



Université Mohamed Khider de Biskra  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de génie électrique

# MÉMOIRE DE MASTER

Sciences et Technologies  
Electrotechnique  
Réseau électrique

Réf. : .....

---

Présenté et soutenu par :  
**Bouhanik Anes & Mchouchi EL ALdja**

Le : [Click here to enter a date.](#)

## **Algorithme d'Ecosystème Artificiel destiné à l'Optimisation appliqué au Dispatching Economique (AEO)**

---

### **Jury :**

M.	BENMEDDOUR Mostafa	MCA	Université de Biskra	Président
M.	SALHI Ahmed	MCA	Université de Biskra	Encadreur
M.	ALLOUI Lotfi	Pr	Université de Biskra	Examineur

Année universitaire : 2019 – 2020

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي والبحث 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 : RESEAU ELECTRIQUE**

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

**MASTER**

***Thème***

***Algorithme d'Ecosystème Artificiel destiné à  
l'Optimisation appliqué au Dispatching Economique  
(AEO)***

**Présenté par :**

***BOUHANIK ANES***

***MCHOUNCHI EL ALDJA***

**Avis favorable de l'encadreur :**

***SALHI AHMED***

**Avis favorable du Président du Jury**

***BENMEDDOUR MOSTAFA***

**Cachet et signature**

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
وزارة التعليم العالي والبحث 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 : RESEAU ELECTRIQUE**

*Thème :*

## **Algorithme d'Ecosystème Artificiel destiné à l'Optimisation appliqué au Dispatching Economique (AEO)**

Dirigé et proposé par : Dr SALHI AHMED

### **RESUMES (Français et Arabe)**

Dans ce mémoire, une nouvelle méthode d'optimisation appelée Algorithme d'Ecosystème Artificiel (AEO) est proposée pour résoudre le problème du Dispatching Economique (DE). Cette méthode est basée sur l'écosystème artificiel (AEO). Les capacités de recherche et de convergence de l'algorithme AEO ont été évaluées et validées au moyen de diverses simulations sur les systèmes test de 06-unités, 15-unités et 40-unités considérant les contraintes des pertes actives de transmission, effets de rampe, des zones interdites et d'ouverture de vannes. Les résultats obtenus par AEO ont été comparés à ceux obtenus par des méthodes métaheuristiques appliquées dans la littérature.

**Mots clés :** dispatching économique, contraintes d'égalité et d'inégalité, l'effet de rampe, l'effet de zones interdites, l'effet d'ouverture de vannes, métaheuristiques.

في هذه المذكرة طريقة تحسين جديدة مقتبسة من النظام البيئي: خوارزمية النظام البيئي الاصطناعي (AEO)، مقترحة لحل مشكلة التوزيع الاقتصادي للطاقة الكهربائية. تم تقييم قدرات البحث والتقارب لخوارزمية (AEO) عن طريق محاكاة مختلفة على أنظمة الاختبار المكونة من 6 وحدات و15 وحدة و40 وحدة مع مراعاة قيود خسائر الإرسال النشطة وتأثيرات التغييرات الديناميكية للاستطاعة الكهربائية المطلوبة والمناطق المحظورة وفتح الصمامات، تمت مقارنة النتائج التي تم الحصول عليها مع تلك المحصل عليها بطرق أخرى.

**الكلمات المفتاحية:** التوزيع الاقتصادي، معيقات المساواة وعدم المساواة، تأثير المناطق المحظورة، تأثير فتح الصمامات.

## **Remerciements**

Nous remercions notre encadrant, Mr SALHI Ahmed, Professeur à l'université de Biskra, pour ses conseils et le partage de ses compétences scientifiques. Nous avons également apprécié la grande liberté qu'il nous accordée dans la gestion de ce mémoire ainsi sa passion pour la recherche.

Nos vifs remerciements vont également aux membres de jury qui nous ont fait l'honneur d'examiner ce travail :

Mr BENMEDDOUR Mustapha : Maître de conférences à l'université de Biskra

Mr ALOUI Lotfi : Professeur à l'université de Biskra

Nous voudrions exprimer notre reconnaissance et notre gratitude au Dr NAIMI Djemai pour ses encouragements et son inestimable aide.

Nous remercions nos familles pour leur soutien et encouragements.

Nous remercions toute personne ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

## Liste des figures

<b>Fig.1.1</b> : Fonctionnement du système électrique .....	4
Fig.1.2 : Gestion du système électrique .....	5
Fig.1.3 : Le modèle de base supportant le problème du DE .....	8
Fig.1.4 : Caractéristiques d'une centrale thermique .....	8
Fig.1.5 : DE sans considération des pertes.....	12
Fig.1.6 : Illustration de la méthode de résolution graphique .....	13
Fig.1.7 : DE avec considération des pertes .....	15
Fig.1.8 : Courbe coût-puissance générée d'une centrale thermique à trois vannes d'admission de vapeur.....	16
Fig.1.9 : Courbe coût-puissance générée d'une centrale thermique alimentée par trois types de fuels .....	17
Fig.1.10 : Courbe coût-puissance générée d'une centrale thermique en présence de zones prohibées .....	18
Fig.1.11 : Limites de ramp rate d'une unité de production.....	19
Fig.1.12 : Libéralisation et restructuration du secteur de l'électricité .....	20
Fig.2.1 : Le processus d'optimisation .....	23
Fig.2.2 : Minimum local versus minimum global.....	25
Fig.2.3 : Exploration & exploitation .....	27
Fig.2.4 : Une taxonomie des méthodes d'optimisation.....	29
Fig.2.5 : Principe général des métaheuristiques à base de population de solutions.....	30
Fig.3.1 : Ecosystème : structure et fonctionnement .....	37
Fig.3.2 : Flux d'énergie dans un écosystème .....	40
Fig.3.3 : Un écosystème selon AEO .....	43
Fig.3.4 : Comportements de production dans des espaces 2-D et 3-D pendant 20 itérations.....	44
Fig.3.5 : Marche aléatoire du facteur de consommation à 2-D et 3-D pendant 2000 itérations distribuées sur la loi normale .....	45
Fig.3.6 : Comportement de décomposition en 2-D et 3-D pour 200 échantillons .....	47
Fig. 3.7 : Organigramme de base de l'algorithme AEO .....	50
Fig.4.1 : Puissances générées par chaque unité. Cas de système à 6 unités sans effets de rampe et zones interdites .....	53

Fig.4.2 : Caractéristique de convergence de l’algorithme AEO. Cas de système à six unités sans effets de rampe et de zones interdites .....	53
Fig.4.3 : Variation du coût en fonction du nombre d’essais. Cas de système à six unités sans effets de rampe et de zones interdites .....	54
Fig.4.4 : Comparaison des résultats de système de six unités. Cas sans effets de rampe et zones interdites pour 50 essais .....	55
Fig.4.5 : Puissances générées par chaque unité. Cas avec effets de rampe et zones interdites .....	56
Fig.4.6 : Caractéristique de convergence de l’algorithme AEO. Cas de système à six unités avec effets de rampe et de zones interdites .....	57
Fig.4.7 : Variation du coût en fonction du nombre d’essais. Cas de système à six unités avec effets de rampe et de zones interdites .....	57
Fig.4.8 : Comparaison des résultats de système de six unités. Cas avec effets de rampe et de zones interdites .....	58
Fig.4.9 : Puissances générées par chaque unité. Cas de système à 15 unités sans effets de rampe et zones interdites .....	60
Fig.4.10 : Caractéristique de convergence de l’algorithme AEO. Cas de système à 15 unités sans effets de rampe et de zones interdites .....	61
Fig.4.11 : Variation du coût en fonction du nombre d’essais. Cas de système à 15 unités sans effets de rampe et de zones interdites .....	61
Fig.4.12 : Comparaison des résultats de système de 15 unités. Cas sans effets de rampe et zones interdites pour 50 essais. ....	62
Fig.4.13 : Puissances générées par chaque unité. Cas de système de 15 unités avec effets de rampe et zones interdites .....	64
Fig.4.14 : Caractéristique de convergence de l’algorithme AEO. Cas de système à 15 unités avec effets de rampe et de zones interdites .....	64
Fig.4.15 : Variation du coût en fonction du nombre d’essais. Cas de système à 15 unités avec effets de rampe et de zones interdites .....	65
Fig.4.16 : Comparaison des résultats de système à 15 unités. Cas avec effets de rampe et zones interdites (50 essais) .....	65
Fig.4.17 : Puissances générées par chaque unité. Cas de système à 40 unités avec effet de vannes	67
Fig.4.18 : Caractéristique de convergence de l’algorithme AEO. Cas de système à 40 unités avec effet de vannes .....	70
Fig.4.19 : Variation du coût en fonction du nombre d’essais. Cas de système à 40 unités avec effet de vannes .....	70

Fig.4.20 : Comparaison des résultats de système à 40 unités avec effet de vannes avec d'autres méthodes pour 50 essais. .... 71

## Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Influence de la dérégulation sur la conduite du système électrique.....	21
Tableau 2.1 : Caractéristiques principales des méthodes déterministes et non déterministes. ....	27
Tableau 4.1 : Résultats de système à six unités sans effets de rampe et de zones interdites .....	52
Tableau 4.2 : Comparaison des résultats obtenus cas 6 unités sans effets de rampe et zones interdites .....	55
Tableau 4.3 : Résultats de système à six unités avec effets de rampe et zones interdites .....	56
Tableau 4.4 : Comparaison des résultats. Cas avec effets de rampe et zones interdites .....	58
Tableau 4.5 : Résultats de système à 15 unités sans effets de rampe et de zones interdites. ....	59
Tableau 4.6 : Comparaison des résultats de système de 15 unités sans effets de rampe et zones interdites .....	62
Tableau 4.7 : Résultats de système à 15 unités avec effets de rampe et de zones interdites .....	63
Tableau 4.8 : Comparaison des résultats de système à 15 unités avec effets de rampe et zones interdites .....	66
Tableau 4.9 : Résultats de système à 40 unités avec effet de vannes .....	67
Tableau 4.10 : Valeurs des puissances générées par chaque unité. Cas de système de 40 unités avec effet d'ouverture de vannes .....	68
Tableau 4.11 : Comparaison des résultats entre différentes méthodes. Cas de système de 40 unités avec effet d'ouverture de vannes .....	71

## Table des matières

Remerciements.....	I
Liste des figures .....	II
Liste des tableaux .....	V
Acronymes et abréviation .....	IX
Introduction générale .....	1
<b>Chapitre 1 : Le Dispatching Economique .....</b>	<b>3</b>
Introduction .....	3
1.1. Le système électrique .....	3
1.1.1. Structure & fonctionnement .....	3
1.1.2. Conduite .....	6
1.2. Le Dispatching Economique.....	7
1.2.1. Définition .....	7
1.2.2. Modélisation mathématique du DE .....	7
1.2.3. Fonction objectif .....	9
1.2.4. Les contraintes d'optimisation .....	9
1.2.4.1. Les contraintes d'égalité .....	9
1.2.4.2. Les contraintes d'inégalité .....	9
1.3. DE sans pertes.....	10
1.3.1. La méthode de Kuhn Tucker .....	10
1.3.2. La méthode graphique.....	12
1.4. DE avec pertes .....	14
1.5. Contraintes de fonctionnement des générateurs.....	14
1.5.1. L'effet d'ouverture des vannes .....	14
1.5.2. L'effet de plusieurs types de combustibles .....	16
1.5.3. Effet des zones interdites .....	17
1.5.4. Effet de rampe.....	18
1.6. Le DE dans un marché de l'électricité .....	19
Conclusion .....	22
<b>Chapitre 2 : Les méthodes d'optimisation .....</b>	<b>23</b>
Introduction .....	23
2.1. Problème d'optimisation : Définition .....	23
2.2. Les méthodes d'optimisation .....	25

2.2.1. Méthodes déterministes.....	25
2.2.2. Méthodes stochastiques.....	26
2.2.3. Méthodes hybrides .....	26
2.3. Principes d'exploration et d'exploitation.....	27
2.4. Les métaheuristiques.....	28
2.4.1. Les métaheuristiques à base de solution unique .....	29
2.4.2. Les métaheuristiques à base de population de solutions.....	29
2.4.2.1. Les algorithmes génétiques (GA) .....	30
2.4.2.2. L'algorithme de l'évolution différentielle (DEA) .....	31
2.4.2.3. La méthode de colonies de fourmis (ACO) .....	31
2.4.2.4. Optimisation par essaim de particules (PSO) .....	32
2.4.2.5. L'algorithme de colonies d'abeilles artificielles (ABC) .....	32
2.4.2.6. L'algorithme des essaims de salpes (SSA) .....	34
Conclusion .....	34
<b>Chapitre 3 : L'algorithme AEO.....</b>	<b>35</b>
Introduction.....	35
3.1. Le concept d'écosystème .....	35
3.1.1. Définition .....	35
3.1.1.1. Le biotope .....	35
3.1.1.2. La biocénose .....	36
3.2. Fonctionnement d'un écosystème.....	36
3.2.1. Les flux d'énergie .....	37
3.2.2. Les flux de matière.....	38
3.2.2.1. Les producteurs .....	39
3.2.2.2. Les consommateurs .....	39
3.2.2.3. Les décomposeurs .....	40
3.3. La méthode d'optimisation basée sur l'écosystème artificiel (AEO) .....	41
3.3.1. Production .....	42
3.3.2. Consommation .....	44
3.3.2.1. Les herbivores .....	45
3.3.2.2. Les carnivores .....	45
3.3.2.3. Les omnivores.....	46
3.3.3. Décomposition .....	46
3.4. Description de l'algorithme AEO .....	47
Conclusion .....	51

<b>Chapitre 4 : Application de la méthode AEO au DE</b> .....	52
Introduction .....	52
4.1. Résultats et interprétations .....	52
4.1.1. Système à six unités .....	52
4.1.1.1. Système de six unités sans effets de rampe et de zones interdites .....	52
4.1.1.2. Système de six unités avec effets de rampe et zones interdites .....	55
4.1.2. Système de 15 unités .....	59
4.1.2.1. Système de 15 unités sans effets de rampe et zones interdites .....	59
4.1.2.2. Système de 15 unités avec effets de rampe et zones interdites .....	63
4.1.3. Système de 40 unités .....	67
Conclusion .....	73
Conclusion générale .....	74
Bibliographie .....	76
Annexes.....	80

## Acronymes et abréviations

$F$	Coût total de production
$f_i$	Fonction de coût du combustible de l'unité $i$
$I f_i$	Incrément du coût de l'unité $i$
$P_D$	Puissance demandée
$P_L$	Pertes actives dans le réseau
$P_i$	Puissance active générée par l'unité $i$
$P_{gi}$	Puissance active générée par l'unité $i$
$P_{imin}$	Puissance minimale générée par l'unité $i$
$P_{imax}$	Puissance maximale générée par l'unité $i$
$\lambda$	Coefficient de Lagrange
$L$	Lagrangien
$\varepsilon$	Précision définie
$a_i, b_i, c_i$	Coefficients de la fonction coût propres à chaque générateur
$d_i, e_i$	Coefficients de coût de l'unité $i$
$P_{i,k}^L, P_{i,k}^U$	Bornes inférieure et supérieure de la zone interdite $k$
$B_{ij}$	Coefficients de la formule des pertes ou les B-coefficients
$B_{ij}, B_{0i}, B_{00}$	Les B-coefficients de la formule des pertes
$UR_i$	Contrainte de ramp-up
$DR_i$	Contrainte de ramp-down
UCP	Unit Commitment Problem
OPF	Optimal Power Flow
DE	Dispatching Economique
TS	Tabu Search
SA	Simulated Annealing
DEA	Differential Evolution Algorithm
ACO	Ant Colony Optimization
AEO	Artificial Ecosystem-based Optimization
PSO	Particle Swarm Optimization
GA	Genetic Algorithm
ABC	Artificial Bee Colony algorithm
SSA	Salpe Swarm Algorithm

## **Introduction générale**

---

La production de l'énergie électrique est un véritable enjeu économique, industriel et politique, d'autant plus avec l'ouverture du marché de l'électricité. Malgré le considérable effort collectif investi pour contrôler la consommation, la demande ne cesse de croître, tant en termes de quantité que de qualité de service. Cependant les projets de construction et d'extension des centrales électriques existantes nécessitent des coûts d'investissements trop onéreux. La conjonction de tous ces facteurs conduit les producteurs de l'électricité à miser sur la bonne gestion des ressources disponibles. Dans ce contexte, le problème d'engagement des unités (UCP) consiste à coordonner la production d'unités génératrices, de façon à satisfaire une demande globale d'électricité prévisionnelle sur 24h. La fonction de coût d'un générateur comprend le coût de production, constitué principalement du coût du carburant, auquel s'ajoute le coût de démarrage dépendant de la durée d'arrêt d'une centrale sollicitée. La résolution de l'UCP est complexe, notamment en raison de sa fonction objectif non linéaire et des contraintes de couplage. Suite à cette complexité l'UCP est scindé en deux problèmes : l'engagement d'unité et la répartition économique.

- L'engagement d'unité consiste à la détermination des générateurs fonctionnant pendant chaque heure de l'horizon de planification en tenant compte de la capacité du système.
- La répartition économique (le Dispatching Economique DE) comporte la détermination de la puissance que chaque générateur devrait fournir en prenant en compte le coût de production.

L'objectif global du dispatching économique étant la minimisation du coût total tout en respectant entre autres les contraintes de demande de charge, de réserve tournante et de limites de génération. Notre travail s'inscrit dans cette perspective et s'intéresse particulièrement au problème du DE. Des efforts sont déployés pour résoudre ce problème en utilisant, dans un premier temps, des méthodes conventionnelles telles que les méthodes de Lagrange, du gradient réduit, de Newton,... etc. Ces méthodes manquent de flexibilité quant à la prise en compte des contraintes de fonctionnement spécifiques (complexité de traitement mathématiques) des unités de production de l'énergie électrique (telles que l'effet d'ouverture des vannes, unités à plusieurs types de combustibles, zones interdites). Récemment, des techniques d'optimisation métaheuristique telles que entre autres les algorithmes génétiques (GA), l'optimisation par essaim de particules (PSO) ont été appliquées au DE compte tenu de leur capacité de résolution plus efficace basée sur des processus stochastiques non linéaires.

Nous proposons dans ce mémoire une nouvelle technique métaheuristique d'optimisation pour la résolution du problème de DE. Cette technique d'optimisation est basée sur le concept d'écosystème - Artificial Ecosystem Optimization (AEO) Algorithm. Cette technique récemment développée (a vu le jour en septembre 2019) est investiguée pour résoudre le problème de DE

## **Introduction générale**

---

tenant compte des complexités relatives aux contraintes pratiques des générateurs ou unités de production. L'efficacité de la méthode proposée a été examinée sur 6, 15, et 40 unités de production selon les types de contraintes pratiques des générateurs adoptées. En outre les résultats de l'algorithme proposé ont été comparés en termes de qualité de solution aux autres méthodes performantes appliquées au DE pour les mêmes contraintes.

Le mémoire est structuré autour de quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, après une description concise du fonctionnement du système électrique, le DE économique est présenté comme un problème de conduite du système électrique, il est présenté et détaillé via sa formulation mathématique et les méthodes conventionnelles de résolution. Le chapitre est conclu par un bref exposé du DE dans un marché d'électricité.

Le second chapitre traite le problème d'optimisation d'une façon générale et passe en revue les principales méthodes stochastiques à base de population de solutions appliquées au DE.

Dans le troisième chapitre, le principe de la méthode AEO est présenté considérant son concept de base, son inspiration et les étapes de développement mathématique de l'algorithme.

Le quatrième chapitre est consacré à l'application de la méthode AEO aux DE pour différents systèmes de test plus particulièrement 06-unités, 15-unités et 40-unités de production. Les résultats obtenus ont été comparé à ceux d'autres méthodes métaheuristiques tirées de la littérature.

Le mémoire est clôturé par une conclusion générale concernant l'apport de notre étude ainsi que les perspectives qu'ouvre ce travail.

### Introduction

Le réseau électrique est un ensemble d'infrastructures autour desquelles rayonnent les activités de production, de transport, de distribution et de consommation de l'énergie électrique. Ces activités visent à satisfaire constamment et instantanément une demande fluctuante dans le respect des critères de sécurité, de fiabilité et de coût.

Produire de l'énergie électrique au moindre coût est l'objectif auquel participe particulièrement le Dispatching Economique (DE). La réalisation de cet objectif est un problème d'optimisation pour lequel le DE fournit des solutions en utilisant des outils spécifiques. Dans ce chapitre, après une brève description du système électrique, le concept du DE est présenté à travers sa formulation mathématique et les méthodes conventionnelles de résolution. En fin, le chapitre se termine par un exposé concis et synthétique du DE dans un marché d'électricité.

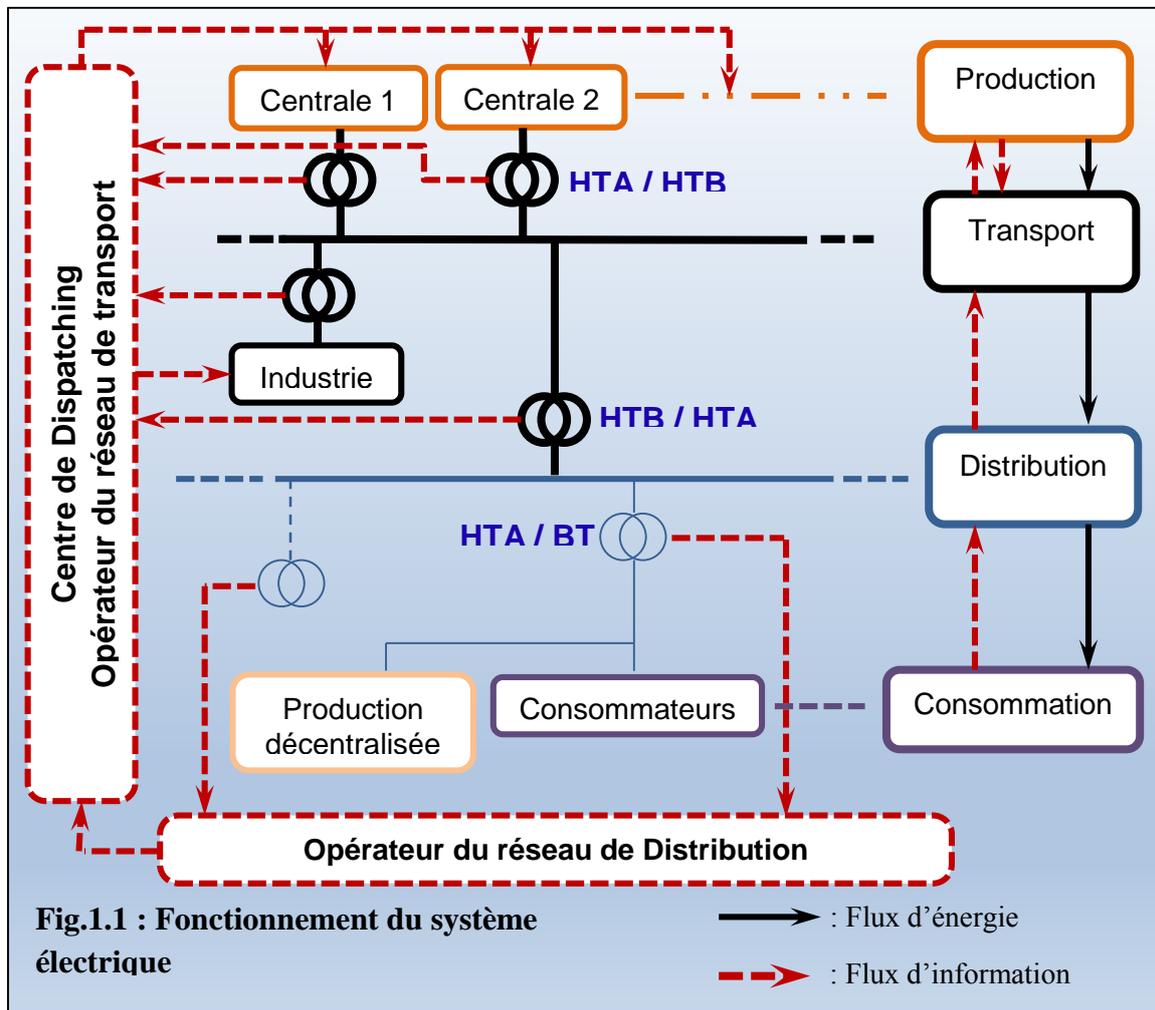
### 1.1. Le système électrique

#### 1.1.1. Structure & fonctionnement

Le système électrique, présenté sur la figure 1.1, est l'ensemble d'infrastructures énergétiques permettant l'acheminement de l'énergie électrique depuis les centres de production jusqu'aux consommateurs finaux [1]. Il est structuré hiérarchiquement selon quatre principales composantes : la production, le transport, la distribution et la consommation de l'électricité. Du point de vue physique, la transition de l'énergie électrique s'opère selon différents niveaux de tension (HTB, HTA, BT selon la norme NFC15-100) connectés entre eux dans des postes électriques lesquels permettent de répartir l'électricité et de la faire passer d'une tension à l'autre au moyen de transformateurs. La gestion dynamique des différentes composantes via des réglages appropriés assure la stabilité du système.

Etant donné les caractéristiques techniques de l'électricité, notamment sa stockabilité restreinte, autrement dit qu'elle est consommée au moment même où elle est produite, le fonctionnement du système électrique nécessite le maintien constant et instantané de l'équilibre Production-Consommation. Pour ce faire, les diverses centrales de production sont interconnectées via les lignes électriques de transport. Par conséquent, cet équilibre est atteint quand la puissance consommée par les charges est égale à la puissance fournie par les centrales. Le moindre écart entre ces deux puissances entraînerait une déviation de la fréquence du réseau de sa valeur de consigne ce qui emmènerait à l'instabilité du système électrique. Cette instabilité se

manifesterait, par des congestions sur le réseau, par le délestage de certaines charges, par l'effacement de la consommation ou encore par le déclenchement de la totalité voire de la plus part des centrales de production [2].



Pour couvrir la consommation, les centrales électriques peuvent être regroupées, selon leurs caractéristiques et contraintes de fonctionnement, en quatre groupes :

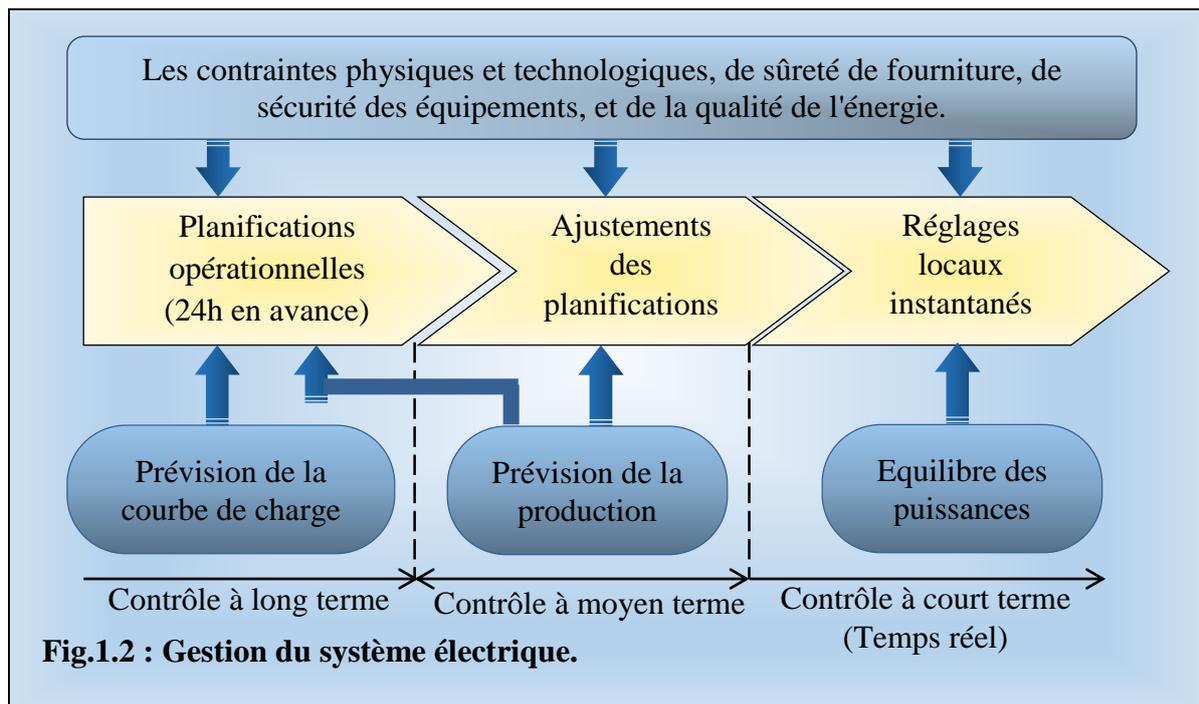
- Les unités de base destinées à fonctionner toute l'année à une puissance constante (le cas des centrales thermiques, nucléaires,...),
- Les unités de semi-base utilisées pour compenser l'excès de la puissance de base (telles que les centrales hydrauliques, centrales au charbon et cycles combinés au gaz,...),
- Les unités de pointes qui ne sont sollicitées que quelques heures par an (le cas des groupes fioul et turbines à combustion,...),
- Les unités de production fatale (le cas de l'éolien et du solaire photovoltaïque) [3].

## Chapitre 1 : Le Dispatching Economique

Le fonctionnement du système électrique est contrôlé par le centre de dispatching du réseau de transport. En effet, l'opérateur du réseau de transport reçoit des informations relatives à la consommation depuis les postes de transformation et les opérateurs des réseaux de distribution. Ces informations permettent la détermination de la variation des charges en fonction du temps via des études statistiques. Des courbes de charge, caractérisant le profil de la consommation à intervalle de temps réguliers, sont déduites et enregistrées. Une analyse approfondie de ces courbes permet aux gestionnaires du réseau de prévoir la consommation et d'établir des plans de production prévisionnels.

Les fonctions de gestion sont organisées temporellement, selon leur dynamique d'exécution, en supervision sur le long, moyen et le court terme (Fig.1. 2).

Toutes les fonctions de contrôle sur le court terme sont exécutées par les contrôleurs locaux situés au sein des unités de génération. Ces contrôleurs procèdent à des réglages automatiques (primaire et secondaire) de la fréquence pour retrouver l'équilibre production-consommation suite à une perturbation.



La gestion sur le long et moyen terme est réalisée par un contrôleur central situé dans un centre de dispatching. L'objectif de la gestion long terme est de réaliser une optimisation du plan de production. Ce qui revient à décider quels sont les générateurs à démarrer ou arrêter selon :

- Les contraintes d'équilibrage entre l'énergie produite et l'énergie consommée sur un horizon journalier.

- Des contraintes liées aux limites en tension et fréquence et à leur réglage,
- Le prix de l'énergie produite,
- L'impact environnemental.

Ceci est réalisé la veille pour le lendemain et est connu sous le nom Unit Commitment Problem (UCP) ou problème d'engagement des unités. Cette gestion va permettre de :

- Prévoir le déclenchement des unités ayant des temps de démarrage longs ainsi que l'approvisionnement en énergie fossile/nucléaire et les diverses contraintes liées à l'exploitation industrielle (indisponibilité liée à la maintenance, ...),
- Disposer du temps nécessaire à l'exécution des algorithmes d'optimisation,
- Déterminer les optimums globaux qui fixeront les points de fonctionnement des unités pilotables en situation stationnaire sur un intervalle de temps.

Le contrôle moyen terme est un ajustement en cours d'exploitation qui consiste à calculer les puissances générées de manière à respecter les contraintes physiques (maintien de l'équilibre des puissances, de la tension, ...) tout en minimisant le coût économique de l'énergie électrique. C'est un problème de Dispatching Economique (Economic Dispatch Problem). Les unités à dynamique lente (centrales nucléaires et charbon, par exemple) ne sont pas sollicitées. Ce processus de contrôle est examiné de près dans le paragraphe suivant.

### 1.1.2. Conduite

L'objectif principal de la conduite du système électrique est d'équilibrer la demande de charge avec la production d'énergie [4]. L'acquisition de cet objectif passe nécessairement par la réalisation des sous-objectifs suivants :

- ♦ Assurer la sécurité des différents équipements du système.
- ♦ Maintenir un niveau acceptable de fiabilité.
- ♦ Minimiser le coût de la production et du transport d'énergie.
- ♦ Contrôler la fréquence et la tension du réseau.

Le système électrique étant interconnecté, l'effet d'un changement de charge est donc compensé par toutes les unités de production de l'interconnexion. Ce qui contribue à l'amélioration de la fiabilité de la conduite.

Par ailleurs, la sécurité et le contrôle de la fréquence et de la tension du système sont assurés, en temps réel, par les réglages primaire et secondaire [5]. Ces contrôles automatiques permettent l'asservissement de la fréquence à sa valeur nominale afin de rétablir l'équilibre du système.

Cependant, ramener le système à l'équilibre au moindre coût de production et du transport de l'énergie, relève de l'optimisation économique du fonctionnement du système électrique. Dans son principe, l'optimisation économique consiste entre autres à faire produire en priorité les groupes dont le coût variable de production est le plus faible c'est la règle de Merit Order [6].

## 1.2. Le Dispatching Economique

### 1.2.1. Définition

Le DE consiste à répartir la production de la puissance active demandée entre les différentes centrales du système, de telle sorte que le coût total de production soit réduit au strict minimum possible, tout en respectant les contraintes imposées par les limites physiques des unités de production [8].

Il s'agit là d'un problème d'optimisation impliquant la recherche d'un compromis entre les coûts de production et les puissances générées des différentes unités soumises aux aléas techniques inhérents à leur fonctionnement (capacités limitées, pertes de transmission, ... etc.).

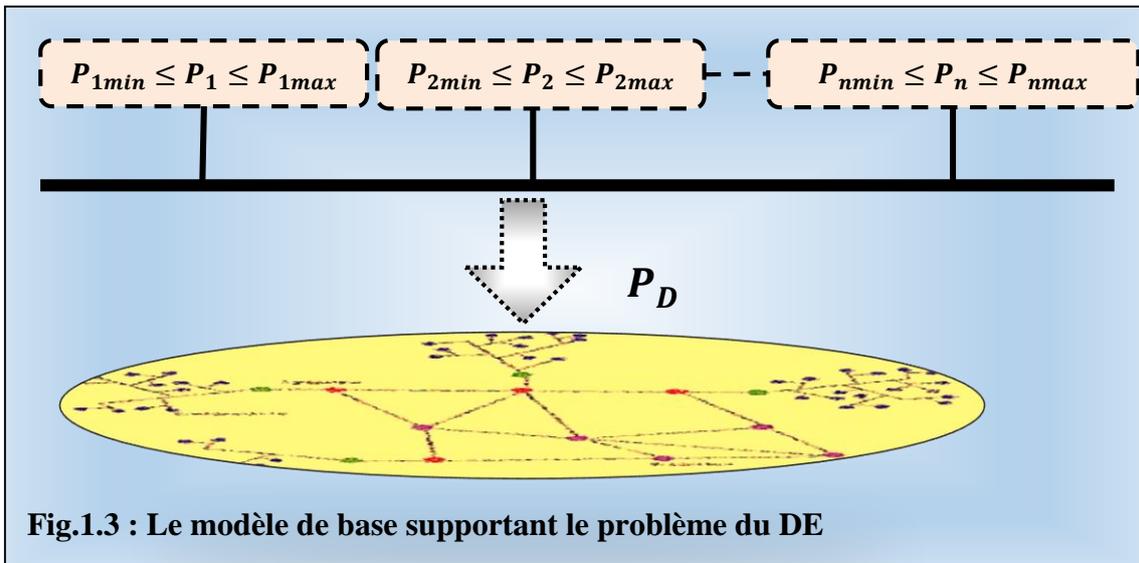
### 1.2.2. Modélisation mathématique du DE

Le système électrique est assimilé à un seul jeu de barres artificiel auquel sont connectées toutes les unités de production ainsi que toutes les charges électriques (Fig.1.3). On suppose que ces charges forment une seule et unique charge alimentée par toutes les unités de génération.

Ces unités sont appelées à produire la puissance  $P_D$  demandée par la charge. Pour mieux illustrer ce concept, on considère le cas des centrales thermiques [9].

Chaque unité de production fonctionne dans une marge de consigne délimitée par ses puissances générées minimale  $P_{imin}$  et maximale  $P_{imax}$ .

Les unités de production disponibles ou démarrées sont classées par ordre croissant de leurs coûts du combustible. L'augmentation de la demande  $P_D$  implique le déclenchement des unités ayant le coût minimal dans un premier temps. Les autres unités commenceront à débiter quand les précédentes ont atteint leur puissance limite maximale et ainsi de suite.



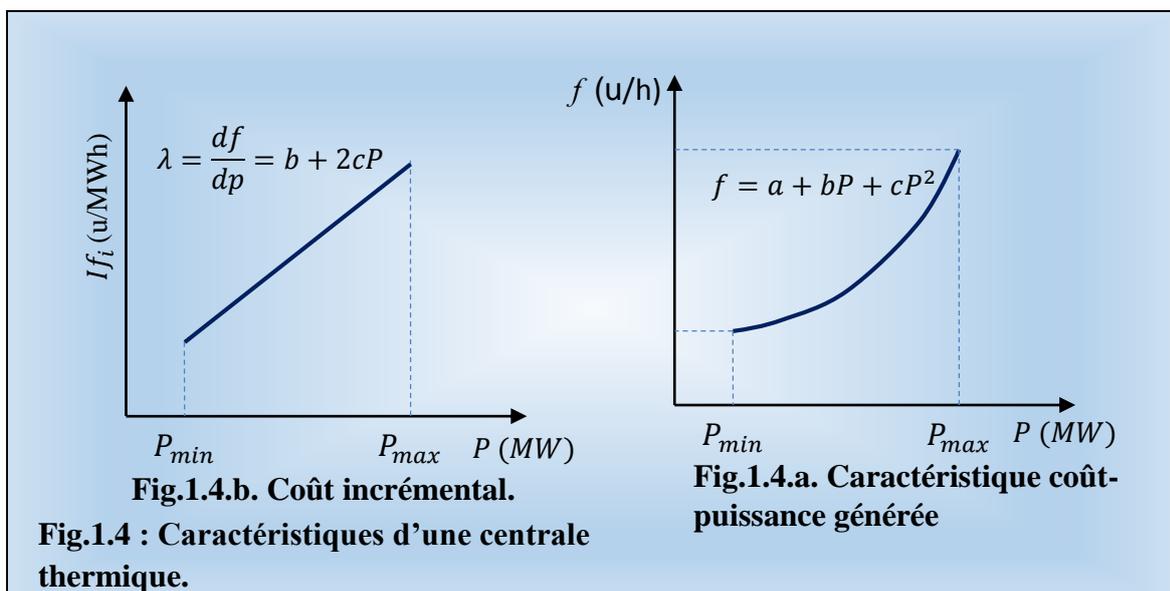
Chaque unité de génération  $i$  produit sa propre puissance  $P_i$  exprimée en MW, selon une fonction  $f_i$  de coût du combustible de l'unité  $i$  exprimée en u/h (u étant une unité monétaire). C'est une fonction convexe (Fig.1.4.a) donnée par la relation quadratique suivante [10] :

$$f_i = a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 \quad ; \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1.1)$$

Où

$n$  : désigne le nombre total des unités de production,

$a_i, b_i$  et  $c_i$ : sont les coefficients du coût de l'unité  $i$ .



La dérivée de la fonction  $f_i$  constitue l'incrément  $If_i$  (u/MWh) du coût de l'unité de production  $i$ . Il représente l'accroissement (Fig.1.4.b.) du coût correspondant à la production d'une unité de puissance supplémentaire ou le gain en coût pour diminuer la puissance active d'une unité.

$$If_i = \frac{d f_i}{d P_i} = b_i + 2c_i P_i \quad (1.2)$$

### 1.2.3. Fonction objectif

La fonction objectif à minimiser est le coût du combustible des centrales thermiques disponibles. Ce qui se traduit comme suit :

$$\min_{P \in R^n} F = \sum_{i=1}^n f_i = \sum_{i=1}^n (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2) \quad (1.3)$$

### 1.2.4. Les contraintes d'optimisation

#### 1.2.4.1. Les contraintes d'égalité

Contraintes issues de l'objectif d'équilibre indiquant simplement que la quantité de puissance injectée sur le réseau (la somme de toutes les puissances actives  $P_i$  générées) doit être égale à la quantité soutirée  $P_D$  plus les pertes dans les lignes de transport  $P_L$ . On écrit :

$$\sum_{i=1}^n P_i = P_D + P_L \quad (1.4)$$

#### 1.2.4.2. Les contraintes d'inégalité

Les contraintes des unités de production prenant en compte les capacités minimale et maximale de production, exprimées par :

$$P_{imin} \leq P_i \leq P_{imax} \quad (1.5)$$

Un DE qui ne tient compte que des contraintes d'égalité et d'inégalité est un problème statique bien défini. Sa formulation mathématique est donnée par l'équation (1.6). Pour le résoudre, deux cas sont envisageables selon que les pertes des lignes sont prises en compte ou pas.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{P \in \mathbb{R}^n} F = \sum_{i=1}^n f_i = \sum_{i=1}^n (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2) \\ \text{Sous les contraintes:} \\ \sum_{i=1}^n P_i = P_D + P_L \\ P_{imin} \leq P_i \leq P_{imax}, \quad i = 1, n \end{array} \right. \quad (1.6)$$

### 1.3. DE sans pertes

Les méthodes de résolution les plus couramment utilisées sont la méthode de Kuhn Tucker, la méthode graphique et la méthode du gradient. Le principe de ces méthodes est présenté ci-après.

#### 1.3.1. La méthode de Kuhn Tucker

Le problème du DE sans considération des pertes se présente comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{P \in \mathbb{R}^n} F = \sum_{i=1}^n f_i = \sum_{i=1}^n (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2) \\ \text{Sous les contraintes:} \\ \sum_{i=1}^n P_i = P_D \\ P_{imin} \leq P_i \leq P_{imax}, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{array} \right. \quad (1.7)$$

Le système d'équations (1.7) est un problème d'optimisation non linéaire avec contraintes, qui doit être résolu par le développement d'une fonction qui s'appelle la fonction de Lagrange [16] ou le Lagrangien. Pour obtenir l'extremum d'une fonction objectif, on doit lui ajouter la fonction de contrainte multipliée par le coefficient  $\lambda$  appelé le multiplicateur de Lagrange, préalablement indéterminé.

Le Lagrangien s'écrit ainsi :

$$L = \sum_{i=1}^n (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2) + \lambda \left( P_D - \sum_{i=1}^n P_i \right) \quad (1.8)$$

Les conditions d'optimalité de Kuhn Tucker sont données par:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial P_i} = b_i + 2c_i P_i - \lambda = 0, i = 1, n \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} = P_D - \sum_{i=1}^n P_i = 0 \\ P_{imin} \leq P_i \leq P_{imax}, i = 1, n \end{cases} \quad (1.9)$$

On tire l'expression de  $P_i$  de la première condition, on obtient :

$$P_i = \frac{\lambda - b_i}{2c_i} ; i = 1, n \quad (1.10)$$

En remplaçant  $P_i$  par son expression dans la deuxième condition relative à la contrainte du bilan énergétique de l'équation (1.9), on obtient :

$$\sum_{i=1}^n \frac{\lambda}{2c_i} = P_D + \sum_{i=1}^n \frac{b_i}{2c_i} \quad (1.11)$$

Il s'ensuit que la valeur optimale de  $\lambda$  est :

$$\lambda = \left( P_D + \sum_{i=1}^n \frac{b_i}{2c_i} \right) / \sum_{i=1}^n \frac{1}{2c_i} \quad (1.12)$$

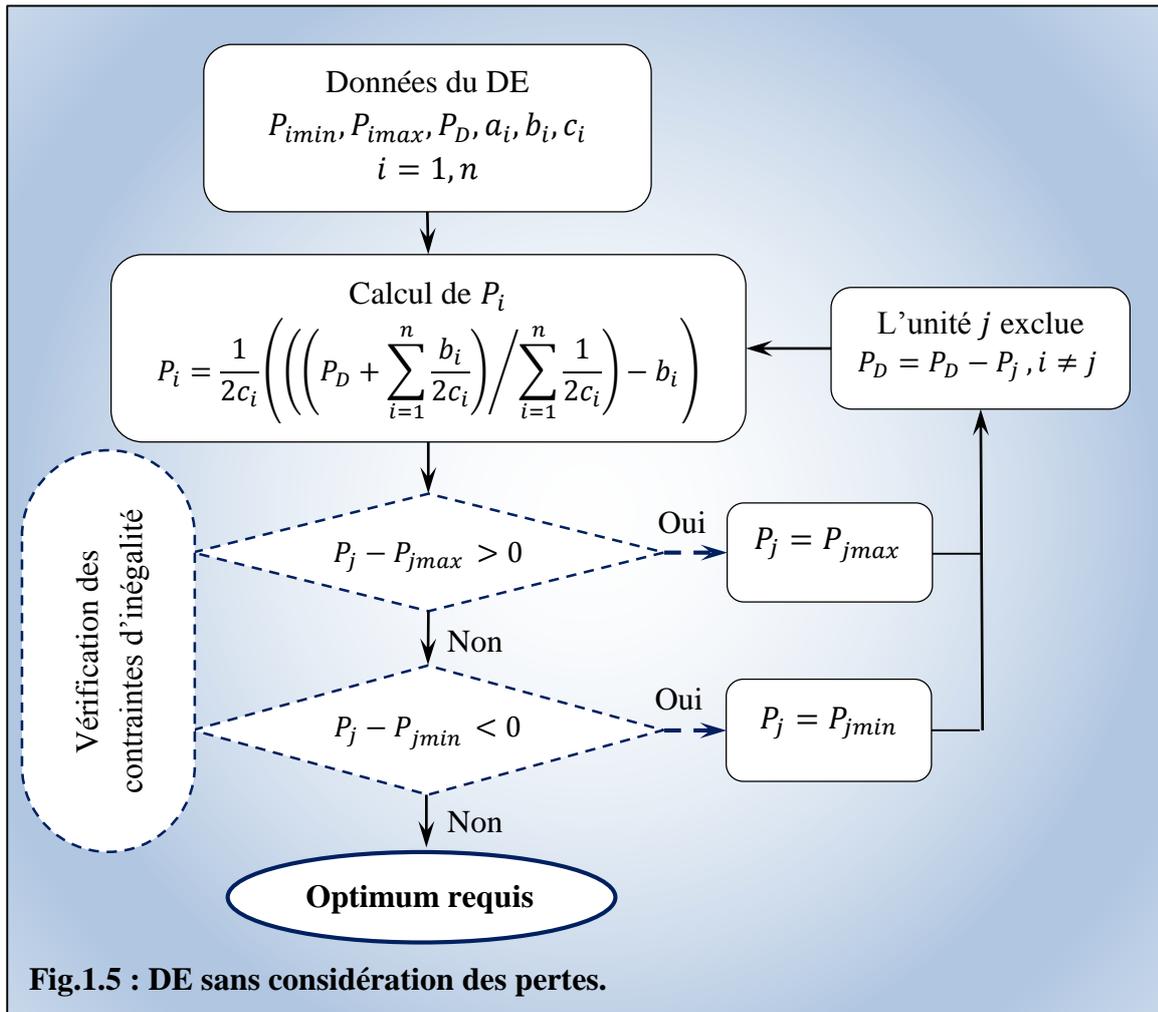
En remplaçant  $\lambda$  par son expression dans l'équation (1.10), on obtient toutes les valeurs optimales des puissances générées :

$$P_i = \frac{1}{2c_i} \left( \left( \left( P_D + \sum_{i=1}^n \frac{b_i}{2c_i} \right) / \sum_{i=1}^n \frac{1}{2c_i} \right) - b_i \right), \quad i = 1, n \quad (1.13)$$

Cette méthode de résolution ne tient pas compte des contraintes d'inégalités relatives aux limites de génération. Si le premier optimum obtenu, à partir de l'équation (1.13), vérifie les contraintes d'inégalités alors cet optimum constitue la bonne solution. Sinon, on vérifie les dépassements des puissances générées pour chaque unité. L'unité de production dont la puissance générée dépasse ses valeurs limites de fonctionnement stable est exclue du dispatching. La recherche d'un nouveau optimum se poursuit itérativement avec les unités restantes jusqu'à la satisfaction de toutes les contraintes d'inégalités comme illustré sur la figure 1.5.

La méthode de Kuhn Tucker permet de trouver la répartition optimale des puissances générées pour laquelle le coût total est minimal, mais seulement dans le cas où les limites sur les puissances générées ne sont pas prises en compte.

Par ailleurs, le calcul de toutes les valeurs optimales des puissances générées ne peut avoir lieu que si la constante  $c_i$  est différente de zéro ( $c_i \neq 0$ ). La raison pour laquelle cette méthode ne convient pas pour tous les problèmes.



### 1.3.2. La méthode graphique

La dérivée du Lagrangien par rapport à la puissance générée  $P_i$  (équ.1.9) correspond en fait au coût incrémental  $If_i$  défini plus haut au niveau de l'équation (1.2) et calculé en dérivant la fonction du coût. Ce coût est identique pour toutes les unités de production participant au DE. En effet, l'équation (1.9) peut être réécrite sous la forme suivante :

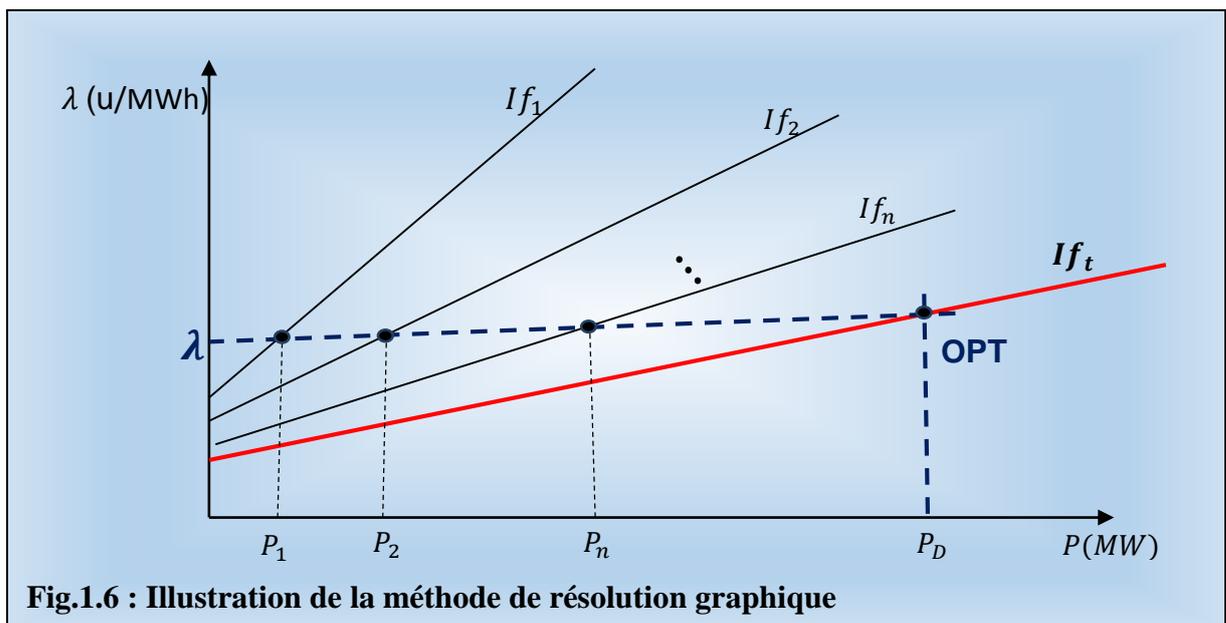
$$\left\{ \begin{array}{l} \lambda = b_1 + 2c_1P_1 \\ \lambda = b_2 + 2c_2P_2 \\ \vdots \\ \lambda = b_n + 2c_nP_n \\ P_D = P_1 + P_2 + \dots + P_n \\ P_{imin} \leq P_i \leq P_{imax} , \quad i = 1, 2, \dots, n \end{array} \right. \quad (1.14)$$

Les étapes de la résolution graphique (Fig.1.6) sont décrites ci-après :

- Tracer l'accroissement du coût de toutes les unités de génération  $If_1, If_2, \dots, If_n$
- Tracer l'accroissement du coût total (droite résultante):

$$If_t = \sum_{i=1}^n If_i$$

- À partir de la valeur de la puissance demandée  $P_D$ , identifiée sur l'axe des puissances (les abscisses), tracer une ligne parallèle à l'axe des accroissements (les ordonnées), l'intersection de cette ligne avec la caractéristique du coût total  $If_t$  correspond au point de la solution optimale (OPT).



- La projection orthogonale du point (OPT) sur l'axe des accroissements représente la valeur optimale  $\lambda$  pour toutes les puissances actives des générateurs.
- Les projections orthogonales des points d'intersection de cette ligne avec les courbes  $If_1, If_2, \dots, If_n$  sur l'axe des puissances concordent avec les puissances optimales  $P_1, P_2, \dots, P_n$  des générateurs du DE.

### 1.4. DE avec pertes

Le problème du DE avec considération des pertes est présenté par le formalisme de l'équation (1.6). Les pertes dépendent de la répartition des puissances entre les unités de génération et de la charge [18]. Ainsi, par opposition avec le DE sans pertes, le DE 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, leur coût incrémental est multiplié par un facteur de pénalité.

Les méthodes les plus utilisées pour cette optimisation sont la méthode de Kuhn-Tucker et la méthode Optimal Power Flow(OPF) utile pour calculer les pertes de transmission.

Les pertes des lignes de transport  $P_L$  (MW) sont calculées par la méthode des coefficients  $B$  selon la formule suivante :

$$P_L = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P_i B_{ij} P_j + \sum_i B_{0i} P_i + B_{00} \quad (1.15)$$

Les coefficients de pertes  $B_{ij}$  sont supposés constants.

L'expression du Lagrangien est donnée par :

$$L = \sum_{i=1}^n f_i + \lambda \left( P_D + P_L - \sum_{i=1}^n P_i \right) + \sigma_{imin}(P_{imin} - P_i) + \sigma_{imax}(P_{imax} - P_i) \quad (1.16)$$

Les constantes  $\sigma_{imin}$  et  $\sigma_{imax}$  sont les coefficients minimal et maximal de génération pour la centrale  $i$ . Lorsque la contrainte d'inégalité est vérifiée, les coefficients  $\sigma_{imin}$  et  $\sigma_{imax}$  sont nuls [37]. Les étapes de résolution du DE avec considération des pertes sont illustrées sur la figure 1.7.

### 1.5. Contraintes de fonctionnement des générateurs

#### 1.5.1. L'effet d'ouverture des vannes

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 (Fig.1.8) dans la courbe de coût du combustible.

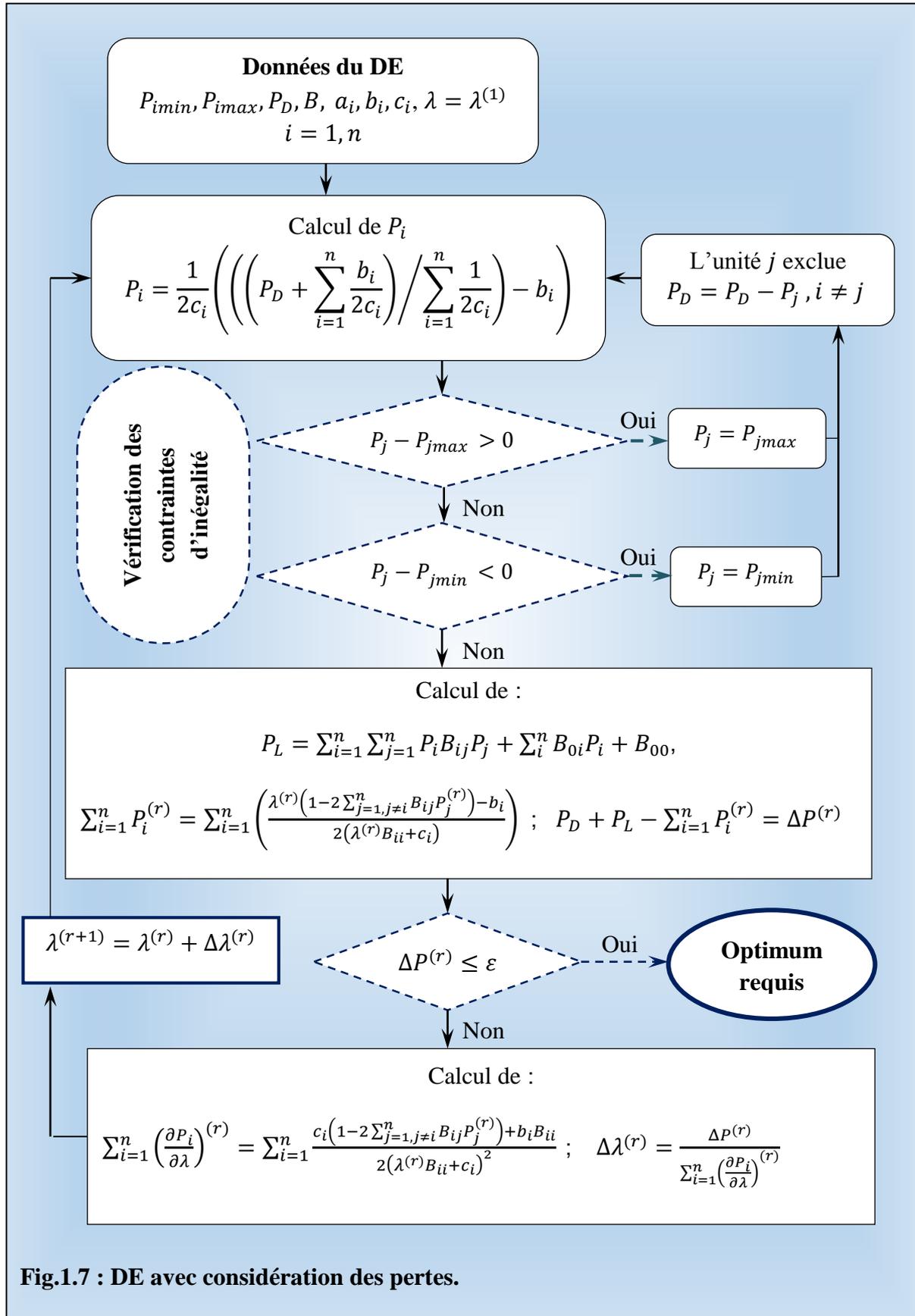
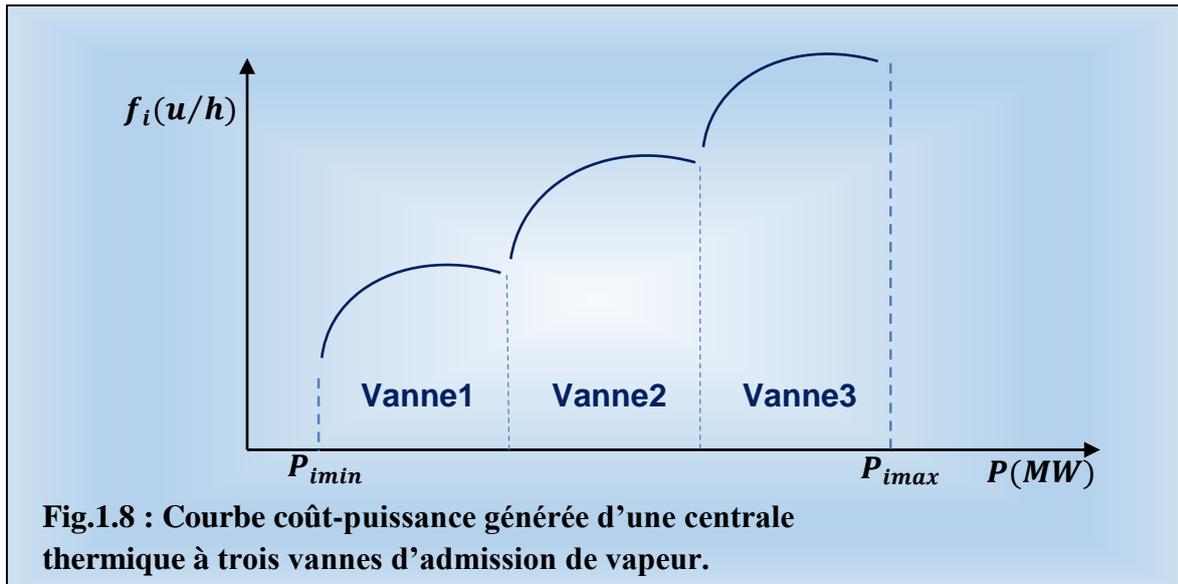


Fig.1.7 : DE avec considération des pertes.

Avec l'ouverture graduelle de la vanne, ces pertes diminuent progressivement jusqu'à ce que la vanne soit complètement ouverte [12]. La fonction objectif devient :

$$\min_{P \in \mathbb{R}^n} F = \sum_{i=1}^n f_i = \sum_{i=1}^n (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2) + |d_i \sin(e_i (P_{i\min} - P_i))| \quad (1.17)$$

Où  $a_i, b_i, c_i, d_i$  et  $e_i$  sont les coefficients du coût de l'unité  $i$ .



Les changements brusques et les discontinuités présents dans la courbe de l'accroissement de coût, rendent la résolution de ce type de problème extrêmement difficile avec les méthodes conventionnelles présentées aux paragraphes précédents.

### 1.5.2. L'effet de plusieurs types de combustibles

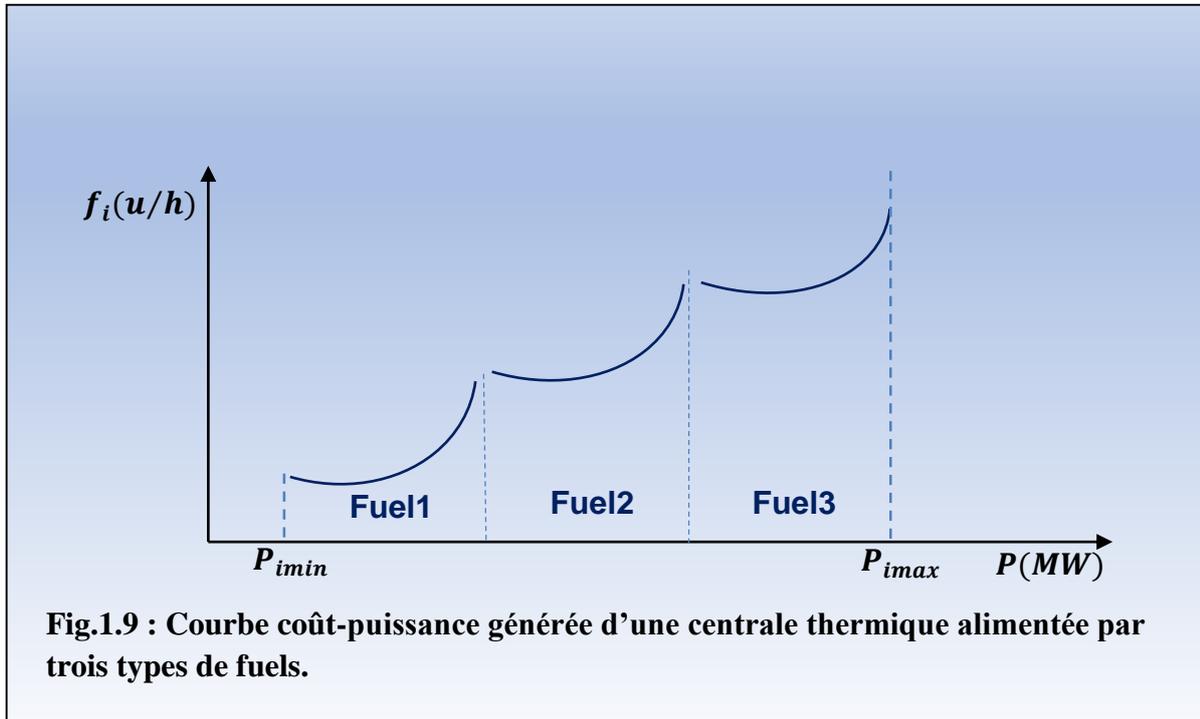
En pratique plusieurs centrales thermiques à vapeur sont alimentées par plusieurs types de combustibles comme le charbon, le gaz naturel et le pétrole.

La fonction du coût de combustible de ces centrales est décomposée par morceaux représentant des coûts quadratiques pour chaque type de combustible (Fig.1.9). La fonction du coût forme un modèle quadratique par morceau et s'écrit comme suit :

$$f_i = \begin{cases} a_{i,1} + b_{i,1}P_i + c_{i,1}P_i^2, & \text{Fuel 1, } P_{i\min} \leq P_i \leq P_{i,1} \\ a_{i,2} + b_{i,2}P_i + c_{i,2}P_i^2, & \text{Fuel 2, } P_{i,1} \leq P_i \leq P_{i,2} \\ \vdots & \vdots \\ a_{i,k} + b_{i,k}P_i + c_{i,k}P_i^2, & \text{Fuel k, } P_{i,k-1} \leq P_i \leq P_{i,\max} \end{cases} \quad (1.18)$$

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

Cette fonction devient une fonction non différentiable et les méthodes d'optimisation classiques donnent des optimums locaux [13].



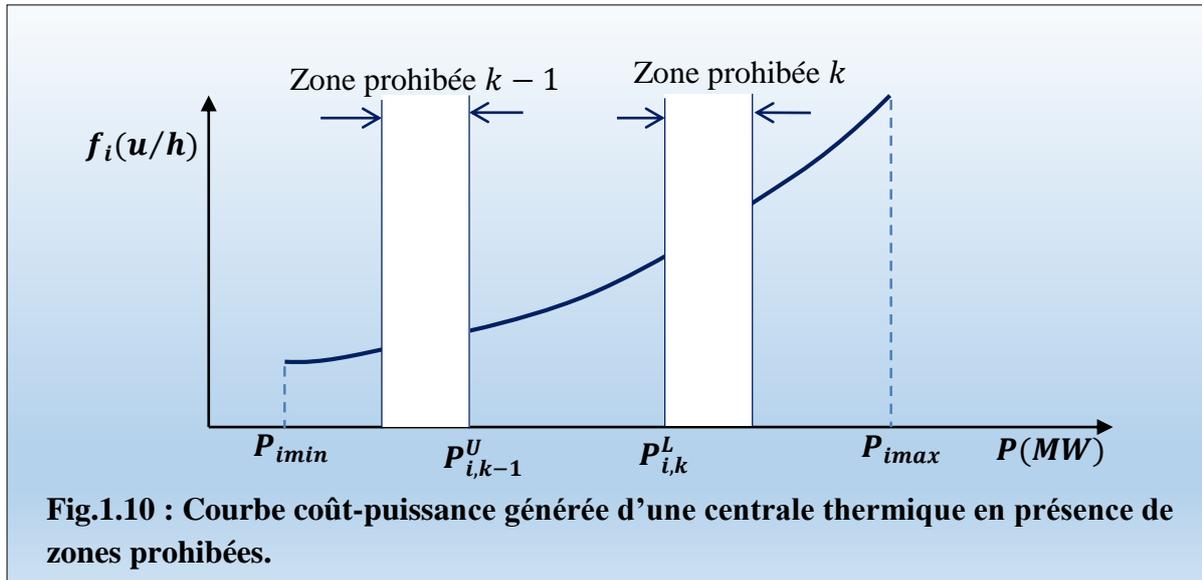
Une unité alimentée par  $k$  différents types de combustibles présente  $k$  régions discrètes. Le combustible le plus économique est représenté par le morceau le plus inférieur de la courbe.

### 1.5.3. Effet des zones interdites

A cause des limitations physiques des alternateurs ou des vibrations inadmissibles de la turbine en délivrant certaines puissances, l'unité de génération peut posséder des intervalles dans son domaine de fonctionnement ( $P_{imin} \leq P_i \leq P_{imax}$ ) où l'activité de génération est indésirable voire impossible [13]. Ainsi, ces zones interdites créent des discontinuités (Fig.1.10) de la fonction coût total de production. Ce qui engendre un espace de solution non convexe. La formulation mathématique des intervalles de fonctionnement d'une unité thermique en présence de zones prohibées est exprimée comme suit :

$$P_i \in \begin{cases} P_{imin} \leq P_i \leq P_{i,1}^L \\ P_{i,k-1}^U \leq P_i \leq P_{i,k}^L, & k = 2, \dots, n_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \\ P_{i,n_i}^U \leq P_i \leq P_{imax} \end{cases} \quad (1.19)$$

Où  $n_i$  est le nombre total des zones interdites de l'unité  $i$ .  $P_{i,k}^L$  et  $P_{i,k}^U$  sont respectivement la borne inférieure et supérieure de la zone interdite  $k$ .



### 1.5.4. Effet de rampe

L'inertie propre des unités de génération limite la vitesse à laquelle elles peuvent changer leur niveau de production. La vitesse maximale de changement du niveau de production pour une période de temps donnée est appelée contrainte de rampe. Les limites physiques de démarrage et d'arrêt des générateurs imposent cette contrainte sur la base de laquelle les contraintes d'inégalité, pour un changement de production, s'expriment comme suit [10] :

- Une augmentation de la production est limitée par :

$$P_{i(t)} - P_{i(t-1)} \leq UR_i \quad (1.20)$$

- Une diminution de la production est limitée par :

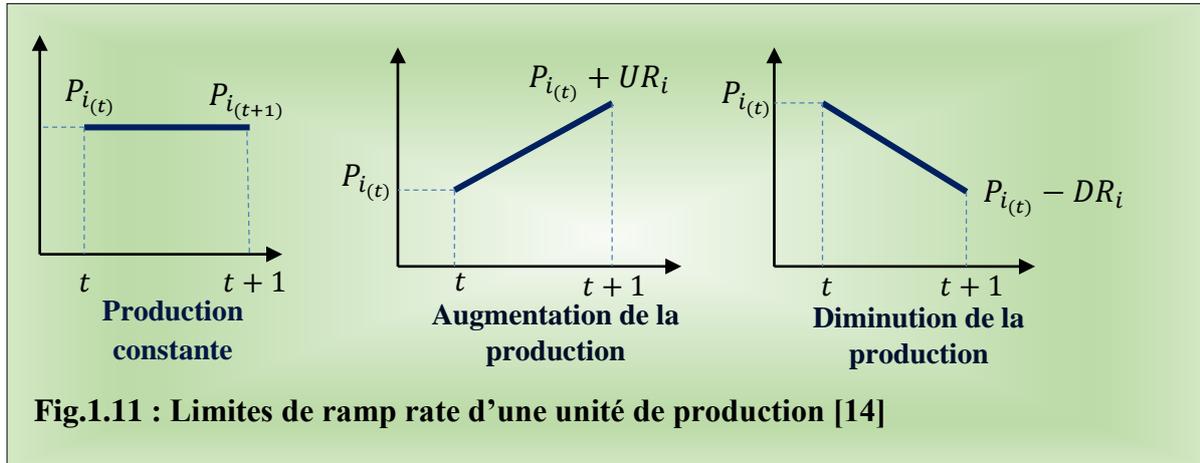
$$P_{i(t-1)} - P_{i(t)} \leq DR_i \quad (1.21)$$

Où  $UR_i$  et  $DR_i$  sont respectivement les contraintes de ramp-up et de ramp-down exprimées en MW.

En combinant les équations (1.20), (1.21) avec l'équation (1.5) on peut écrire :

$$\max(P_{imin}, P_{i(t-1)} - DR_i) \leq P_i \leq \min(P_{imax}, P_{i(t-1)} + UR_i) \quad (1.22)$$

L'effet de rampe est illustré sur la figure 1.11 ci-dessous.



La prise en compte des contraintes de fonctionnement précitées donne une dimension dynamique au problème et on parle plutôt du DE Dynamique dont la formulation mathématique est donnée par l'équation (1.23). Ce dernier, consiste à programmer les unités thermiques en service avec la demande de la charge prévue au cours d'une période de planification  $T$  donnée à un coût d'exploitation minimum [15]. La complexité de l'algorithme d'optimisation ainsi que le temps de calcul augmentent chaque fois qu'on considère une nouvelle contrainte.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{P \in \mathbb{R}^n} F_T = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n f_{i(t)} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n \left( a_i + b_i P_{i(t)} + c_i P_{i(t)}^2 \right) + \left| d_i \sin \left( e_i \left( P_{imin} - P_{i(t)} \right) \right) \right| \\ \sum_{i=1}^n P_{i(t)} = P_{D(t)} + P_{L(t)} , \quad t = 1, T \\ \max \left( P_{imin}, P_{i(t-1)} - DR_i \right) \leq P_{i(t)} \leq P_{i,1}^L \\ P_{i,k-1}^U \leq P_{i(t)} \leq P_{i,k}^L \\ P_{i,n_i}^U \leq P_{i(t)} \leq \min \left( P_{imax}, P_{i(t-1)} + UR_i \right) \end{array} \right. \quad (1.23)$$

### 1.6. Le DE dans un marché de l'électricité

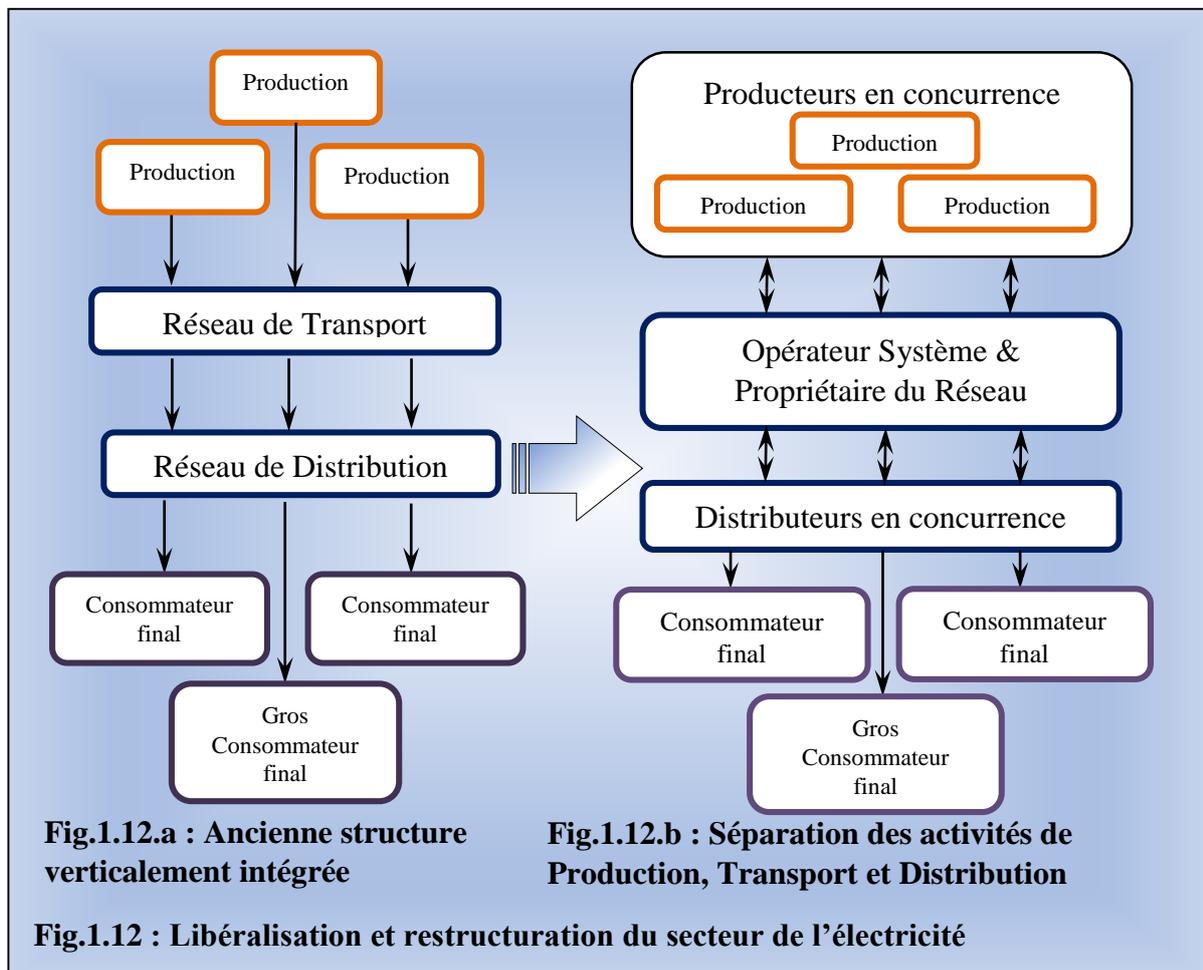
La réorganisation du système électrique a eu comme conséquence principale une concurrence accrue soutenue par un marché libre. En effet, suite à la dérégulation du marché de l'électricité, les activités de production, de transport et de distribution de l'énergie électrique se sont séparées (Fig.1.12) mettant ainsi fin à l'ancienne structure verticalement intégrée en remplaçant la

## Chapitre 1 : Le Dispatching Economique

planification centralisée par des actions de contrôle décentralisées avec l'éclatement de l'ancien opérateur intégré en plusieurs compagnies électriques de production et de distribution en concurrence.

Cette libéralisation se traduit pour les consommateurs par la possibilité de choisir leur propre fournisseur d'énergie. Sur le tableau 1.1 sont présentées quelques caractéristiques du système électrique avant et après la dérégulation du marché de l'électricité.

Les compagnies de production entrent en concurrence directe en soumettant des appels d'offre, sous forme d'un prix offert pour chaque transaction au marché de puissance et reçoit une transaction planifiée pour cette période de dispatching particulier. L'objectif est non seulement de réduire au minimum le coût de production total, mais aussi et surtout de maximiser leurs propres profits [12]. Cette concurrence est soutenue par le programme du Dispatching Economique Dynamique des Charges Basé sur le Profit (Profit-Based Dynamic Economic Load Dispatch) [14] pour lequel le DE des unités de production engagées est basé sur un compromis entre la demande (la charge prévue) et les prix.



Le prix de l'électricité constitue, par conséquent, le principal facteur déterminant dans la prise de décision. En effet, Les sociétés de production pourraient décider de produire moins que la charge prévue afin de maximiser leurs profits. Par conséquent, Le calcul du DE fait partie du mécanisme de fixation des prix de base pour les échanges d'électricité dans le marché libéralisé où les offres et les demandes sont discrètes et changent fréquemment. Les courbes de coût de chaque unité de production sont remplacées par des courbes d'offres/prix fournis par chaque producteur. Ces courbes d'offres intègrent les coûts fixes et les coûts variables, ainsi qu'une marge laissée au choix du producteur pour son profit personnel. Ces offres spécifient le prix fixé par chaque producteur en fonction d'une certaine quantité de puissance proposée sur le marché [16].

**Tableau 1.1 : Influence de la dérégulation sur la conduite du système électrique**

	Avant la dérégulation	Après la dérégulation
Structure du système électrique	Verticalement intégrée	Des compagnies de production, transport et distribution séparées.
Marché	Monopolisé	Libéralisé
Fonction de contrôle commande	Centralisée	Décentralisée
Objectif des calculs du DE	Minimiser la fonction de coût quadratique du système	Maximiser le profit des compagnies de production
Fonction de coût de production	Dépend de la caractéristique : coût du combustible-puissance générée	Remplacée par des Courbes d'offres/prix
Programme d'optimisation	$\max_{q_c, q_p} (B(q_c) - C(q_p))$ Sous la contrainte de l'équilibre : $q_c = q_p$	Producteur : $\max_{q_p} (pq_p - Cq_p)$ Consommateur : $\max_{q_c} (pq_c - Cq_c)$ Equilibre du marché : $q_c = q_p$

Ainsi, La conduite centralisée [7] peut être représentée par un programme d'optimisation qui consiste à choisir de manière optimale les quantités à produire  $q_p$  et à consommer  $q_c$ , afin de maximiser le surplus total défini comme la différence entre l'utilité du consommateur  $B(q_c)$  et le coût de production  $C(q_p)$  (Tableau 1.1).

Cependant, dans une conduite décentralisée, les actions sont coordonnées par un prix  $p$  qui permet d'équilibrer le système. Le producteur prend sa décision de production par rapport au prix du marché afin de maximiser son profit étant donné le niveau de prix. Le consommateur prend sa décision de consommation afin de maximiser son surplus (utilité de la consommation moins le coût du consommateur pour se procurer le bien) étant donné le niveau de prix (Tableau1.1).

### Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons brièvement présenté dans la première partie le système électrique en focalisant sur ses aspects de fonctionnement, de gestion et de conduite.

Dans la deuxième partie, le Dispatching Economique est défini par la formulation mathématique de ces composantes statique et dynamique. Les méthodes de résolution, les plus utilisées notamment celles de Lagrange et du Gradient sont présentées en négligeant les pertes de transmission dans un premier temps, puis en tenant compte de ces dernières.

Dans la troisième partie nous avons vu comment les producteurs de l'énergie électrique partagent leurs ressources pour minimiser le coût total de la fourniture de la charge demandée dans le cadre d'un système électrique réglementé, sont devenues d'importants concurrents sur un marché dérégulé pour accroître leurs profits.

Au cours de ce chapitre nous avons souligné les limites d'utilisation des méthodes de résolution conventionnelles dans le DE notamment dans la prise en compte des contraintes de fonctionnement des unités de production (complexes), la raison pour laquelle, nous enquêtons, dans le chapitre suivant, sur les méthodes d'optimisation d'une façon générale, un intérêt particulier est orienté vers celles appliquées au DE.

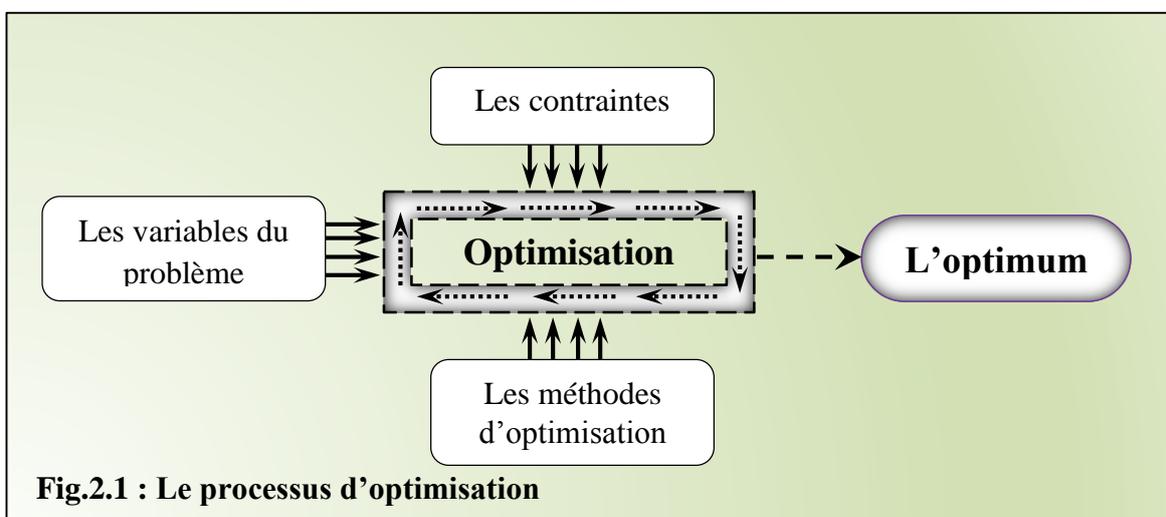
### Introduction

Le problème d'optimisation des puissances générées pour la minimisation du coût du carburant consommé dans un système électrique consiste à rechercher la solution optimale d'un problème de DE avec des fonctions coût appropriées pour chaque générateur. Etant donné ceci, ce chapitre traite du problème d'optimisation, plus précisément la minimisation, sous contraintes et se focalise sur les techniques de résolution notamment celles appliquées au DE. Les méthodes de résolution sont nombreuses, les métaheuristiques constituent une famille de méthodes à laquelle nous nous intéressons particulièrement dans la suite de ce travail.

#### 2.1. Problème d'optimisation : Définition

Dans le contexte du problème posé par le DE, un problème d'optimisation consiste à minimiser un critère de performance, en occurrence le coût du carburant, dans un espace de recherche délimité par des contraintes d'égalité, d'inégalité et de fonctionnement, et ce au cours d'un processus en plusieurs étapes, comme illustré sur la figure 2.1, qui comprend la détermination :

- Des variables du problème appelées aussi variables de décision qui permettent la définition du problème.
- De l'espace d'état, appelé aussi domaine de recherche, c'est l'ensemble des domaines de définition des différentes variables du problème.
- De la fonction objectif ou fonction coût par laquelle on définit le but à atteindre.
- De l'ensemble des contraintes que les variables de l'espace d'état doivent satisfaire. Ces contraintes limitent l'espace d'état.



## Chapitre 2 : Les Méthodes d'optimisation

---

- De la méthode d'optimisation ou l'outil qui permet la recherche du point optimum dans l'espace d'état qui satisfait l'ensemble des contraintes, et qui minimise la fonction objectif.

Les paramètres essentiels qui influencent la complexité du problème et qui se dégagent de cette définition sont [19] :

- La nature des variables (continues/discrètes),
- La nature des contraintes (d'égalité/d'inégalité, linéaires/non-linéaires),
- La nature de la fonction objectif (linéaire, quadratique, convexe, etc.)
- Le nombre de fonctions objectifs (mono objectif, multi objectif).

En fonction de la nature du problème, on distingue deux types d'optimisation :

- L'optimisation statique pour laquelle la fonction objectif ne dépend que des valeurs des variables à un instant donné,
- L'optimisation dynamique pour laquelle la fonction objectif, à réaliser sur un intervalle de temps donné, dépend des décisions prises antérieurement et de l'état actuel du système électrique.

Par ailleurs, les méthodes de résolution peuvent être déterministes ou stochastiques, selon qu'elles incluent ou non des processus probabilistes dans la recherche de la solution optimale.

Un problème de minimisation mono-objectif peut être décrit dans un formalisme mathématique selon le modèle suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{x \in R^n} f(x) \\ \text{Sous les contraintes:} \\ h_j(x) = 0, \quad j = 1, \dots, m \\ g_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, k \\ x_{min} \leq x \leq x_{max} \end{array} \right.$$

Avec  $x \in R^n$  est le vecteur des variables de décision,  $f$  la fonction objectif,  $h_1, \dots, h_m$  et  $g_1, \dots, g_k$  sont respectivement les contraintes d'égalités et d'inégalité et  $x_{min}, x_{max}$  sont respectivement les bornes inférieures et supérieures des variables de décision dans l'espace d'état.

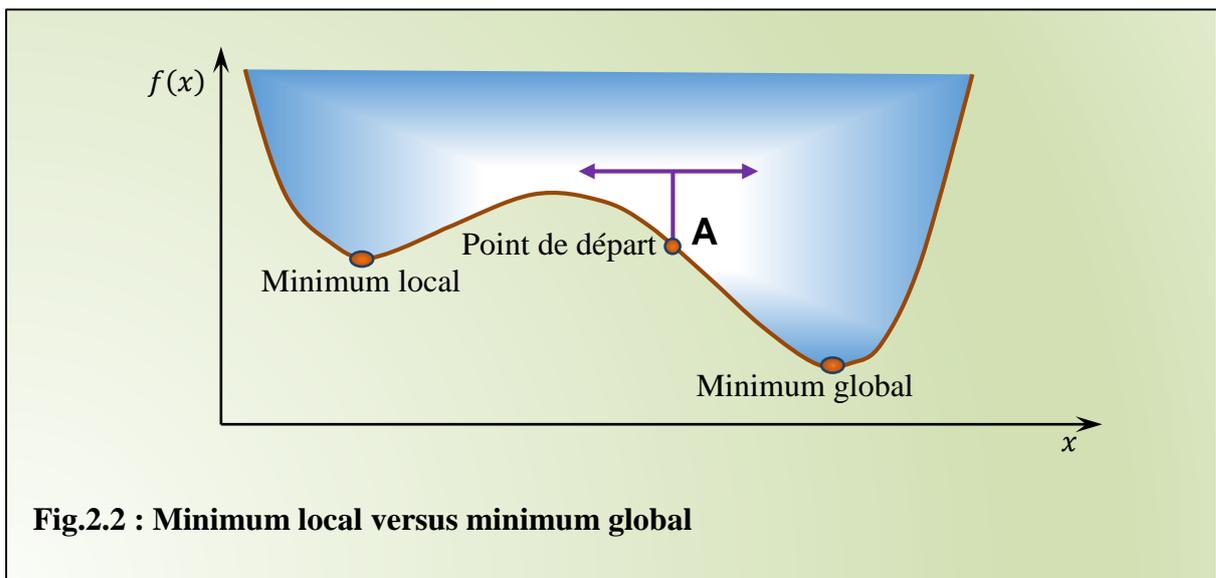
Selon la nature de la fonction  $f$ , des contraintes et des variables  $x$ , on rencontre des problèmes d'optimisation aussi divers que la programmation linéaire, continue, quadratique, convexe, discrète, etc. [20].

### 2.2. Les méthodes d'optimisation

#### 2.2.1. Méthodes déterministes

Les méthodes déterministes sont caractérisées par une exploitation méthodique de l'espace de recherche. Il en existe deux types : les méthodes déterministes locales et les méthodes déterministes globales.

Les méthodes déterministes locales englobent, entre autres, les méthodes mathématiques de type gradient, Newton, quasi-Newton, etc. Ces méthodes se basent sur la connaissance d'une direction de recherche donnée souvent par le gradient de la fonction objectif par rapport aux variables du problème. Elles sont locales, en ce sens qu'elles permettent la convergence vers un minimum qui dépend seulement du point initial qu'il soit local ou global lequel constitue l'optimum du problème comme illustré sur la figure 2.2.



Les règles de transition entre deux solutions sont donc entièrement déterminées par le voisinage de ce point de départ. Ces méthodes sont appréciées pour traiter les problèmes pour lesquels la solution est proche du point de départ ou si la fonction objectif est convexe. Toutefois, lorsque la fonction objectif est multimodale (présente plusieurs minima), ces méthodes risquent de rester bloquées dans un minimum local [21].

Les méthodes déterministes globales comprennent, entre autres, les méthodes de type Branch and Bound basées sur les techniques de séparation-évaluation [21]. Elles ne nécessitent pas de point de départ, elles permettent d'obtenir, à la convergence, la solution exacte, c'est-à-dire le minimum global du problème d'optimisation considéré avec une garantie absolue au détriment du temps de calcul parfois prohibitif. Elles atteignent leurs limites dès que le nombre de variables devient important.

### 2.2.2. Méthodes stochastiques

Aussi appelées méthodes non-déterministes ou approchées, sont utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation difficiles. Par opposition aux méthodes déterministes, ces méthodes permettent de donner rapidement une bonne approximation de l'optimum global sans nécessité de connaître ni le point de départ ni le gradient de la fonction objectif. Elles se basent sur des processus de transition probabilistes et aléatoires en leur attribuant une exploration efficace de l'espace d'état.

Les méthodes stochastiques sont scindées en deux grandes familles : les heuristiques dédiées à la résolution de problèmes particuliers [22] et les métaheuristiques qui se distinguent par le fait qu'elles sont adaptables aux différents types de problèmes d'optimisation, leur transposition se fait sans modifications substantielles des algorithmes employés [23]. Elles sont généralement itératives, directes avec une grande capacité à éviter le piège des optima locaux. Un récapitulatif des caractéristiques des méthodes ci-dessus est présenté sur le tableau 2.1.

### 2.2.3. Méthodes hybrides

L'hybridation consiste à combiner les caractéristiques de deux méthodes différentes afin de tirer profit de leurs avantages respectifs. On trouve dans la littérature de nombreuses combinaisons dont notamment celles concernant l'hybridation métaheuristiques-métaheuristiques et l'hybridation métaheuristiques-exactes [23].

L'agencement des algorithmes se fait selon trois différentes approches : en série, en parallèle ou en insertion de telle sorte qu'il y'ait une coopération en termes de complémentarité et de synergie entre les algorithmes dans le but de rechercher la meilleure solution en moins de temps.

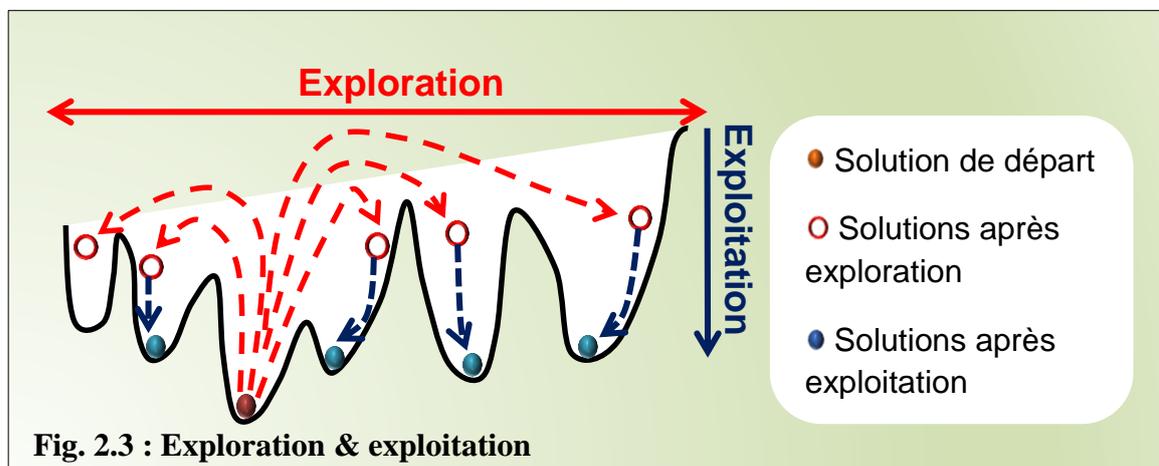
Tableau 2.1 : Caractéristiques principales des méthodes déterministes et non déterministes.

Méthode	Type de problème	Caractéristiques				
Déterministe ou exacte	La fonction objective est : Strictement Convexe, Continue, Dérivable.	Solution exacte en un temps fini				
Non déterministe ou approchée	<table border="1"> <tr> <td>Heuristique</td> <td>Nombre élevé de variables et/ou de contraintes, Fonction objectif et contraintes non linéaires, Multimodal,</td> </tr> <tr> <td>Métaheuristique</td> <td>Multi objectifs, Dynamique, Hybridation.</td> </tr> </table>	Heuristique	Nombre élevé de variables et/ou de contraintes, Fonction objectif et contraintes non linéaires, Multimodal,	Métaheuristique	Multi objectifs, Dynamique, Hybridation.	Aléatoires, Itératives, Directes, Solution approchée, Qualité non garantie.
Heuristique	Nombre élevé de variables et/ou de contraintes, Fonction objectif et contraintes non linéaires, Multimodal,					
Métaheuristique	Multi objectifs, Dynamique, Hybridation.					

### 2.3. Principes d'exploration et d'exploitation

Pour une méthode d'optimisation, la recherche de l'optimum d'une fonction se fait selon deux principes fondamentaux :

- Le principe d'exploration (ou diversification) correspond à sa capacité à parcourir le domaine des variables afin de localiser différentes solutions. La recherche est réalisée par balayage horizontal de surface comme il est illustré sur la figure 2.3. Ce principe met en place des stratégies qui permettent d'explorer un plus grand espace de solutions et d'échapper à des minima locaux.



- Le principe d'exploitation (ou intensification), quant à lui, permet d'affiner une solution donnée pour converger vers le minimum de la zone à laquelle elle est attachée. La recherche se fait selon un déplacement vertical de profondeur afin d'accéder à un minimum local qui peut être global (Fig.2.3). Il permet de rechercher des solutions de plus grande qualité en augmentant la précision de l'optimum.

Le succès et l'efficacité d'une technique de résolution s'appuient sur un équilibre entre ces deux stratégies pour trouver l'optimum global : l'exploration pour la recherche de régions inexplorées de l'espace de recherche et l'exploitation pour exploiter la connaissance acquise aux points déjà trouvés et ainsi obtenir des points meilleurs [24].

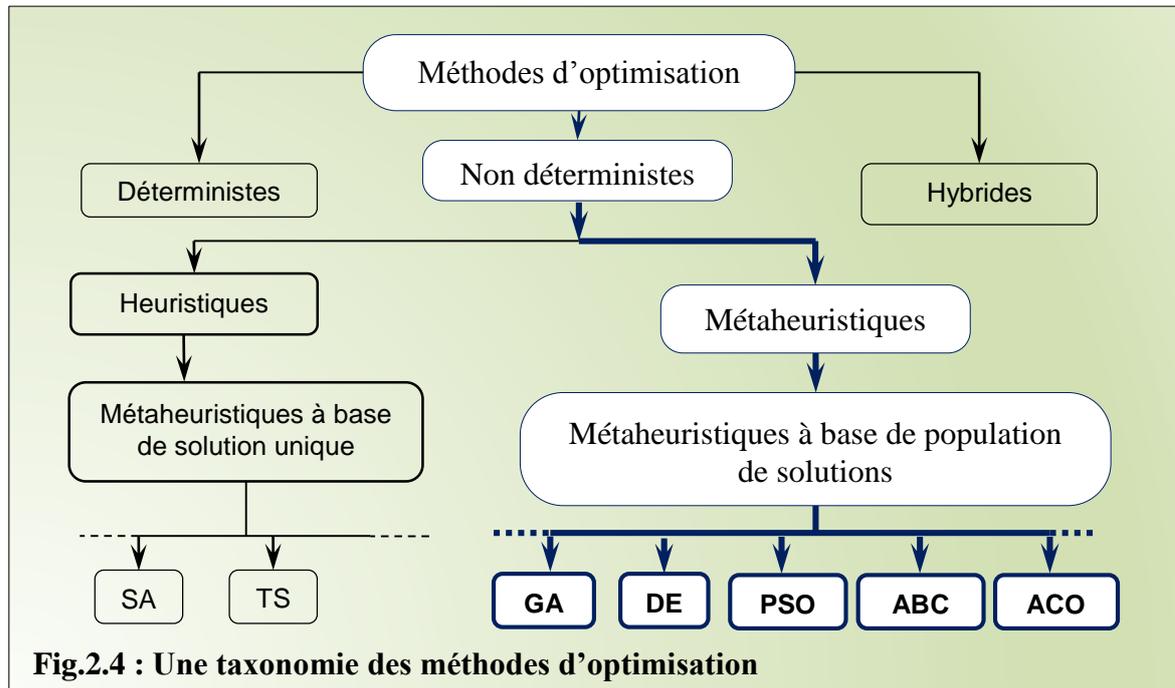
### 2.4. Les métaheuristiques

Les métaheuristiques sont des méthodes générales de recherche dédiées aux problèmes d'optimisation difficiles. Reconnues pour leur efficacité due essentiellement à leur capacité à résoudre des problèmes de taille importante en donnant une bonne approximation de l'optimum global en un temps de calcul raisonnable. Elles sont inspirées d'analogies avec des domaines aussi variés que la physique (recuit simulé, l'algorithme de recherche gravitationnel), la génétique (algorithmes évolutionnaires et algorithme génétique), la mémoire humaine (recherche tabou) ou encore l'éthologie ou l'intelligence d'essaim (Colonies de fourmis, essaim de particules).

Les métaheuristiques progressent de façon itérative. Les itérations successives doivent permettre de passer d'une solution de mauvaise qualité à la solution optimale, en alternant des phases d'exploitation, d'exploration et d'apprentissage. Ce processus permet à l'algorithme de ne tenir compte que des zones où l'optimum global est susceptible de se trouver, évitant ainsi les optima locaux. L'état de départ est souvent choisi aléatoirement, ensuite l'algorithme se déroule et s'arrête après avoir atteint un critère d'arrêt, généralement en l'atteinte du temps d'exécution imparti ou d'une précision demandée.

Le principe général le plus largement utilisé dans l'élaboration des métaheuristiques est celui du voisinage. À chaque solution  $S$  du problème, on associe un sous-ensemble  $V_S$  de solutions. Le processus itératif appliqué, cherche à améliorer la configuration courante en la remplaçant par une de ses voisines en tenant compte de la fonction objectif. Ce processus s'arrête et retourne à la meilleure solution trouvée lorsque le critère d'arrêt est atteint. Les métaheuristiques diffèrent

principalement entre elles par le voisinage utilisé et la stratégie de parcours d'une solution voisine [37].



On distingue deux grandes familles de métaheuristiques (Fig.2.4) selon qu'une seule solution ou que plusieurs solutions sont manipulées à la recherche de l'optimum.

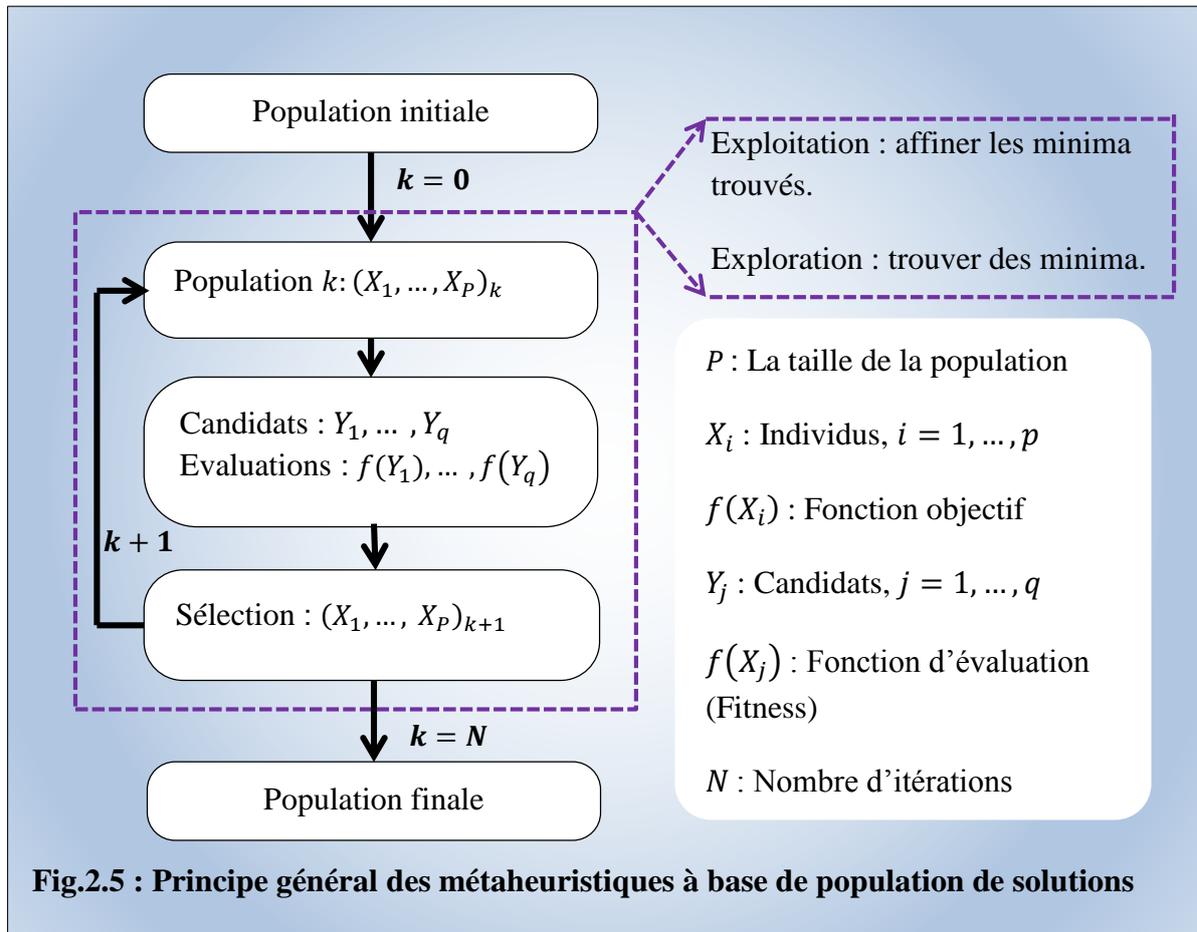
### 2.4.1. Les métaheuristiques à base de solution unique

Aussi appelées méthodes de recherche locale ou méthodes de trajectoire, visent à améliorer une seule solution existante. En effet, à partir d'une solution initiale, considérée comme point de départ (obtenue par méthode exacte ou par tirage aléatoire), ces algorithmes esquissent une trajectoire dans l'espace des solutions au cours de leur processus de recherche de la solution optimale. Ce processus consiste à passer d'une solution à une solution voisine par déplacements successifs améliorant ainsi l'exploitation de l'espace des solutions. Cette catégorie englobe entre autres les méthodes de la recherche tabou (TS) et du recuit simulé (SA) [25].

### 2.4.2. Les métaheuristiques à base de population de solutions

Les métaheuristiques à base de population de solutions permettent de mieux appréhender les grands espaces de recherche en renforçant l'exploration de ces derniers. Le principe général de ces méthodes est illustré sur la figure Fig. 2.5 ci-dessous. Il consiste à générer une population initiale d'individus généralement de façon aléatoire. Puis, pour passer d'une génération  $k$  à la génération  $k + 1$ , des solutions sont combinées entre elles pour en former de nouvelles en mesurant la

performance de chaque individu (fitness) pour pouvoir évaluer sa qualité et ainsi le comparer aux autres, ce qui permet d'identifier les meilleurs individus d'une population. Un tel processus est répété jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait. On trouve dans cette catégorie les algorithmes génétiques GA, les algorithmes par colonies de fourmis ACO, l'optimisation par essaim de particules PSO, etc. [26]



Dans ce qui suit, nous présentons une description sommaire des métaheuristiques issues de cette catégorie et qui sont appliquées au problème du DE.

### 2.4.2.1. Les algorithmes génétiques (GA)

Les algorithmes génétiques (GA), également appelés algorithmes évolutionnaires, sont des algorithmes de recherche inspirés des concepts de sélection naturelle et de concurrence vitale issus de la théorie de l'évolution formulée par Charles Darwin en 1859, qui postule que lorsqu'une population est soumise aux contraintes d'un milieu naturel, seuls les individus les mieux adaptés survivent et génèrent une descendance.

Ce fondement théorique fut emprunté par les algorithmes génétiques et les premiers travaux menés par John Holland en 1975 formalise ces algorithmes dans le cadre de l'optimisation mathématique. [27], [28].

Les algorithmes génétiques cherchent les meilleurs individus en associant aux variables un codage particulier. Chaque variable de décisions représente dès lors un gène qui peut contenir un ou plusieurs codes, pouvant exprimer des caractères différents. La séquence de code constitue un individu c'est-à-dire une solution potentielle formant le chromosome.

L'objectif du problème traité est exprimé à l'aide de la fonction fitness qui permet de mesurer pour chaque individu sa faculté d'adaptation et d'évaluer ainsi ces chances d'être sélectionné ou pas, afin de reproduire de nouvelles solutions. L'exploration de l'espace des solutions possibles se fait selon deux opérateurs qui visent à générer de manière aléatoire de nouvelles solutions à partir de la population de départ. Il s'agit des opérateurs génétiques de croisement et de mutation. L'opérateur de sélection oriente l'exploration en identifiant les individus ayant la plus grande probabilité d'être choisis. Un individu qui viole une contrainte se verra attribuer une mauvaise fitness et aura une probabilité forte d'être éliminé par le processus de sélection.

### **2.4.2.2. L'algorithme de L'évolution différentielle (DEA)**

L'évolution différentielle (DEA) est une version améliorée des algorithmes génétiques [29]. L'algorithme DEA commence par générer une population initiale comme les algorithmes génétiques, il utilise les mêmes opérateurs : croisement, mutation et sélection.

La différence principale réside dans le fait que, contrairement aux GA qui se basent sur le croisement pour générer de meilleures solutions, le DEA se fonde sur l'opération de mutation. Cette opération principale réalise l'auto-adaptation par une manipulation géométrique des individus. L'algorithme utilise l'opération de mutation comme un mécanisme de recherche et l'opérateur de sélection pour diriger la convergence vers les régions éventuelles dans l'espace de recherche.

### **2.4.2.3. La méthode de colonies de fourmis (ACO)**

Cette métaheuristique repose sur l'imitation du comportement particulier des fourmis pendant leur quête de nourriture. Ces insectes, lors de leurs déplacements de recherche, secrètent une substance chimique volatile appelée phéromone, formant des pistes odorantes pour marquer leur trajet entre la fourmilière et la nourriture. Cette substance constitue leur moyen de communication essentiel

[28], [30]. En effet, plus un chemin est concentré en phéromones, plus il est attractif et devient le chemin le plus emprunté. Ce type de communication indirecte par modification de l'environnement est connu sous le nom de stigmergie.

Chaque fourmi se déplace de façon aléatoire indépendamment des autres fourmis. Cependant, le choix de la direction dépend de la concentration locale en phéromones. Ce comportement peut être décrit selon les principales étapes suivantes :

- Une fourmi éclaireuse crée un chemin initial peu marqué en phéromones.
- Les fourmis suivantes explorent aléatoirement l'ensemble des chemins.
- Le chemin le plus court se renforce plus rapidement en phéromones et devient plus attractif.
- L'évaporation de la phéromone efface les autres chemins.

#### 2.4.2.4. Optimisation par essaim de particules (PSO)

L'optimisation par essaim particulaire (PSO) est une technique d'optimisation développée par Kennedy et Eberhart en 1995. Cette méthode est inspirée du comportement social des animaux évoluant en essaim tels que les nuées d'oiseaux, les bancs de poissons, essaim d'abeilles et même du comportement social humain [31], [32], [33].

Un essaim est composé d'individus ou particules en mouvement. Chaque individu utilise sa propre mémoire et l'information locale sur ses voisins les plus proches pour décider de son prochain déplacement. Le mouvement de chaque particule est par conséquent influencé par les trois composantes suivantes :

- Une composante d'inertie : sa vitesse actuelle.
- Une composante cognitive : la particule tend à revenir à sa meilleure position.
- Une composante sociale : la particule tend à suivre un groupe de voisins.

Chaque particule est modélisée par sa position dans l'espace de recherche et par sa vitesse. A chaque instant, toutes les particules ajustent leurs positions et vitesses, donc leurs trajectoires, par rapport à leurs meilleures positions, et à la particule ayant la meilleure position dans l'essaim.

Au cours du processus de la recherche, chaque particule change sa position dans l'espace de recherche en fonction de sa vitesse actuelle, sa position actuelle, sa meilleure position trouvée au cours des itérations passées  $pbest$  et la meilleure position trouvée par l'essaim  $gbest$ . Son déplacement lui permet de mettre à jour sa position et sa vitesse de déplacement à chaque itération.

### 2.4.2.5. L'algorithme de colonies d'abeilles artificielles (ABC)

L'algorithme des colonies d'abeilles artificielles (ABC) est une métaheuristique récente qui s'inspire du modèle naturel du comportement des abeilles lors de la recherche de leur nourriture. Le processus de recherche de nourriture chez les abeilles [34], [35] est fondé sur un mécanisme de déplacement très efficace. Il leur permet d'attirer l'attention d'autres abeilles de la colonie aux sources du nectar trouvées. Elles utilisent un ensemble de danses comme moyen de communication entre elles. Ces danses permettent aux abeilles de partager des informations sur la direction, la distance et la quantité du nectar.

Le modèle décrivant le comportement des abeilles comprend trois éléments essentiels : les sources de nourriture, les abeilles employées et les abeilles non employées. Ce modèle définit deux modes principaux du comportement : le recrutement d'une source de nectar et l'abandon d'une source.

- Sources de nourriture : La valeur d'une source de nourriture dépend de nombreux facteurs tels que sa proximité de la ruche, sa richesse, le goût de son nectar ou la concentration de son énergie et la facilité d'extraction de cette énergie.
- Abeilles employées : Elles sont associées à des sources de nourriture particulière dont elles en sont actuellement exploitantes, elles transportent avec elles et partagent avec une certaine probabilité des informations à propos de cette source, sa direction, sa distance de la ruche et la rentabilité.
- Abeilles non employées : Elles cherchent sans cesse des sources de nourriture à exploiter. Il existe deux types d'abeilles non employées : les scouts qui recherchent dans l'environnement entourant la ruche pour des nouvelles sources de nourriture et les spectatrices qui attendent dans la ruche et choisissent une source de nourriture par le biais des informations partagées par les abeilles employées

Les abeilles s'organisent entre elles et exécutent différentes tâches en se reposant sur les principes suivant :

- Comme la quantité de nectar des sources de nourritures augmente, le nombre de leurs visites par les abeilles augmente aussi.
- Le processus d'exploitation des sources de nourriture pauvres est arrêté par les abeilles.

- Les scouts mènent un processus de recherche aléatoire pour découvrir des nouvelles sources de nourriture.
- Les abeilles partagent leurs informations sur les sources de nourriture avec les spectatrices sur la piste de danse

Chaque solution représente une source de nourriture potentielle dans l'espace de recherche et la qualité de la solution correspond à la qualité de la position alimentaire.

Les abeilles artificielles cherchent à exploiter les sources de nourriture dans l'espace de recherche.

### 2.4.2.6. L'algorithme des essais de salpes (SSA)

Les salpes, organismes gélatineux marins en forme de tonneaux de 1 à 30 cm, sont la deuxième forme la plus abondante de plancton animal. Grâce à un système de filtration efficace, elles concentrent les particules flottant dans l'eau de mer en pelotes qui coulent vers le fond marin. Ces pelotes nourrissent les peuples des abysses et contribuent au stockage du carbone dans les sédiments. Ils se déplacent par contractions, pompant l'eau via leur corps gélatineux et filtrant ainsi le phytoplancton dont ils se nourrissent [38]. Les salpes se déplacent souvent en essaim appelé chaîne de salpe. La salpe à l'avant de la chaîne est appelée Leader, c'est elle qui guide l'essaim et les autres constituent les suiveuses. Les salpes ajustent leur position par rapport à celle du Leader et à la source de nourriture ciblée [36].

## Conclusion

Dans ce chapitre, après une définition du problème d'optimisation, nous avons fait un bref tour d'horizon des méthodes de résolution en se focalisant sur les caractéristiques principales des métaheuristiques. Ces dernières sont très efficaces en optimisation difficile sans avoir besoin de modifier la structure de base de leur algorithme. Elles peuvent être classées en deux catégories : les méthodes à base d'une solution unique et les méthodes à base de population de solutions. Parmi les métaheuristiques à population de solutions, celles appliquées au problème du DE sont décrites via une présentation de leur algorithme de base. Le chapitre suivant propose une nouvelle métaheuristique fondée sur la notion d'écosystème.

### Introduction

Ce chapitre est consacré à l'algorithme d'optimisation basé sur l'écosystème artificiel (AEO). C'est un nouveau algorithme, inspiré du flux d'énergie transitant au sein de l'écosystème terrestre. Il imite les comportements de production, de consommation et de décomposition des organismes vivants.

Dans la première partie du chapitre, nous présentons la notion d'écosystème et la principale source d'inspiration pour la création de cet algorithme. La deuxième partie est consacrée aux détails de fondement mathématique de base de cet algorithme.

### 3.1. Le concept d'écosystème

#### 3.1.1. Définition

Un écosystème, ou système écologique, est un système fonctionnel qui inclut une communauté d'êtres vivants et leur environnement. C'est une unité relativement stable et intégrée qui repose sur des organismes photosynthétiques [41].

Un écosystème est un ensemble vivant formé par un groupement de différentes espèces en interrelations (nutrition, reproduction, prédation...), entre elles et avec leur environnement (minéraux, air, eau), sur une échelle spatiale donnée. L'écosystème regroupe des conditions particulières (physico-chimique, température, pH, humidité...) et permet le maintien de la vie. Et réciproquement, cette vie constitue et maintient l'écosystème. Par leurs interactions entre elles et avec l'environnement, les espèces modèlent l'écosystème qui de ce fait évolue dans le temps. Il a tendance à rester stable mais en perpétuels mouvement et évolution. Une fois son équilibre est atteint, il peut durer des siècles sans se modifier, sauf en cas d'accidents naturels majeurs ou d'interventions violentes de l'homme.

Un écosystème est formé de deux composantes en constante interaction : le biotope et la biocénose.

##### 3.1.1.1. Le biotope

Le biotope constitue le milieu dans lequel vivent les organismes vivants (plantes, animaux et microorganismes). Il est caractérisé par un certain nombre de facteurs qui sont essentiellement des facteurs abiotiques, parmi lesquels on distingue des facteurs physiques tels que les facteurs climatiques (température, luminosité, humidité, vents,...), géographiques et édaphiques. Et d'autres chimiques tels la teneur en oxygène, la teneur en sels minéraux, le PH, etc. il renferme la totalité des ressources nécessaires à la vie.

En milieu aquatique : l'eau présente plusieurs caractères tels que : la tension superficielle qui va permettre le déplacement de certains animaux ; le pH généralement près de la neutralité et les substances dissoutes (gaz et les sels minéraux).

Dans le sol, les facteurs abiotiques importants sont : l'eau qui est indispensable pour la faune et la flore ; la texture et la structure du sol liées à la nature du substrat et la taille des particules qui interviennent dans la nutrition et l'aération des plantes ; la salinité et le pH qui dépend de la nature du sol mais aussi de l'humus (acide humique provenant de la décomposition des végétaux).

### **3.1.1.2. La biocénose**

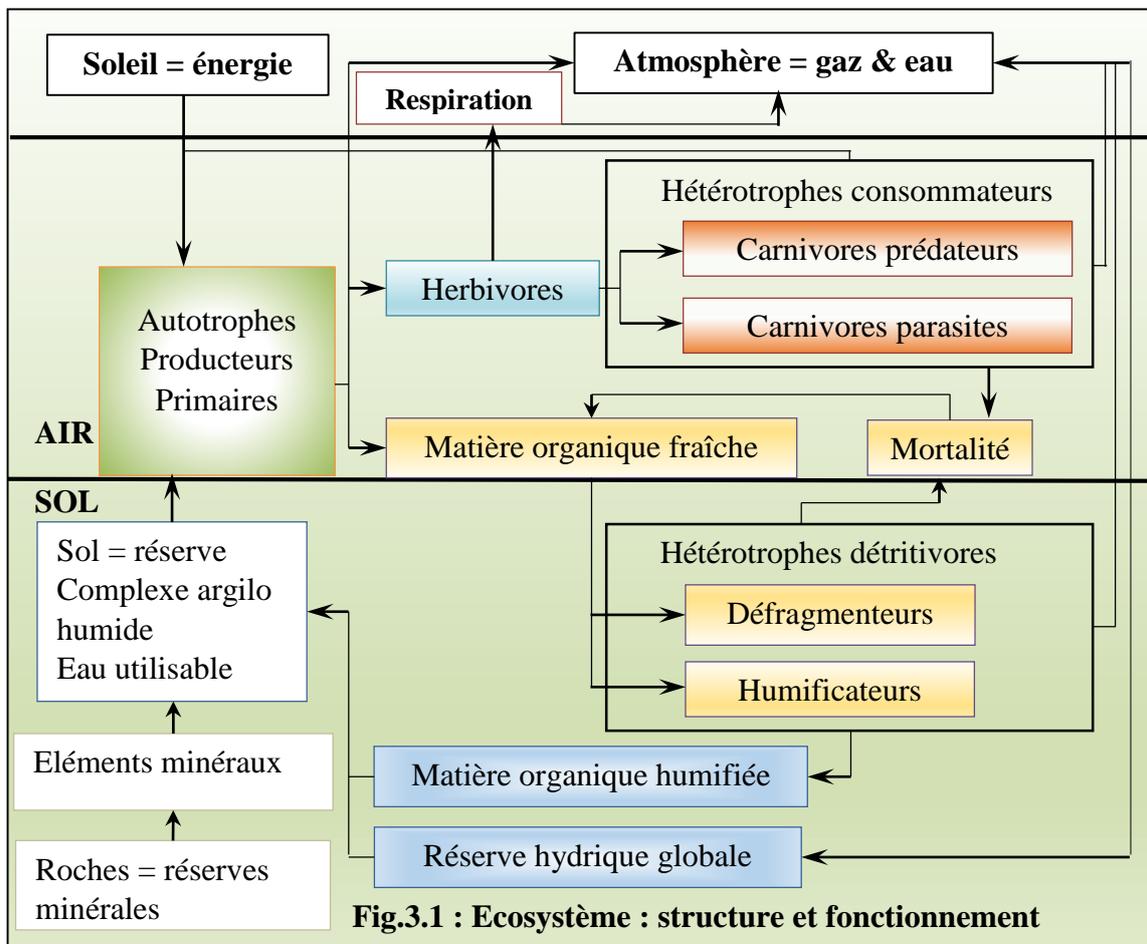
La biocénose est un ensemble de facteurs biotiques formé par l'ensemble des êtres vivants : la faune et la flore, qui trouvent dans le milieu des conditions leur permettant de vivre et de se reproduire. C'est un ensemble plus ou moins riche en espèces entre lesquelles existent des liens d'interdépendance qui se manifestent par la compétition, les relations trophiques (les uns mangent les autres), la symbiose, etc.

Les trois catégories d'organismes d'une biocénose sont les producteurs (les végétaux chlorophylliens), les consommateurs (herbivores, carnivores et omnivores) et les décomposeurs (champignons, bactéries, vers de terre...).

## **3.2. Fonctionnement d'un écosystème**

Un écosystème est un système au sein duquel il existe des échanges cycliques de matières et d'énergie, dus aux interactions entre les différents organismes vivants (biocénose) et leur environnement (biotope). Il fonctionne dans un certain équilibre. L'interdépendance entre les différents organismes qui composent la biocénose avec le biotope peut être illustrée dans la figure 3.1 représentant un modèle d'écosystème avec ses différents compartiments et cycles schématisés.

Il se présente comme une unité intégrée, avec ses différentes composantes abiotiques et biotiques, qui fonctionne et ce malgré l'entrée en compétition d'un grand nombre d'organismes pour les ressources. Tout être vivant, même les plus petits (bactérie, champignons, etc.) constitue une source de nourriture pour un autre organisme vivant, ce qui constitue ce qu'on appelle la chaîne trophique ou chaîne alimentaire et qui consiste en un transfert de matière et d'énergie d'un niveau trophique à un autre.



### 3.2.1. Les flux d'énergie

L'énergie solaire constitue la source essentielle de la matière sur terre. Environ 30% de cette énergie est immédiatement réfléchi vers l'espace sous forme de lumière, 20% environ est absorbée par l'atmosphère terrestre. La plus grande partie des 50% restants est absorbée par la terre elle-même et transformée en chaleur.

Une partie de l'énergie absorbée sert à l'évaporation des eaux des océans et à la formation des nuages qui, à leur tour, donnent la pluie et la neige. L'énergie solaire, combinée à d'autres facteurs est aussi responsable des mouvements de l'air et de l'eau qui participent à l'établissement de différents types de climats sur toute la surface terrestre.

Les plantes vertes et d'autres organismes photosynthétiques captent moins de 1% d'énergie solaire. Ces êtres transforment cette énergie en énergie chimique, électrique et mécanique utilisée par ces mêmes organismes (dits autotrophes) et par tous les autres êtres vivants, dits hétérotrophes, et assurant ainsi leur nutrition et donc leur survie et leurs diverses activités. Ce flux d'énergie est

l'essence de la vie. Tout être vivant doit, donc, recevoir de l'énergie parce qu'il en dépense pour différentes fonctions :

- La maintenance : entretien de l'organisme ou métabolisme basal et activités courantes (mouvements) ;
- La croissance de l'organisme (augmentation en taille, en poids et en volume).
- La reproduction : production de gamètes et de graines ;
- L'accumulation de réserves glucidiques et lipidiques.

Il y a donc un flux d'énergie d'un niveau trophique à un autre. L'énergie captée par les plantes vertes est, ainsi, transférée d'une manière très organisée à travers les différents niveaux de la chaîne trophique avant de se dissiper.

Les matières animales et végétales qui n'entrent pas dans les chaînes alimentaires des herbivores, comme les feuilles mortes, les troncs d'arbre morts ou les cadavres d'animaux, entrent dans les chaînes alimentaires des détritivores (c'est-à-dire des mangeurs de détritits formés d'organismes morts). Les bactéries, les champignons et les animaux qui se nourrissent de matières végétales et animales mortes constituent une source d'énergie pour les niveaux trophiques supérieurs des chaînes alimentaires des herbivores. De cette façon, la nature exploite au maximum l'énergie fixée par les végétaux au début de la chaîne.

Dans une chaîne alimentaire, le nombre de niveaux trophiques est limité, étant donné qu'à chaque étape une grande quantité d'énergie est perdue soit sous la forme de chaleur dégagée par la respiration, soit sous la forme de matière organique non consommée par les animaux. Par conséquent, chaque niveau trophique dispose de moins d'énergie que le niveau trophique qui le précède.

#### **3.2.2. Les flux de matière**

Dans une chaîne alimentaire, les végétaux sont les producteurs primaires, car ils synthétisent la matière vivante à partir de l'énergie solaire, du gaz carbonique, de l'eau et des éléments minéraux du sol. Ils sont absorbés par des consommateurs de premier ordre, les herbivores, dont se nourrissent des consommateurs de deuxième ordre, les carnivores. Certains carnivores, consommateurs de troisième ordre, ne se nourrissent que de carnivores. Les déchets et dépouilles de ces êtres vivants, plantes et animaux, sont transformés par des organismes décomposeurs : bactéries, levures, champignons vers de terre qui restituent au sol les éléments fertilisants dont les

plantes vont pouvoir se nourrir. Dans l'écosystème, le cycle de matière se perpétue ainsi et concerne trois grands ensembles d'êtres vivants, à savoir les Producteurs, les Consommateurs et les Décomposeurs.

### **3.2.2.1. Les Producteurs**

C'est l'ensemble des végétaux chlorophylliens qui vont fixer l'énergie de la lumière solaire (photosynthèse). Les organismes autotrophes constituent toujours le premier maillon d'une chaîne alimentaire. On peut dire que les autotrophes sont à l'origine de toute la matière organique dans un écosystème. L'autotrophe désigne tout être vivant qui n'a pas besoin d'autre être vivant pour se nourrir. La production primaire est le développement de la matière organique végétale à partir de la matière minérale par le processus de la photosynthèse. Cette dernière nécessite du gaz carbonique, de l'eau et de la lumière.

### **3.2.2.2. Les Consommateurs**

Les consommateurs sont des hétérotrophes qui se nourrissent de constituants organiques préexistants, d'origine animale ou végétale. Les hétérotrophes sont contraints de se procurer leur matière organique en la prélevant sur d'autres organismes. On distingue plusieurs catégories de consommateurs selon le régime alimentaire :

- Les herbivores : ce sont les consommateurs primaires, se nourrissent de végétaux.
- Les carnivores : se nourrissent d'autres animaux dont ils vont digérer la matière organique on les appelle aussi les prédateurs : on en distingue trois catégories :
  - ❖ Prédateurs de premier ordre : qui mangent les herbivores : (chacal, lion, etc.).
  - ❖ Prédateurs de 2<sup>o</sup> ordre : qui mangent les prédateurs de 1<sup>o</sup> ordre (serpents, etc.).
  - ❖ Prédateurs de 3<sup>o</sup> ordre : (les rapaces qui mangent les serpents, etc.).
- Les omnivores sont des êtres animaux qui sont capables de tout consommer : Homme, Sanglier, Hérisson, etc.

### 3.2.2.3. Les Décomposeurs

Ils permettent de recycler les organismes morts (végétaux et animaux) en transformant la matière organique en matière minérale réutilisable de nouveau pour le sol ou l'eau et pour le développement des végétaux. Ils représentent le dernier maillon de la chaîne alimentaire. Ce sont surtout des bactéries et des champignons. Ils se nourrissent de la matière organique morte. Leur rôle est de décomposer la matière organique ou la minéraliser. Le processus de décomposition est aussi important que celui de production dans un écosystème donné. Un nombre important d'espèces agissent plus ou moins rapidement sur cette matière morte pour la recycler, en la fractionnant, la transformant, la décomposant et la minéralisant. Elle redevient disponible pour les producteurs et utilisable pour la synthèse de nouvelles molécules organiques.

On constate donc un transfert d'énergie d'un niveau trophique à un autre : photosynthèse → matières organiques végétales → matière organique herbivore → matière organique carnivore I → matière organique carnivore II → matière organique carnivore III. , etc. La chaîne trophique ne va pas s'allonger indéfiniment, en principe elle va s'arrêter au niveau du carnivore III parce qu'il y a perte d'énergie d'un niveau à un autre.

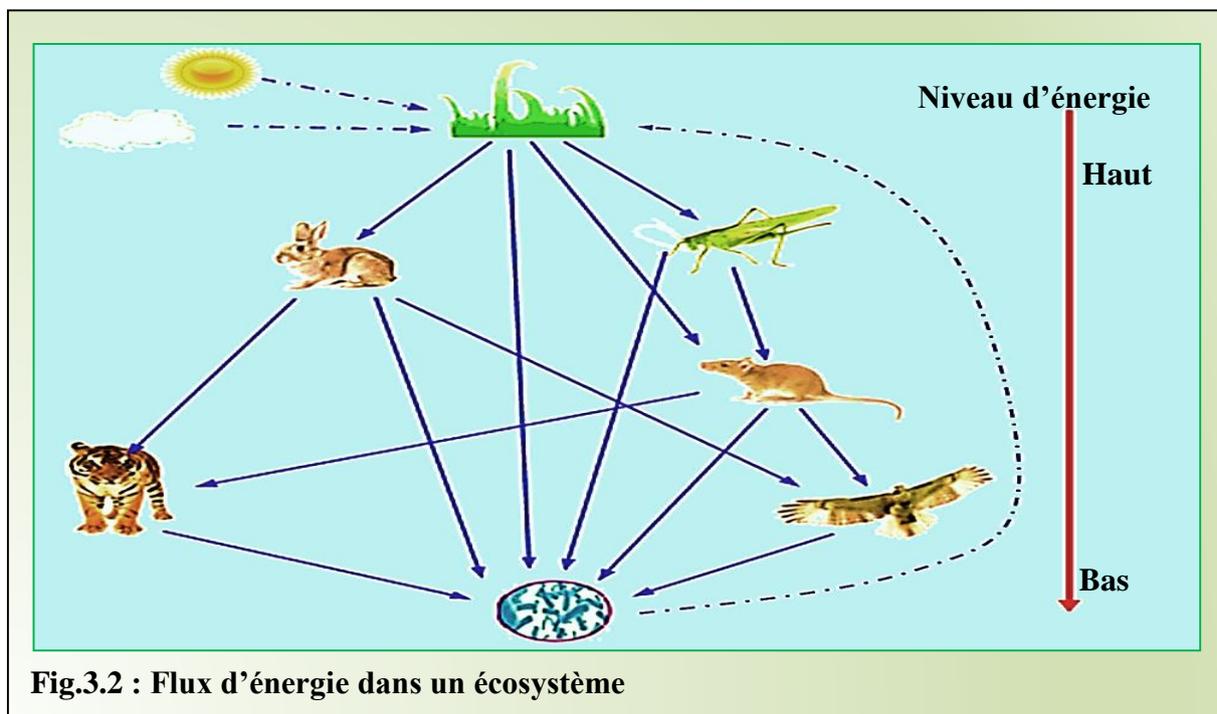


Fig.3.2 : Flux d'énergie dans un écosystème

Les chaînes alimentaires concourent pour former un réseau dense et complexe : le réseau trophique formé par un ensemble de chaînes alimentaires reliées entre elles au sein d'un écosystème et par lesquelles l'énergie et la matière circulent. Les représentants des derniers maillons de chaque

chaîne c'est-à-dire les consommateurs du dernier ordre sont toujours moins nombreux que ceux des premiers maillons. La figure 3.2 représente le flux d'énergie au sein d'un écosystème.

Le parcours du transfert d'énergie est surligné en bleu. En rouge sont représentés les différents niveaux d'énergie qui vont en diminuant depuis les producteurs vers les décomposeurs. L'énergie circule toujours des organismes vivants à haute énergie vers les organismes vivants à faible énergie. En règle générale, l'écosystème développe ce mécanisme de transfert d'énergie comme stratégie pour maintenir la stabilité des espèces, ce qui permet d'établir l'équilibre écologique et le préserver à long terme.

### **3.3. La méthode d'Optimisation basée sur l'Ecosystème Artificiel (AEO)**

A la lumière de ce qui précède, l'algorithme d'optimisation basé sur un écosystème artificiel emploie trois opérateurs, dont la production, la consommation et la décomposition. Le premier opérateur consiste principalement à améliorer l'équilibre entre exploration et exploitation. Le deuxième opérateur est utilisé pour améliorer l'exploration de l'algorithme. Pour le troisième opérateur, il est proposé de promouvoir l'exploitation de l'algorithme. Dans son processus de recherche de solutions, AEO suit généralement les règles suivantes [40] :

1. L'écosystème en tant que population comprend trois types d'organismes : producteur, consommateur et décomposeur.
2. Il n'y a qu'un seul producteur en tant qu'individu dans une population.
3. Il n'y a qu'un seul décomposeur en tant qu'individu dans une population.
4. Les autres individus d'une population sont des consommateurs, dont chacun est choisi comme carnivore, herbivore ou un omnivore avec la même probabilité.
5. Le niveau d'énergie de chaque individu dans une population est évalué par la valeur de sa fonction fitness. La population est triée dans l'ordre décroissant de la valeur de la fonction fitness de sorte que la valeur de fitness la plus élevée indique le niveau d'énergie le plus élevé pour un problème de minimisation.

La figure 3.3 montre un écosystème en AEO. Dans cet écosystème, tous les individus sont triés dans l'ordre décroissant de la valeur de leur fonction fitness. Le sens de l'écoulement d'énergie est

surligné en noir (flèches noirs). Le pire individu  $x_1$  présentant la valeur de fitness la plus élevée, et le meilleur individu  $x_n$  ayant la valeur de fitness la plus basse sont un producteur et un décomposeur respectivement. Les autres sont des consommateurs, on suppose que  $x_2$  et  $x_5$  sont des herbivores,  $x_3$  et  $x_6$  sont des omnivores, et  $x_4$  et  $x_7$  sont des carnivores.

#### 3.3.1. Production

Dans un écosystème, le producteur peut générer de l'énergie alimentaire avec du dioxyde de carbone, de l'eau et du soleil, ainsi que les éléments fournis par le décomposeur.

De même, selon AEO, le producteur (le pire individu) d'une population doit être mis à jour par les limites inférieure et supérieure de l'espace de recherche et le décomposeur (le meilleur individu), et cette mise à jour individuelle guidera d'autres individus, y compris des herbivores et omnivores dans la population pour rechercher différentes régions.

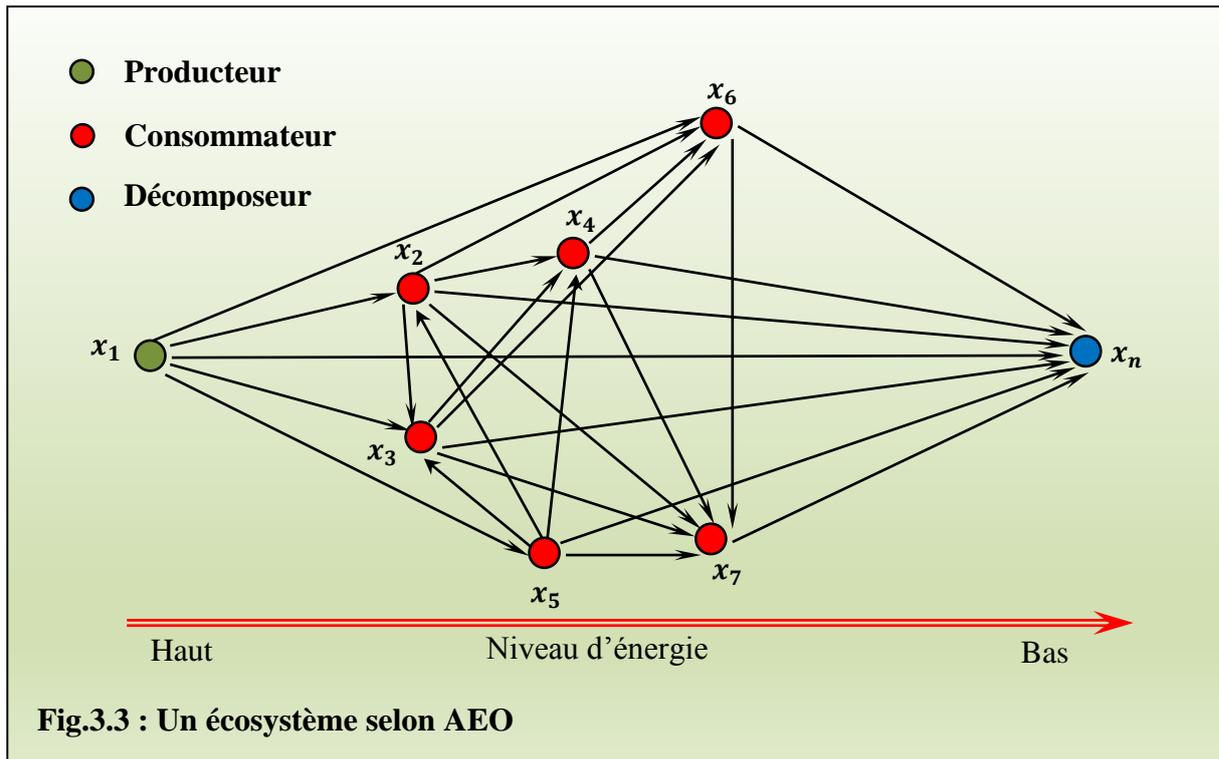
L'opérateur de production permet à l'algorithme AEO de produire aléatoirement un nouvel individu remplaçant le précédent entre le meilleur individu ( $x_n$ ) et un individu aléatoirement généré dans l'espace de recherche ( $x_{rand}$ ). Le modèle mathématique de l'opérateur de production est représenté comme suit :

$$x_1(t + 1) = (1 - a)x_n(t) + ax_{rand}(t) \quad (3.1)$$

$$a = \left(1 - \frac{t}{T}\right)r_1 \quad (3.2)$$

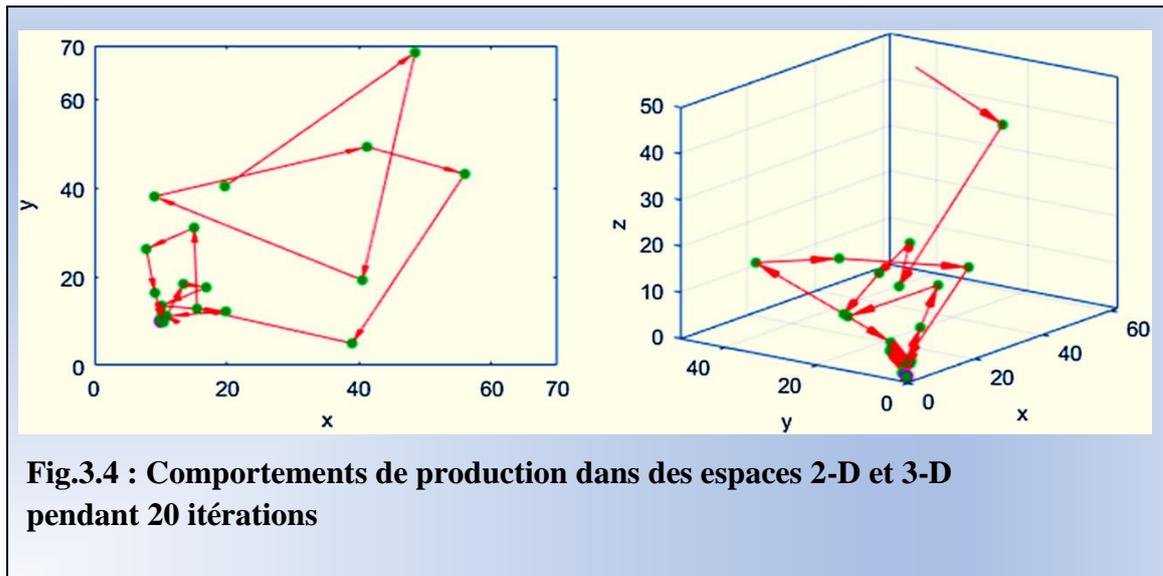
$$x_{rand} = \mathbf{r}(U - L) + L \quad (3.3)$$

Où  $n$  est la taille de la population,  $T$  le nombre maximal d'itérations,  $L$  et  $U$  sont les limites inférieure et supérieure respectivement,  $r_1$  est un nombre aléatoire de l'intervalle  $[0,1]$ ,  $\mathbf{r}$  est un vecteur aléatoire de l'intervalle  $[0,1]$ ,  $a$  est un coefficient de pondération linéaire, et  $x_{rand}$  est la position d'un individu produit aléatoirement dans l'espace de recherche



Dans l'équation (3.1), le coefficient de pondération  $a$  est utilisé pour déplacer linéairement l'individu à partir d'une position produite aléatoirement vers la position du meilleur individu à mesure que les itérations augmentent. Au cours des premières itérations  $x_1(t + 1)$  peut guider les autres individus à effectuer une exploration dans l'espace de recherche de manière extensive. Au cours des dernières itérations,  $x_1(t + 1)$  peut guider les autres individus pour qu'ils réalisent l'exploitation dans une région autour de  $x_n$  de manière intensive.

La simulation de cet opérateur de production dans des espaces 2-D et 3-D utilisant l'équation (3.1), est illustrée sur la figure 3.4 où le comportement de production a effectué 20 itérations. Comme montré sur la figure, cet opérateur proposé par l'équation (3.1) déplace progressivement un individu généré aléatoirement vers le meilleur individu. Après 20 itérations, l'individu atteint la position du meilleur individu.



**Fig.3.4 : Comportements de production dans des espaces 2-D et 3-D pendant 20 itérations**

### 3.3.2. Consommation

Une fois que le producteur a accompli l'opération de production, tous les consommateurs peuvent effectuer l'opération de consommation. Pour obtenir de l'énergie alimentaire, chaque consommateur peut manger soit un consommateur choisi aléatoirement avec le niveau d'énergie le plus haut ou un producteur, ou les deux à la fois.

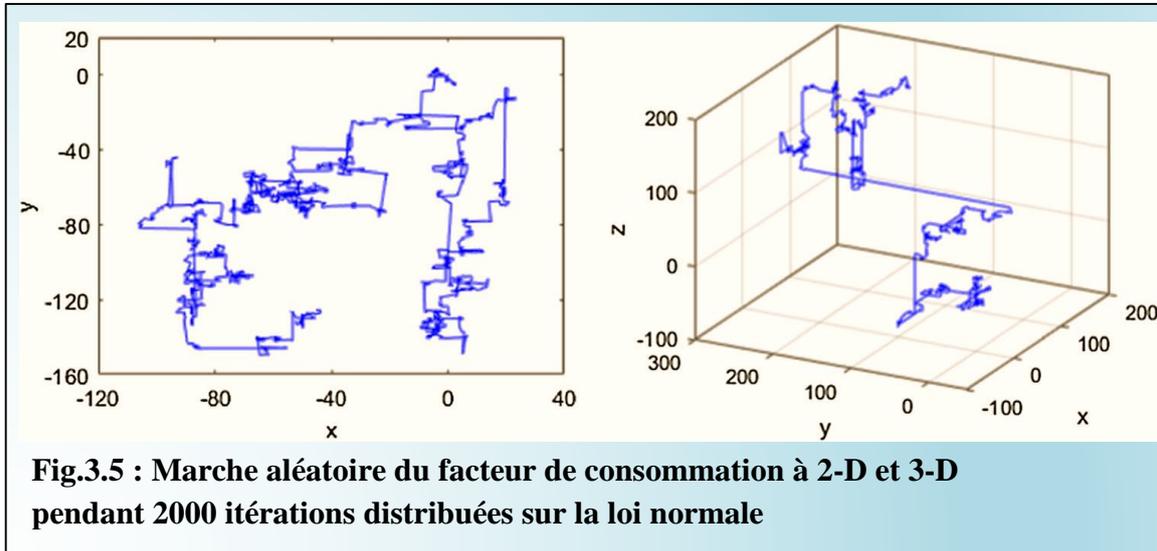
Lévy Flight (ou vols de Lévy) en tant qu'opérateur mathématique imite la recherche de nourriture de nombreux animaux comme le coucou, bourdons, cerfs et lion. C'est une marche aléatoire dont le déplacement à chaque itération est donné par une certaine distribution de probabilité (loi normale, loi de Cauchy) autorisant ainsi des déplacements de grandes tailles. Ces sauts de grandes amplitudes issus de ces lois larges sont appelés des vols de Lévy permettent une exploration efficace de l'espace de recherche et sont donc prometteurs pour trouver l'optimum global. Par conséquent, Lévy flight a souvent été ajouté aux algorithmes inspirés de la nature pour améliorer leurs performances d'optimisation. Cependant, il y a deux inconvénients à ce comportement, inhérents à la complexité et le nombre important de paramètres à régler. Une marche aléatoire simple et sans paramètres avec les caractéristiques de Lévy flight, appelé facteur de consommation, est proposé, et est défini comme suit :

$$C = \frac{1}{2} \frac{V_1}{|V_2|} \quad (3.4)$$

$$V_1 \sim N(0,1), V_2 \sim N(0,1) \quad (3.5)$$

Où  $N(0,1)$  est une distribution normale de moyenne = 0 et d'écart type = 1

Cette marche aléatoire est simulée avec la loi normale est représentée sur la figure 3.5. Les trajectoires du facteur de consommation dans des espaces en 2-D (marche aléatoire plane) et 3-D pendant 2000 itérations sont affichées.



On peut constater que ces marches aléatoires explorent généralement autour d'un point central et effectuent occasionnellement des sauts à long pas loin du point précédent. Il permet à AEO d'éviter les extrema locaux et d'explorer tout l'espace de recherche. Par conséquent, ce facteur de consommation peut aider chaque consommateur à chasser pour se nourrir, tandis que différents types de consommateurs adoptent des stratégies de consommation différentes.

### 3.3.2.1. Les herbivores

Si un consommateur est choisi au hasard comme herbivore, il ne mange que le producteur. Comme il est illustré sur la figure 3.3, les deux consommateurs  $x_2$  et  $x_5$  sont des herbivores qui ne consomment que le producteur  $x_1$ . Pour modéliser mathématiquement le comportement de consommation des herbivores, l'équation suivante est présentée comme suit :

$$x_i(t+1) = x_i(t) + C \cdot (x_i(t) - x_1(t+1)), \quad i \in [2, \dots, n] \quad (3.6)$$

### 3.3.2.2. Les carnivores

Si un consommateur est choisi au hasard comme carnivore, il ne peut manger au hasard qu'un consommateur de haut niveau d'énergie. Sur la figure 3.3, le consommateur  $x_7$  est un carnivore, il

doit choisir au hasard un consommateur pour la nourriture parmi les individus de  $x_2$  à  $x_6$  qui ont tous des niveaux d'énergie plus élevés que le consommateur  $x_7$ . L'équation modélisant le comportement de consommation d'un carnivore est la suivante :

$$\begin{cases} x_i(t+1) = x_i(t) + C \cdot (x_i(t) - x_j(t)), & i \in [2, \dots, n] \\ j = \text{randi}([2 \ i - 1]) \end{cases} \quad (3.7)$$

#### 3.3.2.3. Les omnivores

Si un consommateur est choisi au hasard comme omnivore, il peut manger aussi bien au hasard un consommateur avec le plus haut niveau d'énergie et un producteur. Sur la figure 3.3, le consommateur  $x_6$  est un omnivore, il faut donc manger à la fois le producteur  $x_1$  et un consommateur choisi au hasard parmi les individus de  $x_2$  à  $x_5$  qui ont des niveaux d'énergie supérieurs à  $x_6$ .

L'équation mathématique modélisant le comportement de consommation d'un omnivore est exprimée comme suit :

$$\begin{cases} x_i(t+1) = x_i(t) + C \cdot (r_2 \cdot (x_i(t) - x_1(t+1))) + (1 - r_2) \cdot (x_i(t) - x_j(t)), & i \in [3, \dots, n] \\ j = \text{randi}([2 \ i - 1]) \end{cases} \quad (3.8)$$

Où  $r_2$  est un nombre aléatoire de l'intervalle  $[0,1]$ .

Pour cet opérateur de consommation, AEO met à jour la position d'un individu recherché par rapport au pire individu ou individu choisi au hasard dans une population, ou les deux à la fois.

Ce comportement tend à mettre l'accent sur l'exploration et permet à AEO d'effectuer une recherche globale.

#### 3.3.3. Décomposition

La décomposition est un processus très vital en termes de fonctionnement d'un écosystème, qui permet de fournir des nutriments nécessaires à la croissance du producteur. Pendant la décomposition, lorsque chaque individu de la population meurt, le décomposeur décomposera chimiquement ses restes.

Afin de modéliser mathématiquement ce comportement, le facteur de décomposition  $D$  et les coefficients de pondération  $e$  et  $h$  sont conçus. Par conséquent, la position de l' $i$ ème individu  $x_i$

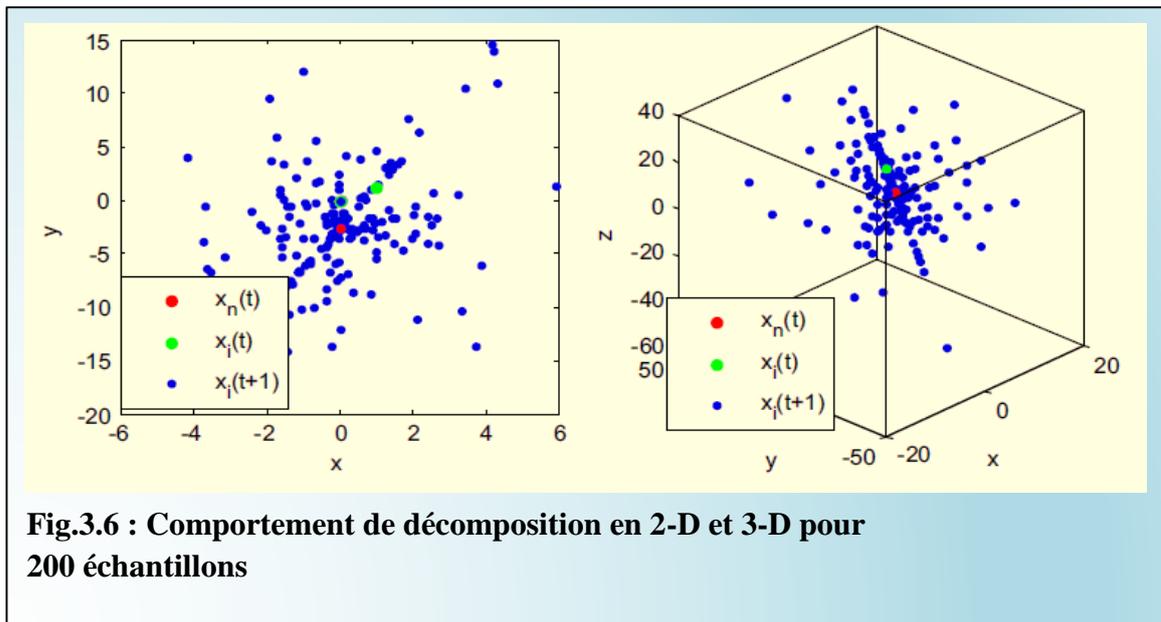
dans une population peut être mise à jour par la position du décomposeur  $x_n$  via ces paramètres  $D$ ,  $e$  et  $h$ . L'équation exprimant le comportement de décomposition se présente ainsi :

$$x_i(t+1) = x_n(t) + D \cdot (e \cdot x_n(t) - h \cdot x_i(t)), \quad i = 1, \dots, n \quad (3.9)$$

$$D = 3u, \quad u \sim N(0,1) \quad (3.10)$$

$$e = r_3 \cdot \text{randi}([1 \ 2]) - 1, \quad (3.11)$$

$$h = 2 \cdot r_3 - 1, \quad (3.12)$$



La figure 3.6 montre 200 échantillons individuels dans des espaces 2-D et 3-D, respectivement, selon l'équation (3.9). La plupart des points échantillonnés sont distribués au hasard dans la distance entre l'individu actuel  $x_i$  et l'individu  $x_n$ . La distribution des points échantillonnés devient clairsemée à mesure que la distance entre ces deux individus réduit. Pendant ce temps, on peut voir sur cette figure, quelques-uns des points échantillonnés qui ont tendance à échantillonner au hasard certaines régions éloignées de l'individu  $x_n$ . Ce qui permet de soutenir l'exploitation et éviter les extrema locaux.

#### 3.4. Description de l'algorithme AEO

AEO lance l'optimisation en générant une population au hasard. A chaque itération, le premier individu de recherche met à jour sa position selon l'équation (3.1) et pour les autres individus, il y

a une même probabilité de choisir parmi les équations (3.6), (3.7) ou (3.8) pour mettre à jour leurs positions. Le pseudocode de l'algorithme AEO est décrit ci-dessous.

---

#### AEO algorithme de base

---

1. Initialiser aléatoirement un écosystème  $X_i$  (solutions)
  2. Calculer la fitness et  $X_{best}$  (la meilleure solution trouvée)
  3. **Tant que** le critère d'arrêt est non satisfait **faire**
    - // Production //
    - 3.1 . Pour l'individu  $X_i$  mettre à jour sa solution en utilisant l'équation (3.1)
      - // Consommation//
    - 3.2 . Pour l'individu  $X_i$  ,  $i = (2, \dots, n)$ ,
      - // Herbivore //
    - 3.3 . Si  $rand < 1/3$  alors mettre à jour sa solution via l'équation (3.6)
      - // Carnivore //
    - 3.4 . Sinon Si  $1/3 \leq rand \leq 2/3$  mettre à jour sa solution via l'éq. (3.7)
      - // Omnivore //
    - 3.5 . Sinon mettre à jour sa solution en utilisant l'équation (3.8)
    - 3.6 . Fin Si
    - 3.7 Fin Pour
    - 3.8 . Calculer la fitness de chaque individu.
    - 3.9 . Mettre à jour la meilleure solution  $X_{best}$
  4. **Fin tant que**
  5. **Retourner**  $X_{best}$
- 

Si un individu reçoit une meilleure valeur de fonction, il est accepté. Ensuite, chaque individu met à jour sa position en fonction de l'équation (3.9). Si un individu sort des limites inférieures ou supérieures pendant le processus de mise à jour, il sera généré aléatoirement dans l'espace de recherche.

Toutes les mises à jour sont préformées de manière interactive jusqu'à ce que l'algorithme AEO satisfasse un critère d'arrêt. Enfin, la solution du meilleur individu trouvé jusqu'ici est retournée (Fig.3.7).

Avec la formulation ci-dessus de l'algorithme AEO et les observations de ses performances d'optimisation, nous pouvons énumérer les caractéristiques spécifiques suivantes :

1. AEO est motivé par trois mécanismes de transfert d'énergie dans un écosystème, y compris la production, la consommation, et la décomposition, qui sont efficaces dans l'amélioration des performances d'optimisation de l'algorithme à partir de différents aspects.

2. La production aide AEO à produire une solution candidate, dérivant d'une position générée aléatoirement, à la meilleure position avec l'augmentation des itérations. Cette solution guidera d'autres individus à effectuer l'opérateur de consommation pendant le processus de consommation. Ce comportement contribue grandement à l'établissement de l'équilibre entre les principes d'exploration et d'exploitation.
3. La consommation permet à l'algorithme AEO de mettre à jour les solutions d'individus par rapport à la solution proposée par le processus de production ou la solution de l'individu choisi aléatoirement avec un niveau d'énergie plus ou les deux à la fois. Ce comportement améliore l'exploration de AEO.
4. Le facteur de consommation permet à l'algorithme de réaliser une recherche globale.
5. Dans le processus de consommation, chaque consommateur est choisi aléatoirement comme carnivore, herbivore ou omnivore avec la même probabilité. Un herbivore met à jour sa solution en se basant sur la solution offerte par le processus de production. Un carnivore met à jour sa solution en fonction de l'individu choisi aléatoirement avec un niveau d'énergie plus élevé. Un omnivore met à jour sa solution en fonction à la fois de la solution offerte par le processus de production et la solution choisie aléatoirement avec un haut niveau d'énergie.
6. La décomposition permet à AEO de mettre à jour les solutions d'individus sur la base de la meilleure solution dans la population via trois coefficients clés. Cela peut améliorer l'exploration de l'AEO.
7. AEO est très simple à mettre en œuvre et ne nécessite pas tout autre paramètre à régler en plus de la taille de la population et le nombre maximal d'itérations.

Par ailleurs, un test global de cet algorithme est mis en œuvre sur 31 fonctions de référence pour analyser ses différentes caractéristiques à savoir, l'exploration, l'exploitation, le comportement de convergence et l'évitement des optima locaux [40]. Les comparaisons de résultats statistiques sont très convaincantes, AEO est très compétitif par rapport aux autres métaheuristiques.

Sa capacité à gérer les problèmes du monde réel a également été testée sur 8 problèmes d'ingénierie tels que la conception des réservoirs sous pression. Ainsi que son application au problème d'identification des paramètres hydrogéologiques. Les résultats statistiques avec différents indices suggèrent que, par rapport à d'autres méthodes, AEO est plus prometteur pour

s'attaquer aux problèmes du monde réel nécessitant un taux de convergence plus rapide et moins de calcul avec une précision acceptable pour la solution finale.

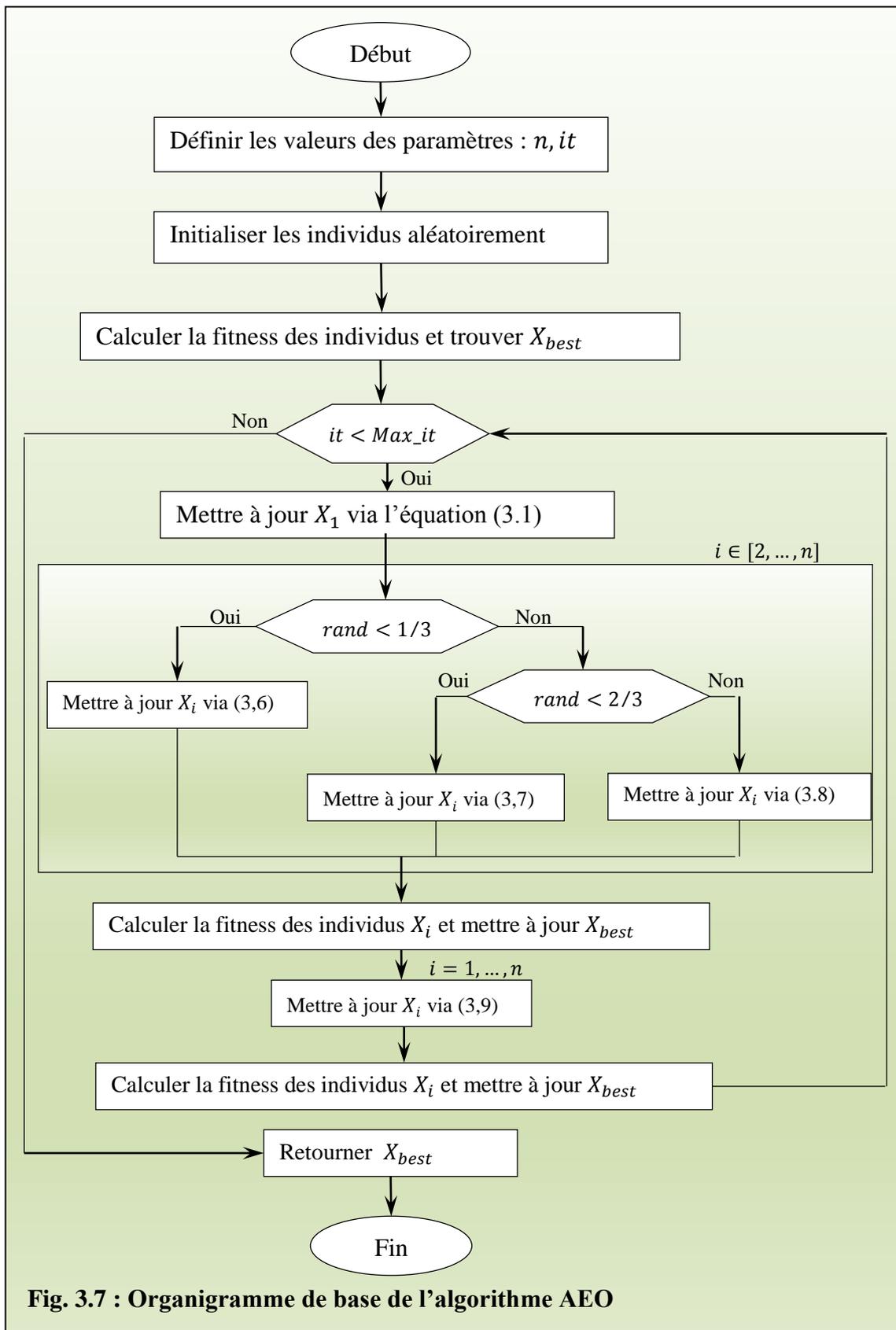


Fig. 3.7 : Organigramme de base de l'algorithme AEO

#### **Conclusion**

Ce chapitre a proposé un nouvel outil d'optimisation à base de population de solutions, nommé optimisation basée sur l'écosystème artificiel (AEO). Les concepts supportant cet algorithme sont tirés de l'écosystème naturel. Il comprend trois comportements pour imiter la production, la consommation et la décomposition des organismes vivants. C'est une approche facile à mettre en œuvre vue le nombre réduit de paramètres à régler. L'algorithme est appréhendé à travers le modèle mathématique supportant chaque comportement et à travers ses caractéristiques essentielles. L'objet du chapitre suivant est l'application de l'algorithme AEO pour la résolution du problème du DE.

### Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons l'application de la méthode d'Optimisation d'Ecosystème Artificiel (AEO) pour résoudre le problème du Dispatching Economique. Trois types de systèmes de test 06-unités, 15-unités et 40-unités de production d'énergie électrique ont fait l'objet de cette résolution, en tenant compte des contraintes de rampe rates, de zones interdites et d'ouverture de vannes d'admission relatives aux contraintes pratiques des générateurs. Différents tests, notamment ceux de convergence et de respect des contraintes d'égalité et d'inégalité, sont également effectués sur l'algorithme. Les résultats obtenus sont comparés à ceux d'autres méthodes publiés dans la littérature.

### 4.1. Résultats et interprétations

#### 4.1.1. Système à six unités

L'algorithme AEO est appliqué à un système test de six générateurs pour une puissance demandée :  $P_D = 1263 \text{ MW}$ .

Les paramètres de l'algorithme sont :

Taille de la population :  $n = 100$

Nombre d'itérations maximal :  $Max\_it = 200$

L'application de la méthode AEO au DE s'est faite selon deux cas :

- Cas 1 : système de six unités sans effets de rampe et de zones interdites
- Cas 2 : système de six unités avec effets de rampe et de zones interdites

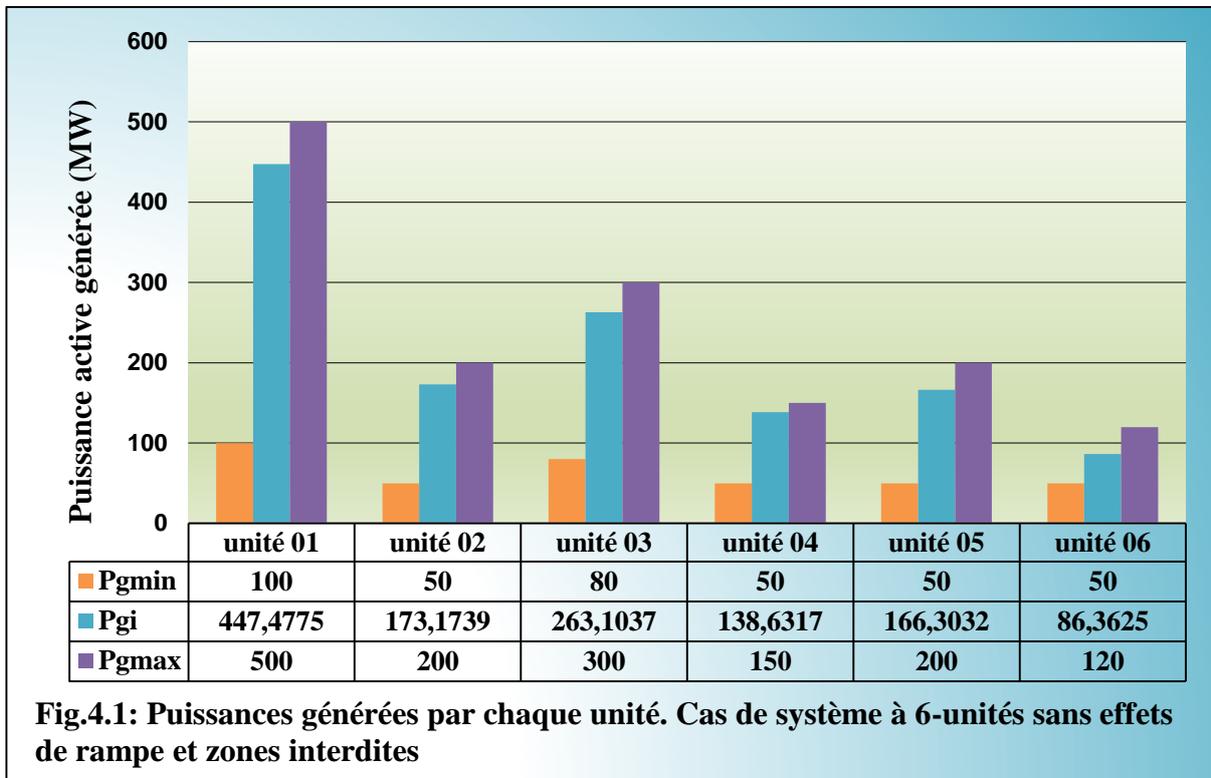
#### 4.1.1.1. Système de six unités sans effets de rampe et de zones interdites

Les résultats de cette simulation sont reportés dans le tableau qui suit.

**Tableau 4.1 : Résultats de système à six unités sans effets de rampe et de zones interdites**

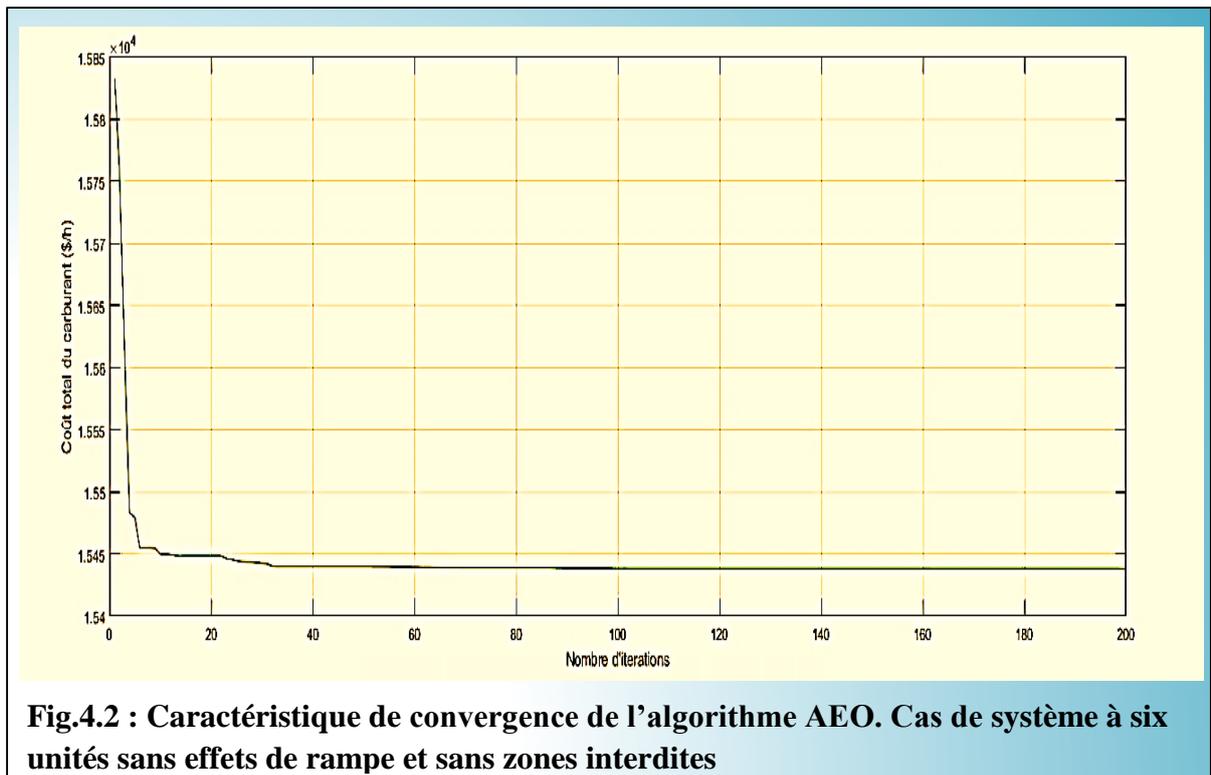
Parmètres	Résultats
Puissance totale (MW)	1275,05
Coût total (\$/h)	15437,6685
Pertes totales (MW)	12,40
Temps d'exécution (sec)	0,79

Les résultats relatifs à la répartition optimale des puissances générées par les centrales électriques sont reportés sur le graphe de la figure 4.1.



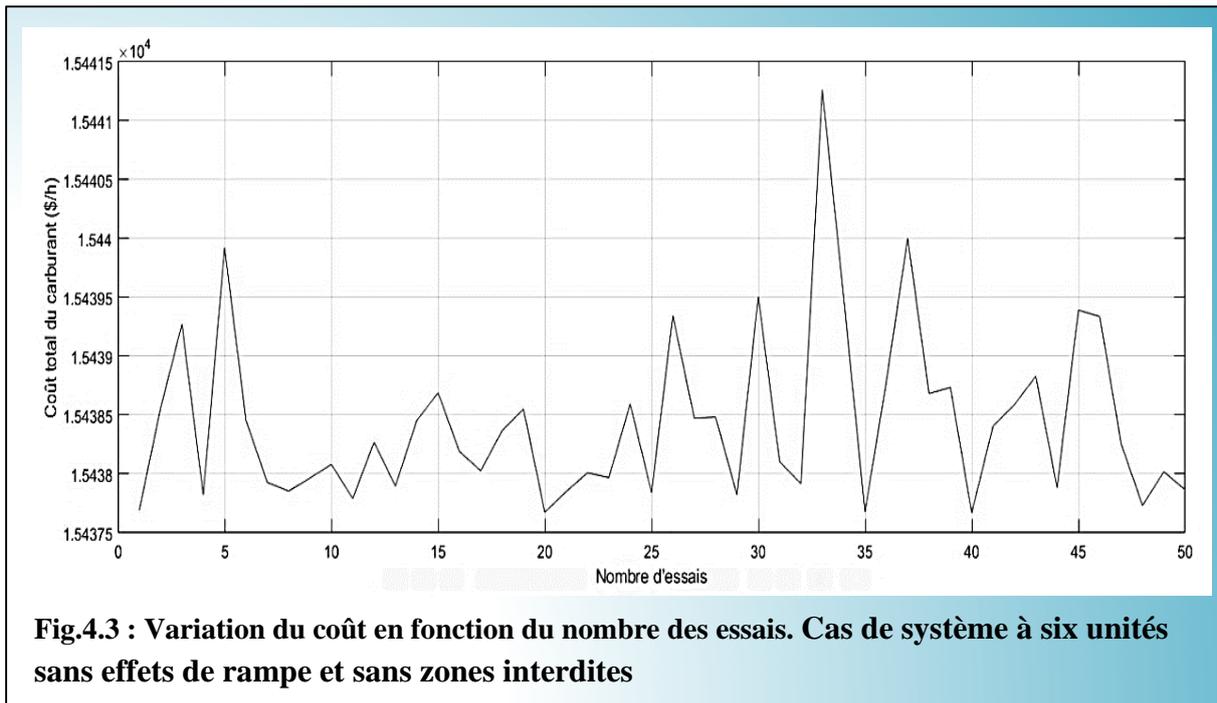
**Fig.4.1: Puissances générées par chaque unité. Cas de système à 6-unités sans effets de rampe et zones interdites**

La caractéristique de convergence de l’algorithme AEO pour le système de six unités sans effets de rampe et sans zones interdites sont reportés sur le graphe de la figure 4.2.



**Fig.4.2 : Caractéristique de convergence de l’algorithme AEO. Cas de système à six unités sans effets de rampe et sans zones interdites**

La variation du coût optimal en fonction du nombre d'essais est illustrée sur la figure ci-dessous.



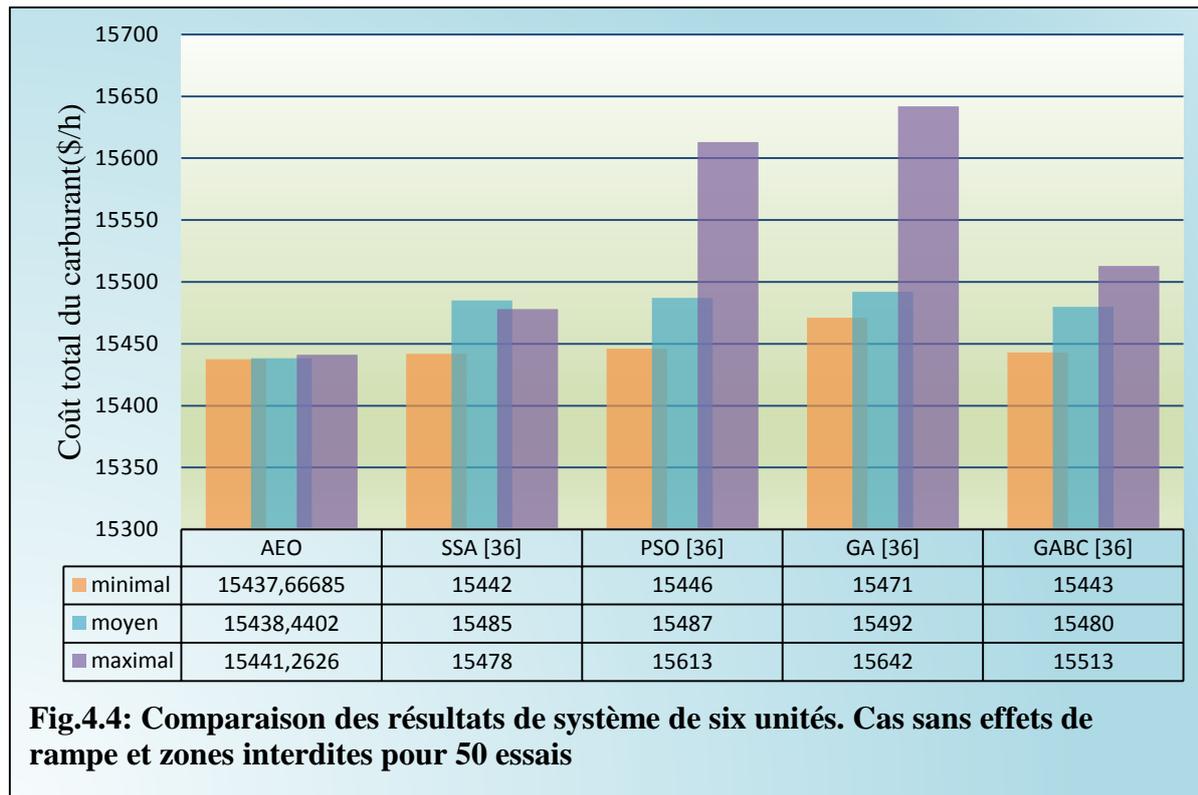
Les caractéristiques de convergence représentées par la variation du coût de combustible en fonction des itérations (générations) montrent que le coût décroît jusqu'au minimum en moins de 20 premières itérations, donc la convergence est obtenue.

La contrainte d'égalité est respectée avec une grande précision (fig.4.1), la somme des puissances générées est égale à la somme de la puissance demandée et des pertes actives totales. En plus toutes puissances générées se situent dans les limites de génération d'où le respect de la contrainte d'inégalité.

La comparaison des résultats de système à six unités sans effets de rampe et de zones interdites avec d'autres méthodes telles que SSA, PSO, GA, GABC, sur 50 essais est illustrée sur la figure 4.4. Les résultats obtenus par la méthode AEO en termes de coût de carburant minimal (15437.66685 \$/h), moyen et maximal sont nettement meilleurs que ceux obtenus par ces méthodes.

Les autres comparaisons effectuées avec les méthodes : DEA, BBO, ABC et BFO, qui sont illustrées sur le tableau 4.2, relèvent que les résultats découlant de l'algorithme AEO donnent le meilleur optimum global évalué à 15437.66685 \$/h, et les plus petites pertes estimées à 12.40 MW.

Ces premiers résultats montrent que AEO est un algorithme puissant avec un grand pouvoir de convergence vers l'optimum global.



**Fig.4.4: Comparaison des résultats de système de six unités. Cas sans effets de rampe et zones interdites pour 50 essais**

Le tableau suivant complète les séries de comparaisons faites avec des méthodes performantes.

**Tableau 4.2 : Comparaison des résultats obtenus. 6 unités sans effets de rampe et zones interdites**

Puissance générée (MW)	Méthode					
	AEO	SSA [36]	DEA [36]	BBO [36]	ABC [36]	BFO [36]
Pg1	447.4775	447.9810	447.50	438.65	400.00	438.21
Pg2	173.1739	143.2791	170.52	167.90	186.55	172.58
Pg3	263.1037	277.9424	261.90	262.82	289.00	257.42
Pg4	138.6317	120.7592	116.91	136.77	150.00	141.09
Pg5	166.3032	181.7809	190.41	171.76	200.00	179.37
Pg6	86.3625	104.2583	88.49	97.67	50.00	86.88
Puissance totale (MW)	1275.05	1276	1275.73	1275.57	1275.55	1275.73
Pertes totales (MW)	12.40	12.50	12.73	12.52	12.55	12.55
Coût total (\$/h)	15437.6685	15442.80	15456.56	15445.90	15452	15446

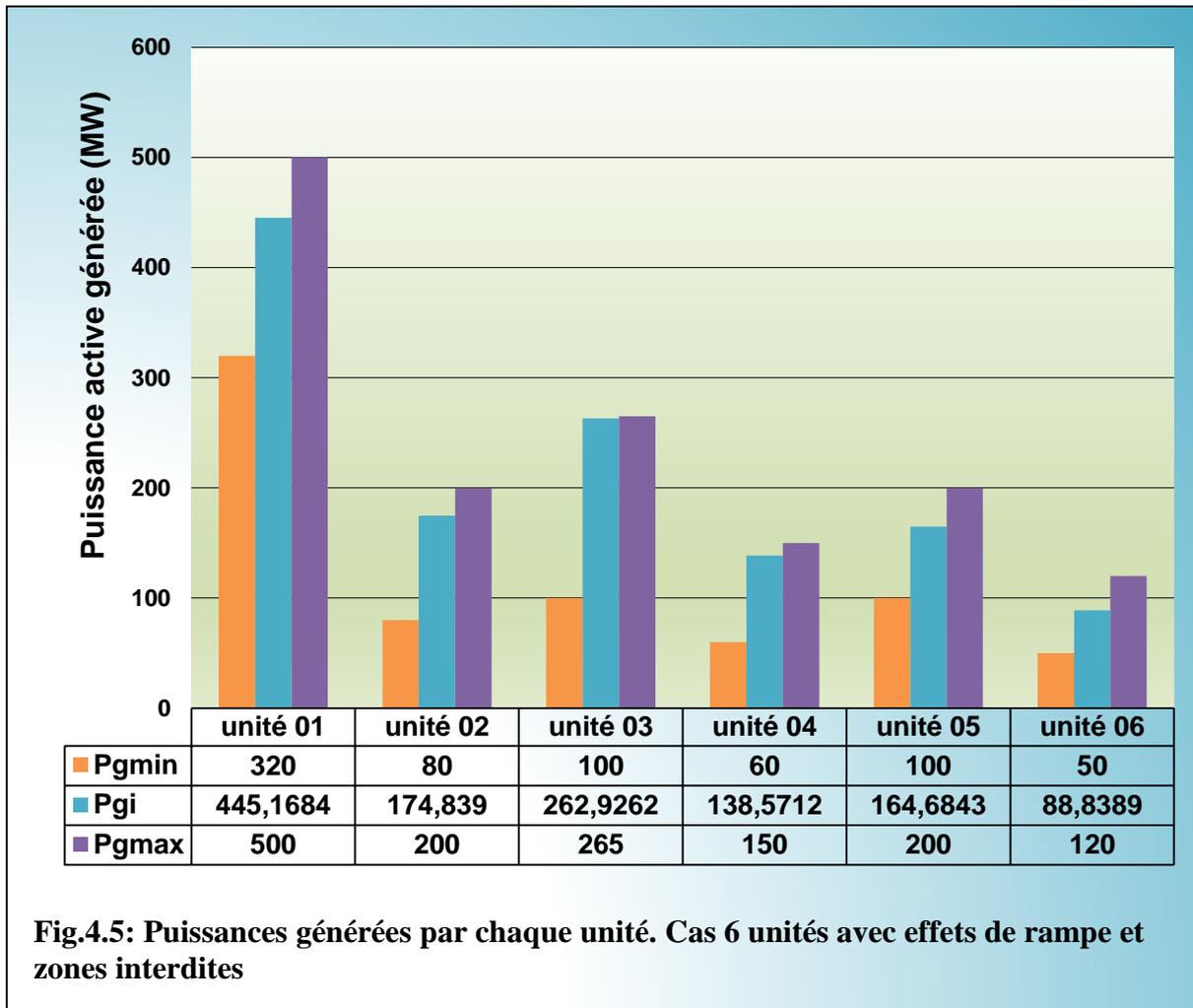
**4.1.1.2. Système de six unités avec effets de rampe et zones interdites**

Les résultats des simulations sont reportés sur le tableau ci-dessous.

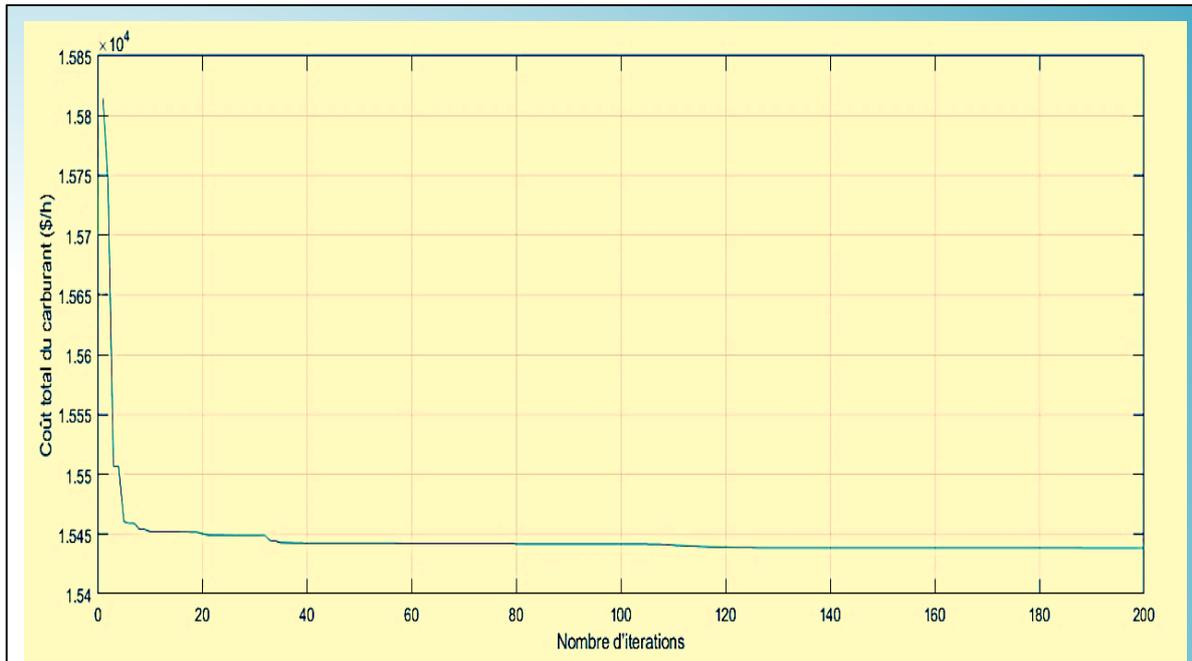
Tableau 4.3 : Résultats de système à six unités avec effets de rampe et zones interdites

Parmètres	Résultats
Puissance totale (MW)	1275.02
Coût total (\$/h)	15437,7526
Pertes totales ((MW)	12,37
Temps d'exécution (sec)	0,97

Les puissances délivrées par chaque générateur sont reportées sur la figure 4.5. On remarque que la contrainte d'inégalité est vérifiée étant donné que les puissances optimales générées ne dépassent en aucun cas les limites de génération propres à chaque unité. De même pour les limites ramp rate et les zones interdites sont respectées avec précision.

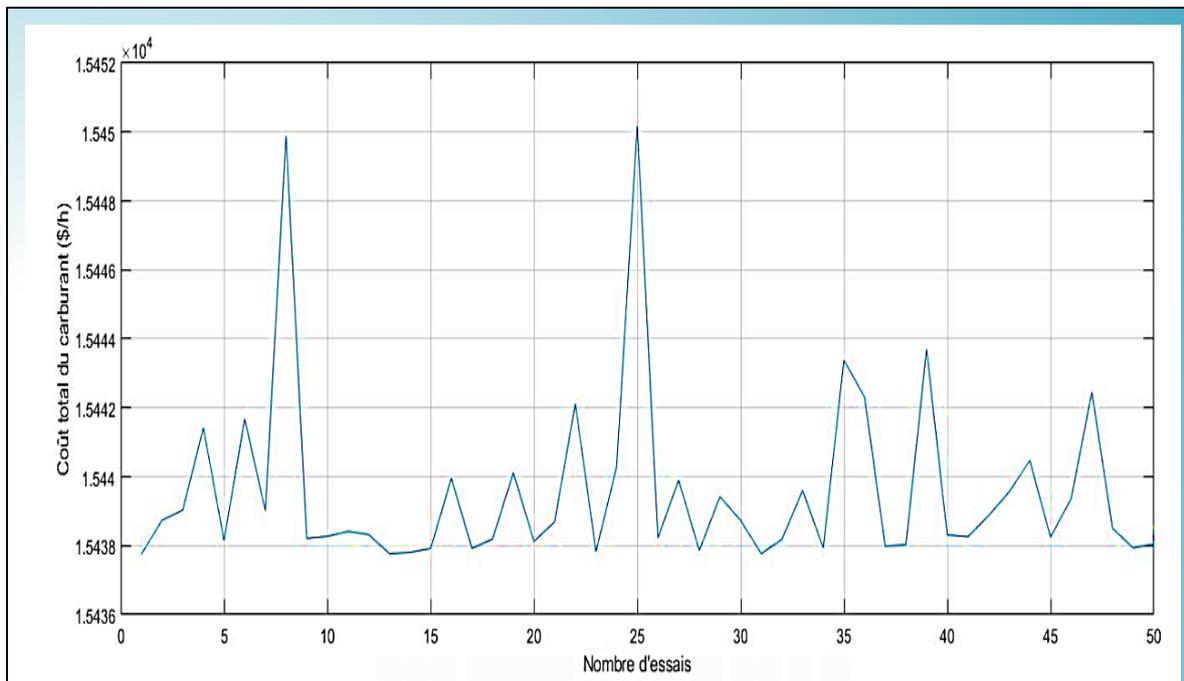


L'algorithme AEO converge vers l'optimum global pratiquement dès les 40 premières itérations. Cette caractéristique de convergence est intéressante et est illustrée sur la figure 4.6.



**Fig.4.6 : Caractéristique de convergence de l'algorithme AEO. Cas de système à six unités avec effets de rampe et de zones interdites**

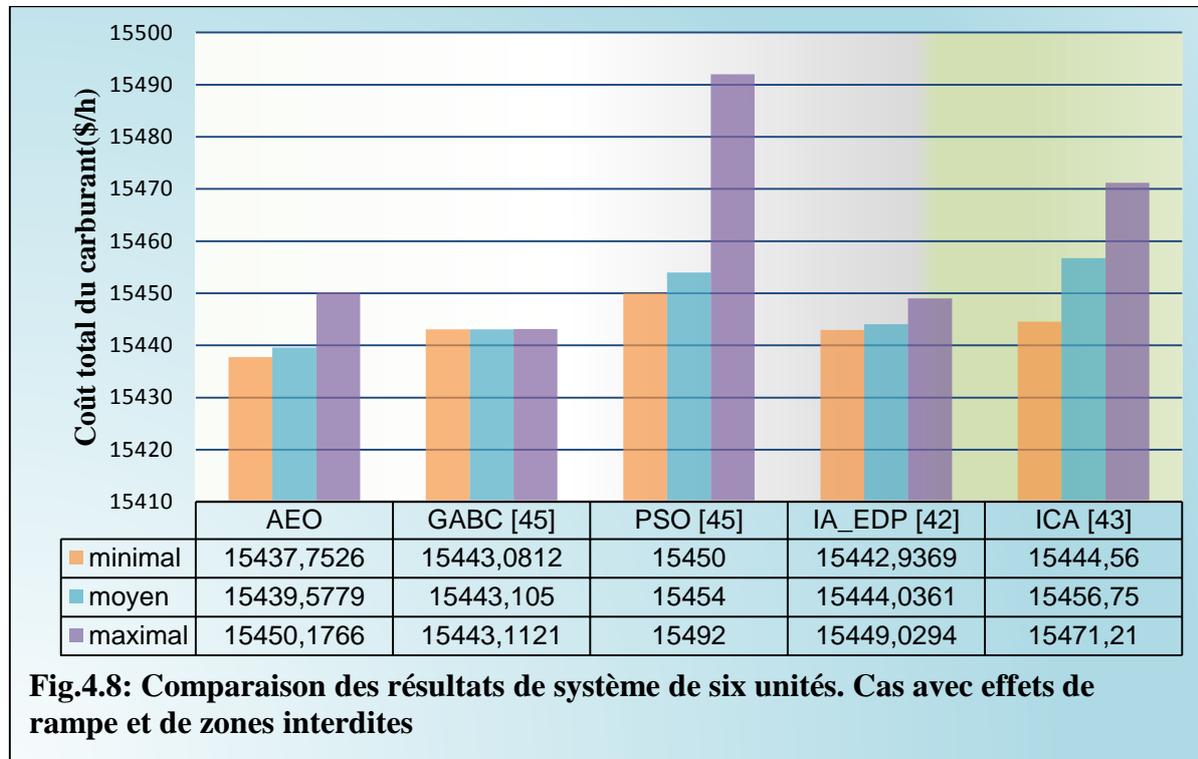
Quant à la variation du coût total de carburant en fonction du nombre d'essais est démontrée sur la figure 4.7.



**Fig.4.7 : Variation du coût en fonction du nombre d'essais. Cas de système à six unités avec effets de rampe et de zones interdites**

## Chapitre 4 : Application de la méthode AEO au DE

L'analogie avec les méthodes GABC, PSO, IA\_EDP et ICA pour 50 essais présentée sur la figure 4.8, montre clairement que l'algorithme AEO réalise le meilleur résultat en termes de coût minimal, moyen et maximal.



**Tableau 4.4 : Comparaison des résultats. 6 unités avec effets de rampe et zones interdites**

Puissance générée (MW)	Méthode				
	AEO	EHM [45]	IABC [47]	QGSO [45]	HQPSO [45]
Pg1	445.1684	449.155	451.52	447.077	442.552
Pg2	174.8390	173.061	172.175	173.242	177.135
Pg3	262.9262	266.009	258.419	263.908	264.185
Pg4	138.5712	127.12	140.644	139.053	138.735
Pg5	164.6843	174.26	162.08	165.601	165.288
Pg6	88.8389	85.8777	90.3415	86.5357	87.5143
Puissance totale (MW)	1275.02	1275.48	1275.18	1275.42	1275.41
Pertes totales (MW)	12.37	12.4834	12.1795	12.4163	12.54078
Coût total (\$/h)	15437.7526	15441,6	15442.11	15445.66	15442.98

Les comparaisons effectuées avec les méthodes : EHM, IABC, QGSO et HQPSO relèvent la puissance et l'efficacité de la méthode AEO (tableau 4.4)

AEO donne le meilleur coût optimal de 15437.7526 \$/h par rapport à toutes les méthodes considérées. Ainsi que les plus petites pertes 12.37 MW. Une légère augmentation de coût (0.0851 \$/h) est dû aux effets de rampe et de zones interdites.

### 4.1.2. Système de 15 unités

L'algorithme AEO est appliqué à un système test de 15 générateurs pour une puissance demandée :  $P_D = 2630 \text{ MW}$ .

Les paramètres de l'algorithme de la méthode AEO sont :

Taille de la population :  $n = 250$

Nombre d'itérations maximal :  $Max\_it = 300$

L'application de la méthode AEO au DE s'est faite selon deux cas :

- Cas 1 : système de 15 unités sans effets de rampe et zones interdites
- Cas 2 : système de 15 unités avec effets de rampe et zones interdites

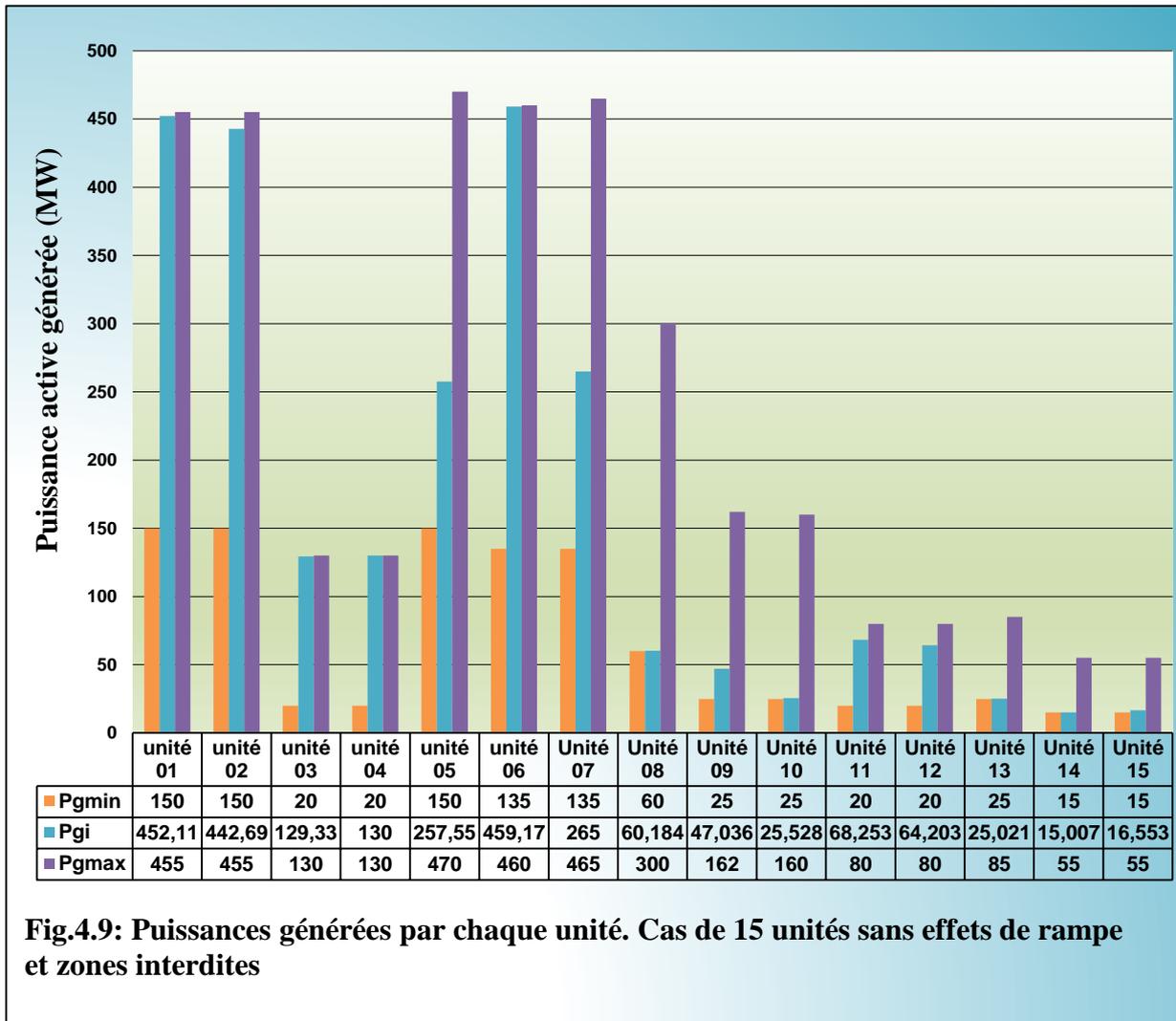
#### 4.1.2.1. Système de 15 unités sans effets de rampe et zones interdites

Les résultats obtenus sont reportés sur le tableau 4.5 ci-dessous

**Tableau 4.5 : Résultats de système à 15 unités sans effets de rampe et de zones interdites.**

Parmètres	Résultats
Puissance totale (MW)	2657.63
Coût total (\$/h)	32573.0876
Pertes totales ((MW)	27.98
Temps d'exécution (s)	1,89

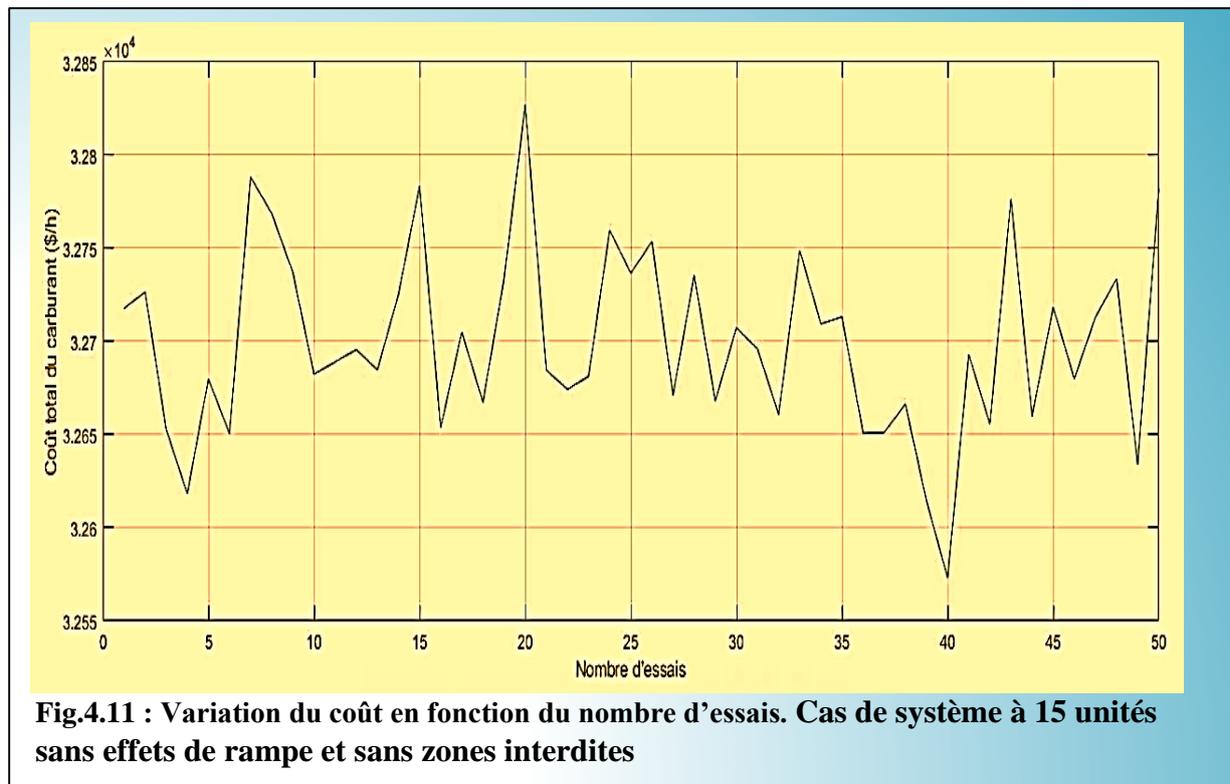
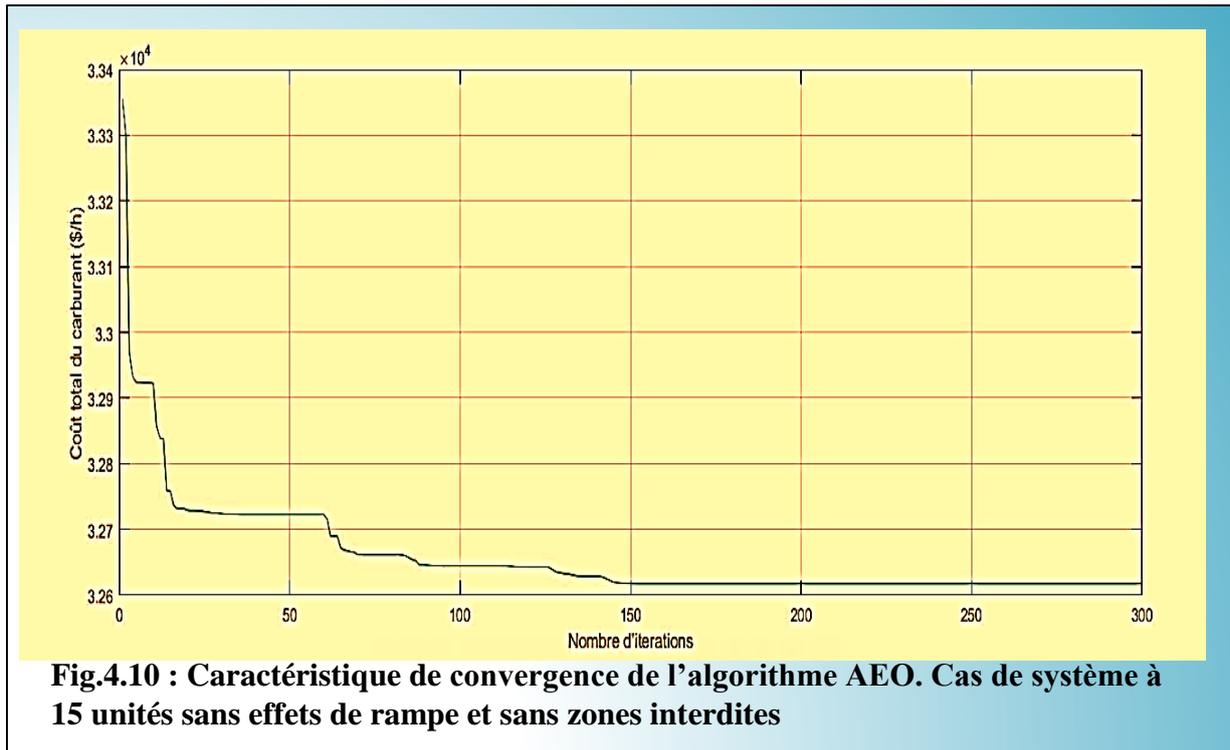
Les puissances délivrées par les générateurs sont reportées sur la figure 4.9. On remarque que la contrainte d'inégalité est vérifiée étant donné que les puissances optimales générées ne dépassent pas les limites de génération propres à chaque unité.



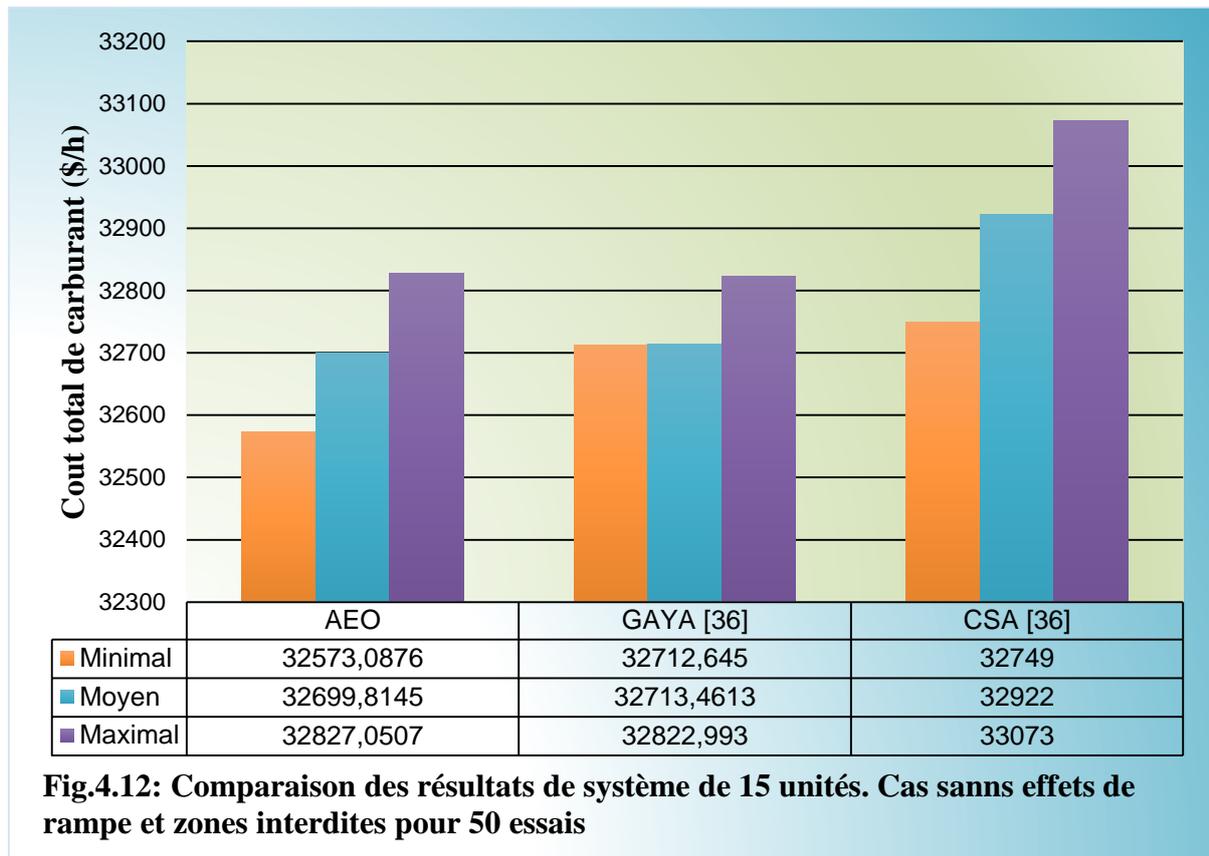
**Fig.4.9: Puissances générées par chaque unité. Cas de 15 unités sans effets de rampe et zones interdites**

La caractéristique de convergence est représentée sur le graphe de la figure 4.10. La variation du coût en fonction du nombre d'essais est illustrée sur le graphe de la figure 4.11. Le pouvoir de convergence de l'algorithme est manifestant à partir des 150 premières itérations.

Ce résultat remarquable est notamment dû au rigide processus de recherche d'optimum basé sur le maintien constant de la balance exploration-exploitation.



Les analogies effectuées avec les méthodes GAYA et CSA sont illustrées sur la figure 4.12, et montrent clairement la supériorité des performances de l’algorithme AEO.



**Fig.4.12: Comparaison des résultats de système de 15 unités. Cas sans effets de rampe et zones interdites pour 50 essais**

D’autres analyses et comparaisons entreprises avec les méthodes : SSA, PSO et CTSO sont reportées sur le tableau 4.6. Ces analogies révèlent, qu’en terme de coût total, l’algorithme AEO occupe la première place par rapport aux méthodes considérées en fournissant le meilleur optimum.

**Tableau 4.6 : Comparaison des résultats de système de 15 unités sans effets de rampe et zones interdites**

Puissance générée (MW)	Méthode			
	AEO	SSA [36]	PSO [36]	CTSO [36]
Pg1	452.1061	454.5597	312.73	450
Pg2	442.6932	454.1909	455	380
Pg3	129.3276	129.9987	120.35	130
Pg4	129.9998	126.8809	108.42	130
Pg5	257.5490	210.7831	438.10	170
Pg6	459.1717	459.8215	225.42	350
Pg7	464.9994	459.1369	375.34	300
Pg8	60.1842	60.0000	182.07	80
Pg9	47.0355	25.0838	124.30	162

## Chapitre 4 : Application de la méthode AEO au DE

Pg10	25.5277	61.8364	94.69	160
PG11	68.2525	56.4894	42.80	80
Pg12	64.2025	64.3740	24.73	80
Pg13	25.0214	25.0002	55.05	25
PG14	15.0074	17.2336	36.22	55
PG15	16.5526	52.8743	34.69	15
Puissance totale (MW)	2657.63	2658.26	2630	2567
Pertes totales (MW)	27.98	29.15	12.1795	31.54
Coût total (\$/h)	32573.0876	32601.06	32912.12	33304.98

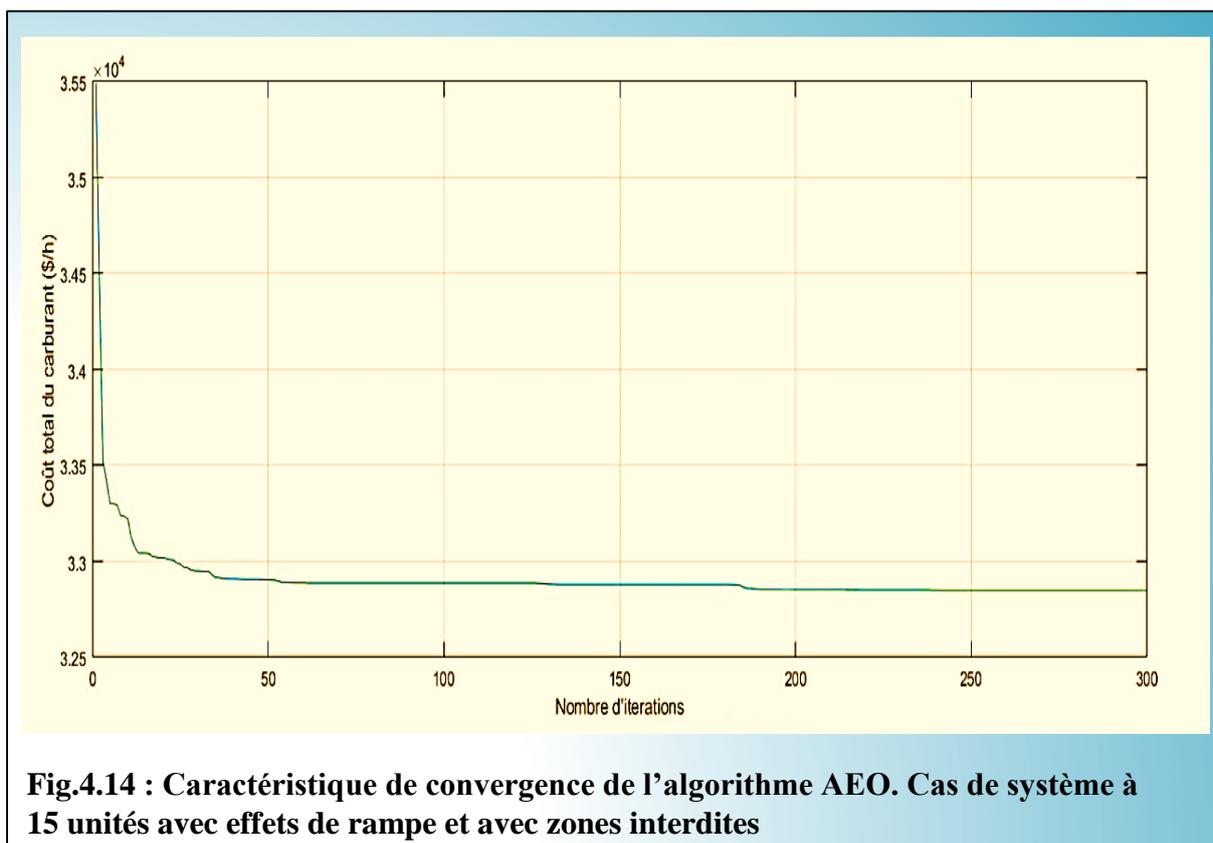
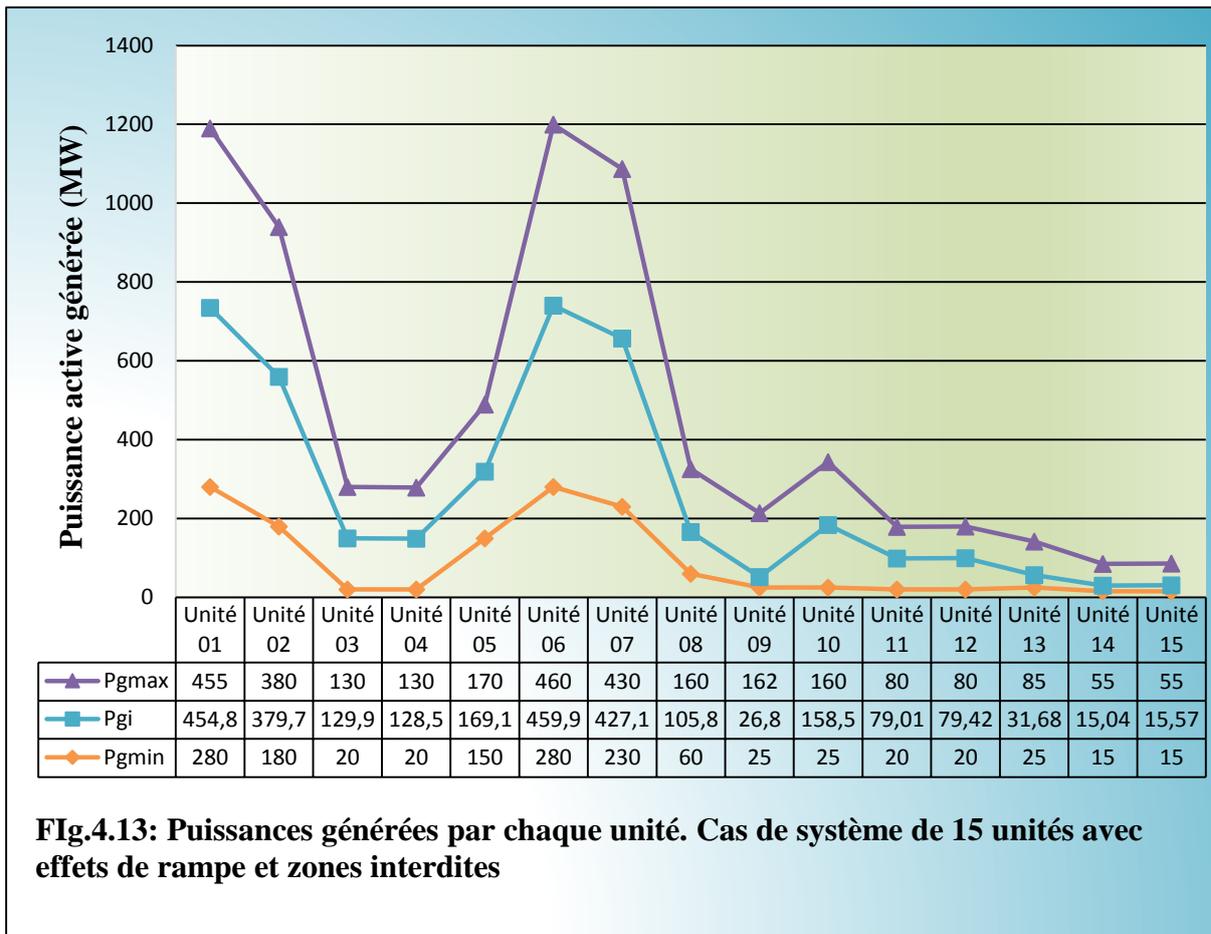
### 4.1.2.2. Système de 15 unités avec effets de rampe et zones interdites

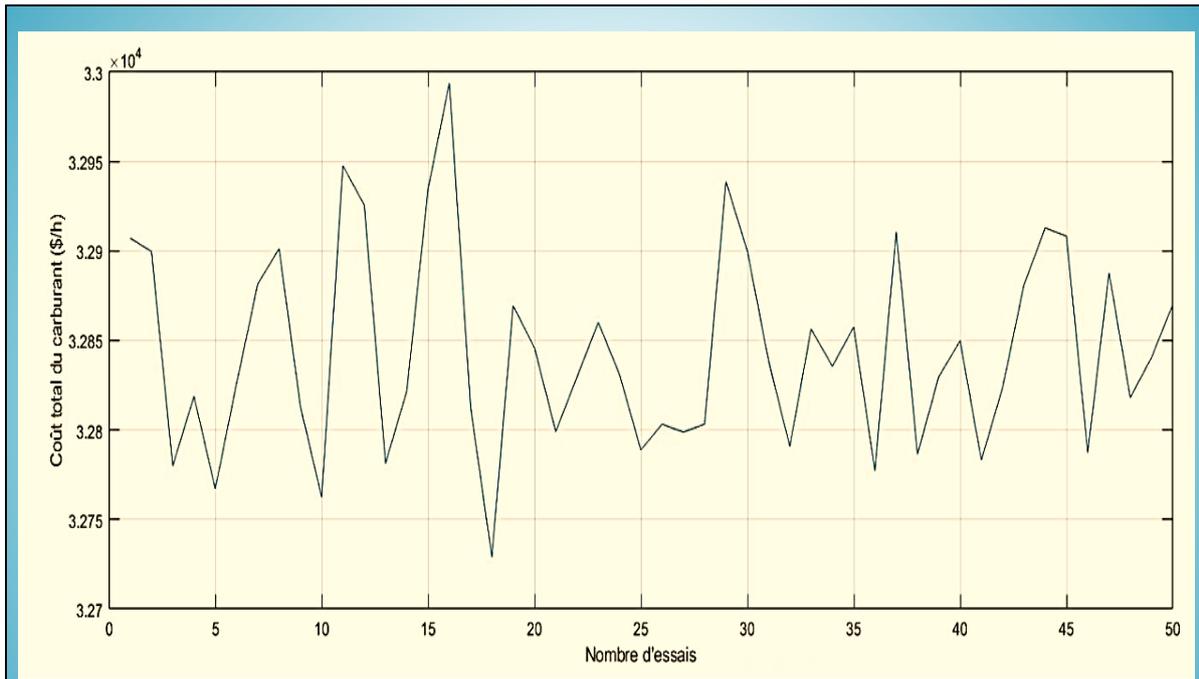
Les résultats obtenus sont reportés sur le tableau 4.7. Les puissances optimales délivrées par les différentes unités de production sont reportées sur la figure 4.13. On remarque que la contrainte d'inégalité est vérifiée étant donné que les puissances optimales générées ne dépassent pas les limites de génération propres à chaque unité.

**Tableau 4.7 : Résultats de système à 15 unités avec effets de rampe et de zones interdites.**

Parmètres	Résultats
Puissance totale (MW)	2660.88
Coût total (\$/h)	32728.9226
Pertes totales ((MW)	31.23
Temps d'exécution (s)	3.03

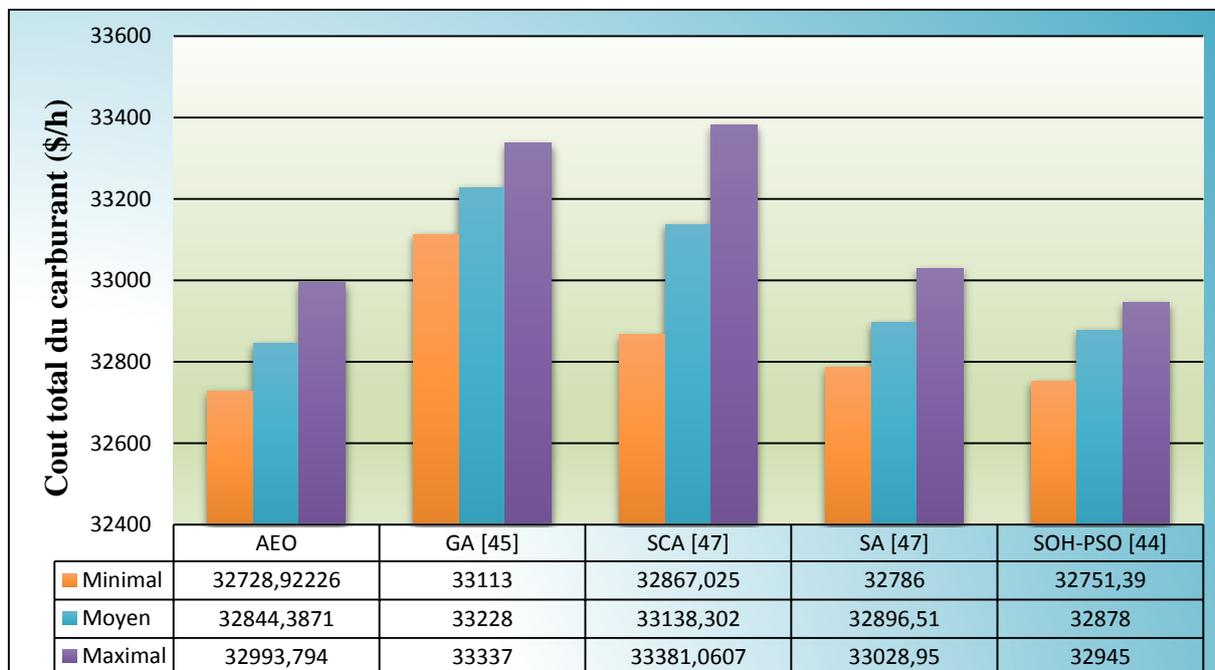
La caractéristique de convergence est représentée sur le graphe de la figure 4.14. la variation du coût en fonction du nombre d'essais est illustrée sur le graphe de la figure 4.15. La capacité de convergence de l'algorithme est manifestant à partir des 50 premières itérations.





**Fig.4.15 : Variation du coût en fonction du nombre d'essais. Cas de système à 15 unités avec effets de rampe et avec zones interdites**

Les analogies faites entre les méthodes : GA, SCA, SA et SOH-PSO sont illustrées sur le graphe de la figure 4.16. les résultats obtenu par la méthode AEO (32728.92226 \$/h) sont meilleurs que ceux obtenus par les autres méthodes impliquées par l'étude comparative.



**Fig.4.16: Comparaison des résultats de système à 15 unités. Cas avec effets de rampe et zones interdites (50 essais)**

## Chapitre 4 : Application de la méthode AEO au DE

Le tableau 4.8 complète l'étude comparative des résultats avec les méthodes : AIS, CIPSO, PVHS et MPSO. Cette étude met en valeur la puissance et l'efficacité de la méthode AEO par rapport aux différentes méthodes concernées. Cet algorithme est de loin le meilleur en termes de coût optimal obtenu et de pertes (31.13 MW). La prise en compte des effets de rampe et de zones interdites s'est manifestée par une légère augmentation (de 155.9150 \$/h) du coût total du carburant par rapport au cas sans considération des deux effets étudiés dans la section précédente.

**Tableau 4.8 : Comparaison des résultats de système à 15 unités avec effets de rampe et zones interdites**

Puissance générée (MW)	Méthode				
	AEO	AIS [36]	CIPSO [36]	PVHS [36]	MPSO [36]
Pg1	454.8257	441.159	415.85	455.00	455.00
Pg2	397.7393	409.587	411	373.82	390.81
Pg3	129.9186	117.298	128.85	130.00	112.70
Pg4	128.4865	131.258	126.19	130.00	124.33
Pg5	169.1090	151.011	188.1	166.31	356.60
Pg6	459.8952	466.258	427.7	456.54	443.31
Pg7	427.1058	423.368	431.73	428.27	433.16
Pg8	105.7953	99.948	99.8	66.059	91.12
Pg9	26.8039	110.684	95.02	120.49	66.00
Pg10	158.4886	100.229	117.73	146.95	30.25
PG11	79.0068	32.057	70.87	43.22	24.14
Pg12	79.4243	78.815	52.74	80.00	51.60
Pg13	31.6815	23.568	27.16	27.97	45.03
PG14	15.0437	40.258	35.76	20.95	23.30
PG15	15.5652	36.906	26.64	16.67	15.00
Puissance totale (MW)	2660.88	2662.04	2655.16	2662.2	2662.43
Pertes totales (MW)	31.23	32.4075	25.16	32.1	32.4
Coût total (\$/h)	32728.9226	32854.00	32745.35	32780	32780

4.1.3. Système de 40 unités

L'algorithme AEO est appliqué à un système test de 40 générateurs sans pertes de transmission et avec considération de l'effet de l'ouverture de vannes d'admission pour une puissance demandée totale :  $P_D = 10500 \text{ MW}$ .

Les paramètres de l'algorithme de la méthode AEO sont choisis comme suit:

Taille de la population :  $n = 350$

Nombre d'itérations maximal :  $Max\_it = 1200$

Les résultats de la simulation sont reportés sur le tableau 4.9.

Tableau 4.9 : Résultats de système à 40 unités avec effet de vannes

Parmètres	Résultats
Puissance totale (MW)	10500
Coût total (\$/h)	122358.8672
Temps d'exécution (s)	11.53

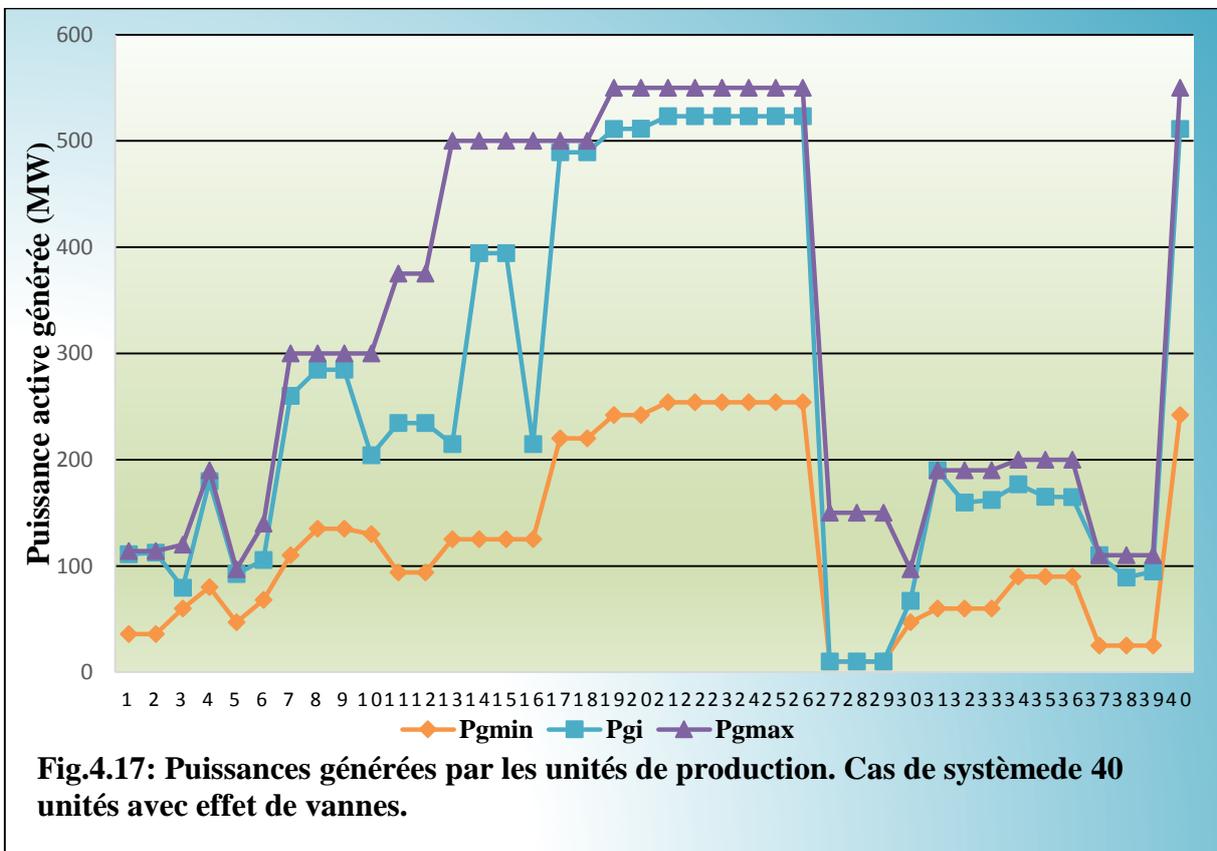


Fig.4.17: Puissances générées par les unités de production. Cas de système de 40 unités avec effet de vannes.

## Chapitre 4 : Application de la méthode AEO au DE

La répartition optimale des puissances générées par les générateurs avec l'effet d'ouverture de vannes est illustrée sur le graphe de la figure 4.17. Les valeurs des puissances délivrées par les unités sont reportées sur le tableau 4.10. Toutes les puissances délivrées sont dans les limites de génération admissibles. Les contraintes d'égalité et d'inégalité sont par conséquent bien respectées.

**Tableau 4.10 : Valeurs des puissances générées par chaque unité. Cas de système de 40 unités avec effet d'ouverture de vannes**

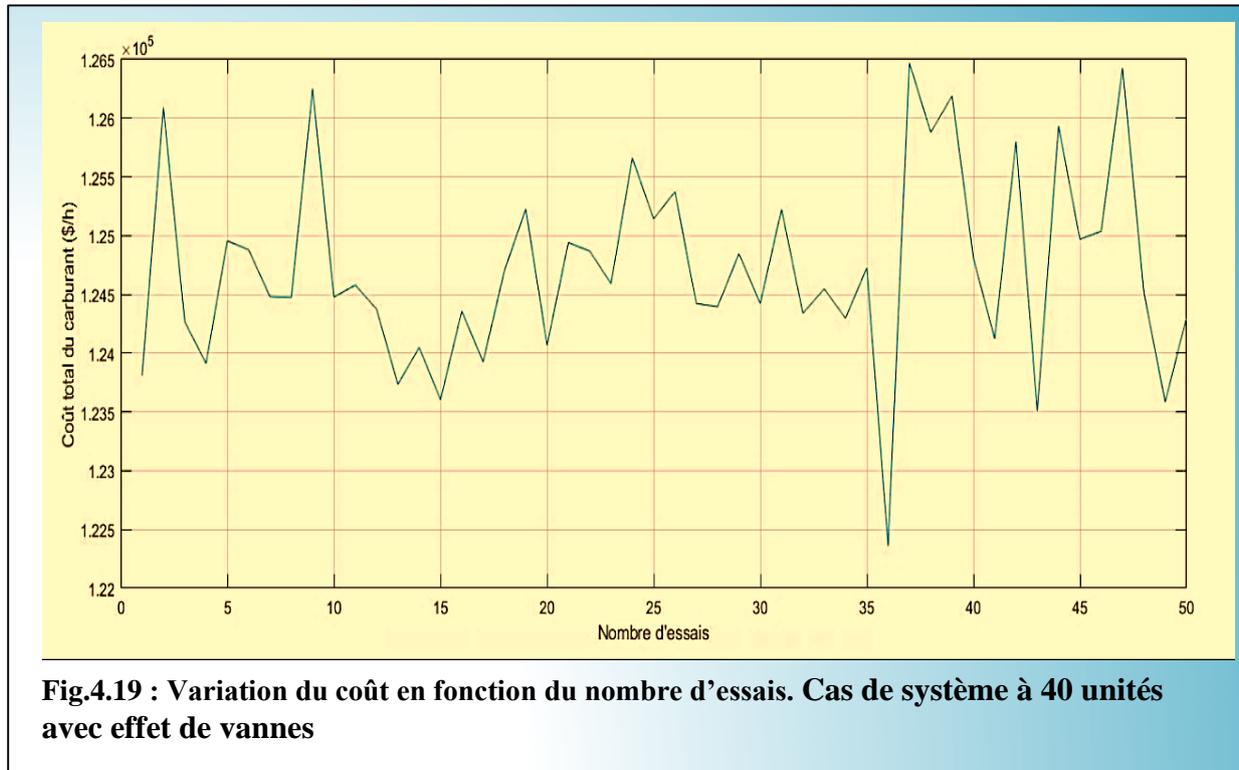
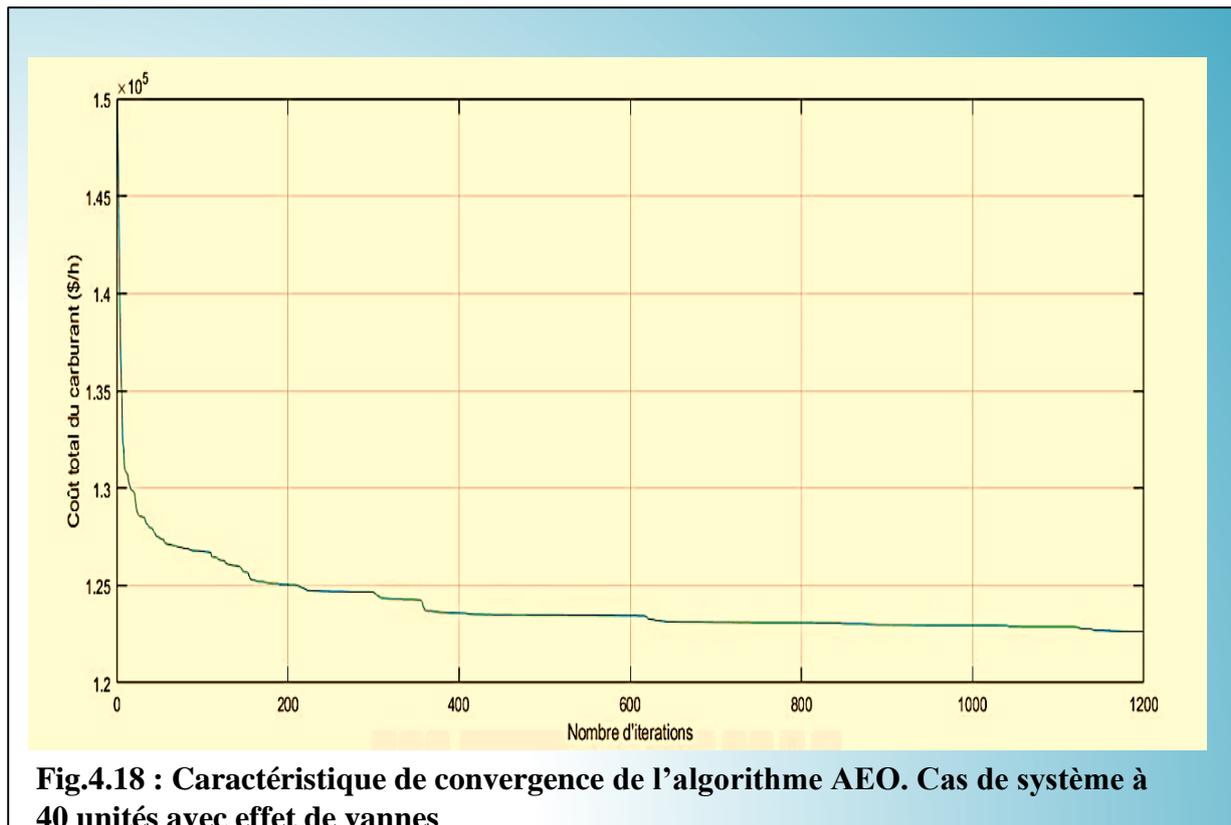
Unité	Pgmin (MW)	Pgi (MW/h)	Pgmax (MW)
1	36	111.0466	114
2	36	112.556	114
3	60	79.4161	120
4	80	179.7324	190
5	47	92.3887	97
6	68	105.6597	140
7	110	259.9439	300
8	135	284.6152	300
9	135	284.5999	300
10	130	204.2955	300
11	94	234.593	375
12	94	234.55989	375
13	125	214.7599	500
14	125	394.2795	500
15	125	394.28	500
16	125	214.7616	500
17	220	489.2797	500
18	220	489.2786	500
19	242	511.2807	550
20	242	511.4368	550
21	254	523.2857	550
22	254	523.2817	550
23	254	523.2794	550
24	254	523.2789	550
25	254	523.2826	550

## Chapitre 4 : Application de la méthode AEO au DE

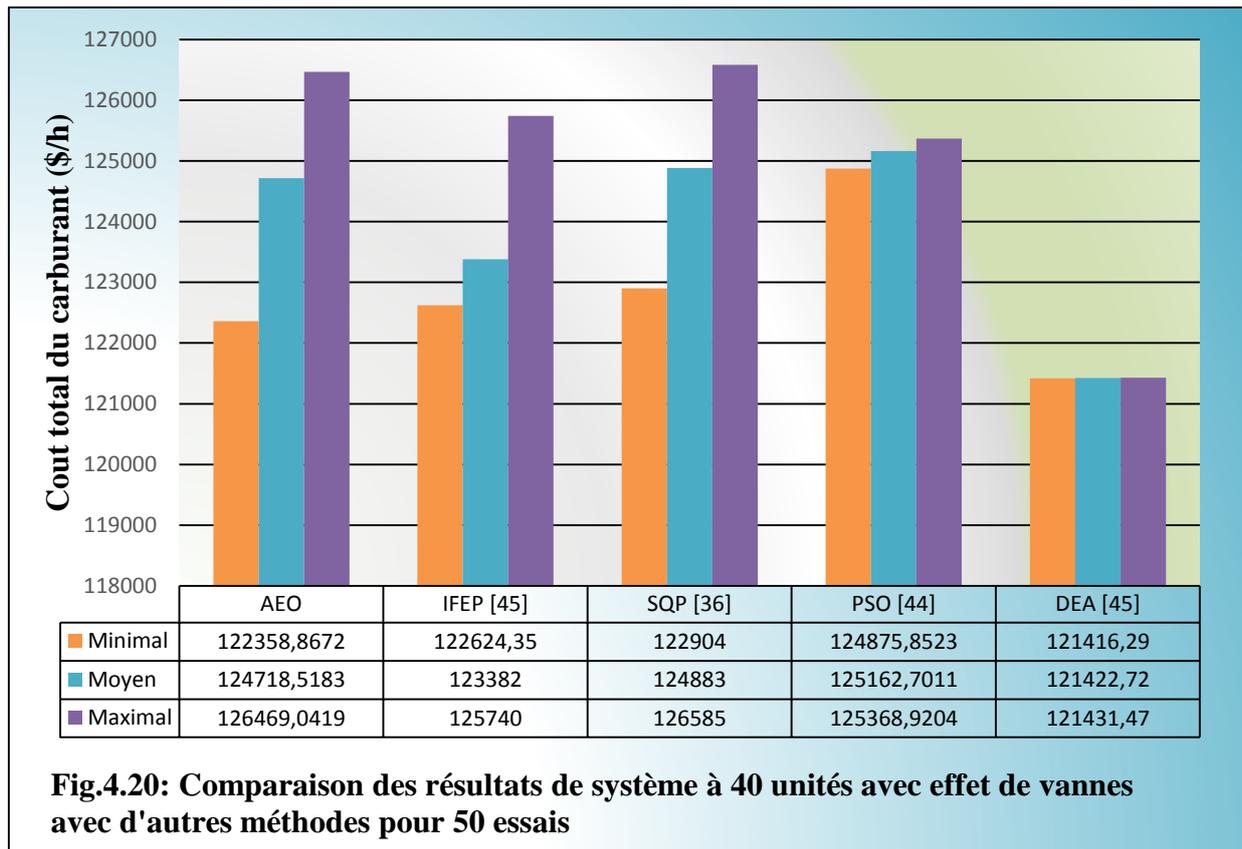
---

26	254	523.2909	550
27	10	10	150
28	10	10	150
29	10	10	150
30	47	67.1108	97
31	60	189.9998	190
32	60	159.811	190
33	60	162.2057	190
34	90	176.8453	200
35	90	165.0528	200
36	90	164.8089	200
37	25	109.9998	110
38	25	89.1896	110
39	25	94.8394	110
40	242	511.2794	550

Les caractéristiques de convergence et de variation du coût par rapport au nombre d'essais sont représentées respectivement sur les figures 4.18 et 4.19. Les deux figures reflètent le grand pouvoir de convergence de l'algorithme (coube lisse). Le coût décroît avant même les 200 premières itérations et converge vers l'optimum global. Ce test vient renforcer les résultats des tests précédents en soulignant les capacités remarquables de convergence de la méthode AEO.



Après ces intéressants résultats, nos tests se poursuivent avec des analyses de comparaison des solutions de l'algorithme avec celles obtenues par les méthodes : IFEP, SQP, PSO et DEA.



**Fig.4.20: Comparaison des résultats de système à 40 unités avec effet de vannes avec d'autres méthodes pour 50 essais**

La figure 4.20 montre que AEO donne le meilleur coût optimal estimé à 122358 \$/h par rapport à IFEP (122624 \$/h), à SQP (122904 \$/h) et à PSO (124 875 \$/h). Cependant la méthode DEA marque une légère amélioration (121416 \$/h) par rapport à AEO. D'autres comparaisons sont effectuées et sont regroupées dans le tableau 4.11. L'algorithme AEO produit le meilleur résultat avec un cout total de 122358.8672 \$/h que les méthodes : SSA (122494.87 \$/h), GA(146897.13 \$/h) et CSA (129804.52 \$/h). Cependant la méthode IABC-LS (121488.7636 \$/h) fournit le meilleur résultat.

**Tableau 4.11 : Comparaison des résultats entre différentes méthodes. Cas de système de 40 unités avec effet d'ouverture de vannes**

Puissance générée (MW)	Méthode				
	AEO	SSA [36]	GA [36]	CSA [36]	IABC-LS [47]
Pg1	111.0466	72.19	110.01	85.27	110.7992
Pg2	112.5560	113.80	110.62	104.75	110.7969
Pg3	97.4161	120.00	116.73	65.67	97.4001
Pg4	179.7324	179.75	183.05	111.08	179.7315
Pg5	92.3887	95.63	94.66	69.05	87.7984
Pg6	105.6597	70.85	137.43	138.08	139.9998

**Chapitre 4 : Application de la méthode AEO au DE**

Pg7	259.9439	264.46	296.88	208.82	259.5741
Pg8	284.6152	216.33	294.89	273.38	284.5826
Pg9	284.5999	289.27	295.01	216.28	284.6011
Pg10	204.2955	226.90	295.74	175.92	130.0000
Pg11	243.5930	107.41	369.66	158.44	168.7834
Pg12	243.5989	96.22	331.77	279.12	168.7491
Pg13	214.7599	484.03	384.57	484.03	125.0000
Pg14	394.2795	394.27	382.03	500.00	400.0000
Pg15	394.2800	394.27	388.40	339.54	394.2635
Pg16	214.7616	304.52	476.98	422.47	394.2708
Pg17	489.2797	489.30	404.21	448.20	489.2788
Pg18	489.2786	489.33	380.39	486.47	489.2771
Pg19	511.2807	511.37	421.21	464.14	511.2792
Pg20	511.4368	511.28	380.86	550.00	511.2788
Pg21	523.2857	527.83	431.53	535.13	523.2792
Pg22	523.2817	523.29	379.58	448.88	523.2787
Pg23	523.2794	527.51	384.24	549.99	523.2785
Pg24	523.2789	523.76	381.62	441.82	523.2788
Pg25	523.2826	550.00	381.52	530.62	523.2787
Pg26	523.2909	523.44	451.44	485.07	523.2789
Pg27	10	10.50	51.25	35.66	10.0000
Pg28	10	10.31	121.70	100.29	10.0000
Pg29	10	13.22	135.91	69.02	10.0000
Pg30	67.1108	88.76	93.40	82.53	87.7980
Pg31	189.9998	190	186.82	115.18	189.9904
PG32	159.8110	182.86	185.22	109.91	190.0000
Pg33	162.2057	114.14	185.65	188.69	189.9923
Pg34	176.8453	200	194.74	184.61	164.7944
Pg35	165.0528	169.66	193.72	175.04	164.7749
Pg36	164.8089	129.15	194.52	108.13	164.7985
Pg37	109.9998	98.29	106.07	55.67	109.9036
Pg38	89.1896	81.24	101.61	89.10	109.9521

Pg39	94.8394	92.76	105.12	97.45	109.5789
Pg40	511.2794	511.92	379.04	514.31	511.2785
Puissance totale (MW)	10500	10500	-	10500	10499.9999
Coût total (\$/h)	122358.8672	122494.87	146897.13	129804.52	121488.7636

### Conclusion

Dans ce chapitre, l'algorithme AEO a été appliqué à la résolution du problème du Dispatching Economique (DE). Trois systèmes de test 06 unités, 15-unités et 40-unités ont fait l'objet de cette application. Les capacités de convergence et de respect de contraintes ont été également testés en réalisant diverses simulations selon le plan d'expérimentation suivant :

D'abord, le système à six unités est testé sans considération d'effets de rampe et de zones interdites dans un premier temps, puis en intégrant ceux-ci et à chaque fois la capacité de convergence et de respect des contraintes d'égalité et d'inégalité de l'algorithme est évaluée, puis les résultats obtenus sont comparés avec ceux d'autres méthodes, pour 50 essais, tirés de la bibliographie. Ensuite la même simulation est appliquée avec un système de 15 unités. Enfin, un système de 40 unités est considéré en intégrant l'effet d'ouverture de vannes d'admission.

L'analyse des différents résultats obtenus fait ressortir des caractéristiques intéressantes de l'algorithme AEO liées à sa robustesse et son efficacité :

- AEO possède une grande capacité de convergence mis en valeur par les différentes caractéristiques de convergence obtenues (courbe lisse). La fonction de coût totale décroît rapidement et converge vers l'optimum global en un nombre réduit d'itérations.
- Les contraintes d'égalité et d'inégalité sont respectées avec précision.
- Les effets de rampe et de zones interdites se distinguent par une légère augmentation de coût total.
- Les études comparatives effectuées avec d'autres algorithmes pour 50 essais, relèvent dans la majorité des cas la supériorité de l'outil d'optimisation AEO que ce soit en termes de coût optimal ou en termes de pertes de transmission.

### Conclusion générale

Le travail présenté dans ce mémoire s'intègre dans la problématique générale de conduite des systèmes électriques et s'intéresse particulièrement au problème de Dispatching Economique (DE) dans un réseau électrique qui joue un rôle important pour minimiser le coût de la production de l'énergie électrique. L'importance du problème de DE a été mise en œuvre en considérant son rôle dans le problème de conduite et son rapport avec le marché d'énergie électrique. La résolution du problème de DE a gagné une grande préoccupation dans le domaine de l'engineering de l'énergie électrique en appliquant différentes méthodes d'optimisation conventionnelles et métaheuristiques. Les méthodes conventionnelles ont prouvé leur inaptitude de traiter le problème de DE considérant les contraintes pratiques des unités électriques de production (zones interdites, effet de vanne et les limites de rampe) où le problème est non-convexe et la fonction objectif est discontinue présentant un grand degré de non-linéarité. Les méthodes métaheuristiques récentes sont souvent inspirées des concepts mis en œuvre par le monde des vivants et imitent les comportements collectifs des êtres sociaux qui peuvent contribuer à la résolution efficace des problèmes de DE (ils sont aptes à traiter les problèmes non-convexes et ne nécessitent pas la dérivabilité de la fonction objectif) et constituent alors une stratégie de résolution de plus en plus privilégiée.

Une nouvelle technique d'optimisation récemment développée concerne spécifiquement l'optimisation par l'algorithme à base d'écosystème artificiel AEO a été appliquée et testé dans ce travail pour résoudre le problème de DE. La notion d'écosystème naturel, l'inspiration de l'algorithme d'optimisation et les fondements mathématiques ont été traités avec soin dans ce mémoire. A travers l'application de l'algorithme AEO au DE, la capacité de la convergence, le traitement des problèmes de DE complexes et la capacité de recherche (d'exploitation et d'exploration) ont été évaluées considérant les systèmes de test 06-unités, 15-unités et 40 unités, en ajoutant les contraintes pratiques telles que les pertes actives de transmission, effets de rampe, de zones interdites et d'ouverture de vannes. Les résultats obtenus ont été ensuite comparés à ceux obtenus par des méthodes antérieures.

D'après les résultats obtenus on a démontré que :

- L'algorithme AEO jouit d'une remarquable capacité de convergence.
- Les contraintes d'égalité, d'inégalité et de zones interdites sont respectées avec précision.

## **Conclusion générale**

---

- L'algorithme AEO fournit, dans la majorité des comparaisons faites avec des algorithmes récents, le meilleur optimum que ce soit en termes de coût ou en termes de pertes de transmission.
- L'algorithme AEO est facile à mettre en œuvre, ne nécessite pas beaucoup de paramètres de réglage et se prête aussi à toutes sortes d'extensions.

En perspective, nous proposons la continuité sur cet axe de recherche en étalant sur les points intéressants suivants :

- Affiner et améliorer l'algorithme en particulier le facteur de consommation qui influe directement sur les facultés d'exploration.
- Inclure la composante environnementale (fonction émission de gaz)
- Inclure le problème économique et environnemental (problème multi objectifs),
- Associer les sources renouvelables.

## Bibliographie

---

- [1] T. WILDI& G. SYBILLE, “Electrotechnique”, De Boeck, 2005.
- [2] RTE, “Bilan prévisionnel de l'équilibre offre-demande d'électricité en France”, Document de référence, Edition 2017.
- [3] C. SCHROEDER, “Electrotechnique des centrales électriques”, Lavoisier, TEC & DOC, Paris, 2018.
- [4] L. LENOIR, “Opérateur automatique du réseau électrique”, thèse de Doctorat, Université du Québec, Montréal, 2009.
- [5] HE.YUJUN, “Contribution au réglage de la tension sur un réseau HTA avec producteurs. Apport de la flexibilité de la demande”, thèse de Doctorat, CentraleSupélec, 2015.
- [6] S. LUMAKIS, E. GIANNINI, Z. MAROULIS, “Merit Order Effect: The Case of Hellenic Electricity Market”, energies, 2019.
- [7] M. SAGUAN, “L'analyse économique des architectures de marché électrique. L'application au market design du temps réel”, thèse de Doctorat, Université de Paris Sud 11, 2007.
- [8] B. MAHDAD, “Dispatching Economique par Matlab”, El-Djazair, Alger, 2014.
- [9] A. MESSAOUDI, “Application de la Programmation Orientée Objet et des Méthodes Heuristiques à l'Optimisation de l'Ecoulement de Puissance”, thèse de Doctorat, Université de Batna, 2013.
- [10] B.R. ADARSH, T. RAGHUNATHAN, T. JAYABARATHI, X-S YANG, “Economic Dispatch using chaotic bat algorithm”, Energy, 2016.
- [11] H. KANCHEV, “Gestion des flux énergétiques dans un système hybride de sources d'énergie renouvelable : Optimisation de la planification opérationnelle et ajustement d'un micro réseau électrique urbain”, Thèse de Doctorat, Ecole centrale de LILLE, 2014.
- [12] I. ZIANE, “contribution à l'application de l'optimisation multi-objective par la méthode de recuit simulé au dispatching dynamique”, Thèse de Doctorat, Université DJILLALI LIABES-Sidi-Bel-Abbès, 2018.
- [13] A. MESSAOUDI, “Application de la Programmation Orientée Objet et des Méthodes Heuristiques à l'Optimisation de l'Ecoulement de Puissance”, thèse de Doctorat de l'université de Batna, 2013.
- [14] Y. SALHI, “Contribution à l'étude de dispatching dynamique d'un système énergétique dans un marché libre de l'électricité”, thèse de Doctorat de l'université de Sidi Bel Abbes, 2018.

- [15] S. GANESAN, S. SUBRAMANIAN, "Dynamic Economic Dispatch Based on Simple Algorithm", International journal of computer and electrical engineering, volume: Three, issue NR 2, 2011.
- [16] F. ELATRECH KRATIMA, "Contribution à l'application de la théorie des jeux coopératifs à l'écoulement des puissances optimales dans un environnement de l'électricité dérégulé", Thèse de Doctorat de l'université DJILLALI LIABES-Sidi-Bel-Abbès, 2018.
- [17] I. BELGANDI, R. MEDJBER, "Application de la méthode (simulated Annealing) pour le calcul du dispatching économique", Mémoire de Master, Université Tahar Moulay-Saïda, 2017.
- [18] D. NESRAT, E. SOLTANI, "Résolution du problème de puissance active dans un réseau d'énergie utilisant les techniques méta-heuristique" Mémoire de Master, Université Hamma Lakhder-El-Oued, 2018
- [19] R. BANOS, et al., "Optimization methods applied to renewable and sustainable energy: A review", Elsevier Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 15, no.4, May 2011, pp. 1753-1766.
- [20] J. F. BONNANS, J.C. GILBERT, et al. Numerical Optimization: Theoretical and Practical Aspects, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York, 2006. ISBN: 978-3-540-35445-1
- [21] P. LACOMME, "Méthodes exactes et approchées pour l'optimisation des systèmes à moyen de transport", Habilitation à diriger des recherches présentée à Clermont-Ferrand (France), 2005.
- [22] R. CHERKAoui, "Méthodes heuristiques pour la recherche de configurations optimales d'un réseau électrique de distribution", Thèse de Doctorat de l'EPF de Lausanne, 1992.
- [23] H. HACHIMI, "Hybridations d'algorithmes métaheuristiques en optimisation globale et leurs applications", Thèse de Doctorat, INSA de Rouen, 2013.
- [24] O. HADJI, "Contribution au développement de méthodes d'optimisation stochastiques. Application à la conception des dispositifs électrotechniques", thèse de Doctorat de l'université de Lille, 2003.
- [25] A. GHERBOUDJ, "Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques", Thèse de doctorat, Université de Constantine 2, Constantine, 2013.

- [26] Y.ABID, L. CHENNOUF, S. CHELI, "Application d'une méthode méta heuristique à la répartition optimale des puissances dans les réseaux électriques avec une fonction multi objective" Mémoire de Master, Université Hamma Lakhder-El-Oued, 2016.
- [27] F. LOUETRI, I. MESBAHI, "Dispatching Economique par Utilisation de Méthodes d'Optimisation Méta heuristiques", Mémoire de Master, Université Echahid Hamma Lakhdar d'El-Oued, 2019.
- [28] R. MISSOUM, "Etude d'un dispatching économique des puissances actives par les algorithmes de fourmis", Mémoire de Magister, Université Hassiba Ben Bouali, Chlef, 2008.
- [29] R. STORN, K. PRICE, "Differential Evolution – a simple and efficient heuristic for global optimisation over continuous spaces", Journal of Global Optimisation, Vol 11, N°4, 1997, pp. 341-359.
- [30] I. MUSIRIN et al, "Ant Colony Optimization (ACO) Technique in Economic Power Dispatch Problems", Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2008 Vol II, IMECS 2008, 2008, Hong Kong.
- [31] A. JAINI et al, "Particle swarm optimization (PSO) technique in economic power dispatch problems", 4<sup>th</sup> International Power Engineering and Optimization Conference, PEOCO, 2010, Malaysia.
- [32] N. NEDJAH, L. M. MOURELLE, "Swarm Intelligent Systems", Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 2006.
- [33] S.E. ZEGGAR, "Dispatching Economique d'énergie électrique par essaims de particules et algorithmes génétiques", mémoire de master, université de Constantine, 2013.
- [34] E. SALHI, Résolution du problème de dispatching économique avec la méthode de colonie artificielle des abeilles (ABC algorithm), mémoire de master, université de Biskra, 2015.
- [35] D. KAROBOGA, B. BASTURK, "On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm", Science Direct Applied Soft Computing, vol. 8, no. 1, pp. 687–697, 2007.
- [36] A. LAIMECHE, "Application de l'algorithme des essaims de salpes au dispatching économique", mémoire de master, université de Biskra, 2018.
- [37] L.SLIMANI, "Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes métaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité dérégulé", Université de SETIF Thèse de Doctorat, 2009.

- [38] B. SERRANOTO, "Forçages anthropiques et environnementaux sur la dynamique interannuelle des communautés phyto- et zooplanctoniques côtières en Méditerranée nord-occidentale", thèse de Doctorat, université de Toulon, France, 2016.
- [39] N. DOUIDA, "Algorithme de recherche du corbeau dédié à l'optimisation appliqué au dispatching économique", Mémoire de Master, Université de Biskra, 2017.
- [40] W. ZAHO et al, Artificial ecosystem-based optimization: a novel nature-inspired meta-heuristic algorithm, springer-verlag, London Ltd, 2019.
- [41] C. FAURIE et al, "Ecologie : approche scientifique et pratique", Tec & Doc, Lavoisier, 2012.
- [42] V.S. ARAGÓN et al, "An immune algorithm with power redistribution for solving economic dispatch problems", Information Sciences 295, Elsevier, 2015
- [43] M.A. AYOUB et al, "Solving Economic Load Dispatch Problem by Imperialist Competitive Algorithm", 21st International Middle East Power Systems Conference (MEPCON), Tanta University, Egypt, 2019
- [44] B. MANDAL et al, "Economic load dispatch using krill herd algorithm", Electrical Power and Energy Systems 57, Elsevier, 2014.
- [45] H.T. Jadhav, R.ROY, "Gbest guided artificial bee colony algorithm for environmental/economic dispatch considering wind power", Expert Systems with Applications 40, Elsevier, 2013.
- [46] G. BINETTI et al, "A Distributed Auction-Based Algorithm for the Non convex Economic Dispatch Problem", IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL INFORMATICS, VOL. 10, NO. 2, MAY 2014.
- [47] S. OZYON, D. AYDIN, "Incremental artificial bee colony with local search to economic dispatch problem with ramp rate limits and prohibited operating zones", Energy conversion and Management 65, Elsevier, 2013.

## Annexe A1 : Données de système test de six unités

Unité	Coefficients du coût			Puissances limites		UR (MW/h)	DR (MW/h)	P0 (MW)
	a	b	c	$P_{max}$ (MW)	$P_{min}$ (MW)			
1	240	7	0.0070	500	100	80	120	440
2	200	10	0.0095	200	80	50	90	170
3	220	8.5	0.0090	300	50	65	100	200
4	200	11	0.0090	150	50	50	90	150
5	220	10	0.0080	200	50	50	90	190
6	190	12	0.0075	120	50	50	90	110

Zones interdites		
Unité	Zone-I (MW)	Zone-II (MW)
1	[210-240]	[350-380]
2	[90-110]	[140-160]
3	[150-170]	[210-240]
4	[80-90]	[110-120]
5	[90-110]	[140-150]
6	[75-85]	[100-105]

```

Bij=[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];

```

```

Boi=1e-3*[-0.3908 -0.1297  0.7047  0.0591  0.2161 -0.6635];
Boo=0.056;

```

**Annexe A2 : Données de système test de 15 unités**

Unité	Coefficients du coût			Puissances limites		DR (MW/h)	UR (MW/h)	P0 (MW)
	a	b	c	$P_{max}$ (MW)	$P_{min}$ (MW)			
1	670	10.1	0.000299	455	150	120	80	300
2	574	10.2	0.000183	455	150	130	130	105
3	374	8.8	0.001126	130	20	130	130	100
4	374	8.8	0.001126	130	20	120	80	90
5	461	10.4	0.000205	470	150	120	80	400
6	630	10.1	0.000301	460	135	120	80	350
7	548	9.8	0.000364	465	135	100	65	95
8	227	11.2	0.000338	300	60	100	60	105
9	173	11.2	0.000807	162	25	100	60	110
10	175	10.7	0.001203	160	25	80	80	60
11	186	10.2	0.003586	80	20	80	80	40
12	230	9.9	0.005513	80	20	80	80	30
13	225	13.1	0.000371	85	25	55	55	20
14	309	12.1	0.00199	55	15	55	55	20
15	323	12.4	0.004447	55	15	120	80	400

Zones interdites			
Unité	Zone-I (MW)	Zone-II (MW)	Zone-III (MW)
2	[185-225]	[305-335]	[420-450]
5	[180-200]	[305-335]	[390-420]
6	[230-255]	[365-395]	[430-455]
12	[30-40]	[55-65]	-

$B_{ij}=1e-3* [$  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;

## Annexes

---

```
      -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];

      Boi=1e-3*[ -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];
      Boo=0.0055;
```

## Annexe A3 : Données de système test de 40 unités

Unité	Coefficients du coût			Puissances limites		d	e
	a	b	c	$P_{max}(MW)$	$P_{min}(MW)$		
1	94.705	6.73	0.00690	114	36	100	0.084
2	94.705	6.73	0.00690	114	36	100	0.084
3	309.54	7.07	0.02028	120	60	100	0.084
4	369.03	8.18	0.00942	190	80	150	0.063
5	148.89	5.35	0.01140	97	47	120	0.077
6	222.33	8.05	0.01142	140	68	100	0.084
7	278.71	8.03	0.00357	300	110	200	0.042
8	391.98	6.99	0.00492	300	135	200	0.042
9	455.76	6.60	0.00573	300	135	200	0.042
10	722.82	12.9	0.00605	300	130	200	0.042
11	635.20	12.9	0.00515	375	94	200	0.042
12	654.69	12.8	0.00569	375	94	200	0.042
13	913.40	12.5	0.00421	500	125	300	0.035
14	1760.4	8.84	0.00752	500	125	300	0.035
15	1728.3	9.15	0.00708	500	125	300	0.035
16	1728.3	9.15	0.00708	500	125	300	0.035
17	647.85	7.97	0.00313	500	220	300	0.035
18	649.69	7.95	0.00313	500	220	300	0.035
19	647.83	7.97	0.00313	550	242	300	0.035
20	647.81	7.97	0.00313	550	242	300	0.035
21	785.96	6.63	0.00298	550	254	300	0.035
22	785.96	6.63	0.00298	550	254	300	0.035
23	794.53	6.66	0.00284	550	254	300	0.035
24	794.53	6.66	0.00284	550	254	300	0.035
25	801.32	7.10	0.00277	550	254	300	0.035
26	801.32	7.10	0.00277	550	254	300	0.035
27	1055.1	3.33	0.52124	150	10	120	0.077
28	1055.1	3.33	0.52124	150	10	120	0.077
29	1055.1	3.33	0.52124	150	10	120	0.077
30	148.89	5.35	0.01140	97	47	120	0.077
31	222.92	6.43	0.00160	190	60	150	0.063
32	222.92	6.43	0.00160	190	60	150	0.063
33	222.92	6.43	0.00160	190	60	150	0.063
34	107.87	8.62	0.00010	200	90	200	0.042
35	116.58	8.62	0.00010	200	90	200	0.042
36	116.58	8.62	0.00010	200	90	200	0.042
37	307.45	5.88	0.01610	110	25	80	0.98
38	307.45	5.88	0.01610	110	25	80	0.98
39	307.45	5.88	0.01610	110	25	80	0.098
40	647.83	7.97	0.00313	550	242	300	0.035