

L'algorithme BCO est constitué de trois phases ,abeilles employées, abeilles spectateurs et des scouts. Les deux premières phases peuvent être implémentées en utilisant les techniques de parallélisation ce qui conduit à la réduction du temps de calcul de l'algorithme.

**III.6.1.2 Nombre des paramètres de contrôle**

L'algorithme BCO utilise un nombre minimal de paramètres, le nombre d'abeilles qui contrôle la taille de l'algorithme, le nombre maximum de cycle qui contrôle l'arrêt de l'algorithme et enfin le paramètre limit qui décide le changement d'une abeille, qui ne s'améliore pas, par une autre (scout) d'une manière aléatoire.

**III.6.2 Limite de l'algorithme BCO**

Comme la plupart des algorithmes d'optimisation, l'algorithme BCO dispose d'un mécanisme d'évolution (employés et spectateur) et d'un mécanisme de diversification (scout).

La phase des scouts ne se produit pas chaque cycle mais le principe est d'incrémenter un compteur pour les solutions qui ne s'améliorent pas dans le cycle courant jusqu'à atteindre un seuil limit.

La fixation de ce paramètre est un problème en lui-même, des petites valeurs peuvent éliminer une solution avant d'exploiter son voisinage en complet, tandis que des grandes valeurs risquent de piéger l'algorithme dans des minima locaux pour plusieurs cycles.

**III.7 Domaines d'application**

Les domaines d'application de ces algorithmes d'abeilles sont nombreux et divers, on peut citer quelques-uns

- ✓ L'optimisation de fonction.
- ✓ La résolution du problème du voyageur de commerce qui a été faite par Lucic et Teodorovic et qui a donné de très bons résultats.
- ✓ L'apprentissage des réseaux de neurones tels que MLP (Multi-layer perceptron).
- ✓ Conception des réseaux d'antennes et des autres dispositifs micro-ondes.
- ✓ Optimisation de filtre digital.
- ✓ Marché d'électricité.
- ✓ Contrôle des robots.
- ✓ L'ordonnancement des tâches.
- ✓ La prédiction de structure de protéine (médecine).

Il existe quelque domaine exige la rapidité de calcul afin de répondre au besoin de l'environnement en temps tels que les antennes intelligentes dans la télécommunication mobile.

### III.8 Conclusion

Dans ce chapitre, une méthode d'optimisation connue par l'essaim d'abeille (BCO) est décrite avec détail. Elle est basée sur le concept de coopération qui rend les abeilles plus efficaces et ainsi arrivées à leurs buts rapidement. Cette méthode a la capacité, grâce à l'échange d'informations et le processus de recrutement d'intensifier la recherche dans les régions prometteuses de l'espace de solutions. Malgré que cette méthode est récente, elle est populaire où les domaines d'application sont nombreux et divers. Ce qui nous mène à l'utiliser pour la conception d'un réseau d'antennes adaptative dans un environnement dynamique. Ce dernier englobe la matière du chapitre suivant.