

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie Electrique

Filière : électrotechnique

Option : réseau électrique

Réf:.....

**Mémoire de Fin d'Etudes**  
**En vue de l'obtention du diplôme:**

**MASTER**

***Thème***

**Résolution du problème de dispatching économique avec la  
méthode de Colonie Artificielle des Abeilles (ABC Algorithm)**

**Présenté par :**

**Salhi Elhachemi**

**Soutenu le : 01 Juin 2015**

**Devant le jury composé de :**

**Mr Naimi Djemai**

**Mr Salhi Ahmed**

**Mr Aloui Lotfi**

**M.C.B**

**M.C.B**

**M.C.A**

**Président**

**Encadreur**

**Examineur**

**Année universitaire : 2014 / 2015**

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrique  
Filière : Electrotechnique  
Option : Réseau électrique

Mémoire de Fin d'Etudes  
En vue de l'obtention du diplôme:

**MASTER**

*Thème*

Résolution du problème dispatching économique avec la  
méthode de Colonie Artificielle des Abeilles (ABC Algorithm)

Présenté par :

*Mr Salhi Elhachemi*

Avis favorable de l'encadreur :

*Dr Salhi Ahmed*

Signature

**Avis favorable du Président du Jury**

*Dr .Naimi Djemai*

Signature

**Cachet et signature**

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrique  
Filière : Electrotechnique  
Option : Réseau électrique

## ***Thème :***

Résolution du problème de dispatching économique avec la méthode de colonie artificielle des abeilles

**Proposé par : Salhi Elhachemi**

**Dirigé par : Dr. Salhi Ahmed**

### **ملخص (بالعربية)**

الهدف الأساسي لهذه الأطروحة هو تطبيق تقنية شبه عشوائية (خوارزمية الخلية الاصطناعية للنحل) و بعض التحسينات في هذه الخوارزمية لحل مشكل التوزيع الأمثل للطاقة الكهربائية. الهدف الأساسي هو تخفيض سعر الوقود اللازم في مختلف محطات التوليد الكهربائي والحفاظ في المقابل على خصائص النظام التي تعكس الجانب الرياضي لقيود التشغيل الفيزيائية له. بعد التطبيق قمنا بمقارنة النتائج المحصل عليها مع نتائج محصل عليها بتطبيق تقنيات شبه عشوائية أخرى. وفي الأخير يمكننا القول أننا حققنا الهدف المرجو من هذه الدراسة.

### **Résumé (Français)**

La contribution essentielle de ce mémoire est l'application d'une technique méta-heuristique « L'algorithme de colonie artificielle des abeilles » (ABC Algorithm) et quelque amélioration dans cette algorithme à la résolution du problème de dispatching économique, l'objectif et de minimiser le coût du combustible nécessaire aux différentes unités de production et conserver également les performances du système reflétés par l'aspect mathématique donné par les contraintes d'égalité et d'inégalité du problème d'optimisation. Après l'application on a fait des comparaisons avec des autres méthodes méta-heuristiques. Finalement on peut dire on a fait l'objet de notre étude.

**Mots clés :** Dispatching Economique, Optimisation, Cout de production, Algorithme, colonie artificielle des abeilles, méthodes métaheuristique.

# Remercîment

Avant tout, louange a Allah de me donner la capacité pour terminer ce travail.

Je remercie Dr Salhi Ahmed mon encadreur pour ces conseils et directive et c'était d'honneur que je travaille avec lui.

J'adresse mes remercîments au président, et aux membres du Jury Dr. Djemai Naimi et Dr. Aloui Lotfi

Je remercie l'ensemble des professeurs de l'électrotechnique pour la formation qu'ils m'ont assurées tout au long de mon cursus universitaire.

# Dédicace

## Liste des figures

Fig I. 1 Caractéristique du coût d'un générateur thermique.....	3
Fig I. 2 Courbe de l'accroissement du coût de combustible.....	4
Fig I. 3 Fluctuation journalière de la charge demandée.....	5
Fig I. 4 Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec trois vannes d'admission de vapeur.....	6
Fig I. 5 Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec trois vannes d'admission de vapeur.....	7
Fig I. 6 La méthode du gradient .....	15
Fig I. 7 changement de $\lambda$ en fonction de la puissance de sortie.....	16
Fig II. 1 l'organigramme des AG standard.....	23
Fig II. 2 représentation d'une sélection par tournoi d'individus pour un critère de maximisation.....	24
Fig II. 3 Représentation d'un croisement en un point de deux chaînes.....	24
Fig II. 4 Représentation d'une mutation de bits dans une chaîne.....	25
Fig II. 5 (a) anneau (avec $n = 2$ ), (b) rayon, (c) étoile .....	27
Fig. III 1 type de dance chez l'abeille.....	34
Fig. III 2 L'indice de la direction.....	35
Fig. III 3 Conception de modification de la position de la recherche par VBA.....	38
Fig. III 4 organigramme de l'algorithme ABC .....	44
Fig VI 1 La convergence de solution.....	50
Fig VI 2 la puissance générée dans chaque unité de production (pour ABC 6 unité).....	50
Fig VI 3 la puissance générée dans chaque unité de production (pour GABC 6 unités).....	51
VI 4 variation de cout de génération pour chaque essai (50 essai) pour un système 6 unités.....	52
Fig VI 5 la convergence de solution.....	56
Fig VI 6 la puissance générée dans chaque unité de production (pour ABC 15 unités).....	56
Fig VI 7 la puissance générée dans chaque unité de production (pour GABC 15 unités).....	57
Fig VI 8 la puissance générée dans chaque unité de production (pour NABC 15 unités).....	58
Fig VI 9 variation de cout de génération pour chaque essai (50 essai) pour un système 15 unités.....	59

## Liste des tableaux

Tableau VI- 1 La capacité de production et les coefficients des unités pour un système de six unités .....	49
Tableau VI- 2 Comparaison entre ABC et GABC pour 50 essais (système 6 unités).....	52
Tableau VI- 3 comparaison des résultats des méthodes méta-heuristique.....	53
Tableau VI- 4 La capacité de production et les coefficients des unités pour un système de quinze unité.....	54
Tableau VI- 5 Zones interdites d'unité de production pour un système 15 unité.....	55
Tableau VI- 6 Comparaison entre ABC et GABC pour 50 essais (système 15 unités).....	59
Tableau VI- 7 comparaison des résultats des méthodes méta-heuristique .....	60

## Liste d'abréviation

DE	Dispatching Economique
OPF	Optimal Power Flow
CSC	La valeur de consommation spécifique de chaleur
ABC	Artificial Bee Colony
VBA	Algorithme d'optimisation par colonie d'abeilles virtuelle
BCO	Bee Colony Optimization
DBO	Danse Bee Optimization
GABC	Guided Artificial Bee Colony algorithm
NABC	Novel Artificial Bee Colony
AG	Algorithme Génétique
PSO	Particle Swarm Optimization
APSO	Adaptive Particle Swarm Optimization
CPSO	Combinatorial particle swarm optimization
RS	Le Recuit Simulé
ED	Evolution Différentielle
$a_i, b_i$ et $c_i$	Coefficients de la courbe du coût quadratique du générateur $i$
$\alpha, \beta$ et $\delta$	
$C_t$	cout totale de production
$F()$	Fonction objective
$h()$	Contrainte d'égalité
$g()$	Contrainte d'inégalité
$V(s)$	Sous-ensemble de solutions pour une méthode méta-heuristique
$P_{gi}$	Puissance produite par l'unité
$P_d$	Puissance demandée
$PL$	Pertes de transmission
$P_{gt}$	Puissance active totale généré
$n_g$	Nombre de générateur
$P_{gmin}$	Puissance minimale produite par le générateur $i$
$P_{gmax}$	Puissance maximale produite par le générateur $i$
MW	Unité de puissance active (Méga Watt)
\$	Unité du cout (dollar)
$F_c$	Cout minimale de production
$\gamma$	Facteur d'accroissement de cout
$\lambda$	Multiplicateur de Lagrange
$\nabla L$	Le gradient solution de dispatching économique
$\varepsilon$	La tolérance de convergence
B-coefficient	Formule de Kron pour calcule les pertes
$B_{ij}$	Coefficients de la formule des pertes (terme quadratique de B-coefficients)
$B_{0i}$	Terme linéaire de B-coefficients
$B_{00}$	Terme non linéaire de B-coefficients
$x_i(t)$	Position de particule dans l'espace de recherche a l'instant (t)
$v_i(t)$	Vitesse de particule dans l'espace de recherche a l'instant (t)
$x_{pbesti}$	La position de la meilleure solution par laquelle la particule est passée
$p_{besti}$	La valeur de fitness de meilleure particule
$vb_{esti}$	La valeur de fitness de la meilleure particule connu du voisinage
$X_{best}$	La meilleure solution globale pour ABC



$\rho$	variables de confiance
$\Psi$	Le facteur d'inertie
$\phi, nj, rand$	Intervalle aléatoire de [0 1]
$Err$	Erreur de calcul

# Sommaire

Dédicace

Remerciement

Listes des figures .....	i
Liste des Tableaux.....	ii
Liste des abréviations .....	iii
Introduction générale.....	v

## **Chapitre I Résolution du problème de dispatching économique par les méthodes conventionnelles**

Introduction.....	2
I -1 Caractéristiques des systèmes électriques.....	2
I -2 Fluctuation de la consommation.....	5
I -3 Caractéristique avec l'effet d'ouverture des vannes.....	6
I -4 Caractéristique avec plusieurs types de combustibles.....	6
I-5 Le dispatching économique.....	7
I-6 Unit commitment.....	8
I-7 La fonction coût.....	8
I-8 L'objectifs de dispatching économique.....	8
I-9 Formulation du problème de dispatching.....	9
I-10 Résolution du problème par les méthodes conventionnelles.....	9
I-10-1 Solution du dispatching économique sans pertes.....	9
10-1-1. La méthode de Kuhn-Tucker.....	9
10-1-2 La méthode du gradient.....	11
10-1-3 La méthode d'itération de Lambda (Lambda iteration method) .....	14
I-10-2 Dispatching économique avec pertes.....	15
10 2-1 Première approche (Utilisation d'une expression mathématique des pertes) .....	15
10 2-2 Deuxième approche (utilisation de l'OPF) .....	16
I-11 Calcule les pertes avec la méthode de perte B- coefficient (formule de Kron).....	16
I-12 Dispatching économique de la puissance réactive.....	17
I-13 Désavantage des méthodes conventionnelles.....	17
Conclusion.....	18

## **Chapitre II Résolution du problème de dispatching économique par les méthodes méta-heuristique**

Introduction.....	20
II-1 Définition des Méthodes Méta-heuristiques.....	21
II-2 Principe de voisinage.....	21
II-3 Les algorithmes génétiques .....	21
II-3-1 Définition.....	21
II-3-2 Principe.....	21
II-3-3 Paramètres d'un AG.....	22
II-3-4 Les opérations d'un AG.....	23
II-4 L'optimisation par les essaims particulaire (PSO).....	25
II-4-1 Présentation de la méthode PSO .....	26
II-4-2 Configuration de la méthode.....	27
II-5 Recuit Simulé -(RS).....	29
II-6 Recherche taboue.....	30
Conclusion.....	30

## **Chapitre III Résolution du problème de dispatching économique avec la méthode de Colonie Artificielle des Abeilles**

Introduction.....	32
III-1 Les abeilles en nature.....	32
III-2 Recherche de nourriture chez les abeilles.....	33
III-3 Méthode de communication chez les abeilles.....	34
III-4 Optimisation naturelle (Les directions fournies par les abeilles).....	35
III-5 Algorithmes d'abeilles basés sur la recherche de nourriture .....	36
III-5-1 Algorithme d'optimisation par colonie d'abeilles virtuelle VBA.....	36
III-5-2 Algorithme d'optimisation par colonie d'abeilles (BCO).....	38
III-5-3 Algorithme d'optimisation par la danse d'abeille (DBO).....	39
III-5-4 Algorithmes d'abeilles basés sur d'autres comportements.....	40
III-5-4 Algorithme de colonie d'abeilles artificielle (ABC).....	42
III-6 Amélioration de l'algorithme ABC.....	45
III-6 -1 Algorithme guidée (Guided artificial bee colony algorithm) GABC .....	45
III-6 -2 Nouveaux colonie d'abeilles artificielle (Novel Artificial Bee Colony).....	46

Conclusion.....	46
-----------------	----

## **Chapitre VI Résultats et interprétations**

Introduction.....	48
VI-1 système de test 6 unités.....	49
VI-1-2 Application de l'algorithme de base (ABC) pour un système 6 unité.....	49
VI-1-2 Application de l'algorithme (GABC) pour un système 6 unités.....	51
VI-1-3 Comparaison des résultats avec des autres méthodes méta-heuristique .....	53
VI-2 système de test 15 unités.....	54
VI-1-2 Application de l'algorithme de base (ABC) pour un système 6 unité.....	55
VI-1-2 Application de l'algorithme (GABC) pour un système 15 unités .....	57
VI-1-3 Application de l'algorithme (NABC) pour un système 15 unités .....	57
VI-1-3 Comparaison des résultats avec des autres méthodes méta-heuristique .....	59
Conclusion.....	61
Conclusion générale.....	vii
Bibliographie.....	viii

## Introduction générale

Le problème de dispatching économique occupe dans nos jours une place déterminante dans la stratégie concurrentielle de l'entreprise, qui se trouve face à face à la libéralisation du secteur d'électricité donc face à une concurrence acharnée, soit pour les nouvelles restrictions liées à l'environnement qui doivent être respecté, soit la croissance mondiale du prix du baril de pétrole. Dans cette logique, un faible cout de production représente un challenge pour les sociétés productrices, vue notamment au prix chers de combustibles jours après jours, et les fardeaux supplémentaires liés au traitement des déchets nucléaires qui demande une technologie plus fine.

Dans un autre coté la complexité grandissante du réseau d'aujourd'hui exige qu'une optimisation de la répartition optimale de puissance active générée constitue une nécessité impérative et un faible cout représente son but primordial. Notons qu'une optimisation de cette répartition ne doit pas garantir un faible cout de production mais aussi doit accompagner des pertes de transport les plus minimales que possible (dispatching économique avec pertes), avec considération des caractéristiques pratiques entrée-sortie des générateurs, qui présentent des fonctions de coût non linaires et non convexes.

En vue de ces raisons le problème de l'optimisation devient non linéaire et complexe et les méthodes conventionnelles (mathématiques ou classiques) se trouvent incapables de le résoudre, car elles se bloquent généralement dans des minimas locaux non global avec un temps de calcul considérable inutile de les appliquées en temps réel. L'apparition des méthodes globales (méta-heuristiques) les constituées une alternatif, elle avoir une recherche stochastique probabiliste guidé par un processus algorithmique inspiré de la nature et la théorie de l'éthologie chez les sociétés des animaux et des insectes, donc elle n'a rien à avoir avec les propriétés mathématiques de la fonction à envisagée comme la continuité, la dérivabilité et la convexité de la fonction objectif. En plus elle fait un dépassement pour les opérateurs mathématiques comme le gradient, le Hessien ...etc. qui présentent les méthodes conventionnelles et qui nécessite un processus itératif important dont les boucles ( if , while ) constituant ainsi leur noyau ,et qui se traduit enfin par un temps de calcul important parfois fastidieux. Les algorithmes évolutionnaires à savoir les algorithmes génétiques (AG), les algorithmes d'optimisation par essaims de particules (PSO), l'algorithme de colonie artificielle des abeilles (ABC) ont une recherche stochastique qui cherchent l'optimum dans une région de l'espace c'est-à-dire chaque fois qu'on teste un point de l'espace avec les points de ses alentours contrairement aux méthodes classiques qui font une recherche points par points par les opérateurs gradient , l'itération lambda... qui conduit dans certains cas à un blocage local du processus algorithmique.

Dans ce mémoire on a appliqué l'algorithme artificiel de colonie des abeilles (ABC) et quelque amélioration pour cette algorithme, qui est l'algorithme de colonie artificielle des abeilles guidées

(GABC) et la nouvelle colonie artificielle des abeilles (NABC) pour la résolution du problème de dispatching économique en envisageant plusieurs critères et objectifs.

Le premier chapitre traite généralement la résolution du problème de Dispatching économique sur les caractéristiques des systèmes électriques tel que la production de l'énergie électrique, les types combustible, le coût et la fluctuation de consommation. Dans la première partie nous avons présenté des notions sur le problème de dispatching économique et sa formulation, une représentation de la fonction quadratique du coût est montrée.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, la solution du dispatching économique par utilisation des méthodes classiques les plus répandues ont été étudiées avec et sans considération de pertes.

Le deuxième chapitre intitulé solution du problème de dispatching économique par les méthodes non conventionnelles (les méthodes méta-heuristique), Elles sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (cas du recuit simulé), en biologie de l'évolution (cas des algorithmes Génétiques) ou encore en éthologie (cas des algorithmes de colonies d'abeille ou de l'optimisation par essaims particuliers). Nous avons étudié d'une manière explicite le principe de fonctionnement des algorithmes génétique (GA), l'algorithme d'optimisation par essaims de particules (PSO), et on donne une vue globale sur la recherche Taboue et le Recuit simulé.

Le troisième chapitre consacré à l'étude approfondie de l'algorithme de colonie artificielle des abeilles (ABC) et les algorithmes améliorés GABC et NABC, nous allons donner la structure d'une colonie d'abeille, puis une description du comportement des abeilles lors de la recherche de nourriture, et nous allons présenter quelques algorithmes inspirés de ce comportement tel que l'algorithme ABC qui fait l'objet de notre étude.

Le quatrième chapitre s'articule sur les tests et application des algorithmes proposés dans notre mémoire. Il traite d'une manière détaillée le problème de dispatching économique. On a fait le test pour les trois méthodes ABC, GABC et NABC, pour deux systèmes (six unités de production et quinze unités de production), les pertes sont calculées avec la méthode B coefficients. Des comparaisons entre les approches proposées et avec des autres méthodes sont largement expliquées.

## Chapitre I

# Résolution du problème dispatching économique par les méthodes conventionnelles

## Introduction

‘‘Le probl  me du Dispatching Economique (DE) est l'un des principales pr  occupations pour le fonctionnement des r  seaux   lectriques. Essentiellement, c'est un probl  me d'optimisation dont l'objectif est de r  duire le co  t total de g  n  ration de l'  nergie   lectrique des diff  rentes unit  s de production en satisfaisant les contraintes de fonctionnement. Les efforts ant  rieurs ont   t   bas  s sur des m  thodes conventionnelles comme la m  thode it  rative de Lambda et la m  thode du gradient’’. [1]. Nous allons essayer de donner dans ce chapitre, un aper  u sur certaines m  thodes qui nous paraissent importantes dans la r  solution de ce probl  me, des d  finitions de base telles que la fonction objectif, Unit commitment, fonction du co  t, probl  me de dispatching   conomique, diff  rentes types de combustibles utilis  s avec leur mod  lisation.

Les techniques classiques dites aussi math  matiques ou encore conventionnelles appliqu  es au probl  me de l'OPF, peuvent   tre classifi  es en deux groupes. Le premier repr  sente la famille des m  thodes d'optimisation non lin  aire (ou programmation non lin  aire) qui sont bas  es sur la th  orie du calcul diff  rentiel o   le gradient et/ou le Hessien qui sont utilis  s pour guider la proc  dure de recherche afin de localiser la solution optimale. Le deuxi  me groupe inclut les m  thodes de programmation lin  aire, qui sont fond  es sur les techniques du simplexe et du point int  rieur.

### I -1 Caract  ristiques des syst  mes   lectriques

Les caract  ristiques technico-  conomiques des centrales   lectriques sont d  terminantes pour leur exploitation. Trois types de caract  ristiques ont une influence pour l'exploitation d'une centrale   lectrique    court terme: son co  t de production; ses contraintes techniques et sa fiabilit  . Le plus important de ces trois caract  ristiques est le co  t variable de production.

Pour les centrales thermiques, il refl  te principalement le co  t du combustible utilis   et les autres co  ts d'exploitation et de maintenance de la centrale. Le co  t du combustible est   valu   en utilisant des valeurs de consommation sp  cifiques de chaleur (une quantit   d'  nergie thermique n  cessaire pour produire de l'  lectricit  ) de la centrale et le prix du combustible. La valeur de consommation sp  cifique de chaleur (CSC) est proportionnelle    l'inverse du rendement   nerg  tique: plus la CSC est grande, moins la centrale est performante [2].

La fonction co  t a une forme non lin  aire qui peut   tre approxim  e    une courbe quadratique de type :  
 $a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2$  ..... I -1 repr  sent  e par la Figure I-1 :



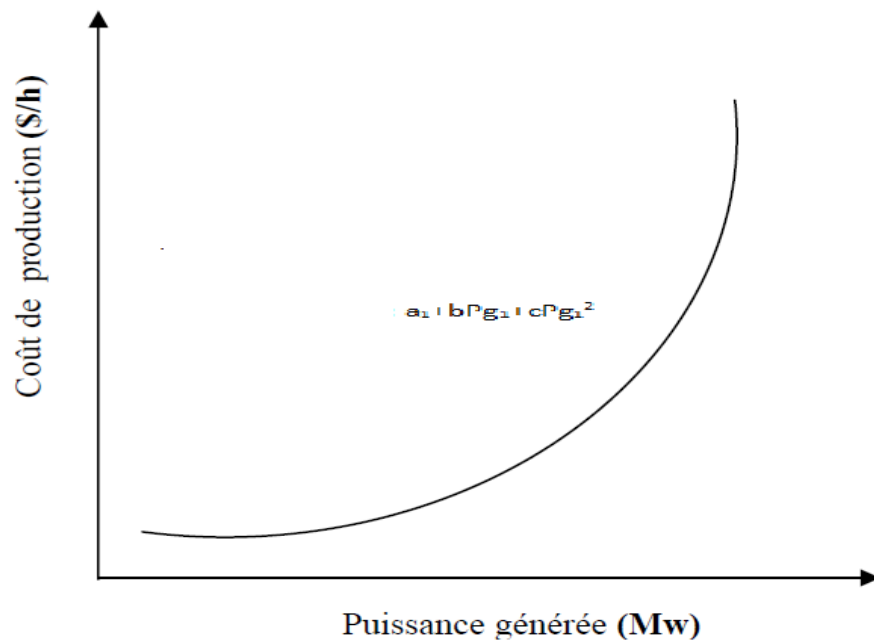


Fig. I.1 : Caractéristique du coût d'un générateur thermique

La constante  $a_i$  est appelée coût de marche à vide, elle représente le coût pour maintenir la marche d'une unité de production à production nulle. Le coût incrémental (ou marginal) de production est le coût pour produire une unité supplémentaire d'énergie. Ce coût est important pour prendre les décisions d'exploitation à court terme :

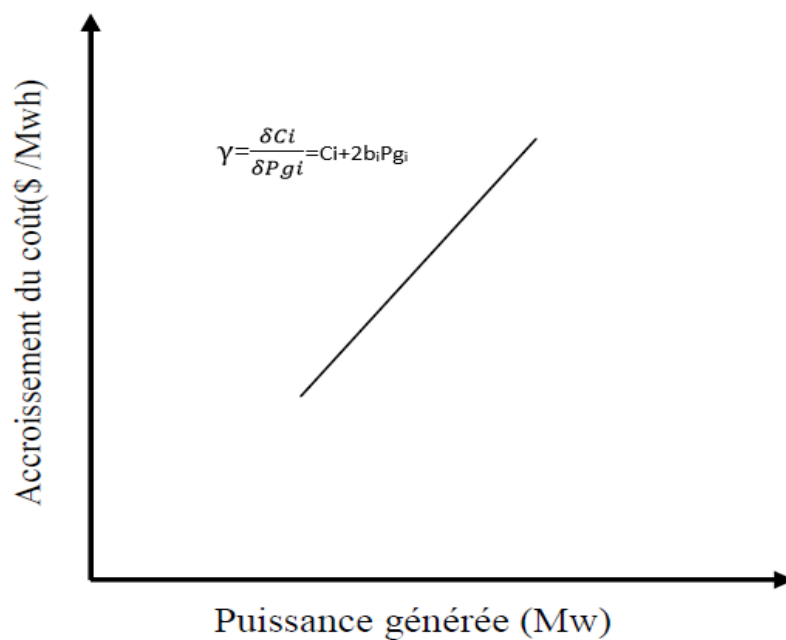


Fig. I.2 : Courbe de l'accroissement du coût de combustible

$$\gamma = \frac{\delta C_i}{\delta P_{gi}} = C_i + 2b_i P_{gi} \dots \dots \dots \text{I-2}$$

Outre le coût variable à court terme, d'autres caractéristiques spécifiques sont importantes à mentionner pour la production d'électricité. C'est le cas notamment du coût spécifique pour démarrer ou arrêter l'unité de production (coût de démarrage et d'arrêt). Par exemple, le coût de démarrage correspond au coût de l'énergie nécessaire pour mettre en fonctionnement toutes les installations permettant la production d'électricité (chaudières, pompes, etc.). Ce coût dépend normalement de l'état de l'unité de production au moment de l'appel à démarrer (démarrage à froid ou à chaud) [3]. Certaines contraintes techniques sont aussi importantes pour l'exploitation.

Généralement, l'unité de production ne peut fonctionner de manière stable qu'à partir d'un niveau de production minimal (capacité minimale de production) et jusqu'à un niveau maximal de production (capacité maximale de production). L'inertie propre des moyens de production limite la vitesse à laquelle les unités de production peuvent changer leur niveau de production [4].

La vitesse maximale de changement du niveau de production pour une période de temps donné est appelée contrainte de rampe [5-6]. Il existe aussi un temps minimal pour le démarrage (temps de démarrage).

Enfin, les unités de production présentent différents degrés de fiabilité et d'incertitude. Ce degré de fiabilité peut être interprété comme le degré de précision dans la prévision de la capacité de production d'une centrale. Les erreurs de prévision de capacité peuvent venir du manque de prévision sur la force motrice (par exemple, courant d'eau).

Les erreurs de prévision peuvent venir aussi de la défaillance forcée d'une unité de production ou d'autres facteurs qui l'empêchent d'atteindre leur niveau normal de production. Le cas le plus extrême est quand l'unité n'arrive pas à démarrer comme prévu, ou qu'elle doit être arrêtée complètement pour des problèmes techniques.

Le caractère de flexibilité ou de souplesse de moyens de production à court terme représente la vitesse à laquelle chaque moyen de production peut changer le niveau de sa production après un signal donné. Nous trouvons des moyens de production plus flexibles, comme les centrales hydrauliques (avec réservoir) et les centrales à combustion ou les moteurs diesel (avec des temps de démarrage faibles et des contraintes faibles de rampes).

Par opposition, les centrales nucléaires et les centrales thermiques sont des moyens de production peu flexibles. Il est important de remarquer que cette flexibilité doit être obtenue rapidement après un ordre. Certains moyens de production peuvent avoir un caractère flexible, mais nécessitent plus de temps pour préparer cette vitesse du changement. Par exemple, certaines centrales nucléaires peuvent être programmées la veille pour réaliser des variations assez grandes de production, mais, à une échelle de temps plus proche du temps réel, les variations de production possibles pour ces centrales sont beaucoup moins élevées [2].

## I -2 Fluctuation de la consommation

La consommation d'électricité varie en permanence: au cours des saisons, au cours d'une journée, en suivant le rythme de l'activité quotidienne et économique et en temps réel en fonction de la météo du moment. Les différentes utilisations individuelles de l'énergie électrique, à chaque moment, se traduisent par de fortes fluctuations de la consommation dans le temps. Cependant, pour un intervalle de temps d'une demi-heure, ces fluctuations ont un certain caractère cyclique au cours de la journée, de la semaine, et de l'année en créant une saisonnalité. Il faut savoir aussi que la consommation d'électricité peut fluctuer très rapidement: elle peut changer de plus de 10% de la consommation maximale en seulement 1 heure. Il faut noter qu'il existe des fluctuations pour des échelles de temps inférieures plus fines qu'une demi-heure. Ces fluctuations ont un caractère aléatoire minute par minute. On ne peut pas assigner une quelconque périodicité à ces fluctuations [7].

La Figure I.3 représente la fluctuation de la charge en fonction de temps pendant un jour et la stratégie de génération adoptée par les compagnies de production pour faire face à cette augmentation aléatoire, en général des générateurs qui fonctionnent à 100% de leurs capacités pendant 24h, supportent la charge de base (centrales nucléaires), des générateurs intermédiaires commandés fonctionnent la plus part des temps, mais pas nécessairement avec leurs charges totales supportent la charge intermédiaire et ce en utilisant des centrales hydrauliques simplement commandée par le control du début de l'eau.

La charge de pointe est supportée par des centrales thermiques dont les générateurs de production ont des vitesses très grandes qui répondent mieux à cette augmentation.

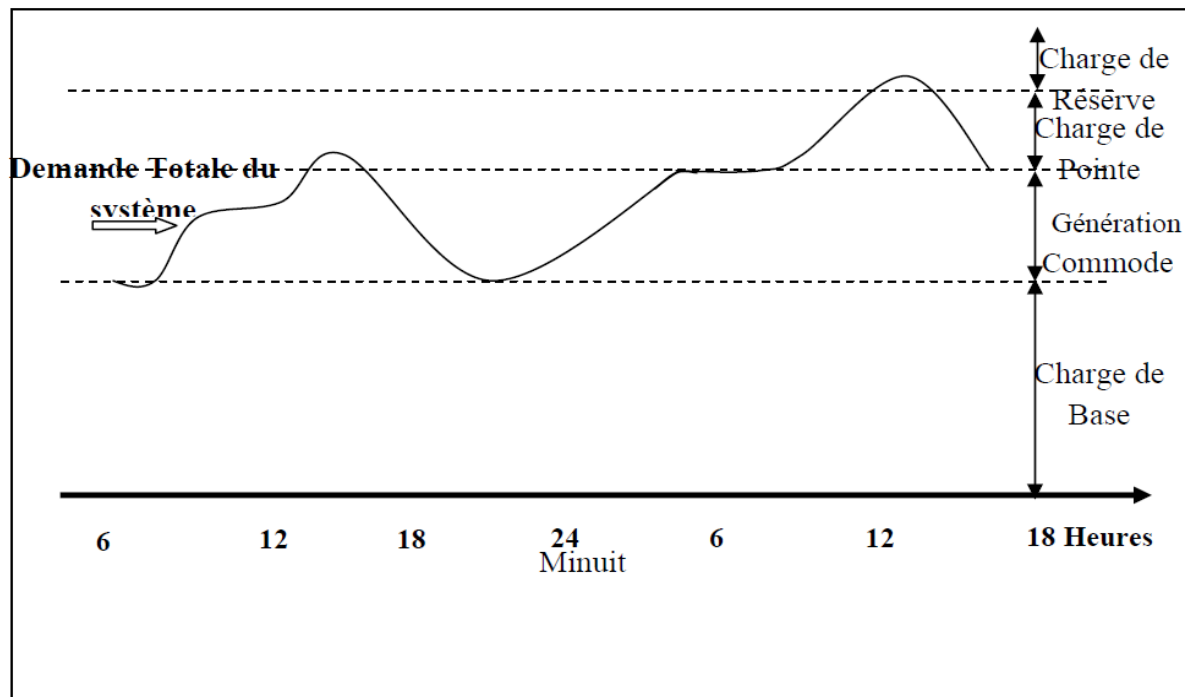


Fig. I.3 : Fluctuation journalière de la charge demandée

### I -3 Caractéristique avec l'effet d'ouverture des vannes

D'habitude, les grandes centrales thermiques disposent de plusieurs vannes d'admission de vapeur, qui sont utilisées pour le contrôle de la puissance délivrée par l'unité. Chaque fois que l'on commence à ouvrir une vanne d'admission, on enregistre une augmentation soudaine des pertes et il en résulte alors des ondulations dans la courbe de coût du combustible. Avec l'ouverture graduelle de la vanne, ces pertes diminuent progressivement jusqu'à ce que la vanne soit complètement ouverte. La Figure I.4 montre la courbe de coût typique d'une unité thermique avec trois vannes d'admission de vapeur.

L'effet d'ouverture de vanne est souvent modélisé en ajoutant une composante sinusoïdale à la fonction quadratique de base [8].

$$a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2 + e_i [\sin(f_i) * (P_{g_{min}} - P_{gi})] \dots\dots\dots I -3$$

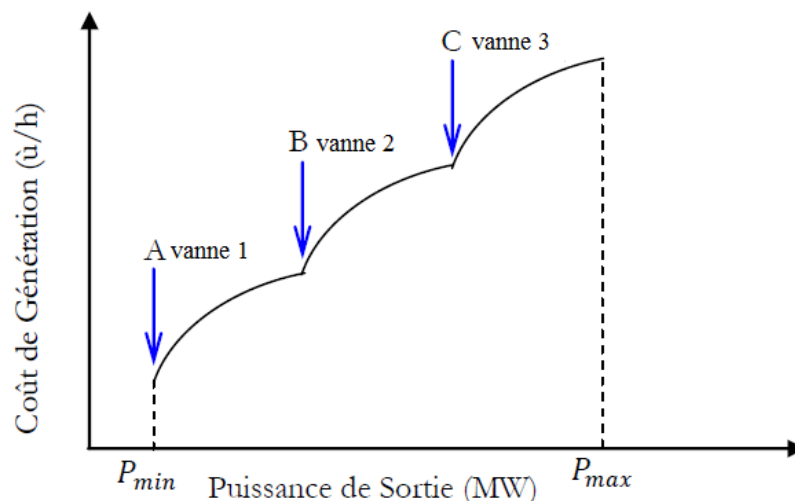


Fig. I.4: Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec trois vannes d'admission de vapeur

Où  $a_i, b_i, c_i, e_i, f_i$  sont les coefficients de coût de l'unité génératrice  $i$ .

Ce type de problème est extrêmement difficile à résoudre avec les techniques conventionnelles

### I -4 Caractéristique avec plusieurs types de combustibles

Parfois, les unités thermiques sont capables de fonctionner avec plusieurs types de combustibles. Dans ces conditions, la caractéristique de coût est constituée de plusieurs morceaux de fonctions quadratiques (Fig. I.5), qui s'écrivent :  $C_{ik}(p_{gi}) = a_{ik} + b_{ik} P_{gi} + c_{ik} P_{gi}^2 \dots\dots\dots I -4$

Où  $a_{ik}, b_{ik}, c_{ik}$  sont les coefficients de coût de l'unité  $i$  avec le combustible  $k$ .

Ce modèle est communément appelé modèle quadratique par morceaux.

Le combustible le plus économique est représenté par le morceau le plus inférieur de la courbe. Ce type de fonction est également difficile voire impossible à traiter via les techniques standards (les méthodes classiques).

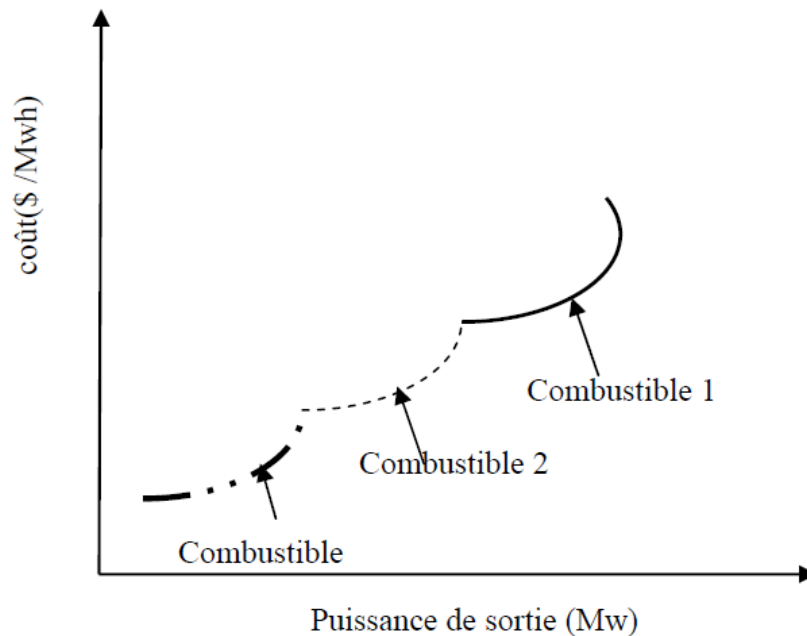


Fig. I-5 : Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec trois vannes d'admission de vapeur

### I-5 Le dispatching économique

Le dispatching économique est un problème d'optimisation statique qui consiste à répartir la production de la puissance active demandée entre les différentes centrales du réseau, de sorte à exploiter ce dernier de la manière la plus économique possible. Cette distribution doit évidemment respecter les limites de production des centrales. La variable à optimiser est donc le coût de production.

Le problème du dispatching économique sans perte est peu complexe car le seul paramètre qui influence le coût est la puissance active générée par la centrale (sans tenir compte de la puissance perdue dans les lignes lors des transits de puissance entre les centrales et les charges).

Une autre limitation du dispatching économique est l'aspect statique du problème. En effet, quand on résout un dispatching économique, on le fait pour une demande à un instant précis. Lorsque le problème prend une dimension dynamique, c'est-à-dire lorsque la demande évolue dans un intervalle de temps donné (une journée par exemple), il faut alors tenir compte des états des centrales ainsi que des changements d'états qui occasionnent des coûts supplémentaires. Par exemple, si la demande augmente au court du temps, il faudra sans doute faire fonctionner une centrale qui était à l'arrêt afin de satisfaire

cet accroissement de la demande, et le coût pour faire démarrer cette centrale doit être prise en compte dans l'optimisation. Le traitement d'un tel problème est appelé « unit commitment ». [9]

### I-6 Unit commitment

Le « Unit commitment » ou 'la planification de l'opération des unités de production' [10], est le processus de décider quand et quelle unité de génération doit fonctionner ou pas, donc on doit programmer les générateurs ('on' ou 'off') pour répondre aux charges nécessaires à un coût minimum soumis aux pertes du réseau. [11]

### I-7 La fonction coût

Le coût de production d'une centrale est généralement modélisé par une fonction polynomiale du second degré en PG (puissance active générée par la centrale) dont les coefficients sont des constants propres à chaque centrale :

$$C_{centrale}(P_g) = a + bP_g + cP_g^2 \dots \dots I-1$$

Dans le cas où ces coefficients (a, b et c) ne sont pas connus et les données des unités de production sont en forme de tableaux associant chaque puissance active générée à son cout de production. On doit utiliser plusieurs techniques mathématiques pour déterminer les constantes a, b et c comme : l'analyse de régression « regression analysis » avec la méthode des moindres carrés « least-squares method », la logique flou «fuzzy logic » etc... [9]

### I-8 L'objectifs de dispatching économique

L'objectif de dispatching économique est la minimisation d'une fonction ou plusieurs, qui sont largement les couts totaux de production avec des contraintes d'égalité et d'égalité de telle sorte que la charge électrique du système soit entièrement satisfaite. Notamment les couts de carburant qui doivent représenter les couts économique.

Plusieurs facteurs seraient nommés comme importants dans la production de l'énergie électrique à un cout minimale [7]:

- Les rendements des générateurs
- Le cout carburant
- Les pertes dans les lignes de transmission

### I-9 Formulation du problème de dispatching

La planification du DE doit accomplir un dispatching optimal des puissances générées pour toutes les unités de production et pour chaque période de fonctionnement en satisfaisant les contraintes pratiques de fonctionnement. Les contraintes de fonctionnement souples sont modélisées en utilisant la théorie des ensembles flous. Le problème peut être formulé comme suit :

$$\text{Min } \sum_{i=1}^m = (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) \dots\dots \text{I-5}$$

À sujet de la contrainte principale qui est la contrainte d'équilibre de la demande et de génération :

$$\sum_{i=1}^m P_{gi} = PD + PL \dots\dots \text{I-6}$$

m est le nombre des unités de production,  $P_{gi}$  est la puissance générée de l'unité i, PD est la puissance demandée totale, PL sont les pertes totales  $a_i$ ,  $b_i$  et  $c_i$  sont les coefficients de la fonction coût relative à chaque unité de production i. Ainsi que les autres contraintes pratiques qui sont : la contrainte des zones interdites, la contrainte de la limite de la rampe et la contrainte de la capacité de réserve relatives aux unités de production [1].

### I-10 Résolution du problème par les méthodes conventionnelles

#### I-10-1 Solution du dispatching économique sans pertes

La solution du dispatching économique est obtenue à l'aide de deux types de méthodes d'optimisation, le premier type utilise le gradient (fonction de Lagrange) comme : La méthode de Kuhn-Tucker et la méthode de gradient. Le deuxième type utilise les itérations (minimisation sans gradient) : la méthode d'itération de Lambda. Dans certains cas on peut considérer le problème de dispatching comme linéaire par parties (Piecewise linear)

Si on considère le problème du dispatching comme un problème linéaire on utilise la programmation linéaire.

#### 10-1-1. La méthode de Kuhn-Tucker :

On peut constater que le problème d'optimisation est non-linéaire et soumis à des contraintes d'égalité et d'inégalité. En effet, il faut que :

$$\sum_{i=1}^m P_{gi} = PD \dots\dots \text{I-6}$$

$$\text{Et que } P_{Gi} - P_{\text{Max } i} \leq 0 \text{ et } P_{\text{Min } i} - P_{Gi} \leq 0 \dots \text{I-7}$$

$P_{Gi}$ : La puissance générée dans la centrale i

PD: La puissance demandée.

$P_{\text{Max } i}$  : La puissance maximale générée dans la centrale i

$P_{\text{Min } i}$  : La puissance minimale générée dans la centrale i

La méthode de « Kuhn-Tucker » consiste à construire le Lagrangien qui tient compte des contraintes d'égalité et des contraintes d'inégalité :

$$L(x, \lambda, \beta) = f(x) + \lambda \cdot h(x) + \sum_i \beta_i \cdot g_i(x) \quad \dots\dots \text{I-8}$$

$$\Rightarrow L(P_{Gi}, \lambda) = C + \lambda(P_D - \sum_i P_{Gi}) \quad \dots\dots \text{I-9}$$

Où  $f(x)=C$  est la fonction à optimiser,

$h(x)=P_D - \sum_i P_{Gi}$  est la contrainte d'égalité mis sous la forme  $h(x)=0$

Et  $g_i(x)$  sont les contraintes d'inégalité (équation 1.7) mis sous la forme  $g_i(x) \leq 0$

Notre fonction à optimiser est bien entendu le coût total défini par

$$C = \sum_i C_i(P_{Gi}) \text{ avec } C_i(P_{Gi}) = a_i + b_i \cdot P_{Gi} + c_i \cdot P_{Gi}^2 \quad \dots \text{I-10}$$

Pour ensuite atteindre l'optimum, il suffit pour commencer de l'évaluer en négligeant les contraintes d'inégalité ( $\beta_i = 0$ ). Si cet optimum vérifie les contraintes d'inégalité, il s'agit de la solution recherchée. Dans le cas contraire, on transforme certaines inégalités non-vérifiées en égalités (pour imposer ces inégalités à leurs limites) et on recalcule un nouvel optimum en tenant compte de ces nouvelles égalités. L'optimum sera atteint dès que toutes les contraintes d'inégalités seront vérifiées.

En effet, pour trouver le premier optimum des (en négligeant donc les contraintes d'inégalité), il faut dériver notre Lagrangien en fonction des  $P_{Gi}$  et du coefficient de Lagrange  $\lambda$ , et annuler ces dérivées de sorte à obtenir les conditions sur l'optimum suivantes :

$$\frac{\partial L}{\partial P_{Gi}} = \frac{dC_i}{dP_{Gi}} - \lambda = 0 \quad \dots\dots \text{I-11}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = P_D - \sum_i P_{Gi} = 0 \quad \dots\dots \text{I-12}$$



La dérivée  $\frac{dC_i}{dP_{Gi}}$  l'accroissement du coût correspondant à la production d'une unité de puissance supplémentaire.

Si on reprend la première condition, on peut calculer :

$$\lambda = \frac{dC_i}{dP_{Gi}} = b_i + 2c_i P_{Gi} \quad \dots \text{I-13}$$

$$\Rightarrow P_{Gi} = \frac{(\lambda - b_i)}{2c_i} \quad \dots \text{I-14}$$

En reprenant ensuite la seconde condition, on a :

$$P_D = \sum_i P_{Gi} = \sum_i \frac{(\lambda - b_i)}{2c_i} \quad \dots \text{I-15}$$

$$\Rightarrow P_{Gi} = \frac{1}{2c_i} \left( \left( \sum_i \frac{1}{2c_i} \right)^{-1} \left( P_D + \sum_i \frac{b_i}{2c_i} \right) - b_i \right) \quad \dots \text{I-16}$$

L'expression (I-12) nous donne donc l'ensemble des  $P_{Gi}$  minimisant le coût total (contraintes d'inégalité négligées) et constituant notre premier optimum, n'est pas calculable dans le cas où  $c_i$  est nul. Or ce coefficient pourrait être nul pour quelques centrales.

Nous arrivons donc à la conclusion que la méthode d'optimisation de « Kuhn-Tucker » n'est pas adaptée à tous les problèmes. [9]

### 10-1-2 La méthode du gradient

Le problème consiste donc à trouver un minimum global de la fonction erreur  $E$  entre la fonction  $f(t)$  et les points « target ». La méthode du gradient est l'une des principales méthodes pour déterminer cette région d'optimisation. En effet, afin de minimiser une fonction à partir d'une solution approchée, le plus simple est de suivre la ligne de plus grande pente. D'un point de vue mathématique, la pente d'une fonction correspond à la dérivée de cette dernière. Si l'on se place dans le cadre d'une fonction ayant plusieurs paramètres, la dérivée devient un vecteur : le gradient de la fonction. Chaque élément de ce vecteur correspond alors à la dérivée partielle de la fonction selon l'un de ses paramètres.

Soi  $f$  une fonction (suffisamment dérivable) dont on recherche un minimum. La méthode du gradient construit une suite  $x_n$  qui doit en principe s'approcher du minimum. Pour cela, on part d'une valeur quelconque  $x_0$  et l'on construit la suite :

$$x_{n+1} = x_n - pf''(x_n) \quad \dots \text{I-17}$$

Où  $\rho$  est une valeur "bien" choisie réelle non nulle.

On a 
$$f(x_{n+1}) = f(x_n - \rho f'(x_n)) \approx f(x_n) - \rho (f'(x_n))^2 \quad \dots \text{I-18}$$

d'après le théorème des approximations finies si  $\rho f'(x_n)$  est "suffisamment" petit. On voit que, sous réserve de la correction de l'approximation,  $f(x_{n+1})$  est inférieur à  $f(x_n)$ .

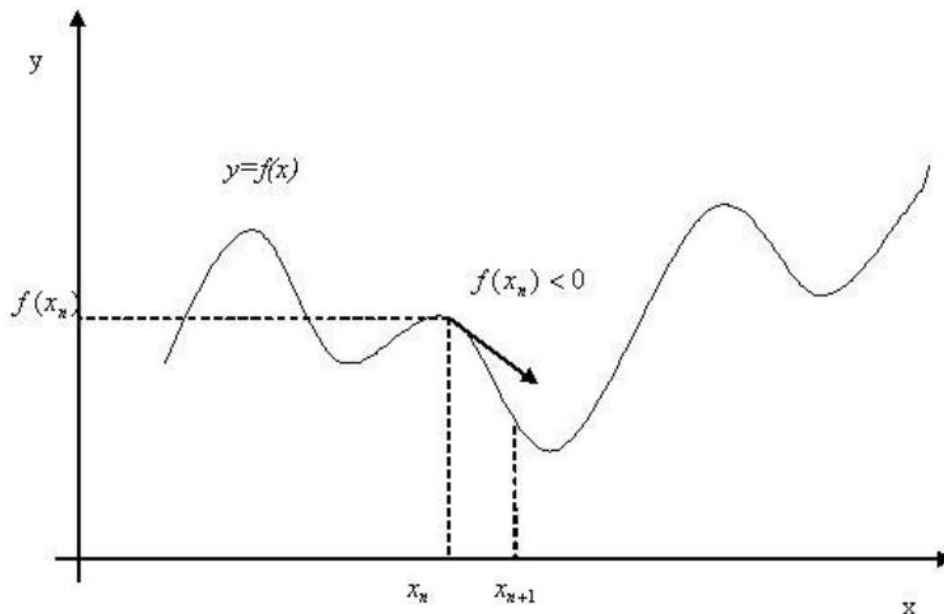


Fig I-6 La méthode du gradient

On remarque qu'est d'autant plus éloigné de que la pente de la courbe en est grande. On peut décider d'arrêter l'itération lorsque cette pente est suffisamment faible (en dimension 2 par exemple, un minimum correspond à une pente nulle). [12]

### Application au dispatching économique

Appliquant la méthode du gradient au dispatching économique, la fonction d'objet sera :

$$\min F = \sum_{i=1}^N f_i(P_{Gi}) \quad \dots \text{I-18}$$

La contrainte est la fonction de puissances actives :

$$\sum_{i=1}^N P_{Gi} = P_D \quad \dots \text{I-6}$$

Premièrement, on doit construire la fonction de Lagrange

$$L = F + \lambda \left( P_D - \sum_{i=1}^N P_{Gi} \right) = \sum_{i=1}^N f_i(P_{Gi}) + \lambda \left( P_D - \sum_{i=1}^N P_{Gi} \right) \quad \dots \text{I-19}$$

Le gradient de la fonction de Lagrange est :

$$\nabla L = \begin{bmatrix} \frac{\partial L}{\partial P_{G1}} \\ \frac{\partial L}{\partial P_{G2}} \\ \vdots \\ \frac{\partial L}{\partial P_{GN}} \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(P_{G1})}{\partial P_{G1}} - \lambda \\ \frac{\partial f_2(P_{G2})}{\partial P_{G2}} - \lambda \\ \vdots \\ \frac{\partial f_N(P_{GN})}{\partial P_{GN}} - \lambda \\ P_D - \sum_{i=1}^N P_{Gi} \end{bmatrix} \quad \dots \text{I-20}$$

Pour utiliser le gradient  $\nabla L$  pour la solution du dispatching économique, les valeurs initiales  $P_{G1}^0, P_{G2}^0, \dots, P_{Gn}^0$  et  $\lambda^0$  doivent être données. Les nouvelles valeurs seront calculées avec les équations suivantes:  $x^1 = x^0 - \varepsilon \nabla L \quad \dots \text{I-21}$

où les vecteurs  $x^1, x^0$  sont :

$$x^0 = \begin{bmatrix} P_{G1}^0 \\ P_{G2}^0 \\ \vdots \\ P_{GN}^0 \\ \lambda^0 \end{bmatrix} \quad \dots \text{I-22}$$

$$x^1 = \begin{bmatrix} P_{G1}^1 \\ P_{G2}^1 \\ \vdots \\ P_{GN}^1 \\ \lambda^1 \end{bmatrix} \quad \dots \text{I-23}$$

L'expression générale de la recherche du gradient est :

$$x^n = x^{n-1} - \varepsilon \nabla L \quad \dots \text{I-24}$$

où n est le nombre d'itérations.

**10-1-3 La méthode d'itération de Lambda (Lambda iteration method) :**

La méthode d'itération de Lambda est une des méthodes utilisées pour trouver la valeur de Lambda du système et trouver le dispatching économique optimal des générateurs. Contrairement aux autres méthodes d'itération, comme : Gauss-Seidel et Newton – Raphson, Lambda itération n'utilise pas la valeur précédente de l'inconnue pour trouver la valeur suivante c'est-à-dire il n'y a pas une équation qui calcule la valeur suivante en fonction de la valeur précédente. La valeur suivante est prédéfinie par intuition, elle est projetée avec interpolation de la bonne valeur possible jusqu'à ce que le décalage spécifié soit obtenu. [13] On va maintenant discuter comment trouver le dispatching économique optimal utilisant la méthode d'itération de Lambda.

- la méthode exige qu'il y ait une correspondance entre une valeur lambda et l'output (en MW) de chaque générateur

- la méthode commence avec des valeurs de lambda en-dessous et en-dessus de la valeur optimale (qui est inconnue), puis par itération limite la valeur optimale

On choisit  $\lambda^L$  et  $\lambda^H$  tel que :

$$\sum_{i=1}^m P_{Gi}(\lambda^L) - P_D < 0 \quad \sum_{i=1}^m P_{Gi}(\lambda^H) - P_D > 0 \quad \dots \text{I-25}$$

on pose :  $\lambda^M = \frac{(\lambda^H + \lambda^L)}{2} \quad \dots \text{I-26}$

si  $\sum_{i=1}^m P_{Gi}(\lambda^M) - P_D > 0 \quad \dots \text{I-27}$

On pose  $\lambda^H = \lambda^M \quad \dots \text{I-28}$

Si :  $\sum_{i=1}^m P_{Gi}(\lambda^M) - P_D < 0 \quad \dots \text{I-29}$

On pose  $\lambda^L = \lambda^M \quad \dots \text{I-30}$

On refait le calcul jusqu'à  $|\lambda^L - \lambda^H| > \varepsilon \quad \dots \text{I-31}$

D'où  $\varepsilon$  est la tolérance de convergence Dans la figure ci-dessous pour chaque valeur de lambda il y a une  $P_{Gi}$  unique pour chaque générateur. Cette relation est la fonction  $P_{Gi}(\lambda)$ . [14]

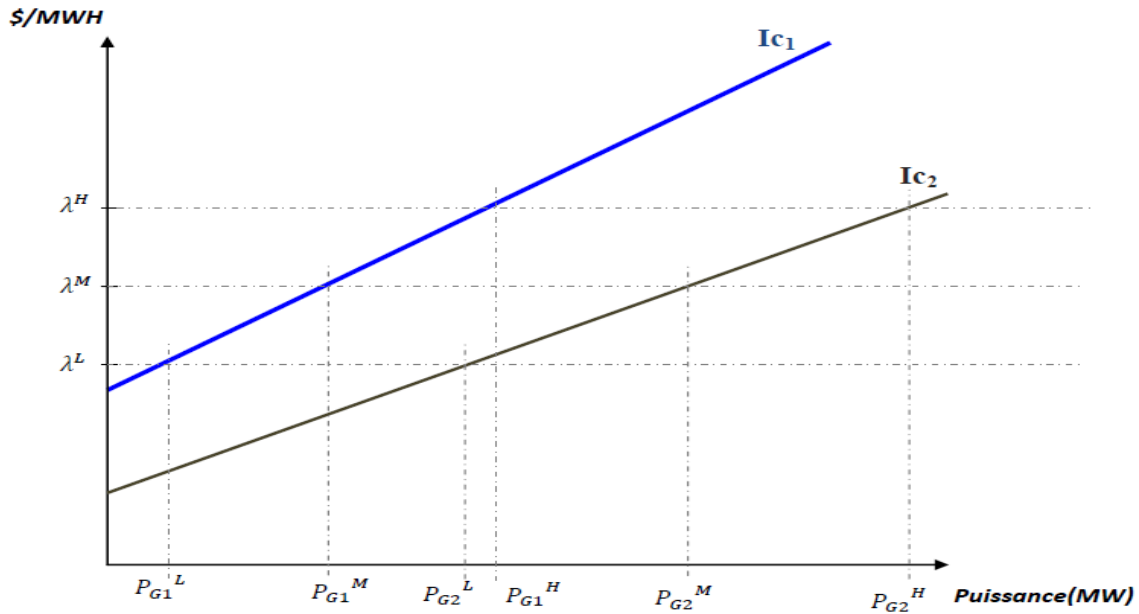


Fig. I.7 – changement de  $\lambda$  en fonction de la puissance de sortie. [13]

### I-10-2 Dispatching économique avec pertes

Deux approches sont essentiellement utilisées pour la solution de dispatching économique avec pertes, le premier est le développement d'une expression mathématique des pertes en fonction des puissances de sortie de chaque unité de production. La deuxième approche consiste à utiliser les équations de l'écoulement de puissances optimal (optimal power flow).

#### 10-2-1 Première approche :(Utilisation d'une expression mathématique des pertes)

La fonction à optimiser reste la même de la fonction I-10, cependant, les pertes de transmission doivent être ajoutées aux contraintes d'égalité tel que :

$$P_D + P_L - \sum_{i=1}^N P_{Gi} = 0 \quad \dots \text{I-32}$$

$P_L$  : Les pertes de la ligne de transmission.

$N$ : le nombre des unités de production.

La fonction de Lagrange pour ce nouveau cas est donnée par :

$$L(P_i, \lambda) = C + \lambda(P_D + P_L - \sum_{i=1}^N P_{Gi}) \quad \dots \text{I-33}$$

Les dérivées de la fonction de Lagrange par rapport aux variables indépendantes nous donne :

$$\frac{\delta L}{\delta P_{Gi}} = \frac{dC_i(P_{Gi})}{dP_{Gi}} - \lambda \left( 1 - \frac{\delta P_L}{\delta P_{Gi}} \right) = 0 \quad \dots \text{I-34}$$

$$\frac{dC_i(P_{Gi})}{dP_{Gi}} - \lambda \frac{\delta P_L}{\delta P_{Gi}} = \lambda \quad \dots \text{I-35}$$

$$\lambda = \frac{dC_i(P_{Gi})}{dP_{Gi}} \left( \frac{1}{1 - \frac{\delta P_L}{\delta P_{Gi}}} \right) \quad \dots \text{I-36}$$

$$\frac{\delta L}{\delta \lambda} = P_D + P_L - \sum_{i=1}^N P_{Gi} = 0 \quad \dots \text{I-37}$$

Les équations (I -36) et (I -37) sont des conditions nécessaires pour solutionner le problème de dispatching avec pertes.

### 10-2-2 Deuxième approche : (utilisation de l'OPF)

Le dispatching économique avec pertes est un procédé itératif qui doit s'il est réalisé correctement converger vers la solution optimale. Pour tenir compte des pertes, nous allons évaluer celles-ci et les inclure dans la demande. Elles varient en fonction de la répartition des puissances entre les centrales et de la consommation locale de puissance. Ainsi, contrairement à celui sans pertes, le dispatching économique avec pertes tient compte de la topographie du réseau. Pour pénaliser les centrales qui produisent de la puissance dont le transit provoque d'importantes pertes, nous multiplions leur coût incrémental par un facteur de pénalité. La justification physique de ce facteur de pénalité s'explique par le fait qu'à cause des pertes, il peut être plus intéressant de produire pour plus cher près du lieu de consommation que loin et pour moins cher.

Pour l'appliquer au dispatching économique avec perte, il nous faut :

- Calculer les pertes
- Calculer le facteur de pénalité
- Déterminer un critère de convergence

### I-11 Calcule les pertes avec la méthode de perte B- coefficient (formule de Kron)

Il existe beaucoup de méthodes pour obtenir la formule des pertes, une méthode développée par Kron et adoptée par Kirchmayer est dite coefficient de perte ou la méthode B-coefficient permet de calculer les pertes actives dans le réseau suivant une formule plus générale contenant un terme quadratique  $B_{ij}$ , un terme linéaire  $B_{0i}$ , et un terme constant  $B_{00}$

$$P_L = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} P_{Gi} B_{ij} P_{Gj} + \sum_{i=1}^{Ng} B_{0i} P_{Gi} + B_{00} \quad \dots \text{I-38}$$

PL : sont les pertes actives dans le r  seau

$B_{ij}$  : sont les coefficients de la formule des pertes ou les B-coefficients

On utilise le r  sultat de la d  rivation de formule de perte pour r  soudre le dispatching   conomique, le calcul se fait sous l'environnement Lab et bas   sur des m  thodes de calcul classique tel que la m  thode de Newton-Raphson, Gauss-Seidel et la m  thode Fast D  couple.

Il faut noter que les B-coefficients sont en fonction de l'  tat de fonctionnement du syst  me.

Ses coefficients de perte peuvent   tre assum   comme constants, si la variation de dispatching de production n'est pas loin de la condition de fonctionnement initiale (pour laquelle les B-coefficients sont calcul  ). [15]

### I-12 Dispatching   conomique de la puissance r  active

Plusieurs techniques sont utilis  es pour ajouter l'  coulement de puissance r  active dans la formule de dispatching   conomique pour minimiser le co  t total de l'  nergie. En pratique, les injections d'  nergie r  active par les FACTS et les compensateurs synchrones<sup>3</sup> peuvent   tre utilis  s pour r  gler la circulation de l'  nergie r  active dans le r  seau, cette   nergie r  active est utilis  e pour contr  ler la magnitude du voltage dans les jeux de barres du r  seau, donc il n'y a pas besoin d'un dispatching central de l'  nergie r  active. [16]

### I-13 D  savantage des m  thodes conventionnelles

Apr  s avoir   tudier quelques m  thodes math  matiques non lin  aires les plus r  put  es et utilis  es dans le domaine de l'optimisation notamment    la r  solution du probl  me de r  partition optimale de puissances active g  n  r  e, elles constituent ainsi un atout math  matique puissant dans la recherche de l'optimum global minima ou maxima des fonctions quadratiques selon la nature du probl  me de l'optimisation (minimisation ou maximisation d'un tel crit  re).

N  anmoins ces m  thodes pr  sentent des inconv  nients majeurs lorsque le probl  me devient :

- 1-de plus en plus fortement non linaire.
- 2- la fonction    optimiser n'est pas diff  rentiable.
- 3- la fonction    optimiser a plusieurs objectifs    optimiser simultan  ment (optimisation multi-objectifs).

Leurs d  savantages pr  sentent dans les principales raisons suivantes :

- \* leurs convergences vers des optimums locaux.
- \* difficult   majeure confront  e lors de leur programmation et de mise en   uvre.

## Conclusion

Dans ce chapitre on a essayé de donner une vue globale sur les caractéristiques des systèmes électriques tel que la production de l'énergie électrique, le coût de combustible et la fluctuation de consommation. Et nous avons présenté des notions sur le problème de dispatching économique et sa formulation.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, la solution du dispatching économique par utilisation des méthodes classiques les plus répandues ont été étudiées avec et sans considération de pertes.

Dans le chapitre suivant on va essayer de étudier la résolution de DE avec les méthodes méta-heuristique qui sont la façon de se débarrasser les inconvénients de résolution par les méthodes classiques mentionnée



## Chapitre II

### Résolution du problème de dispatching économique par les méthodes métaheuristiques

## Introduction

Malheureusement, les méthodes classique qui mentionné dans le chapitre passé, ne sont pas convenables pour un problème réel à cause de la non-linéarité des caractéristiques des générateurs (centrales thermiques) avec l'inclusion des zones de fonctionnement interdites, la discontinuité de la courbe de la fonction coût nonconvexe ou non-régulière et les incertitudes portées aux contraintes de fonctionnement. [17]

La résolution d'un tel problème a conduit les chercheurs à proposer des méthodes de résolution de plus en plus performantes, parmi lesquelles on peut citer les méta-heuristiques.

Les recherches sur les comportements collectifs des insectes sociaux fournissent aux informaticiens des méthodes puissantes pour la conception d'algorithmes d'optimisation combinatoire. L'étude menée des chercheurs éthologiste montre que ces techniques s'appliquent aujourd'hui à tout un ensemble de problème scientifique et technique. Les méthodes métaheuristiques apparues à partir des années 1980, permettent de trouver une solution de bonne qualité en un temps de calcul en général raisonnable, sans garantir l'optimalité de la solution obtenue. Les méthodes heuristiques peuvent êtres divisées en deux classes. Il y a, d'une part, les algorithmes spécifiques à un problème donné qui utilisent des connaissances du domaine, et d'autre part les algorithmes généraux qui peuvent être utilisés pour une grande variété de problèmes.

Dans ce chapitre nous allons étudier quelques ces méthodes tel que les algorithmes génétiques, PSO ...etc

### II-1 Définition des Méthodes Méta-heuristiques

Les méta-heuristiques sont un ensemble d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre les problèmes d'optimisation difficiles. Elles sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (cas du recuit simulé), en biologie de l'évolution (cas des algorithmes Génétiques) ou encore en éthologie (cas des algorithmes de colonies d'abeille ou de l'optimisation par essaims particuliers). Ces techniques méta-heuristiques peuvent être classées en deux groupes : les méthodes à population de solutions connues sous le nom d'algorithmes évolutionnaires comme les algorithmes génétiques...etc., ainsi que les méthodes à solution unique comme le recuit simulé. Les méthodes méta-heuristiques ont prouvé leurs efficacités dans le domaine de l'optimisation mono-objectif. Actuellement les recherches qui utilisent ces algorithmes sont développées pour la résolution des problèmes d'optimisation multi objectif, en tenant compte de plusieurs contraintes et de nouvelles configurations des réseaux électriques.

## II-2 Principe de voisinage

Sans conteste, le principe général le plus largement utilisé dans l'élaboration des méta-heuristiques est celui de voisinage. À chaque solution  $s$  du problème, on associe un sous-ensemble  $V(S)$  de solutions. Une méthode de voisinage débute généralement avec une configuration initiale  $s$  à laquelle un processus itératif est appliqué. Il cherche à améliorer la configuration courante en le remplaçant par une de ses voisines en tenant compte de la fonction objective. Ce processus s'arrête et retourne à la meilleure solution trouvée lorsque le critère d'arrêt est atteint. Cette condition d'arrêt concerne généralement une limite sur le nombre d'itérations ou sur l'objectif à réaliser. Les méthodes de voisinage diffèrent principalement entre elles par le voisinage utilisé et la stratégie de parcours d'une solution voisine [18]. Dans la section qui suit, on essayera de donner un bref aperçu sur les méthodes métaheuristiques de base les plus populaires.

## II-3 Les algorithmes génétiques

### II-3-1 Définition :

Les algorithmes génétiques, initiés dans les années 1970 par John Holland, sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes d'évolution de la nature : croisement, mutation, sélection. [19].

Ils appartiennent à la classe des algorithmes évolutionnaires [20].

On peut dire que l'algorithme génétique est une méthode de programmation qui repose sur le principe de l'évolution pour effectuer la recherche d'une solution adéquate à un problème.

### II-3-2 Principe :

Les AG cherchent à simuler le processus de la sélection naturelle dans un environnement défavorable en s'inspirant de la théorie de l'évolution proposée par C.Darwin. Dans un environnement, « les individus » les mieux adaptés tendent à vivre assez longtemps pour se reproduire alors que les plus faibles ont tendance à disparaître (the survival of the fittest). [21]. [22].

Dans un problème d'optimisation à ' $n$ ' variables, nous faisons correspondre un gène à chaque variable cherchée. Chaque gène est représenté par une chaîne de caractères choisis dans un alphabet fini (souvent binaire).

Les gènes s'enchaînent ensemble "bout à bout" pour construire un chromosome, chaque chromosome représentant une solution potentielle sous une forme codée. Ces chromosomes constituent les briques de base contenant les caractéristiques héréditaires des individus.

Un chromosome (ou plusieurs) forme un individu qui représente à son tour une solution potentielle dans l'espace de recherche correspondant du problème. Etant donné que les algorithmes génétiques travaillent sur un ensemble de points de l'espace de recherche, nous appelons l'ensemble des points choisis (à savoir les individus) une population. Au fur et à mesure des générations (itérations), une population des individus mieux adaptés va être créée.

Algorithmes génétiques travaillent sur un ensemble de points de l'espace de recherche, nous appelons l'ensemble des points choisis (à savoir les individus) une population. Au fur et à mesure des générations (itérations), une population des individus mieux adaptés va être créée.

### II-3-3 Paramètres d'un AG :

Pour appliquer un AG à un problème réel, on doit posséder les éléments suivants :

- Un codage des éléments appartenant à la population, le codage des solutions du problème à résoudre doit être choisi avec soin;
- Une fonction d'évaluation ou d'adéquation ou d'adaptation de l'individu qui mesure la qualité de l'individu;
- Un processus d'évolution des générations;
- Des opérateurs pour modifier les individus d'une population de la génération (t) à la génération (t + 1) comme le croisement et la mutation;
- Des paramètres de l'AG : les opérateurs précédents dépendent de plusieurs paramètres qui sont fixés à l'avance et dont dépend fortement la convergence de l'algorithme :

**1. taille de la population :** c'est-à-dire le nombre d'individus dans la population. Si la taille est trop petite, l'AG peut ne pas converger, par contre si elle est trop grande, l'évaluation des individus peut être très longue;

**2. probabilité de croisement et de mutation :** Les valeurs de ces probabilités peuvent varier d'une application à l'autre. Par exemple, dans l'étude des AG pour l'optimisation de cinq fonctions mathématiques, De Jong (1975) a suggéré de choisir une probabilité de croisement élevée, une

probabilité de mutation faible (inversement proportionnelle à la taille de la population), et une population de taille modérée [23].

La probabilité de mutation est en général très faible, inférieure à 0,1, une probabilité trop grande, peut modifier les meilleurs individus;

**3. critère d'arrêt :** c'est-à-dire le nombre maximal de générations à effectuer.

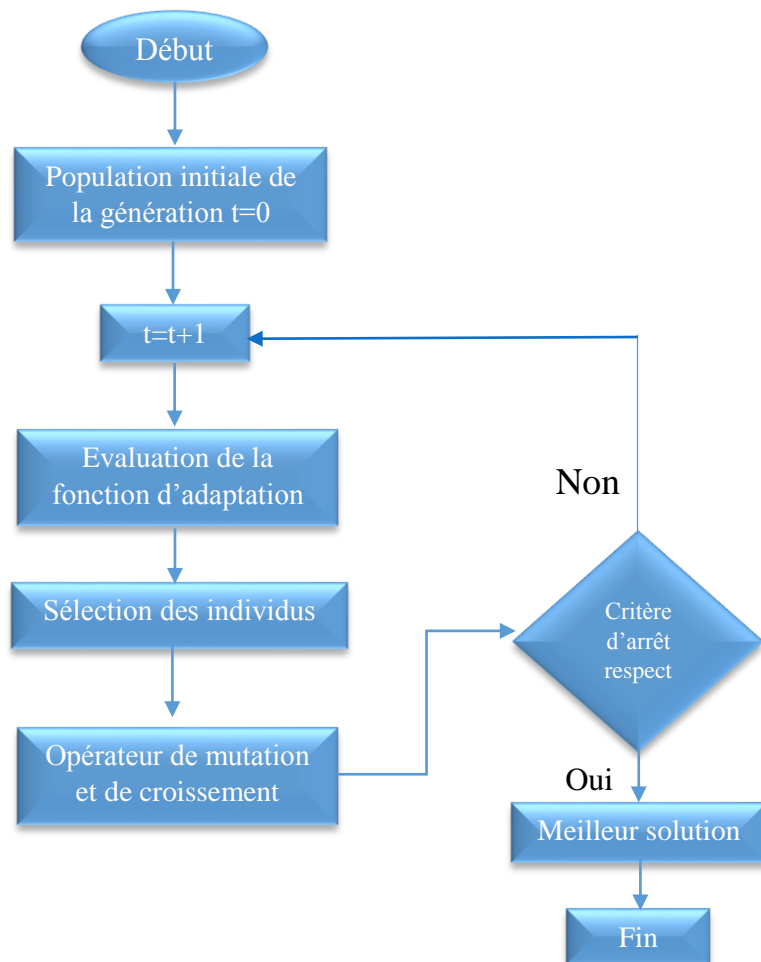


Fig II.1 l'organigramme des AG standard.

### II-3-4 Les opérations d'un AG :

#### 1-Sélection :

La sélection doit favoriser les meilleurs éléments selon le critère à optimiser (minimiser ou maximiser). Ceci permet de donner aux individus dont la valeur est plus grande une probabilité plus élevée de contribuer à la génération suivante (figure II.2).

Il existe plusieurs méthodes de sélection, les plus connues étant la « roue de la fortune » et la « sélection par tournoi ».

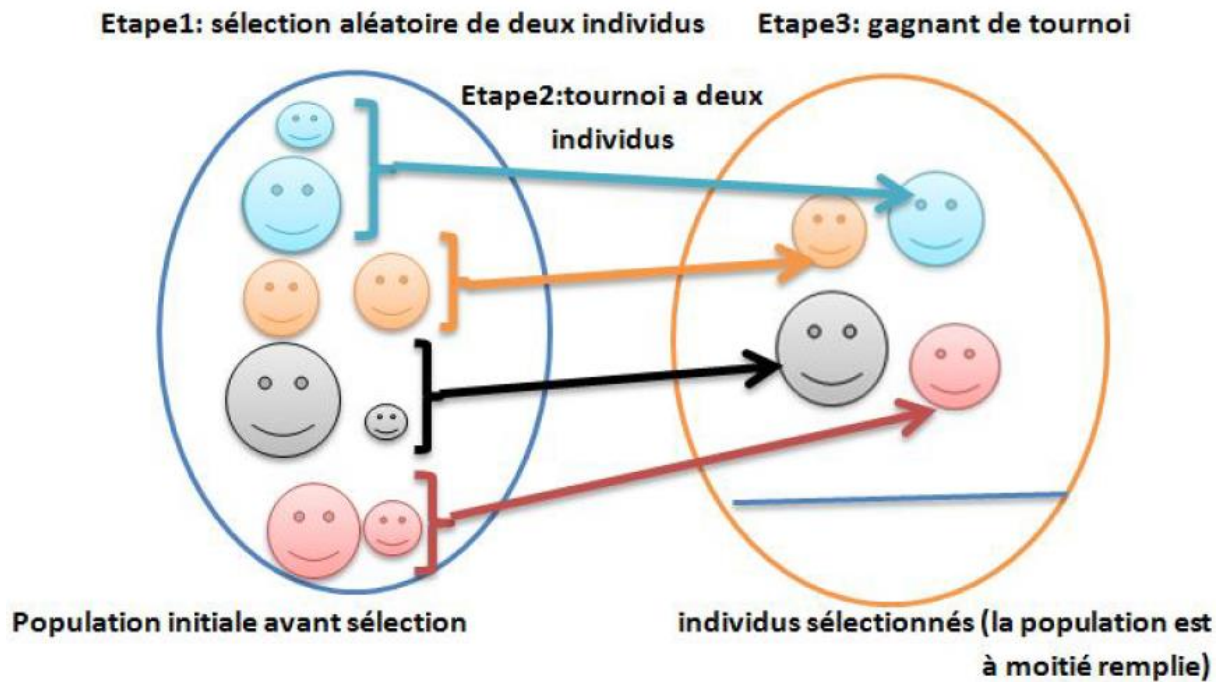


Fig. II.2: repr  sentation d'une s  lection par tournoi d'individus pour un crit  re de maximisation (chaque individu repr  sente une solution possible)

## 2-Croisement :

Le croisement permet de cr  er de nouvelles cha  nes en   changeant de l'information entre deux cha  nes (figure .II.3).

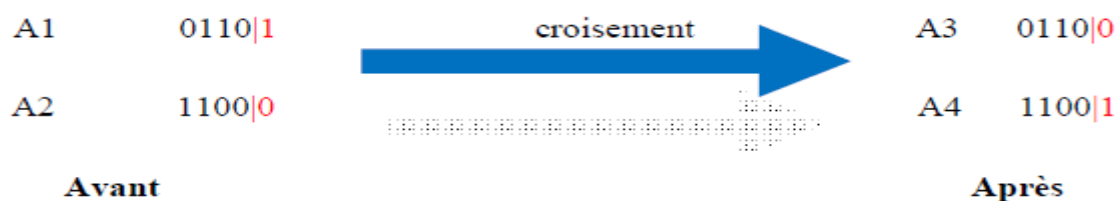


Fig. II.3 Repr  sentation d'un croisement en un point de deux cha  nes.

## 3- Mutation :

La mutation est ex  cut  e seulement sur une seule cha  ne. Elle repr  sente la modification al  atoire et occasionnelle de faible probabilit   de la valeur d'un caract  re de la cha  ne, pour un codage binaire cela revient    changer un 1 en 0 et vice versa (figure .II.4). Cet op  rateur introduit de la diversit   dans le processus de recherche des solutions et peut aider l'AG    ne pas stagner dans un optimum local.

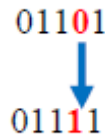


Fig.II.4: Représentation d'une mutation de bits dans une chaîne

#### 4-Codage :

Le codage utilisé par un AG est représenté sous forme d'une chaîne de bits qui contient toute l'information nécessaire pour représenter un point de l'espace de recherche. Le codage binaire est le code le plus utilisé [24], l'inconvénient majeur du code binaire étant que deux points proches dans l'espace des variables ne sont pas nécessairement codés par deux chaînes de bits voisines. On remédie en général à ce problème en utilisant le codage de Gray qui conserve une distance de Hamming de «1» entre deux chaînes. La distance de Hamming entre deux chaînes de bits est le nombre de bits qui diffère de l'une à l'autre. Pour les deux chaînes suivantes: 111 et 100, la distance est de 2.

#### II-4 L'optimisation par les essaims particulaire (PSO) :

L'optimisation par essaim de particules (Particle Swarm Optimization (PSO) est une méthode d'optimisation stochastique, pour les fonctions non-linéaires, basée sur la reproduction d'un comportement social et développée par le Dr. EBERHART et le Dr.KENNEDY en 1995.

L'origine de cette méthode vient des observations faites lors des simulations informatiques de vols groupés d'oiseaux et de bancs de poissons de REYNOLD HEPPNER et GRENANDER .Ces simulations ont mis en valeur la capacité des individus d'un groupe en mouvement à conserver une distance optimale entre eux et à suivre un mouvement global par rapport aux mouvements locaux de leur voisinage. D'autre part, ces simulations ont également révélé l'importance du mimétisme dans la compétition qui oppose les individus à la recherche de la nourriture. En effet, les individus sont à la recherche de sources de nourriture qui sont dispersés de façon aléatoire dans un espace de recherche, et dès lors qu'un individu localise une source de nourriture, les autres individus vont alors chercher à le reproduire. Ce comportement social basé sur l'analyse de l'environnement et du voisinage constitue alors une méthode de recherche d'optimum par l'observation des tendances des individus voisins. Chaque individu cherche à optimiser ses chances en suivant une tendance qu'il modère par ses propres vécus. [25].

**II-4-1 Présentation de la méthode PSO****1 Principe :**

L'optimisation par essaim de particules repose sur un ensemble d'individus originellement disposés de façon aléatoire et homogène, que nous appellerons dès lors des particules, qui se déplacent dans l'hyper-espace de recherche et constituent, chacune, une solution potentielle.

Chaque particule dispose d'une mémoire concernant sa meilleure solution visitée ainsi que la capacité de communiquer avec les particules constituant son entourage. À partir de ces informations, la particule va suivre une tendance faite, d'une part, de sa volonté à retourner vers sa solution optimale, et d'autre part, de son mimétisme par rapport aux solutions trouvées dans son voisinage.

À partir d'optimums locaux et empiriques, l'ensemble des particules va normalement, converger vers la solution optimale globale du problème traité.

**2 Formalisation**

Un essaim de particule est caractérisé par :

- a) le nombre de particules de l'essaim;
- b) la vitesse maximale d'une particule;
- c) la topologie et la taille du voisinage d'une particule qui définissent son réseau social.
- d) l'inertie d'une particule ;
- e) les coefficients de confiance qui pondèrent le comportement conservateur (la tendance à retourner vers la meilleure solution visitée) et le panurgisme (la tendance à suivre le voisinage)

**Une particule est caractérisée, à l'instant  $t$ , par :**

- $x_i(t)$  : sa position dans l'espace de recherche ;
- $v_i(t)$  : sa vitesse ;
- $x_{pbesti}$  : la position de la meilleure solution par laquelle elle est passée ;
- $x_{vbesti}$  : la position de la meilleure solution connue de son voisinage ;
- $pbesti$  : la valeur de fitness de sa meilleure solution ;
- $vbesti$  : la valeur de fitness de la meilleure solution connu du voisinage ;



## II-4-2 Configuration de la méthode

### 1-Nombre de particules :

La quantité de particules allouées à la résolution du problème dépend essentiellement de deux paramètres : la taille de l'espace de recherche et le rapport entre les capacités de calcul de la machine et le temps maximum de recherche.

Il n'y a pas de règle pour déterminer ce paramètre, faire de nombreux essais permet de se doter de l'expérience nécessaire à l'appréhension de ce paramètre.

### 2-Topologie du voisinage :

La topologie du voisinage défini avec qui chacune des particules va pouvoir communiquer. Il existe de nombreuses combinaisons dont les suivantes sont les plus utilisées :

- a) topologie en étoile : chaque particule est reliée à toutes les autres ;
- b) topologie en anneau : chaque particule est reliée à n particules (en général,  $n = 3$ ), c'est la topologie la plus utilisée ;
- c) topologie en rayon : les particules ne communiquent qu'avec une seule particule centrale ;

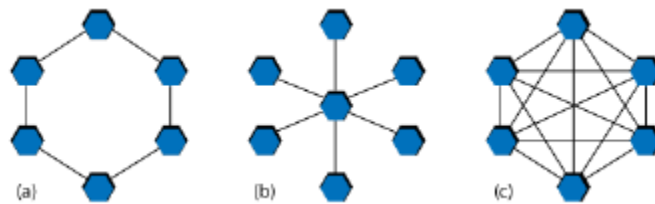


Fig.II.5: (a) anneau (avec  $n = 2$ ), (b) rayon, (c) étoile.

### 3-Coefficients de confiance :

Les variables de confiance pondèrent les tendances de la particule à vouloir suivre son instinct de conservation ou son panurgisme. Les variables aléatoires  $p_1$  et  $p_2$  peuvent être définis de la façon suivante :

$$\begin{cases} p_1 = r_1 \cdot c_1 & \dots\dots\dots \text{II-1} \\ p_2 = r_2 \cdot c_2 \end{cases}$$

Où  $r_1$  et  $r_2$  suivent une loi uniforme sur  $[0 \ 1]$  et  $c_1$  et  $c_2$  sont des constantes positives déterminées de façon empirique et suivant la relation  $c_1 + c_2 \leq 4$ .

#### 4-Vitesse maximale et coefficient de constriction :

Afin d'éviter que les particules ne se déplacent trop rapidement dans l'espace de recherche, passant éventuellement à côté de l'optimum, il peut être nécessaire de fixer une vitesse maximale (notée  $V_{\max}$ ) pour améliorer la convergence de l'algorithme.

Cependant, on peut s'en passer si on utilise un coefficient de constriction  $\kappa$  introduit par "Maurice CLERC" et qui permet de resserrer l'hyper-espace de recherche.

L'équation de la vitesse devient alors :

$$\kappa = 1 - \frac{1}{\rho} + \frac{\sqrt{|\rho^2 - 4\rho|}}{2} \quad \dots\dots\dots \text{II-2}$$

avec  $\rho = \rho_1 + \rho_2 > 4$ .

$$\begin{aligned} \vec{v}_i(t) &= \kappa \cdot (\vec{v}_i(t-1)) \\ &+ \rho_1 \cdot (\vec{x}_{pbest_i} - \vec{x}_i(t)) \quad \dots\dots\dots \text{II-3} \\ &+ \rho_2 \cdot (\vec{x}_{vbest_i} - \vec{x}_i(t)) \end{aligned}$$

#### 5-Facteur d'inertie :

Le facteur d'inertie  $\Psi$  introduit par "SHI et EBERHART" permet de définir la capacité d'exploration de chaque particule en vue d'améliorer la convergence de la méthode.

Une grande valeur de  $\Psi$  ( $> 1$ ) est synonyme d'une grande amplitude de mouvement et donc, in fine, d'exploration globale. A contrario, une faible valeur de  $\Psi$  ( $< 1$ ) est synonyme de faible amplitude de mouvement et donc, d'exploration locale. Fixer ce facteur, revient donc à trouver un compromis entre l'exploration locale et l'exploration globale.

Le calcul de la vitesse est alors défini par :

$$\begin{aligned} \vec{v}_i(t) &= \Psi \cdot \vec{v}_i(t-1) \\ &+ \rho_1 \cdot (\vec{x}_{pbest_i} - \vec{x}_i(t)) \quad \dots\dots\dots \text{II-4} \\ &+ \rho_2 \cdot (\vec{x}_{vbest_i} - \vec{x}_i(t)) \end{aligned}$$

La taille du facteur d'inertie influence directement la taille de l'hyper-espace exploré et aucune valeur de  $\Psi$  ne peut garantir la convergence vers la solution optimale.

**6-Initialisation de l'essaim :**

La position des particules ainsi que leur vitesse initiale doivent être initialisés aléatoirement selon une loi uniforme sur  $[0, 1]$ . Cependant, en ce qui concerne la position des particules, il est préférable d'utiliser un générateur de séquence de SOBOL qui est plus pertinent dans la disposition homogène des particules dans un espace de dimension  $n$ .

**7-Critères d'arrêt :**

Comme indiqué précédemment, la convergence vers la solution optimale globale n'est pas garantie dans tous les cas de figure même si les expériences dénotent la grande performance de la méthode. De ce fait, il est fortement conseillé de doter l'algorithme d'une porte de sortie en définissant un nombre maximum d'itération ;

L'algorithme doit alors s'exécuter tant que l'un des critères de convergence suivant n'a pas été atteint :

- $nbIter_{max}$  a été atteint ;
- la variation de la vitesse est proche de 0 ;
- le fitness de la solution est suffisant.

[25]

**II-5 Recuit Simulé -(RS)**

Une nouvelle technique de résolution du problème d'optimisation est nommée recuit simulé (RS), proposée en 1983 par Kirkpatrick, C. Daniel Gelatt et Mario P Vecchi. Elle est testée sur plusieurs problèmes d'optimisation et prouve qu'elle possède une grande capacité pour éviter le minimum local. (RS) est une méthode basée sur la recherche locale dans laquelle chaque mouvement est accepté s'il améliore la fonction objective. Autres solutions possibles sont également acceptées selon un critère de probabilité. Cette méthode est inspirée du processus de recuit utilisé en métallurgie pour améliorer la qualité d'un solide en cherchant un état d'énergie minimum. La méthode du recuit simulé, appliquée aux problèmes d'optimisation, considère une solution initiale et cherche dans son voisinage une autre solution de façon aléatoire [26].

## II-6 Recherche taboue

La méthode taboue qui fait partie des méthodes de voisinage, a été proposée par F.Glover durant les années 1980 [26]. Elle utilise la notion de mémoire pour éviter un optimum local. Le principe de l'algorithme est le suivant; à chaque itération, le voisinage de la solution est sélectionné en appliquant le principe de voisinage. La méthode autorise de remonter vers des solutions qui semblent moins intéressantes mais qui ont peut-être un meilleur voisinage. Des fois, ce principe engendre des phénomènes de cyclage entre deux solutions, tandis que la méthode taboue a l'interdiction de visiter une solution récemment visitée. Pour cela, une liste taboue contenant les attributs des dernières solutions considérées est tenue à jour. Chaque nouvelle solution considérée enlève de cette liste la solution la plus anciennement visitée. Ainsi, la recherche de la solution suivante se fait dans le voisinage de la solution actuelle sans considérer les solutions appartenant à la liste taboue.

## Conclusion

Dans ce chapitre qui est consacré à l'étude des méthodes méta-heuristiques qui résolu les problèmes posé dans le première chapitre, nous avons étudié d'une manière explicite le principe de fonctionnement des algorithmes génétique (GA), l'algorithme d'optimisation par essaims de particules (PSO), et on donne une vue globale sur la recherche Taboue et le Recuit simulé.

Il y a plusieurs autres méthodes telles que les réseaux neurones les fourmis artificielles ...etc.

Ces méthodes méta-heuristiques peut améliorer, en prend d'être exemple la méthode PSO, elle était amélioré a plusieurs améliorations comme : APSO, CPSO...etc.

Dans le chapitre suivant on va étudier et détailler une autre méthode méta-heuristique qui fait l'objet de notre étude c'est l'algorithme de colonie artificielle des abeilles (ABC).

## **Chapitre III**

**Résolution du problème de dispatching économique  
avec l'algorithme de colonie artificielle des abeilles**

## Introduction

L'optimisation par colonie d'abeilles est une famille très récente des métaheuristiques. Son principe est basé sur le comportement des abeilles réelles dans la vie. Cette approche de résolution fait l'objet de notre étude.

Dans ce chapitre, nous allons donner la structure d'une colonie d'abeille, puis une description du comportement des abeilles lors de la recherche de nourriture, et nous allons présenter quelques algorithmes inspirés de ce comportement.

### III-1 Les abeilles en nature

Les abeilles possèdent des propriétés assez différentes de celles des autres espèces d'insectes. Elles vivent en colonies, en construisant leurs nids dans des troncs d'arbres ou d'autres espaces clos similaires [27]. Généralement, une colonie d'abeilles contient une femelle reproductrice appelée reine, quelques centaines de mâles connus sous le nom de faux-bourdon, et de 10.000 à 80.000 femelles stériles qui s'appellent les ouvrières. Après accouplement avec plusieurs faux-bourdon, la reine reproduit beaucoup de jeunes abeilles appelées les couvées. La Reine : Dans une colonie d'abeilles, il y a une seule reine qui est la femelle reproductrice avec l'espérance de vie entre 3 et 5 ans. Son rôle principal est la reproduction, elle s'accouple avec (7-20) faux-bourdon dans une opération de reproduction appelée le vol nuptial (mating flight). Elle conserve les spermés dans sa spermathèque et puis pond jusqu'à 2000 oeufs par jour. Les oeufs fertilisés vont bien devenir femelles (ouvrières) et les oeufs non-fertilisés deviennent mâles (bourdons).

**Le male (faux-bourdon):** Au sein de la famille des Apidés, se trouvent plusieurs genres, et notamment les bourdons, qu'il ne faut pas confondre avec les faux-bourdons, les mâles de l'abeille domestique. Les faux-bourdons représentent les mâles, variant entre 300 et 3000 dans une ruche. Selon la taille de l'alvéole, dans une grande cellule hexagonale, la reine dépose un oeuf sans que son réceptacle séminal laisse sortir de spermatozoïde. L'oeuf non fécondé donnera ainsi naissance à un faux-bourdon. Ce dernier a une espérance de vie de 90 jours. Après l'accouplement, qui a lieu en vol, le male meurt rapidement [28].

**Ouvrières :** Les ouvrières sont les abeilles femelles mais elles ne sont pas reproductrices, elles vivent de 4 à 9 mois dans une saison froide et leur nombre arrive jusqu'à 30.000 dans une colonie (ruche). Cependant, en été, leur durée de vie est de 6 semaines et leur nombre atteint jusqu'à 80.000. L'ouvrière est responsable de la défense de la ruche utilisant sa piqure barbelée. En conséquence, elle meurt après avoir piquée. On peut énumérer les activités des ouvrières par le critère des jours de sa vie comme suit

: nettoyage de cellules (jour 1-2), soigner les abeilles (jour 3-11), production du cire (jour 12-17), surveiller les autres abeilles (jour 18-21), et recherche de nourriture (jour 22-42). L'ouvrière assure les activités habituelles de la colonie d'abeilles telles que l'emballage de pollen, éventer les abeilles, porter l'eau, déplacement des oeufs, s'occuper de la reine, nourrir les bourdons, et construction du nid d'abeilles [29].

**Couvées :** Les jeunes abeilles sont nommées les couvées. Elles sont nées après que la reine pond un oeuf fécondé par un spermatozoïde libéré par la spermathèque dans des cellules spéciales du nid d'abeilles appelées trames de couvée (brood frames). L'oeuf fécondé donne naissance à une abeille ou à une reine en fonction des soins et de la nourriture apportés aux larves. Peu de larves femelles sont choisies pour être des futures reines. Les oeufs non fertilisés donnent naissance aux couvées. Les jeunes larves tournent par le cocon, couvrant la cellule par les ouvrières les plus âgées. C'est l'étape de chrysalides. Puis, elles atteignent l'étape de développement dans laquelle elles reçoivent le nectar et le pollen des abeilles chercheurs jusqu'à ce qu'elles quittent la ruche et passent leurs vies comme chercheurs de nourriture [29].

### III-2 Recherche de nourriture chez les abeilles

Les scientifiques ont effectué beaucoup de recherches pour déterminer comment l'ordre est maintenu dans la ruche où vivent des dizaines de milliers d'abeilles. Un grand nombre d'études académiques ont été aussi effectuées à cette fin. Un éminent expert et professeur à l'Université de Munich, le zoologiste autrichien Karl Von Frisch, a consacré un livre de 350 pages à la communication des abeilles, "The dance language and orientation of bees" (Le langage de la danse et l'orientation des abeilles) [27].

#### Exploration des sources de nourriture

L'abeille qui cherche à manger, appelée « éclaireuse », se trouve devant une tâche formidable. Elle quitte la ruche, cherche dans de vastes zones et vole de longues distances, elle doit donc reconnaître les bonnes sources de nourriture et avant que les abeilles butineuses retournent à la ruche, elle doit enregistrer sa position par rapport à la ruche et dépose une odeur spéciale sur leur source de nourriture. Une fois qu'une source de nourriture a été localisée et marquée, elle doit retourner à la ruche pour informer les autres ouvrières de sa découverte. Pour cela, elle doit utiliser des informations sur la direction de la ruche même si, pour arriver où elle est, elle fait tout un circuit. Après, elle doit communiquer aux autres ouvrières la direction et la distance de la source de nourriture par rapport à la ruche, et elle doit donner certaines indications sur sa qualité. Ceci doit être fait de la façon la plus économique possible. Elle doit donc attirer l'attention des autres ouvrières, qui peuvent déjà être occupées à autre choses ou avoir reçu des messages d'autres abeilles. La question posée est alors :

« Comment les abeilles communiquent elles ?

### III-3 Méthode de communication chez les abeilles

Karl Von Frisch a construit une ruche avec une paroi en verre par laquelle il pouvait observer le comportement des abeilles à l'intérieur. Il remarqua que dans le retour des abeilles employeuse à la ruche, elles exécutent la danse. Si une seule abeille l'exécute, ce n'est pas toute la ruche qui passe à l'action. Premièrement, un groupe d'éclaireuses quitte la ruche. Si, à son retour, ce groupe exécute aussi la danse, alors un groupe plus important d'abeilles se dirigera vers l'objectif. Meilleure est la source de nourriture qu'elles trouvent, plus longtemps dure la danse et plus grand sera le nombre d'abeilles qui les suivent. De cette façon, l'attention des butineuses est toujours fixée sur la source la plus productive.

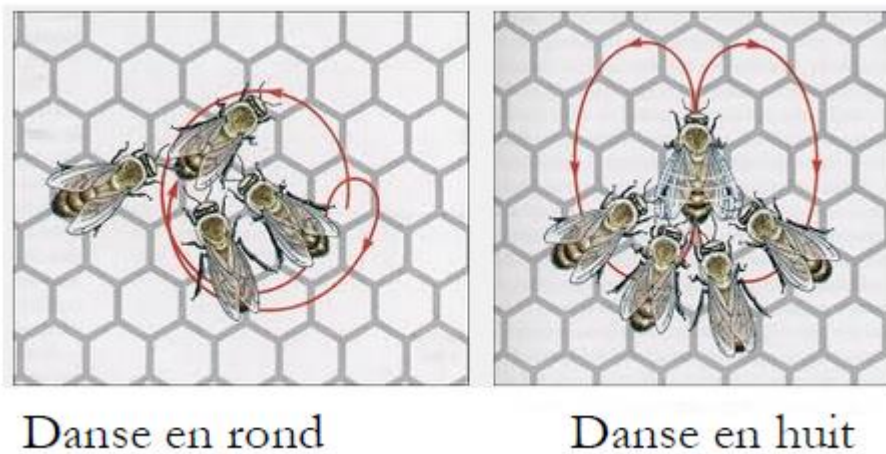


Fig : III-1 : type de danse chez l'abeille

Si la source de nourriture qu'elles trouvent est très riche, la danse que les abeilles exécutent est très enthousiaste. Si la source est à proximité, elles décrivent son emplacement en exécutant la "danse en rond" illustrée à droite. Pour les sources de nourriture plus éloignées, elles exécutent la danse en huit illustrée à gauche, avec des mouvements frétilants [27].

Dans la danse frétilante, l'abeille tourne alternativement d'un côté et de l'autre effectuant un demi-tour circulaire qui la ramène au point de départ. Les ouvrières suivent la danseuse au cours de ses déplacements, et la touchent des antennes. Cette danse est très riche en information, en particulier, elle donne aux abeilles observatrices deux indications essentielles : la quantité de nourriture, la distance à parcourir et la direction à suivre [29].

Concernant la distance, plusieurs paramètres sont utilisés simultanément, le plus important est le tempo de la danse, c'est-à-dire le nombre de tours complets effectués par la danseuse par unité de temps. Les



mouvements de l'abeille sont d'autant plus durables que la source est riche (quantité de nourriture). En ce qui concerne la direction, elle est donnée par rapport à l'azimut solaire (en plan horizontal), la position angulaire de la source est indiquée par l'angle que fait la partie frétilante avec la verticale du rayon comme l'indique la figure (III-2). Dans le cas où la source de nourriture trouvée serait improductive, les abeilles dansent tout de même, mais elles le font à contrecœur et pendant une plus brève durée. Cela se reflète aussi sur les autres abeilles dans la ruche, les abeilles qui se rassemblent autour de la danseuse se dispersent rapidement et une nouvelle équipe quitte la ruche à la recherche de nourriture [27].

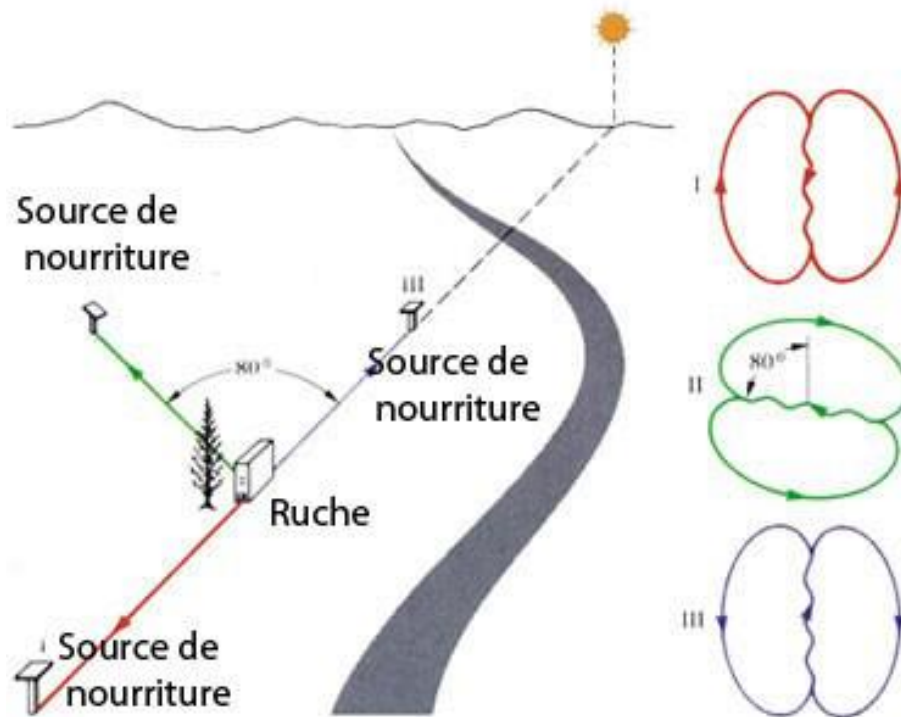


Fig : III-2 : L'indice de la direction

- 1- Si la source de nourriture se trouve exactement dans la direction du soleil, ou dans la direction opposée, les frétillements dans la danse seront verticaux sur le rayon.
- 2- - Si la source de nourriture est 80 degrés à gauche du soleil, cela est indiqué en faisant la trajectoire du frétillement de la danse à un angle correspondant de 80 degrés à gauche de la verticale.
- 3- - Si l'abeille suit une direction vers le haut durant son frétillement, elle signale que la source de nourriture se trouve dans la direction vers le soleil. Et si elle se dirige droit en bas, cela signifie que la source se trouve dans la direction exactement opposée de celle du soleil.

#### III-4 Optimisation naturelle (Les directions fournies par les abeilles)

Comme il a été déjà mentionné, peu après avoir regardé l'abeille danseuse, les autres ouvrières quittent la ruche et se dirigent vers l'objectif. Cependant, les abeilles sont confrontées à un

problème important : l'angle que la danseuse a fourni à ses soeurs est basé sur le soleil. Cependant, le soleil n'est pas fixe dans le ciel, mais il change de position de 1 degré à toutes les 4 minutes. Si une abeille suivait la ligne d'origine, elle ne serait jamais capable de localiser son objectif à cause du changement de position du soleil. Chaque fois que 4 minutes s'écoulent, cela correspond à une marge d'erreur de 1 degré, laquelle atteindra des dimensions impossibles à corriger au cours d'un long voyage. En réalité, cela ne se produit jamais. Depuis maintenant des millions d'années, les abeilles ont compris les directions qui leur sont fournies par leurs soeurs, malgré le mouvement du soleil et le changement des angles. Les abeilles n'éprouvent aucune difficulté à trouver des sources de nourriture, ce qui indique qu'elles ne font aucune erreur en calculant l'angle par rapport au soleil.

Pour exprimer cela en termes mathématiques, les abeilles calculent que le soleil se déplace de 1 degré à chaque 4 minutes. En conséquence, elles sont capables de se rappeler de l'emplacement exact de la source de nourriture et de le "décrire" aux autres abeilles. Les autres abeilles calculent l'angle suivant la position modifiée du soleil, comprennent les directions données et localisent la source de nourriture en question.

### III-5 Algorithmes d'abeilles basés sur la recherche de nourriture

Les algorithmes basés sur les insectes sociaux et l'intelligence d'essaim commencent à prouver leur puissance et efficacité dans beaucoup d'applications. En se basant sur les comportements des abeilles, les scientifiques ont développé plusieurs algorithmes puissants. Si nous utilisons seulement une partie de la nature ou du comportement des abeilles et ajoutons certaines nouvelles caractéristiques, nous pouvons concevoir une classe de nouveaux algorithmes. Dans ce qui suit, nous représentons quelques algorithmes (les plus connus), sans être exhaustif, basés sur le comportement des abeilles lors de la recherche de nourriture.

#### III-5-1 Algorithme d'optimisation par colonie d'abeilles virtuelle VBA

L'algorithme VBA (acronyme anglaise "Virtual Bee Algorithm") a été développé par Xin-She Yang en 2005 pour la résolution des problèmes numériques d'optimisation, ceci peut optimiser des fonctions et des problèmes discrets, bien que seulement des fonctions avec deux paramètres aient été données comme exemples. L'arrangement de l'algorithme VBA commence par une troupe d'abeilles virtuelles, chaque abeille se déplace aléatoirement dans l'espace de recherche et dans la plupart de cas, l'espace de recherche peut être simplement un espace 1-D ou 2-D. Les étapes principales de l'algorithme d'abeilles virtuelles pour l'optimisation des fonctions sont :

- 1- Création d'une population des multi-agents ou des abeilles virtuelles. Chaque abeille est associée à un vecteur de solution avec plusieurs paramètres à optimiser
- 2- Codage des fonctions d'optimisation (fonctions objectives) et la conversion en nourriture virtuelle (Virtual Food).

3- Définition d'un critère pour communiquer la direction et la distance avec une manière similaire à l'aptitude physique des abeilles (La danse des abeilles)

4-Mettre à jour une population des individus dans de nouvelles positions pour la recherche de la nourriture virtuelle, faisant la danse virtuelle pour définir la distance et la direction; "*la danse virtuelle de waggle*" selon l'équation (III-1).

5-Après une certaine période d'évolution, le mode le plus élevé, dans le nombre des abeilles virtuelles ou l'intensité/fréquence des abeilles qui font la visite est élevée, correspond à la meilleure évaluation

6- Décodage des résultats pour l'obtention de la solution du problème.

La position modifiée de chaque abeille peut être calculée en utilisant les équations suivantes:

$$\left. \begin{aligned} x_k^{i+1} &= x_k^i \cdot (1 - \beta) + x_{best} \cdot \beta + \alpha(rand(i) - 0.5) \\ y_k^{i+1} &= y_k^i \cdot (1 - \beta) + y_{best} \cdot \beta + \alpha(rand(i) - 0.5) \end{aligned} \right\} \dots \text{III-1}$$

Où  $\alpha$  et  $\beta$  sont des constantes positives appelées l'amplitude aléatoire et la vitesse de convergence, respectivement, et  $x_{best}$ , et  $y_{best}$  sont les meilleurs paramètres de la  $i$ ème itération.  $Rand(i)$  est un nombre aléatoire dans l'intervalle [0 1]. [30]

La  $i$ ème abeille dans la colonie est représentée par un vecteur dimensionnel  $k$  tels que

$$x^k = (x^1, x^2, x^3, \dots, x^k) \text{ et d'autre coordonné de } y^k = (y^1, y^2, y^3, \dots, y^k)$$

La position actuelle (la recherche de point dans l'espace de solution) peut être modifiée par

$$S_k^{i+1} = S_k^i + S_{best} + S_{rand}$$

Où

$$S_k^{i+1} = (x_k^{i+1}, y_k^{i+1}) \quad S_k^i = (x_k^i, y_k^i) \quad S_{best} = (x_{best}, y_{best})$$

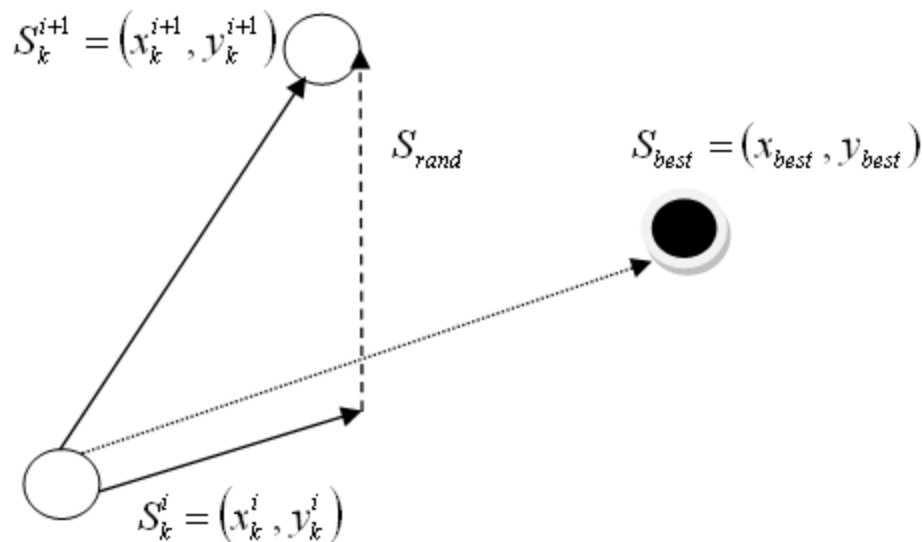


Fig : III-3 : Conception de modification de la position de la recherche par VBA

### III-5-2 Algorithme d'optimisation par colonie d'abeilles (BCO)

L'algorithme BCO (Bee Colony Optimization) est introduit par Lucic et Teodorovic en 2001 afin de trouver la solution optimale pour un problème d'optimisation combinatoire difficile donné, comme : le problème de voyageur de commerce, le problème de p-Médiane, problème de routage dans les réseaux optiques.

Chaque abeille génère une solution au problème. Il existe deux phases alternatives (le pas en avant et le pas en-arrière) construisant une seule étape dans l'algorithme BCO.

Dans chaque pas en avant, chaque abeille artificielle visite NC solutions, crée une solution partielle, et ensuite retourne vers la ruche. Les abeilles se réunissent dans la ruche et commencent le pas en-arrière. Lorsque toutes les solutions sont complétées, la meilleure parmi elles est déterminée, et elle est utilisée pour mettre à jour la meilleure solution globale et comme ça une itération de BCO est accomplie. A ce point, toutes les solutions sont supprimées, et une nouvelle itération prend naissance [29]. Soit 'B' le nombre des abeilles dans la ruche, et 'NC' le nombre des déplacements constructifs en-avant. Au début de la recherche, toutes les abeilles sont dans la ruche. Le pseudocode de l'algorithme BCO peut être décrit de la façon suivante :

- Initialisation : une solution vide est assignée à chaque abeille ;
- Pour chaque abeille : // (pas en-avant)
  - a.  $k = 1$  ; // (compter les déplacements constructives en-avant) b. Evaluer tous les pas possibles;

c. Choisir un pas ;

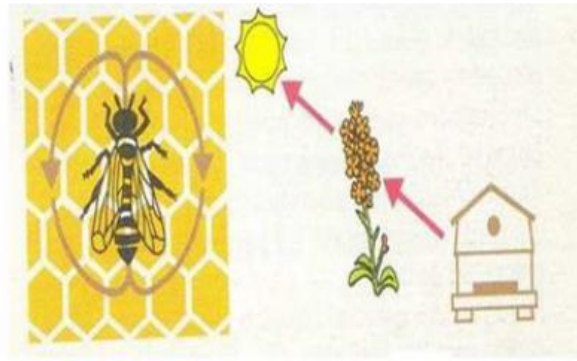
d.  $k = k + 1$  ; If  $k \leq NC$  Aller en b.

- Retour de toutes les abeilles à la ruche ; // (pas en-arrière)
- pour chaque abeille évaluer la valeur de la fonction objective.
- Chaque abeille décide aléatoirement soit de continuer sa propre exploration et devenir une recruteuse, ou de devenir l'abeille qui fait la récolte.
- Pour chaque suiveur, choisir une nouvelle solution à partir des recruteuses.
- Si les solutions ne sont pas complètes, aller à l'étape (2), sinon aller à l'étape (8).
- Evaluer toutes les solutions et trouver la meilleure parmi elles.
- Si le critère d'arrêt n'est pas vérifié, passer à l'étape (2), sinon aller à l'étape suivante.
- Afficher la meilleure solution trouvée.

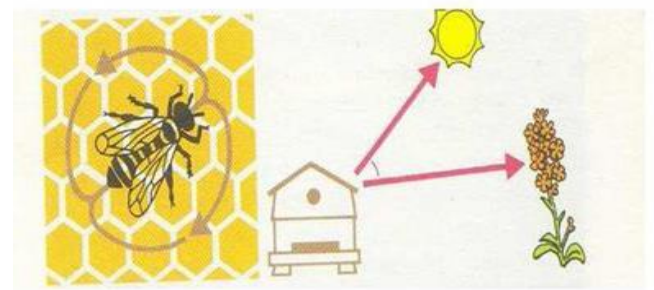
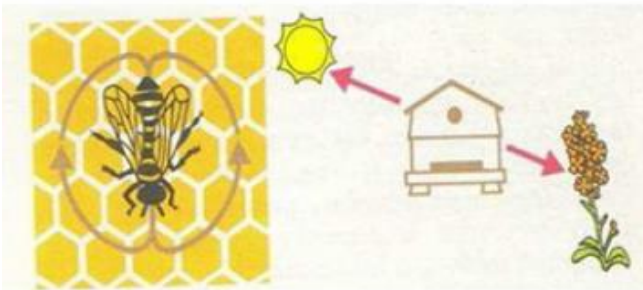
### III-5-3 Algorithme d'optimisation par la danse d'abeille (DBO)

L'algorithme DBO (Danse Bee Optimization) a été développé par Laga et Nouioua en 2009 pour résoudre le problème de la T-Coloration des graphes. Cet algorithme est inspiré de comportement des abeilles lors de la recherche de nourriture. L'algorithme commence en positionnant aléatoirement les  $n$  abeilles dans l'espace de recherche. Après l'évaluation des fonctions fitness de ces abeilles, les  $m$  abeilles ayant les meilleures fitness (abeilles élites) sont choisies pour la construction de voisinage.

Dans l'étape suivante, l'algorithme guide la recherche dans le voisinage des meilleurs sites  $m$  trouvés par les abeilles élites. En effet,  $nep$  ce sont les abeilles recrutées pour chercher autour des meilleurs sites  $e$ , c.à.d. suivre les meilleures danseuses,  $nsp$  sont aussi les abeilles recrutées pour suivre les autres ( $m - e$ ) danseuses. Ce recrutement est l'opération clé de l'algorithme DBO. Pour chaque abeille recrutée (solution), on associe une métaheuristique de voisinage pour chercher autour de cette solution. A la fin, dans chaque voisinage, seulement les meilleures, parmi de  $m$  abeilles (solutions) sont donc retenues pour former la population prochaine. On Note que dans la nature, il n'ya pas une restriction similaire, cette restriction est introduite dans l'algorithme pour réduire le nombre de solutions à explorer. Pour compléter la population d'abeilles, les  $(n-m)$  abeilles restantes sont générées aléatoirement. A la fin de chaque itération, la colonie sera constituée d'une part, de  $m$  abeilles représentatives de chaque voisinage (pour intensifier la recherche) et d'autre part, de  $(n-m)$  abeilles assignées aléatoirement (pour diversifier la recherche). Ces étapes sont répétées jusqu'à un critère d'arrêt prédéfini (un nombre d'itérations ou un nombre de stagnation) [29].



La danse est verticale le pollen se trouve dans la direction du soleil.



La danse est verticale et est dirigée vers le bas le pollen se trouve dans la direction opposée à celle du soleil.

L'angle que fait le plan de la danse avec la verticale est égal à l'angle que fait la nourriture avec le Soleil dans un plan horizontal. La direction du soleil est donc représentée par la verticale, vue de bas en haut; et l'angle que faisait la direction du butin avec celle du soleil est reproduit par rapport à l'azimut

#### III-5-4 Algorithmes d'abeilles basés sur d'autres comportements:

En plus du comportement de la recherche de la nourriture, un autre algorithme est inspiré du processus biologique de reproduction des abeilles appelé MBO (Marriage in Honey Bees Optimization). L'optimisation par mariage d'abeilles est apparue en 2001. Pour initialiser l'algorithme MBO, cinq paramètres sont fixés:

1. nombre de reines,
2. nombre d'ouvrières,

3. nombre de couvées,
4. nombre de vols nuptiaux,
5. taille de la spermathèque de la reine.

Dans le processus de recherche, les reines représentent des solutions, tandis que les ouvrières représentent l'heuristique employée pour la recherche locale (amélioration). La taille de spermathèque représente le nombre d'accouplements par reine. Au début de l'algorithme, les ouvrières sont initialisées avec certaines heuristiques. Un ensemble de reines s'est produit aléatoirement et leurs génotypes se sont améliorés en utilisant une heuristique (ouvrière) pour préserver seulement les meilleures reines. Un ensemble de vols nuptiaux sont alors entrepris sachant que la vitesse et l'énergie de chaque reine sont initialisées aléatoirement à des valeurs dans  $[0.5, 1]$  pour s'assurer qu'elle volera pendant un certain nombre de fois. Les transitions effectuées par chaque reine sont en fonction de cette vitesse et cette énergie.

A chaque itération d'un vol, la reine s'accouple avec un bourdon rencontré durant sa trajectoire selon une probabilité. Si l'accouplement est réussi, le sperme du bourdon (génotype) est ajouté à la spermathèque de la reine. Quand toutes les reines ont terminé leurs vols, le procédé de création de couvée commence. Pour créer une nouvelle couvée, une reine est choisie selon le coût de son génotype, et le sperme est choisi aléatoirement à partir de la spermathèque de la reine, ensuite, on croise le sperme avec le génotype de la reine. La mutation est alors appliquée à la nouvelle couvée pour l'améliorer, en utilisant les ouvrières. Les nouvelles couvées améliorées sont alors triées selon leur forme physique (fitness) et elles remplacent les reines de mauvaises qualités jusqu'à ce qu'il n'y ait aucune couvée meilleure que n'importe quelle reine. Les couvées restantes sont alors détruites et un nouveau vol nuptial est entrepris. Ceci est répété jusqu'à ce que tous les vols nuptiaux soient générés ou un critère d'arrêt soit vérifié [29].

### III-5-5 Algorithme de colonie d'abeilles artificielle (ABC)

L'algorithme ABC (Artificiel Bee Colony) est développé par Karaboga et Basturk en 2005, en inspectant les comportements des abeilles réelles pour trouver la source de nourriture, qui s'appelle le nectar, et partager l'information des sources de nourriture aux autres abeilles dans le nid.

Dans cet algorithme, les abeilles artificielle sont définies et classifiées en trois groupes : abeilles employeuses (abeilles qui recherche la nourriture), spectatrices (abeilles d'observation) et scouts (éclaireuses) sont chargées de trouver de nouvelles nourritures, (le nectar de nouvelles source) [21].

Pour chaque source de nourriture, il y a seulement une abeille employeuse. C'est-à-dire, le nombre d'abeilles employeuses est égal au nombre de sources de nourriture [22]. Si l'abeille employeuse d'un site ne réussit pas de trouver la source de nourriture, elle doit être forcément devenir un scout pour rechercher aléatoirement de nouvelles sources de nourriture. Les abeilles employeuses partagent l'information avec les abeilles spectatrices dans une ruche de sorte que les abeilles spectatrices puissent choisir une source de nourriture pour l'explorer. Le processus de l'algorithme ABC est présenté comme suit:

#### Etape 1- Initialisation:

On commence par sélectionner  $Fe$  pourcentage de population de façon aléatoire dans l'espace de recherche en utilisant l'équation suivante:

$$U_j = U_j^{min} + n_j * (U_j^{max} - U_j^{min}) \quad n_j \in [0,1] \quad \dots \text{III-2}$$

Sachant que chaque abeille porte un vecteur ' $U$ ' de ' $n$ ' solution. A titre d'exemple le cas qu'on va simuler est expliqué comme suit:

$$U_{controle} = (P_i) \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} abeille_1 = (P_1) \\ abeille_2 = (P_2) \\ abeille_3 = (P_3) \\ \vdots = \\ \vdots = \\ abeille_i = (P_i) \end{array} \right\}$$

$P_i$  : puissance générée au jeu de barres  $i$ ;



Puis, on les évalue dans la fonction objective (équation de coût), ensuite on calcule leurs valeurs Fitness, appelées la quantité de nectar par l'équation suivante:

$$\text{Fitness} = \frac{1}{F_{\text{objective}}} \quad \dots\dots\dots \text{III-3}$$

Où  $F_e$  représente le rapport des abeilles dans la population totale. Une fois que ces populations sont placées dans l'espace de recherche, elles prennent le nom : les abeilles employeuses.

#### Etape 2- Déplacement des abeilles employeuses:

Calculer la probabilité de choisir une source de nourriture par l'équation (III-3) ;

$$P_i = \frac{0.9 * \text{Fitness}_i}{\max(\text{Fitness}_i)} + 0.1 \quad \dots\dots\dots \text{III-4}$$

Puis sélectionner une source de nourriture et ensuite déterminer ses quantités de nectar. L'équation de mouvement des abeilles observatrices est donnée ci-dessous:

$$m_{ij}(t+1) = x_{kj} + y (x_{ij}(t) - x_{kj}(t)) \quad y \in [0,1] \dots\dots\dots \text{III-5}$$

Tel que  $m_{ij}$  est la  $i^{\text{eme}}$  position de l'abeille spectatrice,  $t$  est le nombre d'itération,  $x_{ij}$  est l'abeille utilisée choisie aléatoirement, ' $j$ ' représente la dimension du vecteur de solution qui produit une série de variables aléatoires dans la gamme  $[-1,1]$ ; où  $k \in \{1,2,3,\dots,N\}$  et  $j \in \{1,2,\dots,D\}$  sont choisis aléatoirement;

' $D$ ' est le nombre de paramètre à optimiser. ' $K$ ' est aussi choisi aléatoirement mais doit être différent de l'indice ' $i$ '

#### Etape 3-Déplacer les scouts :

Si les valeurs de Fitness des abeilles employeuses ne sont pas améliorées par un nombre d'itérations prédéterminé, appelé "max-cycle", ces sources de nourriture sont abandonnées, et l'abeille trouvée dans cet emplacement passera aléatoirement pour explorer d'autres nouveaux emplacements. (Abeilles employeuses deviennent des Scouts). Cette explication est traduite mathématiquement par l'équation (III-6):

$$V_{ij} = V_{ijmin} + \phi_{ij} * (V_{ijmax} - V_{ijmin}) \quad \phi_{ij} \in [0,1] \quad \dots\dots\dots \text{III-6}$$

**Étape 4-Mettre à jour la meilleure source de nourriture trouvée jusqu'ici :**

Apprendre la meilleure valeur de Fitness et la position, qui sont trouvées par les abeilles, et les mémoriser.

**Étape 5-Critère d'arrêt** Vérifier le processus de calcul jusqu'à ce que le nombre d'itérations atteigne la valeur maximale prédéfinie ou qu'une solution de la fonction objective acceptable soit trouvée.

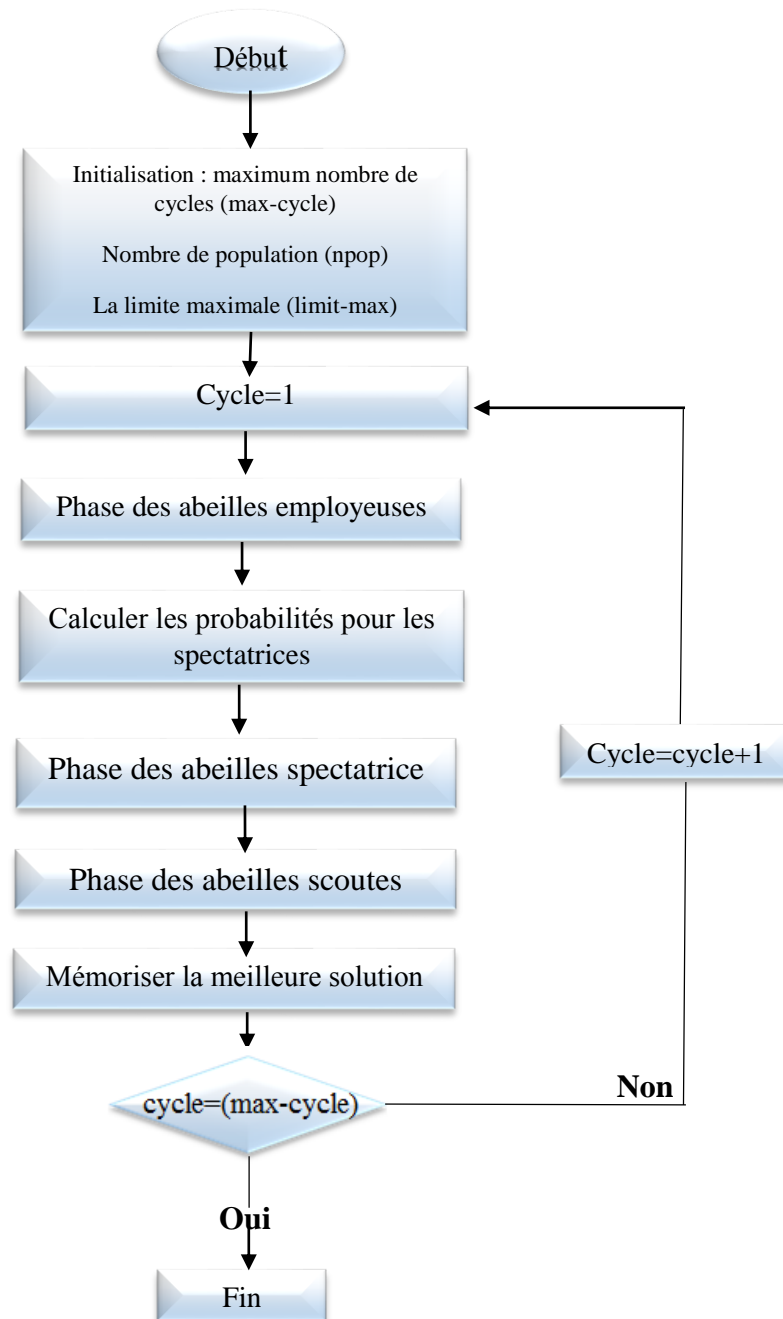


Fig III-4 : organigramme de l'algorithme ABC

### III-6 Amélioration de l'algorithme ABC

#### III-6 -1 Algorithme guidée (Guided artificial bee colony algorithm) GABC:

Il est bien connu qu'à la fois l'exploration et l'exploitation doivent être bien équilibrées en tous problèmes d'optimisations basé sur des solutions en population [33]. En Algorithme ABC, le processus de remplacement abandonné des sources de nourriture est simulé en produisant de manière aléatoire une nouvelle solution, comme on le voit dans l'équation. (III-6). Les nouvelles solutions dans La phase des abeilles scouts de l'algorithme ABC ne sont pas basées sur l'information des solutions précédentes ou meilleure solution globale. Dans la pratique, nous avons remarqué que, après un certain nombre de cycles, les solutions se rapprocheront de la valeur optimale, d'où l'utilisation de la solution aléatoire donnée par l'équation. (III-6) sera un pas en arrière.

Dans l'algorithme de base ABC n'utilise pas la meilleure solution globale pour chaque cycle (génération) comme dans le cas de l'algorithme des essaim de particule (PSO), l'algorithme ABC a une bonne capacité de recherche globale mais dépourvu d'une capacité de recherche locale, cependant l'algorithme de PSO a une bonne aptitude pour la recherche locale et une mauvaise aptitude pour la recherche globale. Dans le but d'améliorer la capacité d'exploitation et perfectionner l'habileté pour l'utilise des bonnes solutions déjà trouvées de l'algorithme ABC nous introduisons dans l'équation (III-6) un terme supplément. Inspiré par la proposition initiale en SAVPSO [34],'' nous modifier l'équation de recherche de solution en appliquant la meilleure solution globale pour guider la recherche d'éclaireur afin d'améliorer l'exploration'' [35].

Dans l'ABC d'origine, la nouvelle solution en phase scout est générée par l'utilisation d'une approche aléatoire, il est donc très difficile de générer une nouvelle solution qui pourrait être placé dans la région prometteuse de l'espace de recherche. Notre algorithme modifié utilise une approche différente basée sur proposition utilisée dans SAVPSO [34]. Au lieu de générer une solution aléatoire sur la base de l'équation. (III-6), l'éclaireur va générer une nouvelle solution en ajoutant l'information globale de l'expérience ( $x_{best, j}$  - la meilleure source globale de nourriture), l'équation (III-7) modifiée dirige la trajectoire de recherche vers optimum global :

$$U_{i,j} = x_{i,j} + \phi^* (x_{i,j} - x_{k,j}) + C (x_{best} - x_{k,j}) \quad \dots (III-7)$$

Où C : est un nombre aléatoire choisi de préférence dans l'intervalle [0 2]

$x_{best}$  : la meilleure solution globale (meilleure abeille)

### III-6 -2 Nouveaux colonie d'abeilles artificielle (Novel Artificial Bee Colony)

Une autre amélioration, Inspiré par l'algorithme de l'évolution différentielle (ED), afin de surmonter la limitation, l'équation de recherche de solution est modifiée en incorporant la meilleure solution dans le processus de recherche, ce que cela en remplacer l'équation (III-6) par l'équation (III-8) comme suit :

$$v_{ij} = x_{ij} + (1 - \phi)(x_{kj} - x_{ij}) + \phi(x_{best} - x_{ij}) \dots \dots (III-8)$$

tel que  $\phi$  intervalle de [0 1]

$x_{best}$  est la meilleure solution

### Conclusion

Dans ce chapitre, nous parlons sur quelque description de base d'optimisation par les méthodes des abeilles connus, Puis nous avons détaillé le mécanisme de l'une des plus importantes et récente méta-heuristiques d'aujourd'hui qui permet de résoudre un problème d'optimisation combinatoire appelée la méthode de colonie d'abeilles artificielle (ABC)

La recherche est toujours continue, il y'a des autres améliorations appliqué sur l'algorithme ABC pour recherches toujours sur les meilleurs solutions, tel que l'algorithme GABC, NABC ...etc.

## Chapitre IV

### Résultats et interprétations

## Introduction

Dans ce chapitre on va tester l'application de l'algorithme de colonie artificielle des abeilles (ABC) de base, et ces améliorations (*Algorithme de colonie artificielle des abeilles guidé (GABC)*) et le *Nouveaux colonie d'abeilles artificielle (NABC)*, sur le dispatching économique avec une programmation dans le langage Matlab. Le test se fait sur deux réseaux électriques de teste, le première est un réseau de six générateurs, et le deuxième de quinze générateur.

Les résultats obtenus vont être comparés avec deux autres méthodes méta-heuristiques (étudié dans le 2<sup>ème</sup> chapitre) qui sont les Algorithme génétique (AG), et les essaims de particule (PSO), et avec deux améliorations dans la méthode PSO qui sont CPSO1 et CPSO2

Tous ces simulations sont effectué sur Matlab version 7.9.0 et un laptop HP de processeur I3 et une RAM 4 Gb.

### VI-1 système de test 6 unités

Le modèle de six unités de production est décrit sur le tableau suivant, tel que  $P_{min}$  c'est la puissance minimale,  $P_{max}$  est la puissance maximale et  $(\alpha \beta \gamma)$  sont les coefficients du cout.

Tableau VI-1 : La capacité de production et les coefficients des unités pour un système de 6 unités

Unité	$P_{min}(MW)$	$P_{max}(MW)$	$\alpha (\$/h)$	$\beta (\$/MWh)$	$\gamma (\$/MW^2h)$
1	100	500	240	7.0	0.0070
2	50	200	200	10.0	0.0095
3	80	300	220	8.5	0.0090
4	50	150	200	11.0	0.0090
5	50	200	220	10.5	0.0080
6	50	120	190	12.0	0.0075

Les pertes sont calculées avec la matrice B Coefficient suivante :

$$\begin{aligned}
 B_{ij} = & \begin{bmatrix} 0.0017 & 0.0012 & 0.0007 & -0.0001 & -0.0005 & -0.0002 \\ 0.0012 & 0.0014 & 0.0009 & 0.0001 & -0.0006 & -0.0001 \\ 0.0007 & 0.0009 & 0.0031 & 0.0000 & -0.0010 & -0.0006 \\ -0.0001 & 0.0001 & 0.0000 & 0.0024 & -0.0006 & -0.0008 \\ -0.0005 & -0.0006 & -0.0010 & -0.0006 & 0.0129 & -0.0002 \\ -0.0002 & -0.0001 & -0.0006 & -0.0008 & -0.0002 & 0.0150 \end{bmatrix}; \\
 B_{0i} = & 10^{-3} \cdot [-0.3908 \ -0.1297 \ 0.7047 \ 0.0591 \ 0.2161 \ -0.6635]; \\
 B_{00} = & 0.0056;
 \end{aligned}$$

### VI-1-2 Application de l'algorithme de base (ABC) pour un système 6 unité :

On applique la méthode ABC sur le système de 6 unités :

On fixe la puissance demandée 1263 MW

Le nombre de population est 50 (abeilles)

Les caractéristiques de tableau VI-1

La figure (VI-2) suivante représente la convergence de solution par chaque cycle

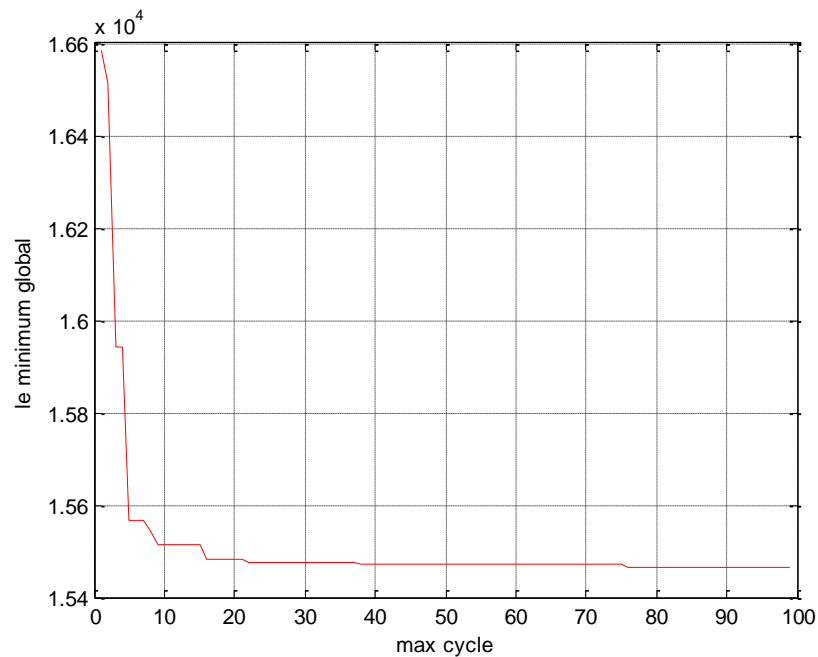


Fig VI-1. La convergence de solution

Les puissances générées (meilleure solution pour chaque individu) sont représenté dans la figure VI-2

*Puissance générée totale*

$P_{gt} = 1275.8 \text{ (MW)}$

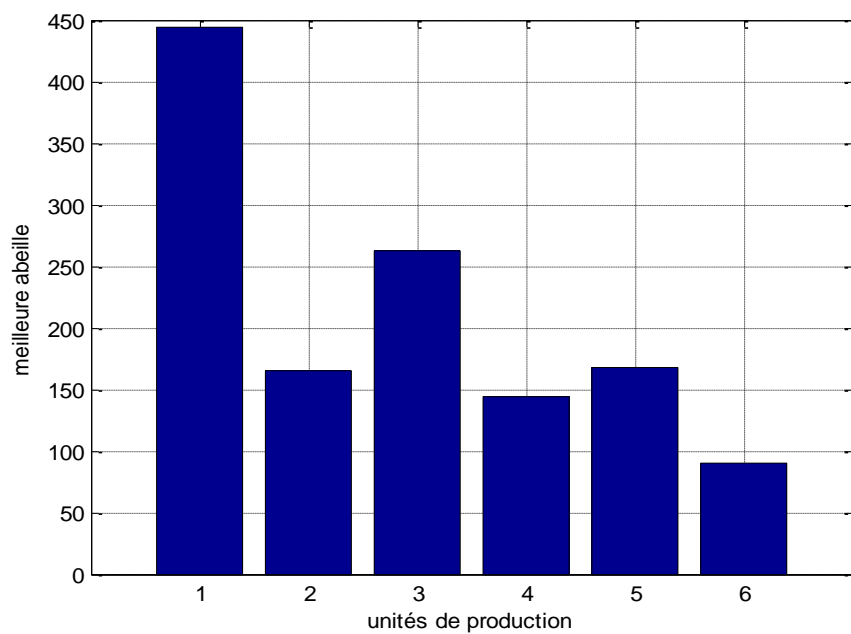


Fig. VI-2 la puissance générée dans chaque unité de production (pour ABC 6 unité)



Les pertes :

$$PL = 12.9006 \text{ (MW)}$$

Le cout de production :  $fc = 15449 \text{ (\$/h)}$

### VI-1-2 Application de l'algorithme (GABC) pour un système 6 unités :

On applique la méthode GABC guidé avec la meilleure solution g-best sur le même système (six unité) avec les caractéristiques dans le tableau (VI-1)

Les puissances générées (meilleure solution pour chaque individu) sont représenté dans la figure VI-3

*Puissance générée totale*

$$P_{gt} = 1275.1 \text{ (MW)}$$

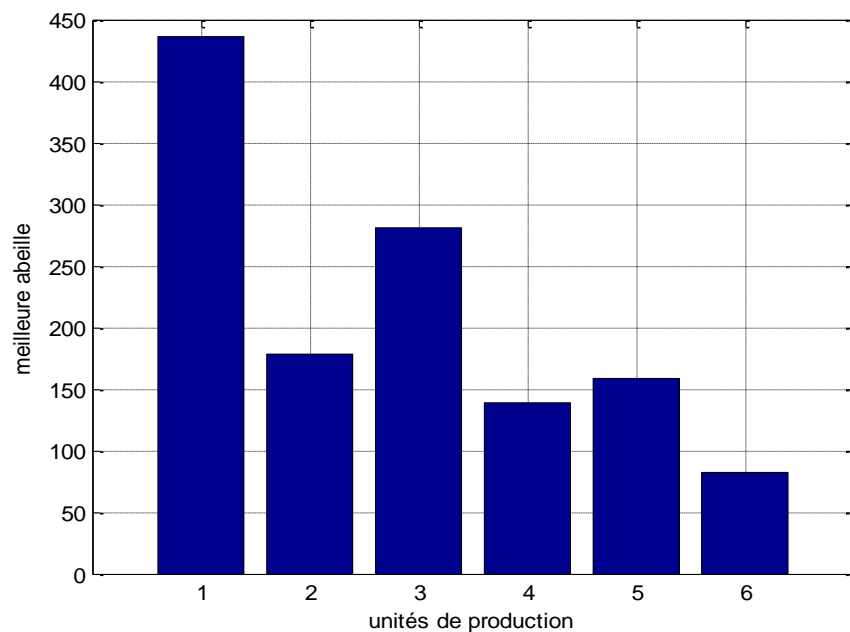


Fig. VI-3 la puissance générée dans chaque unité de production (pour GABC 6 unités)

Les pertes :

$$PL = 12.9529 \text{ (MW)}$$

Le cout de production :  $fc = 15443 \text{ (\$/h)}$

### Interprétation :

Pour obtenir un bon résultat, on a fait plusieurs essais (50 essais dans notre programme) comme nous représentons dans la figure (VI-4) qui correspondante l'application de ABC sur un système de six unité, et parce que c'est une méthode méta-heuristique, on obtenir dans chaque essai un résultat différent.

Le tableau (VI-2) représente la comparaison entre les deux méthodes ABC et GABC qui concerne le cout, l'erreur de calcul et le temps d'exécution, tel que l'erreur est calculé dans l'équation (VI-1) comme suit :

$$Err = \sum_i^g (Pg) - Pd - PL \dots\dots VI-1$$

Pg: la puissance générée totale (MW)

Pd: la puissance demandée (MW)

PL : les pertes (MW)

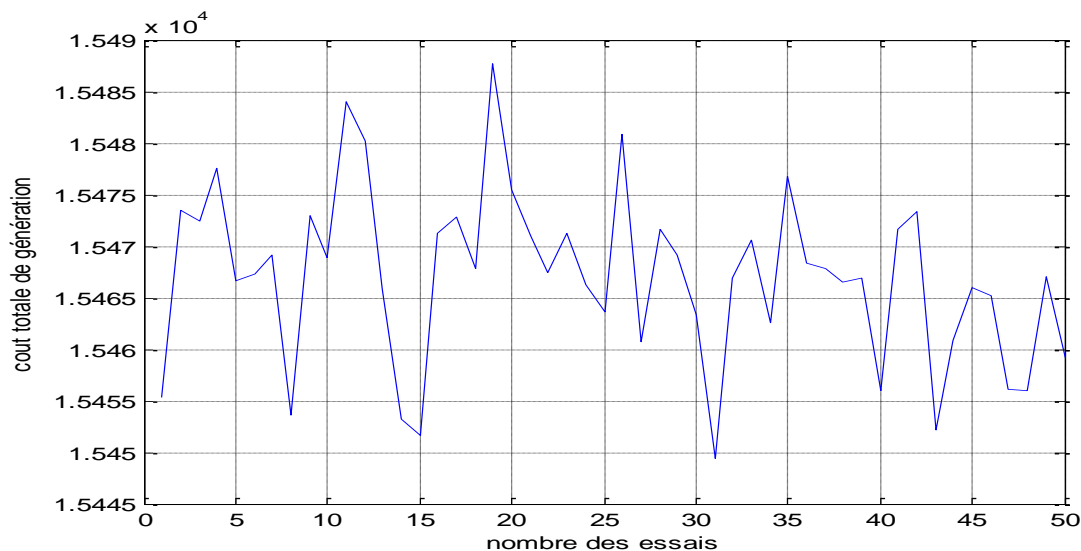


Fig. VI-4 variation de cout de génération pour chaque essai (50 essai) pour un système 6 unités

Tableau VI-2 Comparaison entre ABC et GABC pour 50 essais (système 6 unités)

L'algorithme	cout maximal(\$/h)	cout minimal(\$/h)	cout moyen(\$/h)	l'erreur(MW)	temps CPU(s)
ABC	15488	15449	15467	0.1192	0.574175
GABC	15513	15443	15480	0.3742	0.591328

### VI-1-3 Comparaison des résultats avec des autres méthodes méta-heuristique :

Dans le tableau (VI-3) suivant, on va comparer les résultats de dispatching par l'algorithme ABC et GABC avec les résultats de PSO et les algorithmes génétique AG [36], ainsi avec les méthodes améliorés combinatoire optimisation par essaim de particules (CPSO1 et CPSO2) [37], pour le même système de six unités avec les caractéristiques de tableau (VI-1)

Tableau VI-3 comparaison des résultats des méthodes méta-heuristique

Unité puissance générée	Algorithme de base			Algorithme amélioré		
	ABC	AG [36]	PSO [36]	CPSO1 [37]	CPSO2 [37]	GABC
$P_{G1} (MW)$	444.4255	474.8066	447.4970	434.4236	434.4295	436.2809
$P_{G2} (MW)$	165.0387	178.6363	173.3221	173.4385	173.3231	177.8535
$P_{G3} (MW)$	263.1270	262.2089	263.4745	274.2247	274.4735	281.3221
$P_{G4} (MW)$	144.2209	134.2826	139.0594	128.0183	128.0598	138.4247
$P_{G5} (MW)$	168.4029	151.9039	165.4761	179.7042	179.4759	159.0145
$P_{G6} (MW)$	90.5664	74.1812	87.1280	85.9082	85.9281	82.1830
Puissance générée totale (MW)	<b>1275.8</b>	<b>1276.03</b>	<b>1276.0</b>	<b>1276.0</b>	<b>1276.0</b>	<b>1275.1</b>
Les pertes (MW)	<b>12.9006</b>	<b>13.0217</b>	<b>12.9584</b>	<b>12.9583</b>	<b>12.9582</b>	<b>12.9529</b>
Coût de génération totale (\$/h)	<b><u>15449</u></b>	<b><u>15459</u></b>	<b><u>15450</u></b>	<b><u>15447</u></b>	<b><u>15449</u></b>	<b><u>15443</u></b>

L'algorithme ABC nous donne un bon résultat par rapport les autres algorithmes de base AG et PSO en ce qui concerne les pertes et le coût de production, ainsi pour l'algorithme GABC qui nous donne des bons résultats par rapport les autres méthodes de base et aussi pour les méthodes amélioré CPSO1 et CPSO 2.

## VI-2 système de test 15 unités

Le modèle de quinze unités de production est décrit sur le tableau suivant, tel que  $P_{min}$  c'est la puissance minimale,  $P_{max}$  est la puissance maximale,  $(\alpha \beta \gamma)$  sont les coefficients du cout et les effets rebond ( $UR_i DR_i$ ) de chaque unité.

Tableau VI-4 : La capacité de production et les coefficients des unités pour un système de 15 unités

Unité	$P_{min}(MW)$	$P_{max}(MW)$	$\alpha$ (\$)	$\beta$ (\$/MWh)	$\gamma$ (\$/MW <sup>2</sup> h)	$UR_i$	$DR_i$	$P_i^0$
1	150	455	671	10.1	0.000299	80	120	400
2	150	455	574	10.2	0.000183	80	120	300
3	20	130	374	8.8	0.001126	130	130	105
4	20	130	374	8.8	0.001126	130	130	100
5	150	470	461	10.4	0.000205	80	120	90
6	135	460	630	10.1	0.000301	80	120	400
7	135	465	548	9.8	0.000364	80	120	350
8	60	300	227	11.2	0.000338	65	100	95
9	25	162	173	11.2	0.000807	60	100	105
10	25	160	175	10.7	0.001203	60	100	110
11	20	80	186	10.2	0.003586	80	80	60
12	20	80	230	9.9	0.005513	80	80	40
13	25	80	225	13.1	0.000371	80	80	30
14	15	55	309	12.1	0.001929	55	55	20
15	15	55	223	12.4	0.004447	55	55	20

Les pertes sont calculées avec la matrice B Coefficient suivante :

$B_{ij}=10^{-3} \cdot [ \begin{matrix} 1.4 & 1.2 & 0.7 & -0.1 & -0.3 & -0.1 & -0.1 & -0.1 & -0.3 & 0.5 & -0.3 & -0.2 & 0.4 & 0.3 & -0.1; \\ 1.2 & 1.5 & 1.3 & 0.0 & -0.5 & -0.2 & 0.0 & 0.1 & -0.2 & -0.4 & -0.4 & 0.0 & 0.4 & 1.0 & -0.2; \\ 0.7 & 1.3 & 7.6 & -0.1 & -1.3 & -0.9 & -0.1 & 0.0 & -0.8 & -1.2 & -1.7 & 0.0 & -2.6 & 11.1 & -2.8; \\ -0.1 & 0.0 & -0.1 & 3.4 & -0.7 & -0.4 & 1.1 & 5.0 & 2.9 & 3.2 & -1.1 & 0.0 & 0.1 & 0.1 & -2.6; \\ -0.3 & -0.5 & -1.3 & -0.7 & 9.0 & 1.4 & -0.3 & -1.2 & -1.0 & -1.3 & 0.7 & -0.2 & -0.2 & -2.4 & -0.3; \\ -0.1 & -0.2 & -0.9 & -0.4 & 1.4 & 1.6 & 0.0 & -0.6 & -0.5 & -0.8 & 1.1 & -0.1 & -0.2 & 1.7 & 0.3; \\ -0.1 & 0.0 & -0.1 & 1.1 & -0.3 & 0.0 & 1.5 & 1.7 & 1.5 & 0.9 & -0.5 & 0.7 & 0.0 & -0.2 & -0.8; \\ -0.1 & 0.1 & 0.0 & 5.0 & -1.2 & -0.6 & 1.7 & 16.8 & 8.2 & 7.9 & -2.3 & -3.6 & 0.1 & 0.5 & -7.8; \\ -0.3 & -0.2 & -0.8 & 2.9 & -1.0 & -0.5 & 1.5 & 8.2 & 12.9 & 11.6 & -2.1 & -2.5 & 0.7 & -1.2 & -7.2; \\ -0.5 & -0.4 & -1.2 & 3.2 & -1.3 & -0.8 & 0.9 & 7.9 & 11.6 & 20.0 & -2.7 & -3.4 & 0.9 & -1.1 & -8.8; \\ -0.3 & -0.4 & -1.7 & -1.1 & 0.7 & 1.1 & -0.5 & -2.3 & -2.1 & -2.7 & 14.0 & 0.1 & 0.4 & -3.8 & 16.8; \\ -0.2 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & -0.2 & -0.1 & 0.7 & -3.6 & -2.5 & -3.4 & 0.1 & 5.4 & -0.1 & -0.4 & 2.8; \\ 0.4 & 0.4 & -2.6 & 0.1 & -0.2 & -0.2 & 0.0 & 0.1 & 0.7 & 0.9 & 0.4 & -0.1 & 10.3 & -10.1 & 2.8; \\ 0.3 & 1.0 & 11.1 & 0.1 & -2.4 & -1.7 & -0.2 & 0.5 & -1.2 & -1.1 & -3.8 & -0.4 & -10.1 & 57.8 & -9.4; \\ -0.1 & -0.2 & -2.8 & -2.6 & -0.3 & 0.3 & -0.8 & -7.8 & -7.2 & -8.8 & 16.8 & 2.8 & 2.8 & -9.4 & 128.3; \end{matrix} ]$   
 $B_{0i}=10^{-3} \cdot [ -0.1 \ -0.2 \ 2.8 \ -0.1 \ 0.1 \ -0.3 \ -0.2 \ -0.2 \ 0.6 \ 3.9 \ -1.7 \ 0.0 \ -3.2 \ 6.7 \ -6.4 ]$ ;  
 $B_{00}=0.0055$ ;

Le tableau (VI-5) ci-dessous montre les zones interdites et les limites de la rampe de chaque générateur (15 unité de production) :

Tableau VI-5 Zones interdites d'unité de production pour un système 15 unité

Unité	Zones interdites					
2	[185	225]	[305	335]	[420	450]
5	[180	255]	[305	335]	[390	420]
6	[230	255]	[365	395]	[430	455]
12	[30	40]	[55	65]		

### VI-1-2 Application de l'algorithme de base (ABC) pour un système 6 unité :

- On applique la méthode ABC sur le système de 15 unités :

On fixe la puissance demandée 2630 MW

Le nombre de population est 50 (abeilles)

Les caractéristiques de tableau VI-4

La figure (VI-5) suivante représente la convergence de solution par chaque cycle

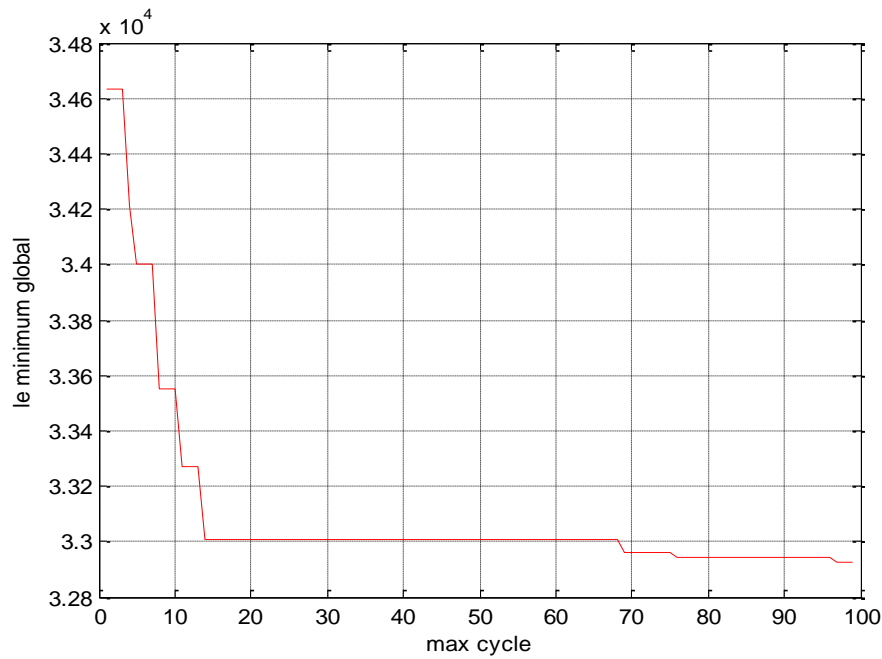


Fig. VI-5 la convergence de solution

Les puissances générées (meilleure solution pour chaque individu) sont représenté dans la figure VI-7

*Puissance générée totale*

$P_{gt} = 2663.8 \text{ (MW)}$

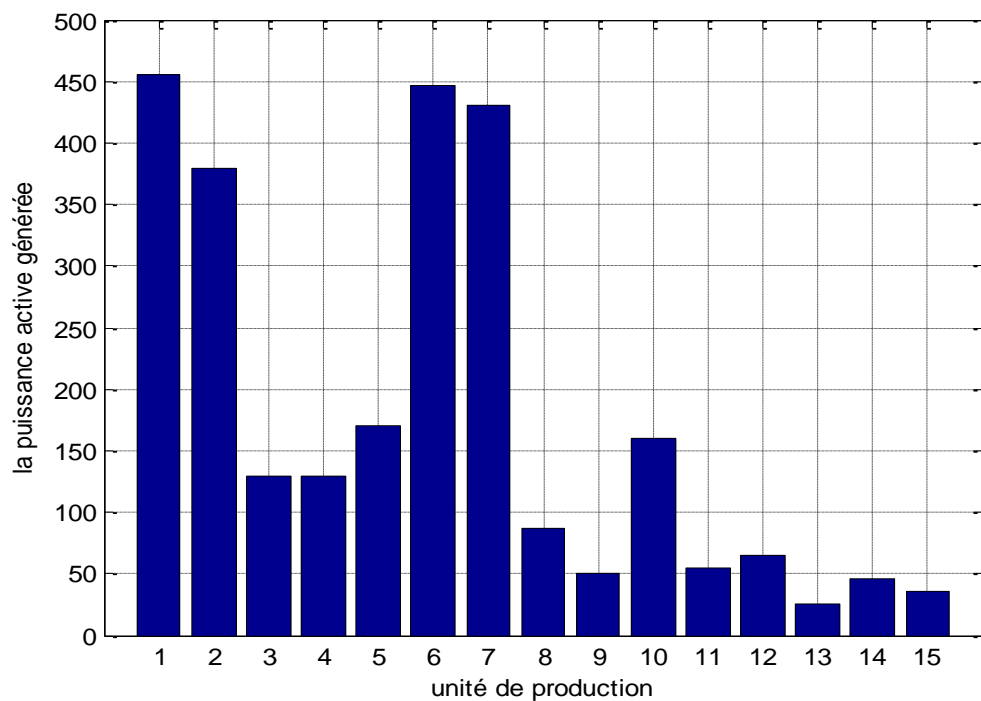


Fig. VI-6 la puissance générée dans chaque unité de production (pour ABC 15 unités)

**Les pertes :**

PL = 33.7791 (MW)

**Le cout de production :**

fc = 32834\$

### VI-1-2 Application de l'algorithme (GABC) pour un système 15 unités :

On applique la méthode GABC guidé avec la meilleure solution g-best sur le même système (quinze unité) avec les caractéristiques dans le tableau (VI-4)

Les puissances générées (meilleure solution pour chaque individu) sont représenté dans la figure VI-8

Puissance totale générée :

**Pgt= 2661.6**

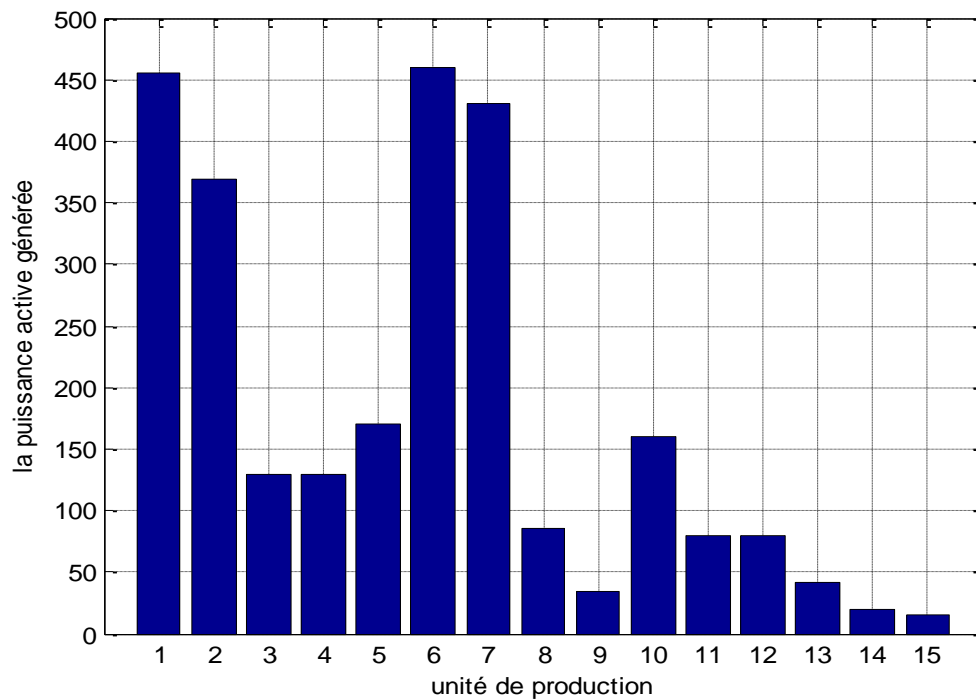


Fig. VI-7 la puissance générée dans chaque unité de production (pour GABC 15 unités)

**Les pertes :**

**PL = 31.0943 (MW)**

**Le cout de production :**  $fc = 32761 (\$/h)$

### VI-1-3 Application de l'algorithme (NABC) pour un système 15 unités :

On applique la méthode NABC aussi sur le même système (quinze unité) avec les caractéristiques dans le tableau (VI-4)

Les puissances générées (meilleure solution pour chaque individu) sont représenté dans la figure (VI-9)

Puissance totale générée :

**Pgt=2656.9**

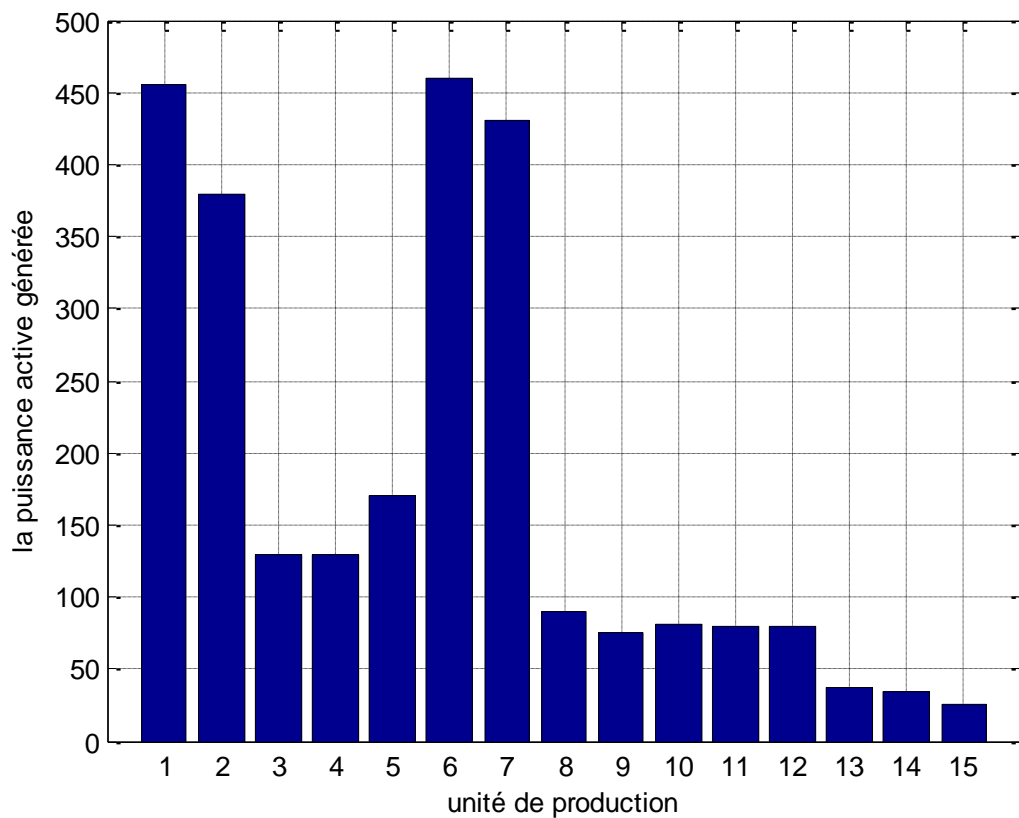


Fig. VI-8 la puissance générée dans chaque unité de production (pour NABC 15 unités)

**Les pertes :**

**29.4381**

**Le cout :** **32737 (\$/h)**

**Interprétation :**

Pour obtenir un bon résultat, on a fait encore plusieurs essais (50 essais dans notre programme) comme nous représentons dans la figure (VI-9) qui correspondante l'application de ABC sur un système de quinze unités

Le tableau (VI-6) représente la comparaison entre les méthodes ABC, GABC et NABC qui concerne le cout, l'erreur de calcul et le temps d'exécution, tel que l'erreur est calculé dans l'équation (VI-1)



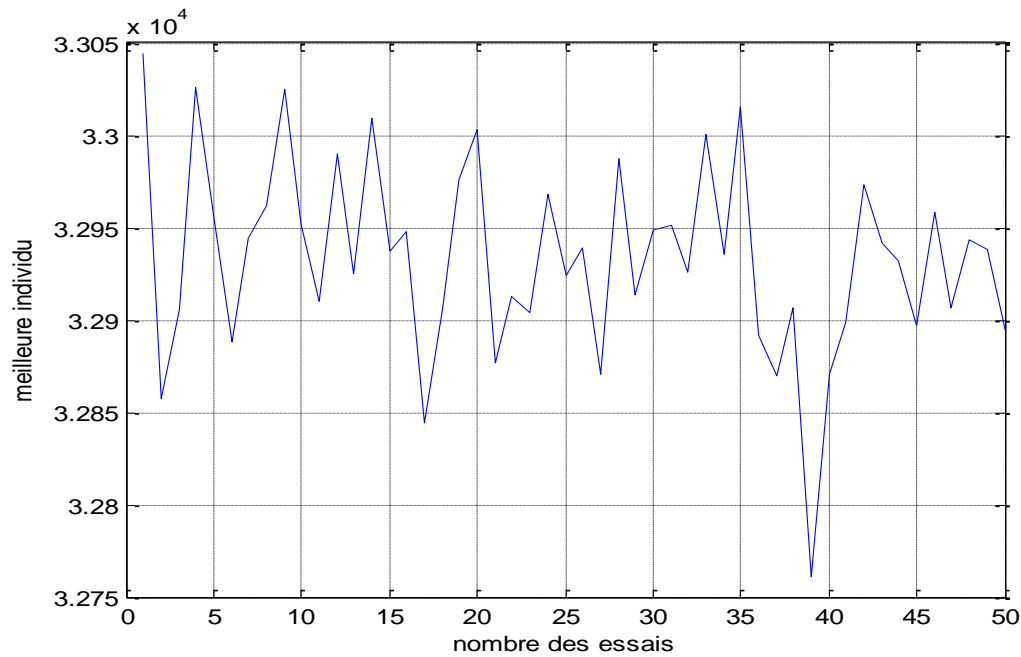


Fig. VI-9 variation de cout de génération pour chaque essai (50 essai) pour un système 15 unités

Tableau VI-6 Comparaison entre ABC et GABC pour 50 essais (système 15 unités)

L'algorithme	cout maximal(\$/h)	cout minimal(\$/h)	cout moyen(\$/h)	l'erreur(MW)	temps CPU(s)
<b>ABC</b>	<b>33106</b>	<b>32834</b>	<b>33005</b>	<b>0.0021</b>	<b>0.690289</b>
<b>GABC</b>	<b>33044</b>	<b>32761</b>	<b>32933</b>	<b>0.4976</b>	<b>0.725732</b>
<b>NABC</b>	<b>33140</b>	<b>32737</b>	<b>32991</b>	<b>0.1245</b>	<b>0.6170</b>

### VI-1-3 Comparaison des résultats avec des autres méthodes méta-heuristique :

Comme on a fait pour le système six unités, dans le tableau (VI-7) suivant, on va comparer les résultats de dispatching par l'algorithme ABC et GABC avec les résultats de PSO et les AG et CPSO pour le même système de quinze unités avec les caractéristiques de tableau (VI-4)

Tableau VI-7 comparaison des résultats des méthodes méta-heuristique

Algorithme de base				Algorithme amélioré			
Unité puissance générée	ABC	AG [36]	PSO [36]	CPSO1 [37]	CPSO2 [37]	GABC	NABC
P <sub>G1</sub> (MW)	455	415.31	439.12	450.05	50.02	455	455
P <sub>G2</sub> (MW)	380	359.72	407.97	454.04	54.06	369.4494	380
P <sub>G3</sub> (MW)	130	104.42	119.63	124.82	24.81	130	130
P <sub>G4</sub> (MW)	130	74.98	129.99	124.82	24.81	130	130
P <sub>G5</sub> (MW)	170	380.28	151.07	151.03	51.06	170	170
P <sub>G6</sub> (MW)	446.0496	426.79	459.99	460	460	460	460
P <sub>G7</sub> (MW)	430	341.32	425.56	434.53	434.57	430	430
P <sub>G8</sub> (MW)	87.0098	124.79	98.56	148.41	148.46	85.4747	90.0659
P <sub>G9</sub> (MW)	49.7155	133.14	113.49	63.61	63.59	34.3501	74.9759
P <sub>G10</sub> (MW)	160	89.26	101.11	101.13	101.12	160	81.1433
P <sub>G11</sub> (MW)	54.1693	60.06	33.91	28.656	28.655	80	80
P <sub>G12</sub> (MW)	64.7119	50.0	79.96	20.912	20.914	80	80
P <sub>G13</sub> (MW)	25.4017	38.77	25.0	25.001	25.002	41.9126	36.5873
P <sub>G14</sub> (MW)	45.7558	41.9	41.41	54.418	54.414	20.4050	33.8755
P <sub>G15</sub> (MW)	35.9677	22.64	35.61	20.625	20.624	15	25.2553
Puissance générée totale (MW)	<b>2663.8</b>	<b>2668.4</b>	<b>2662.4</b>	<b>2662.1</b>	<b>2662.1</b>	<b>2661.6</b>	<b>2.6569</b>
Les pertes (MW)	<b>33.7791</b>	<b>38.2782</b>	<b>32858</b>	<b>32.1302</b>	<b>32.1303</b>	<b>31.0943</b>	<b>29.4381</b>
Cout de Génération totale (\$/h)	<b><u>32834</u></b>	<b>33113</b>	<b>32858</b>	<b>32835</b>	<b>32834</b>	<b><u>32761</u></b>	<b><u>32737</u></b>

La même chose pour le système 15 unités, l'algorithme ABC nous donne un bon résultat par rapport les autres algorithmes de base AG et PSO en ce qui concerne les pertes et le coût de production, ainsi pour l'algorithme GABC et NABC qui nous donne des bons résultats par rapport les autres méthodes de base et aussi pour les méthodes amélioré "combinatoire optimisation par essaim de particules" CPSO1 et CPSO 2.

## Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'application et le teste de l'algorithme ABC et GABC, en générale ces méthodes sont utilisé comme les autres méthodes méta-heuristique pour l'optimisation d'une fonction quadratique (non linéaire) dans le but de minimisation du cout de production, le teste ce fait pour un système de six unités et pour un système de quinze unité, on a comparés les deux méthodes pour 50 essais.

L'objective de notre application c'est la comparaison des résultats obtenus avec des autres méthodes méta-heuristique soit de base (AG et PSO) [36] soit amélioré (CPSO1 et CPSO2) [37].

Finalement, les résultats obtenus sont trais satisfait par rapport les méthodes a comparés.

## Perspective

Malgré que notre méthode nous donne des résultats satisfaisants, mais on peut obtenir des résultats meilleurs par l'incorporation des techniques 'intelligence artificielle comme la logique floue et les réseaux de neurones pour contrôler les équations de recherche.

## Conclusion générale

Cette étude nous a permis dans le premier lieu de comprendre l'aspect physique du problème de dispatching économique. Une analyse des différentes méthodes conventionnelles a été faite, la déférence entre les méthodes classique et les méthodes méta-heuristique a été mis au point, en décrivant la nécessité de faire recours aux méthodes méta-heuristique à cause des contraintes pratiques des générateurs.

On a proposé la méthode de colonie artificielle des abeilles (ABC) et les algorithmes amélioré (GABC) et (NABC) pour la résoudre du problème de dispatching économique. L'étude et l'application de cette méthode nous a permis de connaître et de maîtriser le fonctionnement et l'efficacité des méthodes d'optimisation stochastique. Dans ce travail nous avons traité le problème de dispatching économique avec considération de l'effet de l'ouverture des vannes, les zones interdites et la limite de puissance générée dans chaque unité de production.

On a utilisé la méthode de B-coefficients pour calculer les pertes, et on a comparé l'algorithme ABC et GABC avec des autres méthodes méta-heuristique qui sont les Algorithme génétique et les essaims de particules. L'objectif est d'introduire les puissances actives dans la formule des pertes actives totales et dans la formulation du dispatching économique est de démontrer l'impact des pertes sur le coût totale.

La tâche principale d'un dispatcheur est d'assurer une planification optimale des puissances générées. Nous avons traité ce problème sur un réseau contenant six unités de production et un réseau contenant quinze unités de production. 50 essais utilisés pour valider l'efficacité d'optimisation par l'algorithme ABC et GABC et la comparer avec les AG et PSO, les résultats obtenus sont satisfaisants.

La recherche est toujours continuée, les mathématiciens guidés les ingénieurs pour obtenir les bons résultats par découvrir des nouvelles techniques et des améliorations dans les méthodes méta-heuristique par exemple comme l'algorithme guidé (GABC) (appliqué pour notre étude) et la l'algorithme (CPSO) « Combinatorial Particle Swarm Optimization» (pris comme un algorithme de comparaison pour validation de nos applications).

## Bibliographie

- [1] A. Salhi 1, T. Bouktir 2, Résolution du Problème de Dispatching Economique par les Méthodes Métaheuristiques en utilisant la Logique Floue, RoadeF 2013, Troyes France
- [2] Sayeh Samir “Application de l’Intelligence Artificielle pour le Fonctionnement Optimal des Systèmes Electriques Thèse de doctorat université de Sétif Algérie. 2007
- [3] Yang Jun-jie, Zhou Jian-zhong, YU Jing, et Al “A Hybrid Intelligent Genetic Algorithm For Large Scale Unit Commitment”, Power System Technology, Vol.28, No.19,2004, pp. 47-50.
- [4] A.J. Wood, B.F. Wollenberg, Power generation operation and control, Second. Edition, John Wiley & Sons, New York, NY, 1996
- [5] Wang C, Shahidehpour SM. Effects of ramp rate limits on unit commitment and economic dispatch.IEEE Trans Power Syst 1993;8:1341–50. M1
- [6] A. J. Svoboda, C. Tseng , C. Li, R. B. Johnson’’Short-Tenn Resource Scheduling with Ramp Missouri University of Science and Technology Scholars' Mine 1-1-1998
- [7] Slimani linda ‘’ Contribution à l’application de l’optimisation par des méthodes metaheuristiques à l’écoulement de puissance optimal dans un environnement de l’électricité dérégulé. Thèse de doctorat université de Batna 12/2009.
- [8] B.Mohammadi –ivatloo, A.Rabiee, M .Mehdi Ehsan “Time varying acceleration coefficients IPSO forsolving dynamic economic dispatch with non-smooth cost function”Energy conversion and management 56(2012) 175-183. Constraints’’, submitted to the IEEE PES 1996 Winter meeting.ter, Université de Batna 2009.
- [9] F. Michael, L. Yun Kang, Projet de Conduite des réseaux électriques ELE234 : dispatching économique avec/sans pertes. Université libre de Bruxelles, 2007.
- [10] J. Restrepo, Unit commitment with primary frequency constraint in electric power systems, McGill University, Montréal, Québec, Canada, 2/2005.
- [11] A. Merev, "Comparison of the economic dispatch solutions with and without transmission losses", JEE, Vol.2, No. 2, 2002, pp. 521-525.
- [12] Mouhamadi, méthode de la plus grande pente, projet n°2, <http://www.math.univ-montp2.fr>, département mathématique, université de Montpellier.
- [13] Jcmiras.Net\_01. The lambda iteration method for solving optimal dispatch, <http://www.jcmiras.net/jcm/item/15/>, jcmiras 2006 (date d’acces 2015)

- [14] T. Overbye, Economic dispatch and optimal power flow, ECE 476: Power system analysis Lecture 17, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Illinois, 2008.
- [15]- R.belhachem,F Benhamida, A Bendaoued et Y Ramdani, Résolution de dispatching optimal en combinant l'écoulement de puissance pour le calcul des pertes ,Université Djillali Liabès de Sidi-Bel-Abbès,2009
- [16] J. D. Glover, M. S. Sarma, Power System Analysis & design, Pws Pub Co, 2nd edition 01/ 1994, 583 p. M2
- [17] Bouabdallah Amara, Application des algorithmes génétiques au dispatching économique et environnemental. Faculté des Sciences et de la technologie Biskra 17 déc. 2014
- [18] Stéphane Gerbex, "Métaheuristique appliquées au placement optimal des dispositif FACTS dans un réseau électrique," Ecole Polytechnique Federal de Laussane Thèse de Doctorat Es Sciences Technique 2742, 2003.
- [19] Souquet Amédée and Radet Francois-Gérard ALGORITHMES GENETIQUESTE de fin d'annéeTutorat de Mr Philippe Audebaud Soutenu le 21/06/2004 devant la commission composée de : S. Julia P. Audebaud G. Dufay
- [20] C. Eyquem et A. Montaut, Les Algorithmes Génétiques, conférence Rodef 2009.
- [21] Michalewicz Z., Deb K., Schmidt M. et Stidsen TH. (1999). "Evolutionary algorithms for engineering applications". pp.73-94. Dans"Evolutionary algorithms in engineering and computer science: recent advances in genetic algorithms, evolution strategies, evolutionary programming, genetic programming and industrial applications". Edité par : Makela M., Miettinen K., Neittaanmaki P. et Periaux J., Chichester; New York: Wiley, 500 p.
- [22] Tomassini M. (1999). "Parallel and distributed evolutionary algorithms: Review". pp.113-133. Dans : "Evolutionary algorithms in engineering And computer science: recent advances in genetic algorithms, evolution strategies, evolutionary programming, genetic programming and industrial applications". Édité par : Makela M., Miettinen K., Neittaanmaki P. et Periaux J., Chichester; New York: Wiley, 500 p.
- [23] Goldberg D.E., (1994) (1989).. Algorithmes génétiques : exploration, optimisation et apprentissage automatique. Traduction de l'anglais américain par Vincent Corruble. Éditions Addison-Wesley France, 417 p. Genetic Algorithms in Search.
- [24] Goldberg D.E., (1989). Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Addison Wesley Longman, 412 p.
- [25] Guillaume CALAS (EPITA) Optimisation par essaim particulaire (, 14-16 rue Voltaire, 94270 Le Kremlin-Bicêtre, France),2010

- [26] R. Benabid , "Optimisation Multi-objectif de la Synthèse des FACTS par les Particules en Essaim pour le Contrôle de la Stabilité de Tension des Réseaux Electriques," Université de Laghouat mémoire de Magister, 2007.
- [27] H. YAHYA, Book "The Miracle of the honeybee", G. M. D. Cd., Ed. Okmeydani-Istanbul-Turkey, March 2007.
- [28] Jean-Louis Petitlaurent. <http://jlpetitlaurent.free.fr/abeille/> et <http://lerucherdulac.free.fr>.(cites pour l'information des abeilles)
- [29] Mezhouli Houcem Edinne, "Résolution du problème d'affectation de fréquence dynamique en utilisant un algorithme basé sur le comportement des abeilles," 2010.
- [30]Laiq Khan, IkramUllah, Tariq Saeed, K.L. Lo , "Virtual Bees Algorithm Based Design of Damping Control System for TCSC ," Australian Journal of Basic and Applied Sciences, vol. 4, no. 1, pp. 1-18, 2010 .
- [31] Efr'en Mezura-Montes Mauricio Dami'an-Araoz and Omar Cetina-Dom'ingez, "Smart Flight and Dynamic Tolerances in the Artificial Bee Colony for Constrained Optimization," Sep. 2010.
- [32] Dervis Karaboga and Bahriye Basturk, "Artificial Bee Colony (ABC) Optimization Algorithm for Solving Constrained Optimization Problems," Springer-Verlag Berlin Heidelberg , p. 789–798, 2007.
- [33] R. M. Gamot, A. Mesa: Particle swarm optimization: Tabu search approach to constrained engineering optimization problems, WSEAS Transactions on Mathematics, Vol.7, 2008, pp. 666-675.
- [34] Haiyan Lu, Weiqi Chen, Self-adaptive velocity particle swarm optimization for solving constrained optimization problems, Journal of global optimization, Vol. 41, No. 3, 2008, pp. 427-445.
- [35]Milan tuba,Nebojsa Bacanin, Nadezda stanrevic Proceedings of the European Computing Conference ‘‘ Guided artificial bee colony algorithm’’ 07 2012
- [36] Gaing Zwe-Lee. Particle swarm optimization to solve the economicdispatch considering the generator constraints. IEEE Trans PowerSyst 2003;18(3):1187–95.
- [37] Jiejn C, Xiaoqian M, Lixiang L, Haipeng P. Chaotic particle swarmoptimization for economic dispatch considering the generator constraints.Energy Convers Manage 2007;48:645–53.