



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Electrotechnique
Option : Réseaux électrique

Réf:.....

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

MASTER

Thème

Algorithme de recherche du corbeau dédié
à l'optimisation appliqué au dispatching
économique

Présenté par :
Douida Nedjmeddine
Soutenu le : 05 Juin 2017

Devant le jury composé de :

Mr. Mahdad Belkacem
Mr. Salhi Ahmed
Mr. Rouina Abd Elhafid

MCA
MCB
MCA

Président
Encadreur
Examineur

Année universitaire: 2016 / 2017

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



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Electrotechnique
Option : Réseaux électrique

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

Thème

Algorithme de recherche du corbeau dédié
à l'optimisation appliqué au dispatching économique

Présenté par :

-Mr. Douida Nedjmeddine

Avis favorable de l'encadreur :

Mr. Salhi Ahmed

signature

Avis favorable du Président du Jury

Mr.Mahdad Belkacem

Signature

Cachet et signature



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Electrotechnique
Option : Réseaux électrique

Thème :

Algorithme de recherche du corbeau dédié à l'optimisation appliqué au dispatching économique

Présenté par: Mr. Douida Nedjmeddine.

Dirigé et proposé par: Mr. Salhi Ahmed.

Résumé

Dans ce mémoire, nous avons discuté la résolution du problème de dispatching économique de l'énergie électrique à chacune unité de production pour obtenir un minimum coût totale. Ce problème a été résolu par plusieurs méthodes classiques et en raison de l'inefficacité de ces méthodes, on a adopté les algorithmes inspiré de la nature. Dans ce mémoire, nous avons utilisé une méthode nouvellement développée basée sur le comportement intelligent du corbeau, qui est l'oiseau le plus intelligent sur la terre, cet algorithme basé sur la façon d'obtenir de la nourriture, et appelée l'algorithme de recherche du corbeau CSA. Pour s'assurer que cet algorithme est efficace, nous avons appliqué cet algorithme sur trois réseaux électriques de test. Le réseau électrique de six unités de production, réseau électrique contenant 15 unités de production. Enfin, un réseau électrique contenant 40 unité de production.

Mots-clés. Problème de dispatching économique. Algorithme de recherche du corbeau CSA. Coût de production total. Réseau électrique de test.

Dédicaces

Je dédie ce mémoire à :

Mes chers parents

*Mon père **MOhamed** et Ma mère **Yamina***

*Mes chers frères **Nacereddine** et **Ibrahim***

*Et mes chères sœurs **Aziza** et **Fatiha***

Toute ma chère famille

*L'encadreur : **Salhi Ahmed***

Tous mes chers amis

Adem, Mohamed, Salah, Saïde, Mekki, Karim, El mahdi

Hussein, Amine

Tous les étudiants de Réseaux électrique

✓ Douda NedjmEddine.

Remerciements

*Nos remerciements vont premièrement à **ALLAH** tout puissant pour la volonté, la santé, et la patience, qu'il nous a données durant toutes ces années d'étude.*

*Le grand merci à notre encadreur Docteur : **Salhi Ahmed**, qui a manifesté son entière disponibilité pour son aide, son orientation et sa disponibilité, aussi pour la confiance et la compréhension qu'il m'a toujours prouvée.*

*Je remercie également, Docteur : **Mahdad Belkacem** (président du jury) et les membres du jury Docteur : **Rouina Abd Elhafid** de l'intérêt dont ils font preuve à mon égard pour lire ce mémoire et en assistant à ma soutenance.*

*Nous exprimons nos profondes gratitude à **NOS PARENTS** pour leurs encouragements, leur soutien et pour les sacrifices qu'ils ont enduré.*

Nous tenons à remercier vivement toutes les personnes qui nous ont aidés à élaborer et réaliser ce mémoire.

Nos remerciements vont aussi à tous les enseignants du département de Génie Electrique.

Liste Des Tableaux

Tableau	Chapitre I dispatching économique	NP
	Chapitre II Les méthodes d'optimisation	
	Chapitre III Algorithme de recherche du corbeau	
	Chapitre IV Application de CSA sur des réseaux test	
Tableau (IV.1)	les résultats de simulation des réseaux électriques 6 générateurs	42
Tableau (IV.2)	Puissances actives optimales générées par la méthode CSA	42
Tableau (IV.3)	L'effet de la portée du vol sur le coût total de combustible	43
Tableau (IV.4)	L'effet de la probabilité de conscience sur le coût total de combustible	43
Tableau (IV.5)	Comparaison des résultats obtenus par (CSA) avec autres méthodes	44
Tableau (IV.6)	les résultats de simulation des réseaux électriques 15 générateurs	47
Tableau (IV.7)	Puissances actives optimales générées par la méthode CSA	47
Tableau (IV.8)	L'effet de la portée du vol sur le coût total de combustible	48
Tableau (IV.9)	L'effet de la probabilité de conscience sur le coût total de combustible	49
Tableau (IV.10)	Comparaison des résultats obtenus par (CSA) avec autres méthodes	49
Tableau (IV.11)	les résultats de simulation de réseau électrique 40 générateur	53
Tableau (IV.12)	Puissances actives optimales générées par la méthode CSA (40 unité)	53
Tableau (IV.13)	L'effet de la portée du vol sur le coût total de combustible (40 unité)	55
Tableau (IV.14)	L'effet de la probabilité de conscience du corbeau sur le coût total de combustible	55
Tableau (IV.15)	Comparaison des résultats obtenus (CSA) par autre méthodes (40 unité)	56

Liste Des Figures

Chapitre I dispatching économique

Fig. (I.1) Topologie d'un réseau électrique moderne	4
Fig. (I.2) Schéma unifilaire d'une ligne électrique	4
Fig. (I.3) Fluctuation journalière de la charge demandée	5
Fig. (I.4) Caractéristique du coût d'un générateur thermique	6
Fig. (I.5) Courbe de l'accroissement du coût de combustible	7
Fig. (I.6) Mécanisme d'optimisation du réseau électrique	9
Fig. (I.7) Caractéristique entrée sortie d'une unité de production	11
Fig. (I.8) Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec quatre vannes d'admission de vapeur	12
Fig. (I.9) Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec des zones de fonctionnement interdit.	15
Fig. (I.10) Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec trois vannes d'admission de vapeur	16

Chapitre II Les méthodes d'optimisation

Fig. (II.1) Méthodes d'optimisations	18
Fig. (II.2) Méthode de gradient	19
Fig. (II.3) Les métaheuristiques (M) sont souvent des algorithmes utilisant un échantillonnage probabiliste. Elles tentent de trouver l'optimum global (G) d'un problème d'optimisation difficile (avec des discontinuités - D -, par exemple), sans être piégé par les optima locaux(L).	23

Chapitre III Algorithme de recherche du corbeau

Fig. (III.1) corbeau (CROW)	30
Fig. (III.2) Diagramme d'état 1 dans CSA	33
Fig. (III.3) Organigramme de l'algorithme CSA pour l'optimisation	36

Chapitre IV Application de CSA sur des réseaux test

Fig. (IV.1) convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste 6 unités de production	41
Fig. (IV.2) convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste 15 unités de production	46
Fig. (IV.3) convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste 40 unités de production	52

Liste Des Symbole Et Acronymes

P_{g_i}	La puissance active électrique générée par la central i (W).
$P_{gmax(i)}$	La puissance active maximale générée par chaque générateur i (W).
$P_{gmin(i)}$	La puissance active minimale générée par chaque générateur i (W).
a_i, b_i, c_i	Les coefficients de la fonction cout.
fl	La portée du vol.
AP	Probabilité de conscience du corbeau.
B_{ij}, Bio, Boo	Facteurs de la méthode Beta (B).
n_j	Le nombre de zones interdites de chaque unité.
$P_{1,i}^l, P_{i,n_j}^u$	Borne inférieure et supérieure de la $j^{ième}$ zone interdite pour l'unité i .
P_j^0	La puissance de sortie précédente de chaque unité (MW)
UR_j	Les limites de rampe ascendante.
DR_j	De descente de la rampe.
$P_{1,i}^l$	Les bornes inférieures.
P_{i,n_j}^u	Les bornes supérieures.
ED	Dispatching économique.
PL	Pertes de transmission.
CT	Cout totale de la production.
PDT	Puissance demandé total.
e_i, f_i	facteur de l'émission pour le générateur i .
λ_p	facteurs de pénalité.
P_{gmax}	la puissance active maximale générée dans le réseau (W).
P_{gmin}	la puissance active minimale générée dans le réseau (W).
CSA	Crow search algorithm.
CT	Cout total de la production.
EDP	Economic dispatch problems.
DE	Dispatching Economique.
N	Nombre de population.

Résumé



ملخص

نتطرق في هذه المذكرة إلى كيفية حل مسألة التوزيع الاقتصادي الأمثل للقدرة الكهربائية على كل وحدة من وحدات المنتجة للطاقة الكهربائية وذلك للحصول على أقل تكلفة للإنتاج الكلي. هذه المسألة تم حلها بعدة طرق كلاسيكية. ونظرا لعدم فعالية هذه الطرق تم التطرق إلى خوارزميات مستوحاة من الطبيعة. وفي هذه المذكرة استعملنا طريقة مطورة حديثا تعتمد على ذكاء وسلوك الغراب الذي يعتبر من أذكى الطيور الموجودة على الأرض تركز هذه الخوارزمية على كيفية الحصول على الغذاء وتسمى خوارزمية بحث الغراب. وللتأكد من فعالية هذه الخوارزمية قمنا بتطبيقها على ثلاث شبكات كهربائية تجريبية. وهي شبكة تحتوي على ستة مولدات كهربائية. شبكة كهربائية تحتوي على خمسة عشر مولد كهربائي. وفي الأخير شبكة كهربائية تحتوي على أربعين مولد كهربائي

الكلمات المفتاحية. مسألة التوزيع الاقتصادي الأمثل. خوارزمية بحث الغراب. تكلفة الإنتاج الكلي. شبكات كهربائية تجريبية.

Résumé

Dans ce mémoire, nous avons discuté la résolution du problème de dispatching économique de l'énergie électrique à chacune unité de production pour obtenir un minimum coût totale. Ce problème a été résolu par plusieurs méthodes classiques et en raison de l'inefficacité de ces méthodes, on a adopté les algorithmes inspiré de la nature. Dans ce mémoire, nous avons utilisé une méthode nouvellement développée basée sur le comportement intelligent du corbeau, qui est l'oiseau le plus intelligent sur la terre, cet algorithme basé sur la façon d'obtenir de la nourriture, et appelée l'algorithme de recherche du corbeau CSA. Pour s'assurer que cet algorithme est efficace, nous avons appliqué cet algorithme sur trois réseaux électriques de test. Le réseau électrique de six unités de production, réseau électrique contenant 15 unités de production. Enfin, un réseau électrique contenant 40 unité de production.

Mots-clés. Problème de dispatching économique. Algorithme de recherche du corbeau CSA. Coût de production total. Réseau électrique de test.

SOMMAIRE

Dédicaces	
Remerciements	
Liste des tableaux	
Liste des figures	
Liste des Symboles et Acronymes	
Résumé	
Sommaire	
Introduction générale	1
Chapitre I dispatching économique	
1.1. Introduction	3
1.2 Généralités sur les réseaux électriques	3
1.2.1 Composition d'un réseau électrique	3
1.2.1.1 La production	3
1.2.1.1.1 Les différents types des centrales électriques	3
1.2.1.1.2 Le transport	3
1.2.1.1.2.1 Les différents types des réseaux	4
1.2.1.1.3 La distribution	5
1.2.1.1.4 La consommation	5
1.3 Fluctuations de la consommation	5
1.4 Caractéristiques des systèmes électriques	6
1.5 Equilibre du système électrique	8
1.6 Optimisation du réseau électrique	9
1.6.1 Définition unit commitment	9
1.7 Formulation du problème dispatching économique	9
1.7.1 Définition le problème de dispatching économique	9
1.7.2 Minimisation des coûts de génération	10
1.7.3 Fonction objectif (la fonction cout)	10
1.7.4 Les effets de chargement (L'effet d'ouverture des vannes)	12
1.7.5 Contraintes	13
1.7.5.1 Contrainte d'équilibre de puissance (Contraintes d'égalités)	13
1.7.5.2 Contraintes de limites de fonctionnement (Contraintes d'inégalités)	14
1.7.6 La fonction de pénalité	14
1.7.7 Limites de vitesse de rampe	14
1.7.8 Zones de fonctionnement interdit	15
1.8 Caractéristique avec plusieurs types de combustibles	16

1.9 Libéralisation du marché de l'électricité	16
1.10 Conclusion	17

Chapitre II Les méthodes d'optimisation

2.1 Introduction	18
2.2 Méthode d'optimisation	18
2.3 Méthode classique (Méthodes conventionnelles)	19
2.3.1 La méthode du gradient	19
2.3.2 Méthode d'Ordre de Mérite	19
2.3.3 La méthode d'itération de Lambda (Lambda iteration method)	20
2.3.4 Méthode de type Point Intérieur	21
2.3.5 Méthode de newton	21
2.4 Désavantage des méthodes conventionnelles	21
2.5 Méthodes métaheuristiques	22
2.6 Les métaheuristiques les plus connues	22
2.7 Algorithmes des métaheuristiques les plus répandues	23
2.7.1 Les Algorithmes génétiques	23
2.7.2 Optimisation par les essais de particules(PSO)	24
2.7.3 Optimization par la Colonie Artificiel des Abeilles(ABC)	24
2.7.4 Algorithmes des colonies de fourmis(ACO)	25
2.7.4.1 Optimisation par colonies de fourmis	25
2.7.5 L'algorithme de recherche d'harmonie	26
2.7.6 Recherche taboue	26
2.7.7 Algorithme d'évolution différentielle (ED)	27
2.7.8 Algorithme par sauts de grenouilles	27
2.7.9 Recuit Simulé (RS)	27
2.8 Conclusion	28

Chapitre III Algorithme de recherche du corbeau

3.1 Introduction	29
3.2 Aperçu général sur le comportement des corbeaux	29
3.3 Algorithme de recherche des corbeaux dédié à l'optimisation	31
3.4 Description de l'algorithme de recherche des corbeaux	31
3.5 Algorithme de programme (CSA)	34
3.5.1 Organigramme de l'algorithme de CSA pour l'optimisation	36
3.6 Conclusion	39

Chapitre IV Application de CSA sur des réseaux test

4.1 Introduction	40
4.2 Algorithme CSA appliqué sur le réseau test de six unités de production	41
4.2.1 Convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste six unités	41
4.2.2 La répartition optimale des puissances générées des centrales	42
4.2.3 L'effet des paramètres AP et fl sur la performance de l'algorithme CSA	43
4.2.4 Comparaison des résultats obtenus (CSA) par d'autres méthodes	44
4.3 Algorithme CSA appliquée sur le réseau test de quinze unités de production	46
4.3.1 Convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste quinze unités	46
4.3.2 La répartition optimale des puissances générées des centrales	47
4.3.3 L'effet des paramètres AP et fl sur la performance de l'algorithme CSA	48
4.3.4 Comparaison des résultats obtenus (CSA) par d'autres méthodes	49
4.4 Algorithme CSA appliquée sur le réseau test de quarante unités de production	52
4.4.1 Convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste quarante unités	52
4.4.2 La répartition optimale des puissances générées des centrales	53
4.4.3 L'effet des paramètres AP et fl sur la performance de l'algorithme CSA	54
4.4.4 Comparaison des résultats obtenus (CSA) par d'autres méthodes	55
4.5 Conclusion	58
Conclusion générale	59
Référence	
Annexe	

Introduction

Générale

Introduction générale

Dans ces dernières années, l'évolution du domaine industriel et l'augmentation de la population sont en premier lieu les facteurs principaux qui ont mené à une augmentation continue de la consommation de l'énergie électrique, d'où la nécessité de d'augmenter le nombre des centrales électriques et avoir en permanence un équilibre entre la production et la consommation tout en assurant une bonne qualité de l'énergie électrique.

Pour cette raison, l'énergie produite à partir des centrales électriques doit être reparti d'une façon optimale. Pour ce faire, l'énergie produite à partir de chaque central électrique du réseau doit être soumise à certaines conditions économiques et techniques. Cela nous amène à formuler le problème de Dispatching Economique (DE) que est défini par la détermination la puissance générée optimale de chaque centrale électrique que conduite à la minimisation du coût total de production l'énergie électrique. Le respect des contraintes technique doit être vérifiée. Ce problème de dispatching économique a été traité par plusieurs travaux de recherche pour le résoudre.

Plusieurs méthodes classiques ont été appliquées dans les littératures pour résoudre ce problème de DE comme la méthode de programmation linéaire (LP), programmation non linéaire (NLP) et la méthode de newton (NM), ...etc. Malheureusement, ces méthodes ne sont pas rentables à cause des considérations pratiques liées aux contraintes de fonctionnement des systèmes électro-énergétiques. Pour cela les chercheurs dans le domaine ont essayé d'appliquer des méthodes alternatives comme les méthodes métaheuristiques. Tendence actuelle est d'utiliser des algorithmes métaheuristiques inspirés de la nature pour aborder et résoudre des problèmes difficiles et il a été démontré que ces métaheuristiques sont étonnamment très efficaces. Plus particulièrement les plus populaires sont les algorithmes génétiques (GA), l'Optimisation en Essaim de Particules (PSO), la Recherche de l'Harmonie (HS), Evolution Différentiel (DE), Algorithme de Colonie des Fourmis (ACO) etc....).

Les algorithmes métaheuristiques ont montré des performances prometteuses pour résoudre la plupart des problèmes d'optimisation du monde réel qui sont extrêmement non linéaire et multimodale, ces algorithmes peuvent trouver de bonnes solutions pour les problèmes d'optimisation difficiles, mais rien ne garantit que les solutions optimales peuvent être atteintes.

Une nouvelle méthode métaheuristique a vu le jour en 2016 et a été développée par Alireza Askarzadeh [1], est proposée dans ce mémoire pour résoudre le problème de dispatching économique. Cette méthode l'Algorithme de Recherche du Corbeau (Crow Search Algorithm CSA) basée sur le comportement intelligent des corbeaux pour la recherche et le vol de la nourriture des autres individus de l'essaim des corbeaux. On a appliqué l'algorithme de recherche du corbeau (CSA), pour la résolution du problème de dispatching économique (ED).

Dans le premier chapitre, nous allons présenter la description des éléments de puissance essentiels du réseau de transport, et la formulation du problème de dispatching économique.

Le deuxième chapitre Nous allons citer les principales méthodes d'optimisation classiques et quelques méthodes métaheuristic.

En chapitre trois, nous donnons un aperçu de la façon et l'intelligence des corbeaux dans la nature, en présentant des explications détaillées sur l'algorithme de recherche du corbeau CSA pour résoudre des problèmes d'optimisation.

Dans le dernier chapitre quatre, on va traiter l'application de la méthode de la recherche du corbeau (Crow search algorithm) pour résoudre le problème de dispatching économique sur trois réseaux électriques de test donnés par six unité de production, quinze unité de production et quarante unités de production).

Enfin, nous clôturerons ce mémoire par une conclusion générale.

Chapitre I

Dispatching

Economique



1.1 Introduction

L'exploitation des réseaux électriques pose de nombreux problèmes d'ordre technique et économique. L'exploitant du réseau doit assurer en tout temps et en tout lieu la couverture de l'énergie demandée, de garantir une qualité acceptable de la puissance livrée et de procurer une sécurité d'alimentation élevée avec un coût aussi faible que possible.

Un faible cout de production représente un défi pour les sociétés productrices, dans ce cas il est devenu nécessaire pour rechercher le moindre coût de production de l'énergie électrique avec une distribution idéale (optimal) de la puissance active générée, ce qui est le cas défini par le dispatching économique pour avoir un minimum cout total de production.

1.2 Généralités sur les réseaux électriques**1.2.1 Composition d'un réseau électrique**

De façon très générique, un réseau électrique est toujours composé de quatre grandes parties :

1.2.1.1 La production

C'est la génération de l'ensemble des puissances consommées par le réseau entier, en grande majorité les tensions produites sous la forme de système triphasé par l'intermédiaire d'alternateurs entraînés à partir de divers types de sources d'énergie dites primaires.

1.2.1.1.1 Les différents types des centrales électriques

- Les Centrales hydrauliques.
- Les centrales thermiques.
- Les centrales à gaz.
- Les centrales nucléaires.
- Les centrales photovoltaïques.
- Les centrales éoliennes.

1.2.1.2 Le transport

Il consiste à acheminer les puissances produites par les unités de production auprès des points de consommation. Donc le rôle principal du réseau de transport est la liaison entre les grands centres de consommation (gros consommateurs et distributeurs) et les moyens de production.

Les réseaux de transport d'électricité sont composés de lignes (ou de couloirs de lignes) reliant les différents jeux de barres ou nœuds. D'une façon générale, ils ont une topologie maillée pour offrir une multiplicité de possibilité d'aller d'un nœud à un autre du réseau.

La Figure (I.1) représente une structure topologique d'un réseau moderne.



Fig. (I.1) Topologie d'un réseau électrique moderne

1.2.1.2.1 Les différents types des réseaux :

- Les réseaux d'interconnexion.
- Réseaux de répartition.
- Réseaux de distribution.
- Réseau d'utilisation.
- Les consommateurs.

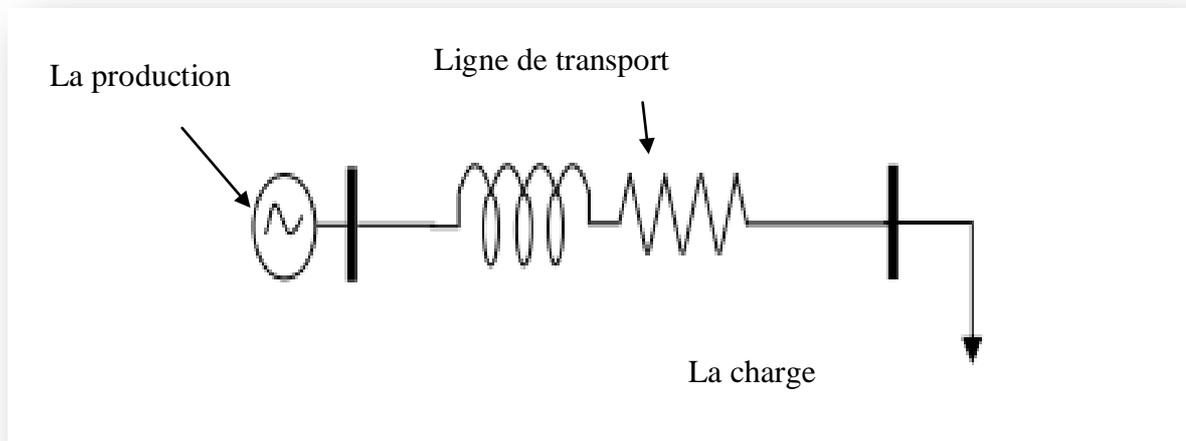


Fig. (I.2) Schéma unifilaire d'une ligne électrique

1.2.1.3 La distribution

D'une façon générale la distribution est assurée en moyenne(MT) et basse tension(BT), et même en haute tension pour les clients HT.

1.2.1.4 La consommation

C'est le point d'arrivée dans un réseau électrique, La consommation d'électricité correspond à un appel de puissance active sur le réseau pour une période de temps bien déterminée; cela correspond à une consommation d'énergie. L'électricité est consommée par des différents types de consommateurs (résidentiels, commerciaux et industriels). La consommation d'électricité se caractérise par :

- ses fortes fluctuations.
- la difficulté de la prévoir de manière exacte.

1.3 Fluctuations de la consommation

La consommation d'électricité varie d'une façon permanente en fonction des multiples variables (la température, l'heure de la journée, le jour de la semaine, les conditions météorologiques).

La Figure (I.3) représente la fluctuation de la charge en fonction de temps pendant un jour :

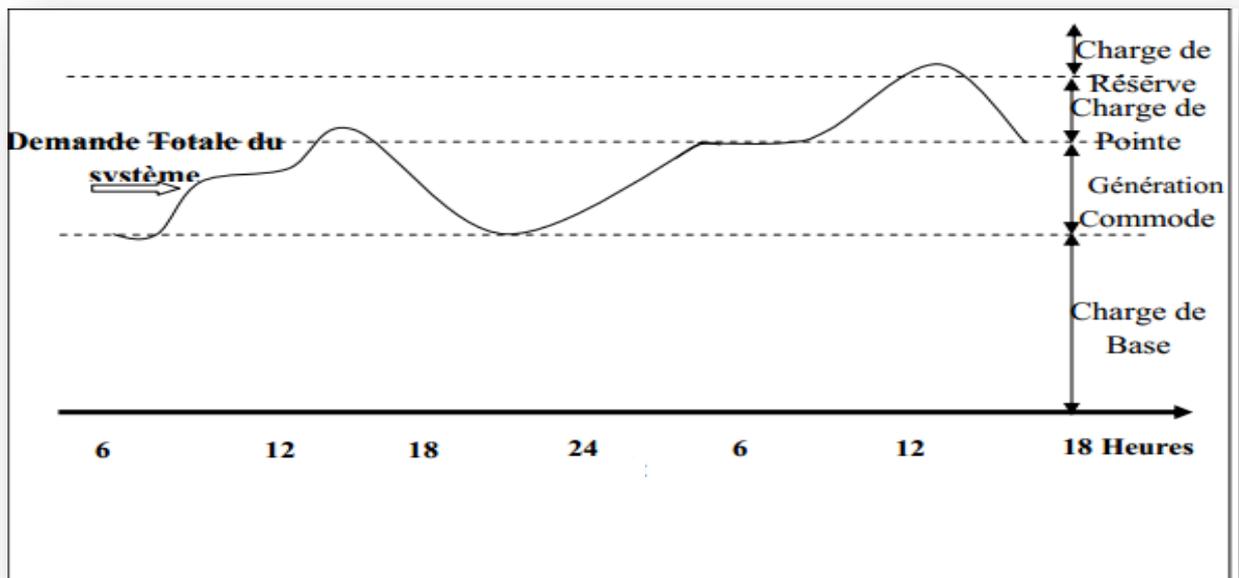


Fig. (I.3) Fluctuation journalière de la charge demandée

1.4 Caractéristiques des systèmes électriques

Les caractéristiques technico-économiques des centrales électriques sont déterminantes pour leurs exploitations. Trois types de caractéristiques ont une influence pour l'exploitation d'une centrale électrique à court terme: son coût de production; ses contraintes techniques et sa fiabilité. Le plus important de ces trois caractéristiques est le coût variable de production. Pour les centrales thermiques, il reflète principalement le coût du combustible utilisé et les autres coûts d'exploitation et de maintenance de la centrale. Le coût du combustible est évalué en utilisant des valeurs de consommation spécifiques de chaleur (une quantité d'énergie thermique nécessaire pour produire de l'électricité) de la centrale et le prix du combustible. La valeur de consommation spécifique de chaleur (CSC) est proportionnelle à l'inverse du rendement énergétique: plus la CSC est grande, moins la centrale est performante [2].

La fonction coût a une forme non linéaire qui peut être approximée à une courbe représentée par la Figure (I.4)

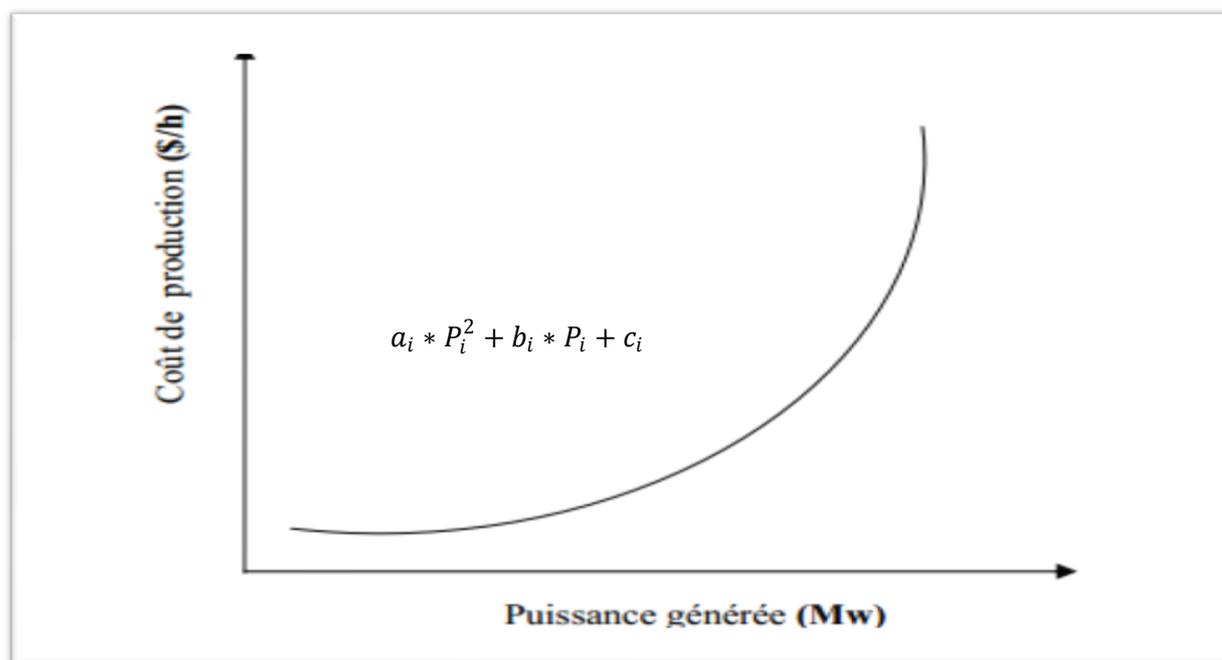


Fig. (I.4) Caractéristique du coût d'un générateur thermique

Le coût incrémental (ou marginal) de production est le coût pour produire une unité supplémentaire d'énergie. Ce coût est important pour prendre les décisions d'exploitation à court terme. [2]

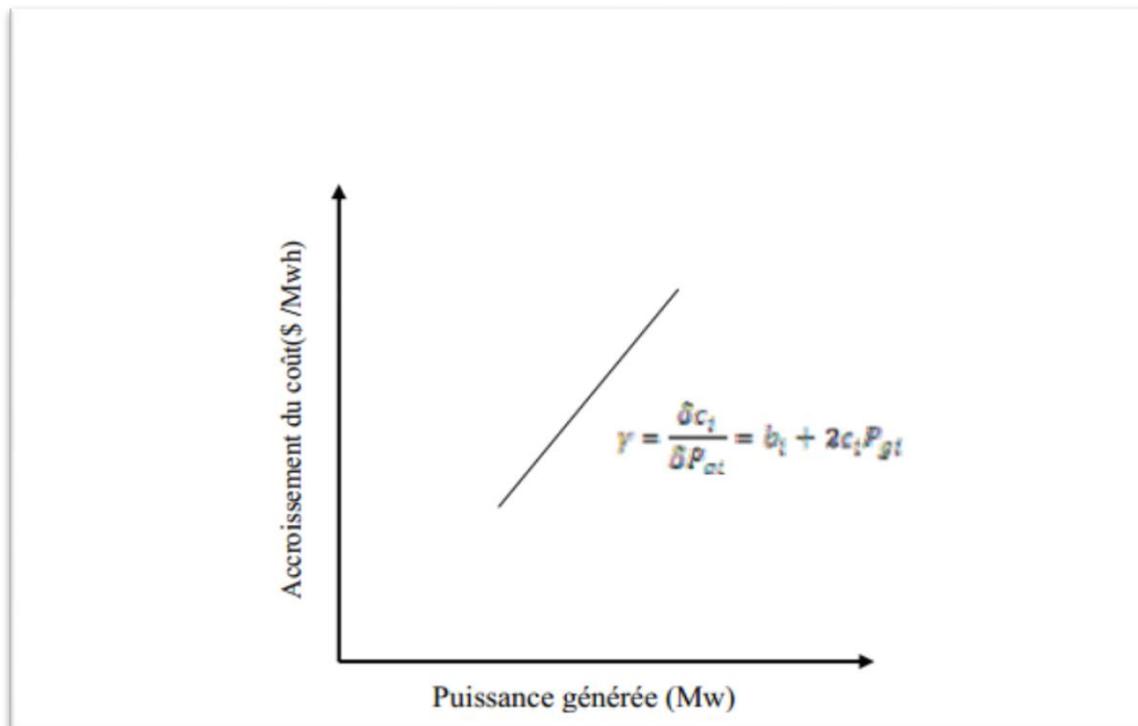


Fig. (I.5) Courbe de l'accroissement du coût de combustible

Outre le coût variable à court terme, d'autres caractéristiques spécifiques sont importantes à mentionner pour la production d'électricité. C'est le cas notamment du coût spécifique pour démarrer ou arrêter l'unité de production (coût de démarrage et d'arrêt). Par exemple, le coût de démarrage correspond au coût de l'énergie nécessaire pour mettre en fonctionnement toutes les installations permettant la production d'électricité (chaudières, pompes, etc.). Ce coût dépend normalement de l'état de l'unité de production au moment de l'appel à démarrer (démarrage à froid ou à chaud) [2]. Certaines contraintes techniques sont aussi importantes pour l'exploitation.

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

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

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

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

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

1.5 Equilibre du système électrique

L'équilibre du système électrique exige qu'à tout moment, la puissance injectée (la production) soit égale à la puissance demandée (la consommation) plus les pertes générées sur le réseau.

Cet équilibre production-consommation est nécessaire tout d'abord car les systèmes électriques à courant alternatif fonctionnent comme une « grande » machine synchronisée. Le fonctionnement de cette machine est très complexe et particulièrement vulnérable aux instabilités. Ces instabilités se produisent principalement quand l'équilibre production consommation n'est pas respecté.

Assurer l'équilibrage continu, même lors des incidents, est un moyen de maintenir la stabilité du système. Le défaut d'une ligne ou d'une unité de production peut provoquer des phénomènes en cascade pouvant se développer rapidement

Ainsi, des écarts, même mineurs, de la fréquence de référence peuvent déstabiliser ou endommager des éléments du système de transport. Si lors d'un incident, les actions correctives nécessaires ne sont pas effectuées, le système peut défaillir complètement (black out). Afin de se prémunir contre les ruptures de l'alimentation électrique, une règle fondamentale de sécurité, appelée « règle du N-1 », est appliquée par tous les gestionnaires de réseau. Cette règle consiste à garantir le bon fonctionnement du réseau même en cas de défaillance d'un élément du réseau de transport ou d'une unité de production.

1.6 Optimisation du réseau électrique

Pour exploiter un système électrique (réseau de transport et moyens de production) à court terme et de manière optimale, l'objectif peut être représenté par la minimisation du coût total de la production nécessaire pour fournir la quantité d'électricité demandée. En respectant les contraintes propres au système électrique. Deux outils d'optimisation sous contraintes sont souvent utilisés : un programme d'optimisation appelé « unit commitment (UC) » et un autre appelé « optimal dispatch»

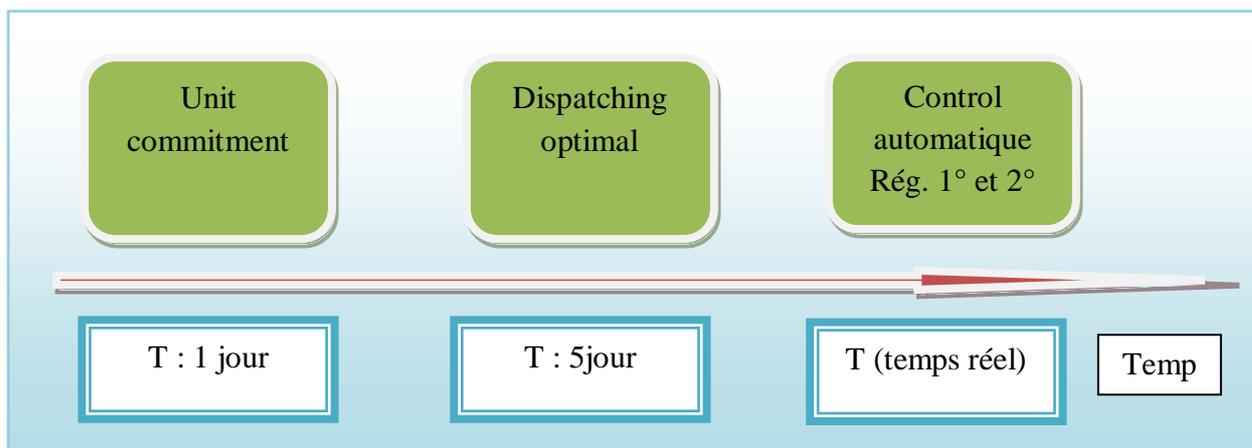


Fig. (I.6) Mécanisme d'optimisation du réseau électrique [3]

1.6.1 Définition unit commitment

L'outil UC est utilisé la veille du jour (j-1) considéré comme horizon de programmation. Il sert à déterminer les unités de production à démarrer ou arrêter ainsi que les niveaux de production prévisionnels pour chaque sous-période de l'horizon de programmation [3], [4], [5].

7 Formulation du problème dispatching économique

7.1 Définition le problème de dispatching économique

Les termes «dispatching optimal » et « dispatching de génération optimal »et « dispatching économique optimale » « répartition de charge optimale », « répartition de puissance optimal » sont essentiellement des synonymes basés sur un type de calcul de répartition dans lesquels les coûts sont minimisées.

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

L'objectif du problème d'expédition économique est de minimiser le coût total de production d'un système électrique tout en respectant plusieurs contraintes associées au système telles que les exigences de charge, les limites de vitesse de rampe, les limites maximales et minimales de productions des centrales ainsi que les zones d'exploitation interdites. Le type de fonction objectif (lisse ou non lisse) et les contraintes qui sont considérés dans le problème détermineront la difficulté de résolution du problème.

1.7.2 Minimisation des coûts de génération

Le but principal du dispatching économique est la minimisation du cout de production total. D'autre part, on sait très bien que les facteurs influençant sur le cout sont résumés en trois points essentiels :

- le rendement de fonctionnement des générateurs.
- le cout du combustible.
- les pertes dans les lignes de transmission [6].

1.7.3 Fonction objectif (la fonction cout)

La formulation mathématique de la fonction de coût total du combustible (CT) est donnée par:

$$\text{Min CT} = \sum_{i=0}^{Ng} f_i(Pg_i) \quad (\text{I.1})$$

CT : Représente le coût total de production (\$/h).

Pg_i : C'est la puissance active produite par le générateur i (W).

$f_i(Pg_i)$: La fonction de cout de la centrale (i).

Ng : le nombre d'unités génératrices dans le système.

Les caractéristiques de la fonction de coût du carburant définissent si elle est lisse ou non lisse :

Un ED avec une fonction de coût lisse: il représente la fonction de coût la plus simple. Il peut être exprimé comme une fonction quadratique simple:

$$f_i(P_i) = a_i * P_{g_i}^2 + b_i * P_{g_i} + c_i \quad (\text{I.2})$$

La fonction coût est polynomiale du second ordre en terme de P_{gi} sous la forme suivante :

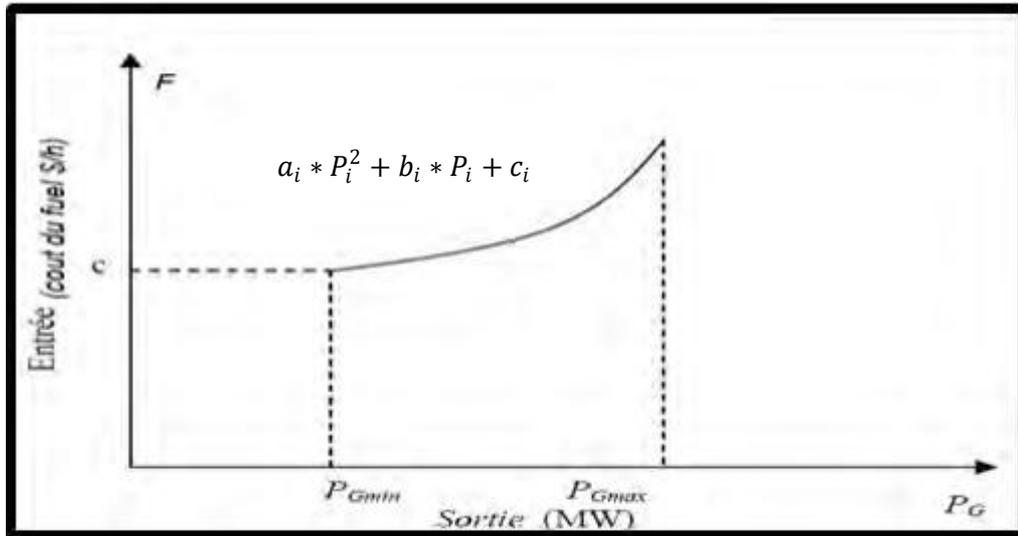


Fig. (I.7) Caractéristique entrée sortie d'une unité de production [7]

a_i, b_i et c_i : sont les coefficients de coût de consommation de carburant de la chaque central, Ces paramètres peuvent être déterminés à partir de plusieurs méthodes on peut citer la plus répandue : la méthode des moindres carrés « least-squares méthode» [5] [6].

La constante « c_i » est normalement appelée coût de marche à vide et représente le coût pour tenir démarrée une unité de génération à production nulle.

Il est très important à noter que d'autres caractéristiques spécifiques doivent être prises en considération pour le coût de production d'électricité. C'est le cas notamment du coût spécifique pour démarrer ou arrêter l'unité de production (coût de démarrage et d'arrêt), à titre d'exemple: le coût de démarrage correspond au coût de l'énergie nécessaire pour mettre en fonctionnement tous les auxiliaires permettant la production d'électricité (chaudières, pompes, etc). Ce coût dépend normalement de l'état de l'unité de production au moment de l'appel à démarrer (démarrage à froid ou à chaud) et le temps de démarrage (pointe ou creux). Les contraintes techniques sont aussi importantes pour l'exploitation. Généralement, l'unité de production ne peut fonctionner de manière stable qu'à partir d'un niveau de production minimal (puissance minimale de production) et jusqu'à un niveau maximal de production (puissance maximale de production) [3] [7]

EDP avec une fonction de coût non lisse: il comprend plusieurs points non différentiables pour représenter les points de soupape.

1.7.4 Les effets de chargement (L'effet d'ouverture des vannes)

Les effets de chargement qui sont présents dans EDP. Il peut être exprimé comme une fonction quadratique et sinusoïdale

$$f_i(P_i) = a_i * P_i^2 + b_i * P_i + c_i + e_i * \sin(f_i(P_{min} - P_i)) \quad (I.3)$$

Avec e_i et f_i étant les coefficients de coût du combustible de chaque unité avec des effets de point de soupape.

D'habitude, les grandes centrales thermiques disposent de plusieurs vannes d'admission de vapeur, qui sont utilisées pour le contrôle de la puissance délivrée par l'unité. Chaque fois que l'on commence à ouvrir une vanne d'admission, on enregistre une augmentation soudaine des pertes et il en résulte alors des ondulations dans la courbe de coût du combustible. Avec l'ouverture graduelle de la vanne, ces pertes diminuent progressivement jusqu'à ce que la vanne soit complètement ouverte. La Figure (I.8) montre la courbe de coût typique d'une unité thermique avec quatre vannes d'admission de vapeur.

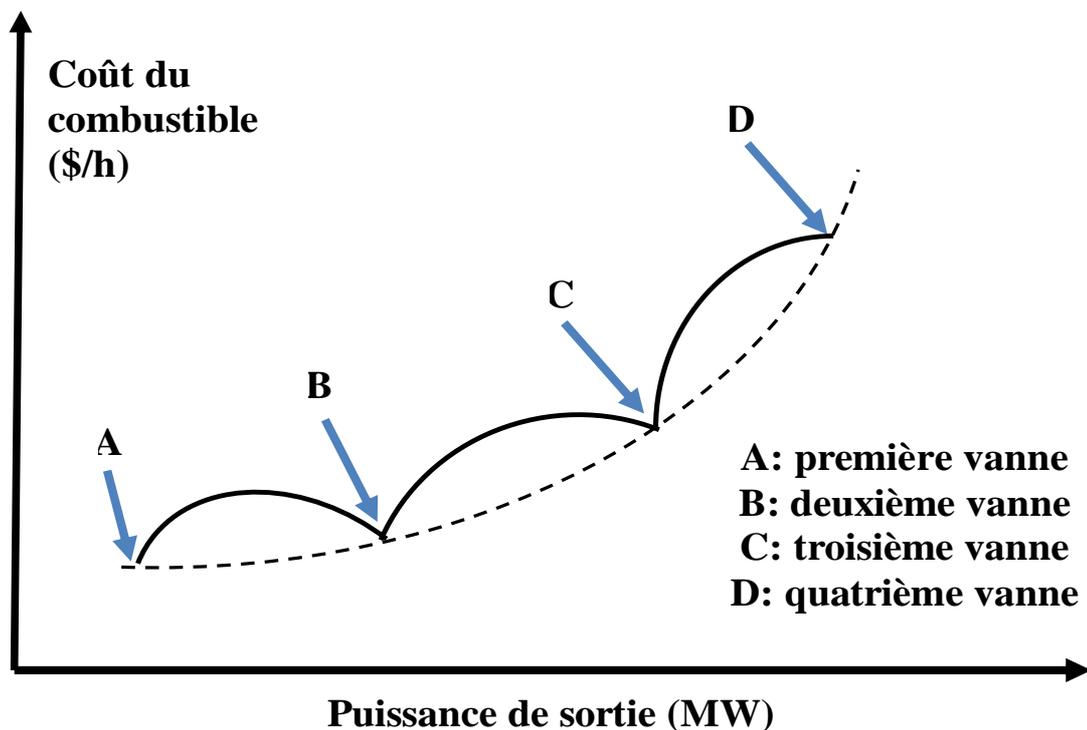


Fig. (I.8) Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec quatre vannes d'admission de vapeur

Ce type de problème est extrêmement difficile à résoudre avec les techniques conventionnelles comme la technique de Lagrange ou la programmation dynamique, du fait des changements brusques et des discontinuités présentées dans la courbe du coût.

1.7.5 Contraintes

Comme nous l'avons mentionné précédemment, le calendrier doit minimiser le coût de production total et implique la satisfaction des contraintes d'égalité et d'inégalité

1.7.5.1 Contrainte d'équilibre de puissance (Contraintes d'égalités)

La puissance produite doit être égale à la demande de puissance requise. Il est défini comme:

$$\sum_{i=1}^{Ng} Pgi - PD - PL = 0 \quad (I.4)$$

Avec :

$$P_l = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} P_i B_{ij} P_j + \sum_{i=1}^{Ng} B_{0i} P_i + B_{00} \quad (I.5)$$

Où:

N_g : le nombre d'unités génératrices dans le système.

PD : la puissance active totale absorbée par toutes les charges (PTD).

P_L : les pertes actives totales dans les lignes de transmission.

B_{ij} : Matrice des coefficients de perte.

B_{0i} : Vecteur des coefficients de perte.

B_{00} : Constant de pertes.

Remarque

Ces coefficients ne sont pas constants mais variables suivant les conditions de fonctionnement du système. Cependant, des résultats acceptables peuvent être obtenus si les conditions de fonctionnement actuelles sont relativement proches de celles pour lesquelles les coefficients B ont été calculés. Il existe plusieurs méthodes basées sur l'étude de l'écoulement de puissance qui permettent de calculer les coefficients de pertes :

- Méthode Gauss.
- Méthode Gauss-Siedel.
- Méthode Newton-Raphson.
- Méthode de Newton-Raphson découplée rapide.etc....).

1.7.5.2 Contraintes de limites de fonctionnement (Contraintes d'inégalités)

Les unités thermiques ont des limites physiques minimale et maximale qui peuvent être générées, On les appelle aussi les contraintes de sécurité :

$$P_{gi}(\min) \leq P_{gi} \leq P_{gi}(\max) \quad (I.6)$$

Où

P_{gi} : La puissance active du générateur (i).

$P_{gi}(\min)$: La puissance active minimale du générateur (i).

$P_{gi}(\max)$: La puissance active maximale du générateur(i).

1.7.6 La fonction de pénalité

$$C_{oug} = CT + \lambda_p * (\sum P_{gi} - P_l - PD) \quad (I.7)$$

λ_p : Facteur de pénalité.

1.7.7 Limites de vitesse de rampe

Elles limitent la plage de fonctionnement de toutes les unités en ligne. Ces limites indiquent à quelle vitesse la sortie de l'unité peut être changée :

$$\max(P_{minj}, P_j^0 - DRj) \leq P_j \leq \min(P_{maxj}, P_j^0 + URj) \quad (I.8)$$

Où

P_j^0 : est la puissance de sortie précédente de chaque unité (MW)

URj et DRj : sont les limites de rampe ascendante et de descente de la rampe de la j-ième unité de production (MW / h), respectivement.

1.7.8 Zones de fonctionnement interdit Elles restreignent le fonctionnement des unités en raison des conditions de fonctionnement de la vanne de vapeur ou des vibrations dans le coussinet de l'arbre:

$$P_{gi} \in \begin{cases} P_{\min} \leq P_i \leq P_{i,1}^l \\ P_{i,j-1}^u \leq P_i \leq P_{i,j}^l \quad j = 2, 3, \dots, nj \\ P_{i,nj}^u \leq P_i \leq P_{\max} \end{cases} \quad (I.9)$$

Où :

nj : est le nombre de zones interdites de chaque central.

$P_{1,i}^l$ Borne inférieure de la $j^{\text{ième}}$ zone interdite pour l'unité i .

$P_{i,nj}^u$ Borne supérieure de la $j^{\text{ième}}$ zone interdite pour l'unité i .

Généralement, on admet que la puissance fournie par les unités thermiques peut être ajustée d'une manière continue dans le domaine de fonctionnement du générateur :

$$P_{g\min} \leq P_{gi} \leq P_{g\max} \quad (I.10)$$

Dans la pratique, les unités thermiques peuvent avoir des régions de fonctionnement indésirables pour des problèmes liés à la stabilité ou des limitations physiques de fonctionnement au niveau des composantes des machines (ensemble turbine rotor de la machine synchrone). Ces régions créent des discontinuités au niveau de la courbe du coût de combustible, étant donné que l'unité doit fonctionner à l'intérieur de certaines plages spécifiées Fig. (I.9). Ce type de fonction est caractérisé par un espace de solution non convexe.

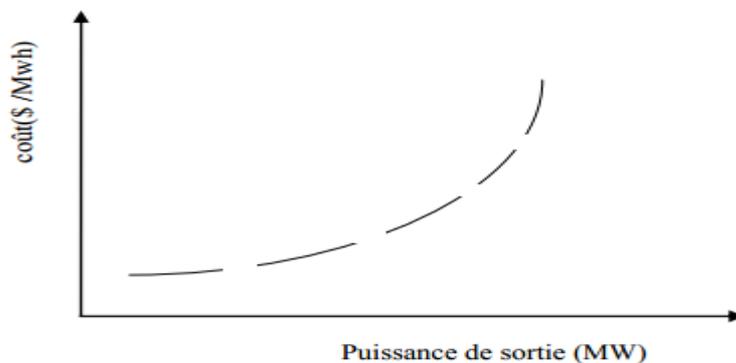


Fig. (I.9) Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec des zone de fonctionnement interdite

Les intervalles de fonctionnement pour une unité thermique avec des zones de fonctionnement prohibées sont donnés par les équations de (I.9) [2].

1.8 Caractéristique avec plusieurs types de combustibles

Parfois, les unités thermiques sont capables de fonctionner avec plusieurs types de combustibles. Dans ces conditions, la caractéristique de coût est constituée de plusieurs morceaux de fonctions quadratiques Figure (I.10):

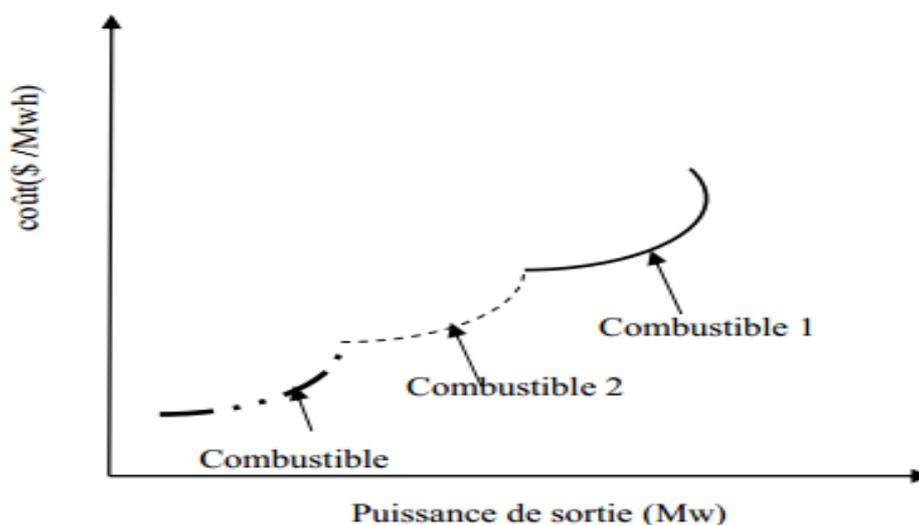


Fig. (I.10) Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec trois vannes d'admission de vapeur

Ce modèle est communément appelé modèle quadratique par morceaux. Le combustible le plus économique est représenté par le morceau le plus inférieur de la courbe. Ce type de fonction est également difficile voire impossible à traiter via les techniques standards [8].

1.9 Libéralisation du marché de l'électricité

La libéralisation du marché de l'électricité s'agit en réalité de l'ouverture du marché de l'énergie électrique. Sur un marché concurrentiel, la vente et la fourniture d'énergie sont dissociées du transport et de la gestion des réseaux. Les activités de fourniture d'énergie sont libéralisées. Cela signifie que nous pouvons acheter notre énergie auprès du fournisseur de notre choix. La libre concurrence vaut pour tous les biens et services et s'applique dès lors aussi au choix d'un fournisseur d'énergie. Progressivement, toutes les entreprises et tous les particuliers peuvent librement choisir leur fournisseur d'électricité. chaque client, chaque

entreprise peut ainsi choisir le partenaire énergétique qui répond le mieux à ses besoins .Par ailleurs, la concurrence génère un meilleur service, une plus grande orientation client et des prix répondant à l'offre et à la demande sur le marché. Dans ce marché libre il est important que les sociétés productrices organisent efficacement, leurs opérations, maximisent leurs marges bénéficiaires, et minimisent leurs coûts de production [2].

1.10 Conclusion

Dans ce chapitre on a essayé de donner une vue globale sur les réseaux électriques, on a commencé par une introduction qui expliquant les défis de compagnies productrices modernes, en suite on est exposée les différents éléments constituant le réseau de transport sont traités centrales (production), lignes de transmission (réseau de transport), charges (consumation), la formulation du problème de dispatching économique pour minimisation du cout totale de production(dispatching économique optimale) dans un réseau électrique, avec ses contraintes est bien présentée, et présentation détaillée de différentes courbes du coût et leur modélisation, et on a formulé le problème de dispatching économique et une vue totale sur la notion de libéralisation du marché d'électricité et ses impacts sur l'optimisation.

Le problème de répartition optimale de puissances générées devient une fois de plus, plus compliqué alors qu'une optimisation par les méthodes plus efficace pour la résolution de ce problèmes.

Dans le chapitre suivant, on va voir les différentes méthodes pour résoudre le problème d'optimisation.

Chapitre II

Les Méthodes d'optimisation

2.1 Introduction

Lors de la résolution des problèmes d'optimisation, la recherche d'extremum pour trouver des solutions optimales n'est pas garantie selon les cas est ce qu'il s'agit d'un extremum local, globale ou proche de la solution générale. Dans le cadre d'un problème d'optimisation, l'objectif est de minimiser une fonction coût. Il peut être difficile de minimiser cette fonction coût selon la complexité du problème traité.

Dans ce chapitre, nous décrivons un ensemble des algorithmes pour la distribution optimale de la puissance électrique totale demandée sur un ensemble des centrales électriques (dispatching économique), comme nous aborderons quelques méthodes conventionnelles et autres évolutionnaires (Méta-heuristique).

2.2 Méthode d'optimisation

Une fois qu'on définit la fonction à optimiser, il nous reste de choisir une méthode adaptée au problème posé. On peut classer ces méthodes suivant la figure ci-dessous:

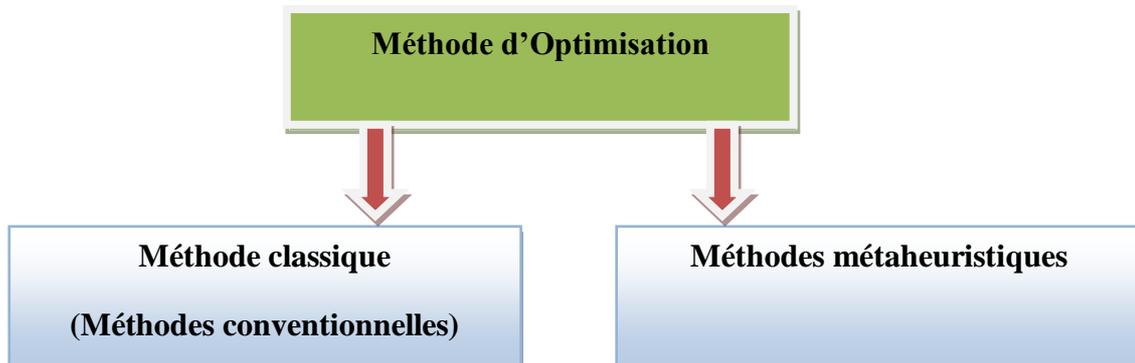


Fig. (II.1) Méthodes d'optimisations

Analyse, synthèse et évaluation. Tout d'abord, il convient d'analyser le problème et d'opérer un certain nombre de choix préalable, il s'agit de Variables de problème, espace de recherche, fonction objectif et méthode d'optimisation. Une fois effectuée ces différents choix, la méthode choisie synthétise des solutions potentielles qui sont évaluées, puis éliminées jusqu'à l'obtention d'une solution acceptable.

2.3 Méthode classique (Méthodes conventionnelles)

2.3.1 La méthode du gradient

Dans le cas le plus général, à fin de trouver un optimum d'une fonction, le parcours le plus simple est de suivre la ligne de plus forte pente. Du point de vue mathématique, la pente d'une fonction correspond à la dérivée de cette dernière. Si on est dans le cas d'une fonction suffisamment dérivable à plusieurs variables, la dérivée est un vecteur qui est appelé : le gradient de la fonction dont les éléments de ce vecteur correspondent aux dérivées partielles de la fonction par rapport à ses variables [5].

Soit la fonction $f(x)$ dérivable au moins une seule fois, le principe ici est de partir d'un point aléatoire x_0 puis de se déplacer dans la direction de la plus forte pente. En appliquant un certain nombre d'itérations, l'algorithme converge vers une solution x_n qui est un minimum global de $f(x)$.

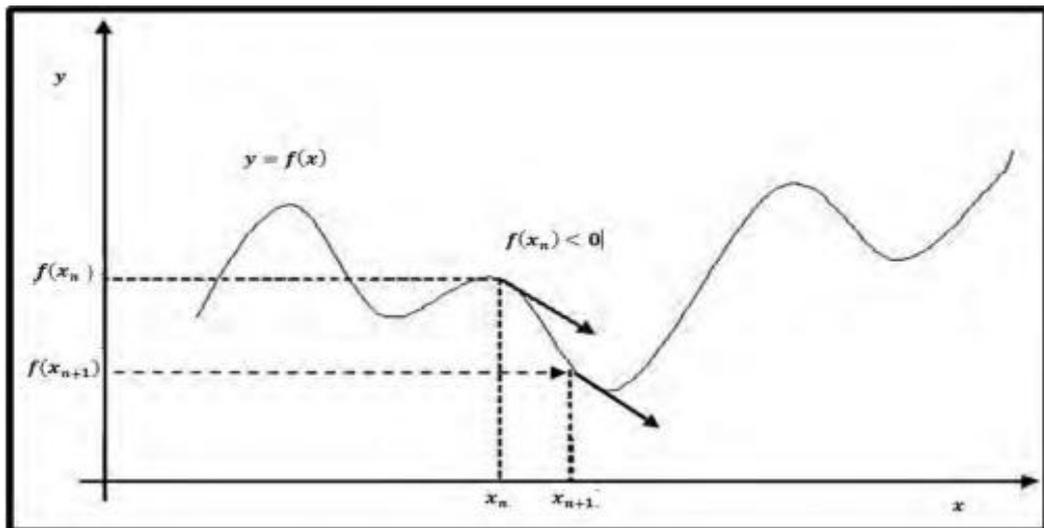


Fig. (II.2) Méthode de gradient [5]

2.3.2 Méthode d'Ordre de Mérite

Cette stratégie consiste à considérer que la fonction coût varie en fonction des puissances générées linéairement:

$$c_i = a_i + b_i P_{Gi} \quad (\text{Equ.II.1})$$

Ainsi que les pertes de transmission sont négligeables et l'influence de la puissance réactive ou la tension n'existe pas.

Un ordre de mérite permet de classer les unités de production dans l'ordre croissant de leurs coûts du combustible ; une augmentation de la demande exige que la puissance doive être fournie par le groupe ayant le cout minimal jusqu'à l'arrivée à sa puissance limite maximale, l'unité en position suivante dans la liste prend en charge la production du paquet de puissance restant. Un troisième générateur n'est appelé que lorsque le deuxième générateur atteint son rendement maximal [7].

Les méthodes classique présentent des anomalies pour résoudre le problème de dispatching économique plus particulièrement les contraintes pratiques des générateurs.

Dans la pratique, les unités thermiques peuvent avoir des régions de fonctionnement indésirables pour des problèmes liés à la stabilité ou des limitations physiques de fonctionnement au niveau des composants des machines (Ensemble de : turbine, rotor de la machine synchrone) [7] [9] [10].

2.3.3 La méthode d'itération de Lambda (Lambda iteration method)

La méthode d'itération de Lambda est une des méthodes utilisées pour trouver la valeur de Lambda du système et trouver le dispatching économique optimal des générateurs. Contrairement aux autres méthodes d'itération, comme : Gauss-Seidel et Newton-Raphson, Lambda itération n'utilise pas la valeur précédente de l'inconnue pour trouver la valeur suivante c'est-à-dire il n'y a pas une équation qui calcule la valeur suivante en fonction de la valeur précédente. La valeur suivante est prédéfinie par intuition, elle est projetée avec interpolation de la bonne valeur possible jusqu'à ce que le décalage spécifié soit obtenu. [11] On va maintenant discuter comment trouver le dispatching économique optimal utilisant la méthode d'itération de Lambda.

- la méthode exige qu'il y ait une correspondance entre une valeur lambda et l'output (en MW) de chaque générateur.
- la méthode commence avec des valeurs de lambda en-dessous et en-dessus de la valeur optimale (qui est inconnue), puis par itération limite la valeur optimale.

2.3.4 Méthode de type Point Intérieur

A l'origine, les méthodes de type « Point Intérieur » ont été conçues pour résoudre les problèmes de programmation non linéaire. Des recherches plus approfondies sur ces méthodes ont montré qu'elles donnaient de très bonnes performances en termes de vitesse de convergence pour les problèmes de grande échelle. L'algorithme présenté dans cette section, connu sous le nom d' « algorithme primal-dual » est l'un des plus utilisés. Le principe de cette méthode est de rajouter à la fonction objective une fonction logarithmique « barrière » incluant des contraintes et qui décroît progressivement au fil de l'optimisation pour tendre vers 0 [7].

2.3.5 Méthode de newton

La méthode de newton pour l'optimisation a été formulée par Sun (1984), ultérieurement par maria et al. (1987). Un lagrangien augmenté a été formulé initialement. L'ensemble des dérivées premières de lagrangien augmenté par rapport aux variables de contrôle donne l'ensemble des équations non-linéaire, que doivent être résolu par la Method de newton.

2.4 Désavantage des méthodes conventionnelles

Néanmoins ces méthodes présentent des inconvénients majeurs lorsque le problème devient :

- 1- de plus en plus fortement non linéaire.
- 2- la fonction à optimiser n'est pas différentiable.
- 3- la fonction à optimiser a plusieurs objectifs à optimiser simultanément (optimisation multi-objectifs).

Leurs désavantages présentent dans les principales raisons suivantes :

- ✓ leurs convergences vers des optimums locaux.
- ✓ difficulté majeure confrontée lors de leur programmation et de mise en œuvre.

En raison de ces inconvénients, les scientifiques à la recherche de nouvelles méthode de résoudre le problème de dispatching économique (Méthodes métaheuristiques)

2.5 Méthodes métaheuristiques

Les méta-heuristiques sont apparues dans les années 1980 et forment une famille d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile, pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus efficace. Elles sont généralement utilisées comme des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé [12, 13, 14, 15,16].

Etymologiquement parlant de ce mot est composé dans un premier temps du préfixe méta qui signifie « au delà » ou « plus haut » en grec puis de « heuristique » qui signifie « trouver ». Cette décomposition permet de facilement comprendre le but premier de ces algorithmes : trouver des solutions à des problèmes en utilisant plusieurs métaheuristiques.

Les métaheuristiques sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (cas du recuit simulé), en biologie de l'évolution (cas des algorithmes génétiques) ou encore en éthologie (cas des algorithmes de colonies de fourmis).

Les méta-heuristiques, du fait de leur capacité à être utilisées sur un grand nombre de problèmes différents.

2.6 Les métaheuristiques les plus connues sont :

- Les algorithmes génétiques (AG).
- Optimization par la Colonie Artificiel des Abeilles (ABC).
- la recherche avec tabous.
- Les algorithmes de colonies de fourmis (ACO).
- Les algorithmes d'optimisation par essaims particulaires (PSO).
- les stratégies d'évolution.
- les algorithmes à évolution différentielle (ED).
- les algorithmes à estimation de distribution.
- les systèmes immunitaires artificiels.
- L'algorithme de recherche d'harmonie (HS).
- Algorithme par sauts de grenouilles (SFLA).
- la méthode GRASP.
- Recuit Simulé (RS).

Il existe un très grand nombre d'autres métaheuristiques, plus ou moins connues :

- l'algorithme du kangourou.
- la méthode de Fletcher et Powell.
- la méthode du bruitage.
- l'escalade de collines à recommencements aléatoires.
- la tunnelisation stochastique,.....etc.

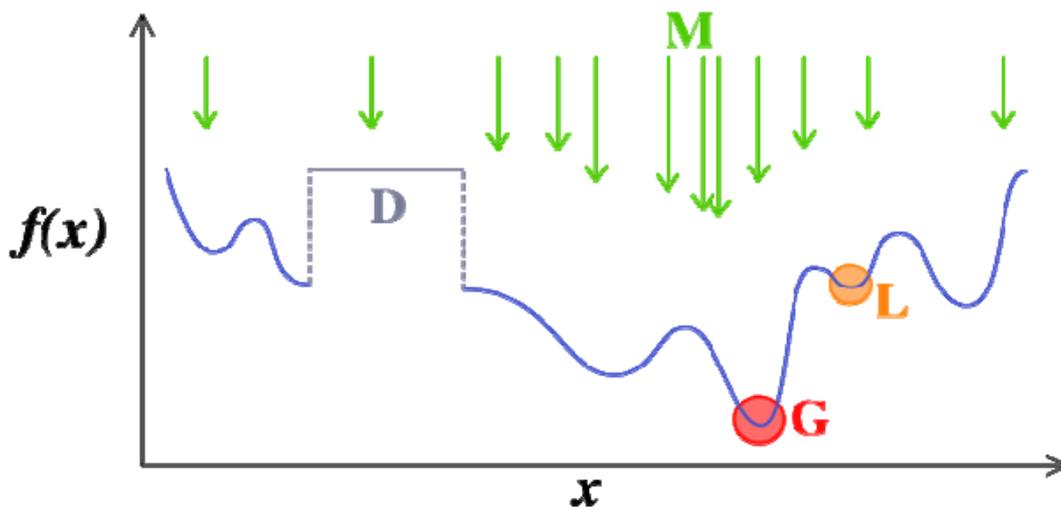


Fig. (II.3) Les métaheuristiques (M) sont souvent des algorithmes utilisant un échantillonnage probabiliste. Elles tentent de trouver l'optimum global (G) d'un problème d'optimisation difficile (avec des discontinuités — D —, par exemple), sans être piégé par les optima locaux (L).

2.7 Algorithmes des métaheuristiques les plus répandues

2.7.1 Les Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques sont des méthodes basées sur les mécanismes biologiques tels que les lois de Mendel et sur le principe fondamental (sélection) de Charles Darwin.

Holland exposa les principes de ces algorithmes pour permettre aux ordinateurs "d'imiter les êtres vivants " en évoluant pour rechercher la solution à un problème [17]

Ces algorithmes accordent une grande importance à la distinction entre la représentation génétique d'un individu (génotype) et sa représentation réelle (phénotype). L'opérateur principal utilisé par les algorithmes génétiques pour la construction de nouvelles solutions est

L'opérateur de recombinaison appelé aussi croisement. Cet opérateur récupère des parties du génotype de deux ou plusieurs solutions ou parents qu'il combine pour construire un ou plusieurs nouveaux génotypes ou enfants, héritant ainsi de certaines de leurs caractéristiques. L'utilisation de la recombinaison, seule, ne permet pas d'introduire du matériel génétique nouveau puisque cet opérateur combine le matériel déjà présent dans la population. Pour remédier à ce problème, les algorithmes génétiques utilisent la mutation, comme opérateur secondaire permettant d'introduire de nouveaux gènes inexistant dans la population [26].

2.7.2 Optimisation par les essaims de particules(PSO)

L'optimisation par essaim de particules PSO (Particle Swarm Optimization) est une technique d'optimisation parallèle développée par Kennedy et Eberhart. Qui se sont inspirés du comportement collectif des vols d'oiseaux ou des bancs de poissons. Elle est inspirée du comportement social des individus qui ont tendance à limiter les comportements réussis qu'ils observent dans leur entourage, tout en y apportant leurs variations personnelles. A la différence des algorithmes génétiques, qui miment les mécanismes génétiques de l'évolution, PSO s'inspire plutôt de la formation d'une culture. Dans l'ouvrage, se trouve les racines sociales de PSO ainsi que les techniques mathématiques mises en oeuvre pour la modélisation [18].

2.7.3 Optimization par la Colonie Artificiel des Abeilles

L'algorithme ABC (Artificiel Bee Colony) est développé par Karaboga et Basturk en 2005, en inspectant les comportements des abeilles réelles pour trouver la source de nourriture, qui s'appelle le nectar, et partager l'information des sources de nourriture aux. Dans cet algorithm, les abeilles artificielles sont définies et classifiées en trois groupes, abeilles employeuses (abeilles qui recherche la nourriture), spectatrices (abeilles d'observation) et scouts (éclaireuses) sont chargées de trouver de nouvelles nourritures (le nectar de nouvelles sources) [19].

Pour chaque source de nourriture, il y a seulement une abeille employeuse. C'est-à-dire, le nombre d'abeilles employeuses est égal au nombre de sources de nourriture [20].

Si l'abeille employeuses d'un site ne réussit pas de trouver la source de nourriture, elle doit être forcément devenir un scout pour rechercher aléatoirement de nouvelles sources de nourriture. Les abeilles employeuses partagent l'information avec les abeilles spectatrices

dans une ruche de sorte que les abeilles spectatrices puissent choisir une source de nourriture pour l'explorer.

L'optimisation par colonie d'abeilles est une famille très récente des métaheuristiques [21]. Son principe est basé sur le comportement des abeilles réelles dans la vie pour l'exploration de la nourriture. L'abeille qui cherche à manger, appelée « éclaireuse », se trouve devant une tâche formidable. Elle quitte la ruche, cherche dans de vastes zones et vole de longues distances, elle doit donc reconnaître les bonnes sources de nourriture et avant que les abeilles butineuses retournent à la ruche, elle doit enregistrer sa position par rapport à la ruche et dépose une odeur spéciale sur leur source de nourriture. Une fois qu'une source de nourriture a été localisée et marquée, elle doit retourner à la ruche pour informer les autres ouvrières de sa découverte. Pour cela, elle doit utiliser des informations sur la direction de la ruche même si, pour arriver où elle est, elle fait tout un circuit. Après, elle doit communiquer aux autres ouvrières la direction et la distance de la source de nourriture par rapport à la ruche, et elle doit donner certaines indications sur sa qualité. Ceci doit être fait de la façon la plus économique possible. Elle doit donc attirer l'attention des autres ouvrières, qui peuvent déjà être occupées à autre choses ou avoir reçu des messages d'autres abeilles.

2.7.4 Algorithmes des colonies de fourmis (ACO)

La place des fourmis dans l'étude des sociétés animales est centrale car elles ont développé des formes très avancées de socialité allant jusqu'à l'partager leur activité de reproduction en confiant la transmission de leurs gènes à quelques individus de la colonie.

2.7.4.1 Optimisation par colonies de fourmis

Le principe de l'optimisation par colonies de fourmis est apparu au début des années 90. Il est dû aux chercheurs M. Dorigo, V. Maniezzo et A. Coloni qui expliquent leur théorie dans un article fondateur [22]. Article dans lequel ils proposent une nouvelle approche pour l'optimisation stochastique combinatoire et mettent en avant la rapidité de leur nouvelle méthode à trouver des solutions acceptables tout en évitant des convergences prématurées. Ils qualifient leur méthode de versatile (elle peut s'appliquer à des versions similaires d'un même problème), robuste et bien sûr basée sur une population d'individus [23].

Les algorithmes de colonies de fourmis sont nés à la suite d'une constatation : les insectes sociaux en général, et les fourmis en particulier, résolvent naturellement des problèmes relativement complexes. Les biologistes ont étudié comment les fourmis arrivent à

résoudre collectivement des problèmes trop complexes pour un seul individu, notamment les problèmes de choix lors de l'exploitation de sources de nourriture.

L'optimisation par colonies de fourmis s'inspire du comportement des fourmis lorsque celles-ci sont à la recherche de nourriture. Les fourmis en se déplaçant déposent des phéromones, substances olfactives et volatiles. Chaque fourmi se dirige en tenant compte des phéromones qui sont déposées par les autres membres de la colonie. Les fourmis choisissent leur chemin de manière probabiliste. Comme les phéromones s'évaporent progressivement, le choix probabiliste que prend une fourmi pour choisir son chemin évolue continuellement.

2.7.5 L'algorithme de recherche d'harmonie (HS)

L'algorithme de recherche d'harmonie (Harmony Search en anglais), est une métaheuristique développée par [Geem et al, 2001]. Elle est basée sur le processus de performance musicale qui consiste à trouver l'harmonie parfaite dans un orchestre où chaque musicien joue une note pour trouver une meilleure harmonie [24]. D'une manière analogue, chaque variable de décision dans le processus d'optimisation a une valeur pour trouver la meilleure solution. Quand un musicien improvise un lancement, habituellement, il suit n'importe laquelle des trois règles [25] :

Règle 1 : jouant un lancement de sa mémoire.

Règle 2 : jouant un lancement adjacent d'un lancement de sa mémoire.

Règle 3 : jouant le lancement totalement aléatoire de la gamme saine et possible.

2.7.6 Recherche taboue

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

anciennement visitée. Ainsi, la recherche de la solution suivante se fait dans le voisinage de la solution actuelle sans considérer les solutions appartenant à la liste taboue.

2.7.7 Algorithme d'évolution différentielle (ED)

Cette méthode est développée par Rainer Storn et Kenneth Price en 1995. L'idée principale de cette technique d'optimisation consiste à utiliser la différence entre deux vecteurs choisis aléatoirement pour générer un nouveau vecteur de solutions. Pour chaque solution dans la population originale, une solution désirée est générée en effectuant la procédure de croisement. Les anciennes solutions (parent) et les nouvelles sont comparées et les meilleures apparaîtront dans la prochaine génération [27].

2.7.8 Algorithme par sauts de grenouilles

Cet algorithme connu sous son appellation anglophone "Shuffled Frog-Leaping algorithm" (SFLA) est une méthode métaheuristique d'optimisation qui imite l'évolution d'un groupe de grenouilles en cherchant un endroit qui dispose d'une quantité maximale de nourriture étalée aléatoirement sur des pierres dans un étang

Dans la méthode SFLA, les grenouilles peuvent communiquer entre elles et améliorer leurs mémes par contamination (passant l'information). Chaque grenouille, représente une solution au problème. La population entière des grenouilles est divisée à un certain nombre de groupe de grenouilles appelées communautés qui évoluent indépendamment pour parcourir l'espace des solutions dans les différentes directions. Chaque communauté représente un type de méme conduisant localement à l'exploration de l'espace des solutions selon des stratégies spécifiques qui permettent le transfert des mémes parmi les individus locaux [28].

2.7.9 Recuit Simulé (RS)

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

d'optimisation, considère une solution initiale et cherche dans son voisinage une autre solution de façon aléatoire [26].

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les méthodes classiques (Méthodes conventionnelles), désavantages de ces méthodes, en suite nous avons présenté quelques méthodes évolutionnaires basées sur le comportement des êtres vivants (Méthodes métaheuristiques) utilisées pour optimiser le problème de dispatching économique de nature complexe.

Dans le chapitre suivant, nous allons traiter un nouvel algorithme basée sur le comportement du corbeau pour chercher la nourriture appelé Algorithme de recherche du corbeau (Crow Search Algorithm (CSA)), pour résoudre le problème d'optimisation.

Chapitre III

Algorithme

De Recherche

Du Corbeau

(CSA)

3.1 Introduction

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

Ce comportement est également un des principales caractéristiques des insectes sociaux (abeilles, termites, fourmis...). De ces principes là, les chercheurs se sont inspirés pour développer des méthodes d'optimisation basées sur les comportements de ces animaux, et ont donné naissance à ce que l'on appelle méthode métaheuristique.

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

L'un des espèces les plus organisés dans leur comportement social sont les corbeaux qui ont une grande capacité d'avoir un bon endroit pour cacher sa nourriture .Cela est dû à l'intelligence remarquable de ce type des oiseaux, d'où le développement de la méthode d'optimisation de l'algorithme de recherche de corbeau (Crow Search Algorithm (CSA)). De cette façon, les corbeaux représentent des agents artificiels coopèrent les uns avec les autres, pour résoudre des problèmes combinatoires complexes d'optimisation dans le domaine de l'engineering. Cette méthode a été développée par Alireza Askarzadeh en 2016 [1]. C'est une méthode d'optimisation métaheuristique.

On présentera dans ce chapitre, un bref de cette méthode, une description du comportement des corbeaux, en suite on entamera l'algorithme d'optimisation par l'algorithme de recherche du corbeau (CSA), et on terminera par une conclusion.

3.2 Aperçu général sur le comportement des corbeaux

Les corbeaux sont largement distribués aux genres d'oiseaux qui sont maintenant considérés comme étant parmi les oiseaux les plus intelligents du monde [29,30]. En tant que groupe, les corbeaux présentent des exemples remarquables d'intelligence et font souvent très l'objet de tests de renseignement. Ils peuvent mémoriser les visages, utiliser les outils, communiquer de manière sophistiquée pour cacher et récupérer de la nourriture à travers les saisons [29] [31].

Ils possèdent le plus grand cerveau relatif à leur taille du corps. En se basant sur le rapport cerveau-corps, leur cerveau est légèrement inférieur à celui d'un cerveau humain. Ils ont démontré la conscience de soi dans plusieurs essais de tests. Les corbeaux peuvent se rappeler des visages et s'avertir quand un ennemi s'approche. De plus, ils peuvent utiliser des outils, communiqués, mémoriser la cachette de leur nourriture jusqu'à plusieurs mois plus tard [29]. [30] [31] [32].

Les corbeaux sont connus par leur habitude d'observation des autres oiseaux, où ces derniers cachent leur nourriture et essaient de la voler une fois que le propriétaire de la nourriture est parti. Si un corbeau commence à voler, il faudra prendre des précautions supplémentaires pour ne pas être une victime de vol de sa nourriture en réalité, un corbeau utilise ses propres expériences d'avoir été un voleur pour prédire du comportement d'un piègeur, et peut déterminer le moyen le plus sûr pour protéger sa cachette de ne pas 'être volé [33].



Fig. (III.1) corbeau (CROW)

3.3 Algorithme de recherche des corbeaux dédié à l'optimisation

Dans un essaim des corbeaux, il existe un comportement qui a de nombreuses similitudes avec un processus d'optimisation. Selon ce comportement, les corbeaux cachent leur excès de nourriture dans certaines positions (cachettes) de l'environnement et récupèrent les aliments stockés quand cela est nécessaire. Les corbeaux sont des oiseaux avides car ils se suivent pour obtenir de meilleures sources de nourriture. La recherche d'une source de nourriture cachée par un corbeau n'est pas un travail facile car si un corbeau trouve un autre qui le suit, il essaie de tromper ce corbeau en allant dans une autre position de l'environnement. Du point de vue de l'optimisation, les corbeaux sont des chercheurs, L'environnement est un espace de recherche, chaque position du corbeau de l'environnement correspond à une solution réalisable, la qualité de la source de nourriture est une fonction objective (fonction fitness) et la meilleure source de nourriture de l'environnement est La solution globale du problème. Sur la base de ces facteurs similaires, CSA essaie de simuler le comportement intelligent des corbeaux pour trouver la solution aux problèmes d'optimisation.

3.4 Description de l'algorithme de recherche de corbeau

Dans cet algorithme basé sur les comportements intelligents mentionnés ci-dessus, un algorithme métaheuristique basé sur l'évolution de la population, CSA, est développé. Les principes de l'algorithme CSA sont énumérés comme suit:

- Les corbeaux vivent sous forme des essaims
- Les corbeaux mémorisent la position de leurs cachettes.
- Les corbeaux se suivent pour voler.
- Les corbeaux protègent leurs cachettes d'être pillés par une probabilité de conscience.

On suppose qu'il existe un environnement d -dimensionnel y compris un certain nombre de corbeaux. Le nombre de corbeaux (taille de l'essaim) est N et la position du corbeau i dans le temps (itération) $iter$ dans l'espace de recherche est spécifiée par un vecteur $x^{i,iter}$

$(i=1, 2, 3... N), iter= 1, 2, 3... iter_max)$

Où

$$x^{i,iter}=[x_1^{i,iter}, x_2^{i,iter}, \dots \dots \dots x_d^{i,iter}]$$

Et : $iter_max$ le nombre maximal des itérations. Chaque corbeau a une mémoire dans laquelle la position de sa cachette est mémorisée à l'itération ($iter$), la position de cachette de corbeau i

est montrée par $m^{i,iter}$. C'est la meilleure position que le corbeau i obtenue jusqu'à présent. En effet, en mémoire de chaque corbeau la position de sa meilleure expérience a été mémorisée. Les corbeaux se déplacent dans l'environnement et recherchent pour les meilleures sources de nourriture (cachettes).

Supposons qu'à l'itération ($iter$), le corbeau j veut visiter sa cachette en place, $m^{j,iter}$ à cette itération, le corbeau i décide de suivre le corbeau j pour s'approcher de sa cachette. Dans ce cas, deux états pourraient arriver :

État 1: le corbeau j ne sait pas que le corbeau i le suit. Comme résultat, le corbeau i s'approchera de la cachette du corbeau j . Dans ce cas, la nouvelle position du corbeau i est obtenue comme suit:

$$x^{i,iter+1} = x^{i,iter} + r_i * fl^{i,iter} * (m^{j,iter} - x^{i,iter}) \quad (III.1)$$

$-r_i$: Est un nombre aléatoire avec une répartition uniforme entre 0 et 1.

$-fl^{i,iter}$: la portée de vol de corbeau i à l'itération $iter$.

La figure (III.2) montre le schéma de cet état et l'effet de fl sur la nouvelle position du corbeau i et sur la capacité de recherche. Les petites valeurs de fl conduisent à la recherche locale (à loin de $x^{i,iter}$) et de grandes valeurs entraîne une recherche globale (loin de $x^{i,iter}$). Comme le montre la Fig. (III.2-a), si la valeur de fl est choisie moins que 1, la position suivante du corbeau i se trouve sur la ligne de $x^{i,iter}$ et $m^{j,iter}$. Comme le montre la Fig. (III.2) indique, si la valeur de fl est sélectionnée plus grande que 1, la position suivante du corbeau i se trouve sur la ligne discontinue qui dépasse $m^{j,iter}$.

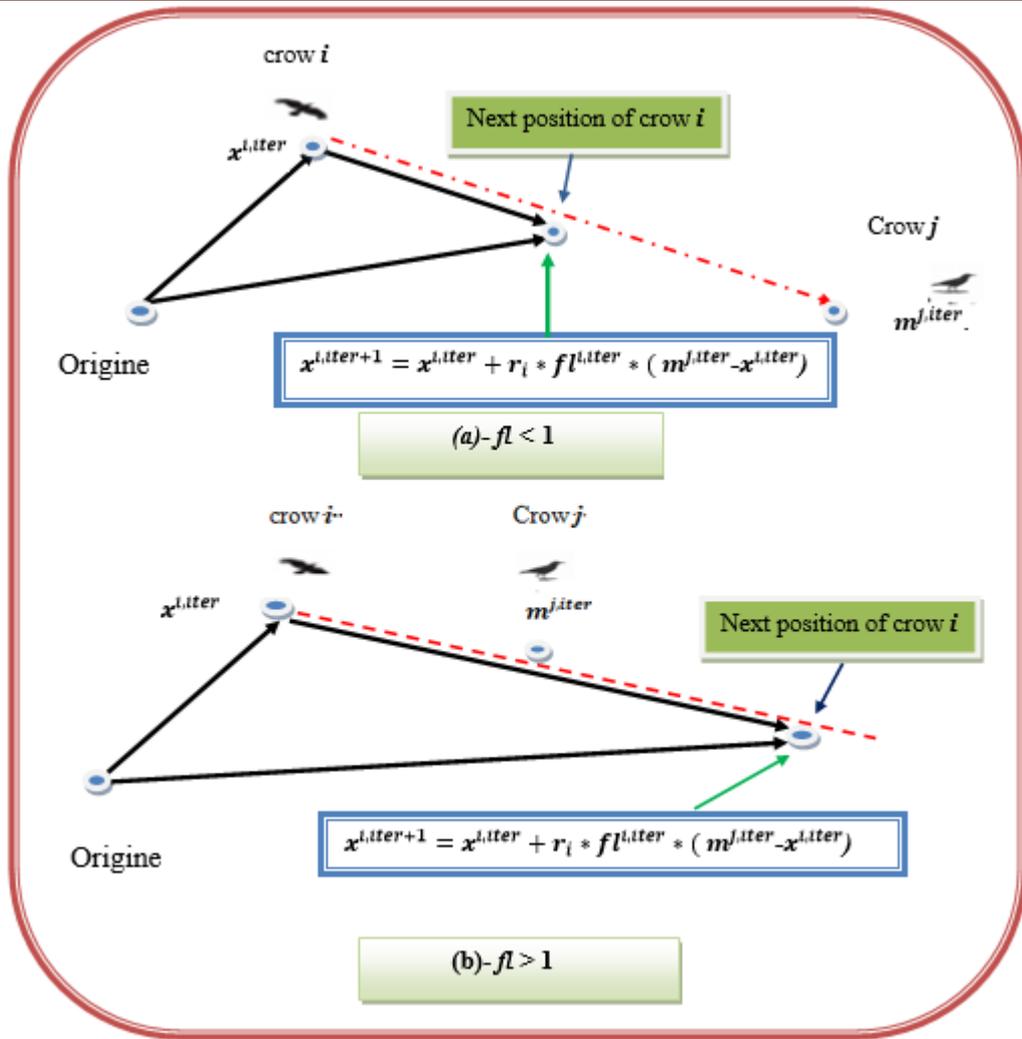


Fig. (III.2) Diagramme d'état 1 dans CSA (a) $fl < 1$ et (b) $fl > 1$. Corbeau i peut aller à chaque position sur la ligne de tiret.

État 2: Corbeau j sait que le corbeau i le suit. En conséquence, dans le but de protéger sa cachette d'être pillés, corbeau j erre le corbeau i en allant à une autre position de l'espace de recherche en générant une solution aléatoire faisable.

En totalité, les états 1 et 2 peuvent être exprimés comme suit:

$$x^{i,iter} = \begin{cases} x^{i,iter+1} = x^{i,iter} + r_i * fl^{i,iter} * (m^{j,iter} - x^{i,iter}) & r_i \geq AP^{j,iter} \\ \text{une position aléatoire} & \text{autrement} \end{cases} \quad (III.2)$$

$-r_i$: est un nombre aléatoire (random) avec une répartition uniforme entre 0 et 1.

$-AP^{j,iter}$: indique la probabilité de conscience de corbeau j à l'itération $iter$.

Les algorithmes métaheuristiques devraient fournir un bon équilibre entre diversification et intensification [34]. En CSA, l'intensification et la diversification sont principalement

contrôlées par le paramètre de Probabilité de conscience (AP). Par diminution de la valeur probabiliste de la conscience, l'algorithme CSA tend à mener la recherche sur une région locale où la bonne solution actuelle se trouve dans cette région. En conséquence, l'utilisation de petites valeurs de (AP), augmente l'intensification. D'autre part, l'augmentation de la probabilité de conscience, la probabilité de La recherche dans le voisinage des bonnes solutions actuelles diminue et l'algorithme de CSA tend à explorer l'espace de recherche à l'échelle globale (randomisation). En conséquence, l'utilisation de grandes valeurs d'AP augmente la diversification.

3.5 Algorithme de programme (CSA)

Étape 1: Initialisation du problème et des paramètres réglables

Le problème d'optimisation, les variables de décision et les contraintes sont définis. Ensuite, les paramètres réglables de CSA :

- ✓ Taille de la population (N).
- ✓ Nombre maximal d'itérations ($iter_{max}$)
- ✓ La portée de vol (fl).
- ✓ Probabilité de conscience (AP).

Étape 2: Initialiser la position et la mémoire des corbeaux

N corbeaux sont placés au hasard dans un espace de recherche de d -dimensions comme des membres de l'essaim. Chaque corbeau représente une solution réalisable du problème et d est le nombre de variables de décision.

$$corbeaux = \begin{pmatrix} x_1^1 & x_2^1 \cdots & x_d^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^N & x_2^N \cdots & x_d^N \end{pmatrix} \quad (III.3)$$

La mémoire de chaque corbeau est initialisée. Puisque à l'itération initiale, les corbeaux n'ont aucune expérience, on suppose qu'ils ont caché leurs aliments à leurs positions initiales.

$$Mémoire = \begin{pmatrix} m_1^1 & m_2^1 \cdots & m_d^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_1^N & m_2^N \cdots & m_d^N \end{pmatrix} \quad (III.4)$$

Étape 3: Évaluer la fonction fitness (fonction objectif)

Pour chaque corbeau, la qualité de sa position est calculée en introduisant les valeurs des variables de décision dans la fonction objectif.

Étape 4: Générer une nouvelle position

Les corbeaux génèrent une nouvelle position dans l'espace de recherche de la manière suivante: supposant corbeau i veut générer une nouvelle position. Pour ce but, ce dernier choisit au hasard un des corbeaux (par exemple corbeau j) et le suit pour découvrir la position des aliments cachés par ce corbeau (m_j). La nouvelle position du corbeau i est obtenue par l'équation (III.2) Ce processus est répété pour tous les corbeaux.

Étape 5: Vérifier la faisabilité de nouveaux positions

La faisabilité de la nouvelle position de chaque corbeau est vérifiée. Si la nouvelle position d'un corbeau est faisable, le corbeau met à jour sa position. Sinon, le corbeau reste dans la position actuelle et ne passe pas à la nouvelle position générée.

Étape 6: Évaluer la fonction fitness des nouvelles positions

La valeur de la fonction de fitness la nouvelle position de chaque corbeau est calculée.

Étape 7: Mettre à jour la mémoire

Les corbeaux mettent à jour leur mémoire comme suit:

$$m^{i,iter+1} = \begin{cases} x^{i,iter+1} & \text{if } f(x^{i,iter+1}) \text{ est meilleure que } f(m^{i,iter}) \\ m^{i,iter} & \text{Autremen} \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

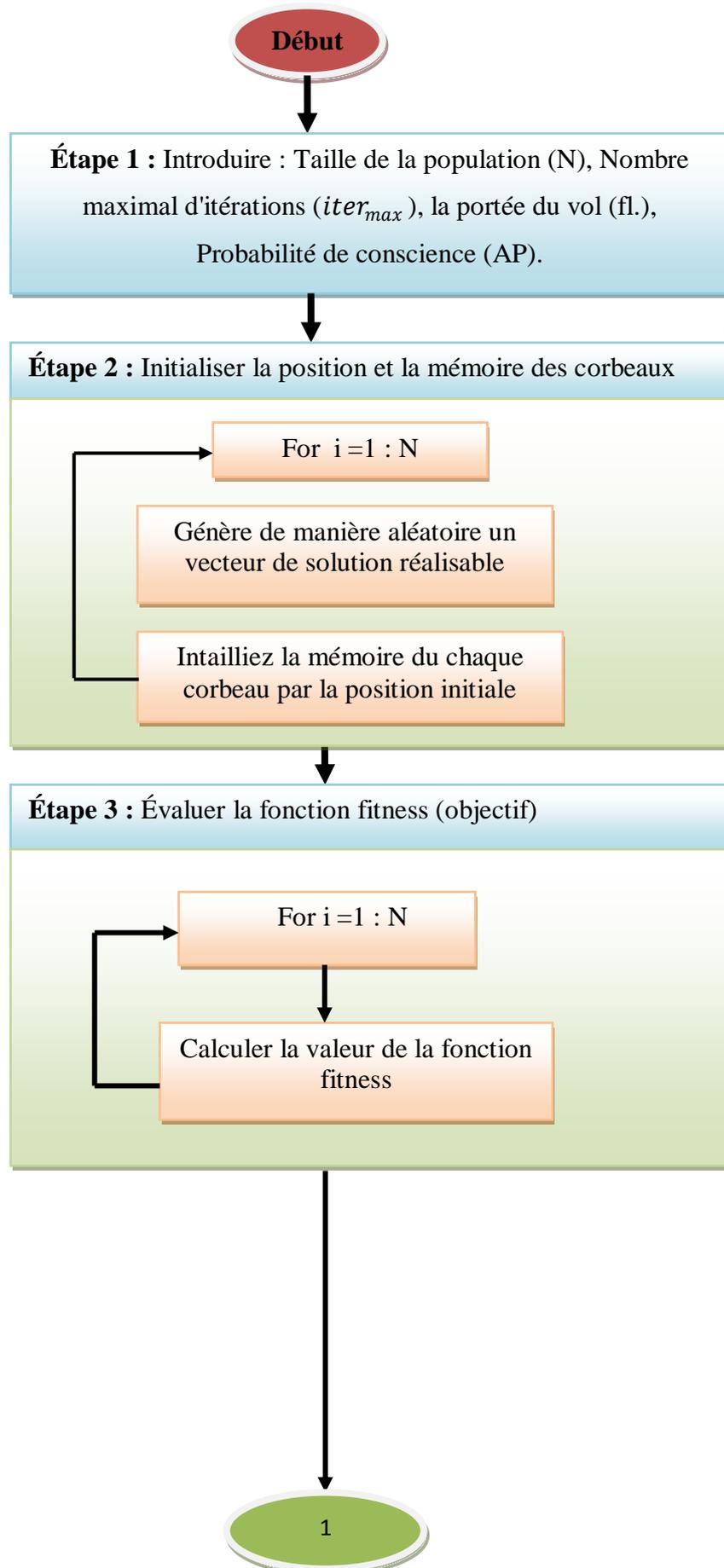
Où $f(m^{i,iter})$ Désigne la valeur de la fonction objective.

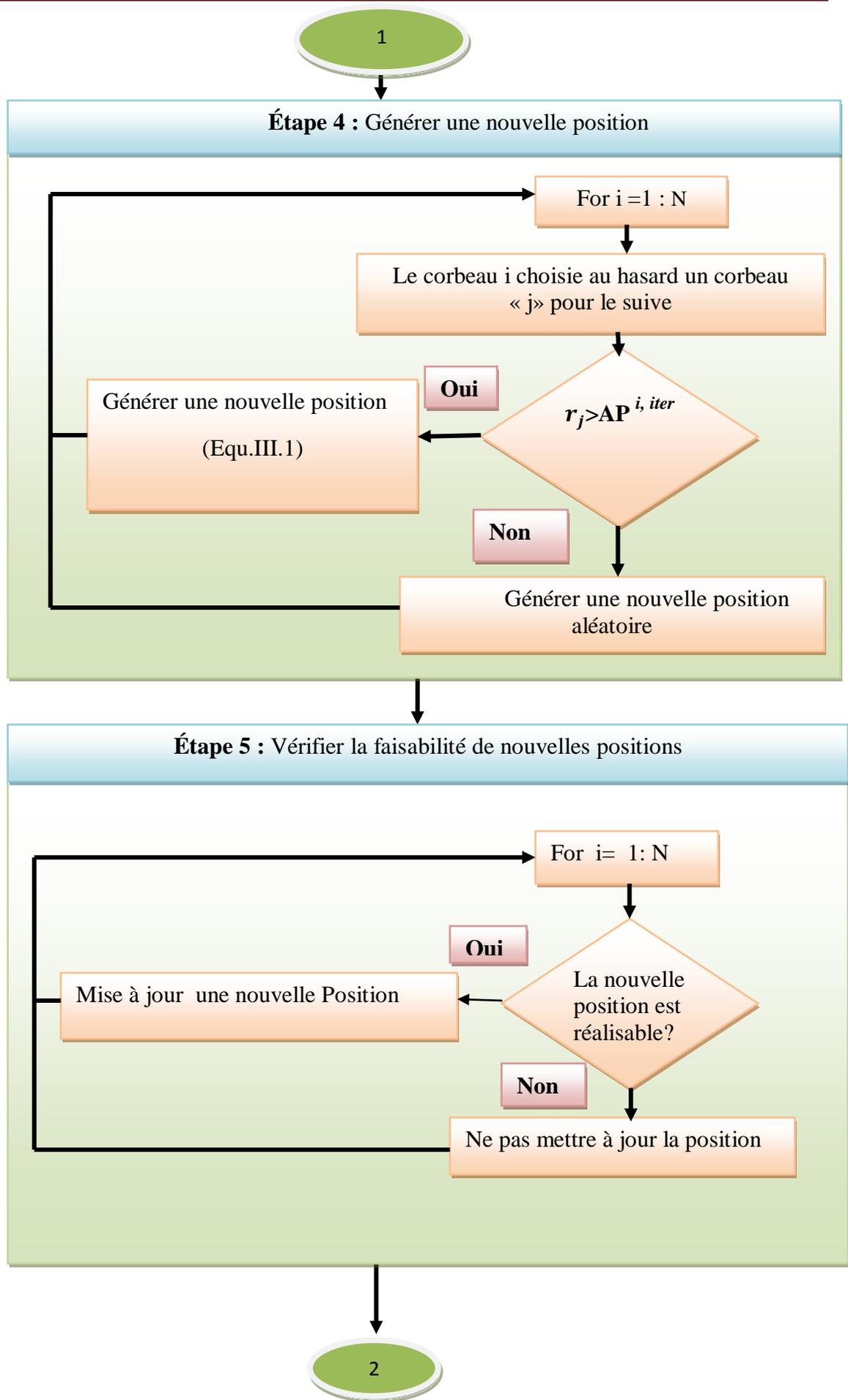
On voit que si la valeur de la fonction fitness de la nouvelle position d'un corbeau est meilleure que la valeur de la fonction de mise en forme de la position mémorisée, le corbeau met à jour sa mémoire par la nouvelle position.

Étape 8: Vérifiez le critère d'arrêt

Les étapes 4-7 sont répétées jusqu'à ce qu'iter_max soit atteint. Lorsque le critère d'arrêt est atteint, la meilleure position de la mémoire en termes de valeur de fonction objectif est rapportée comme la solution du problème d'optimisation.

3.5.1 Organigramme de l'algorithme de recherche du corbeau CSA pour l'optimisation





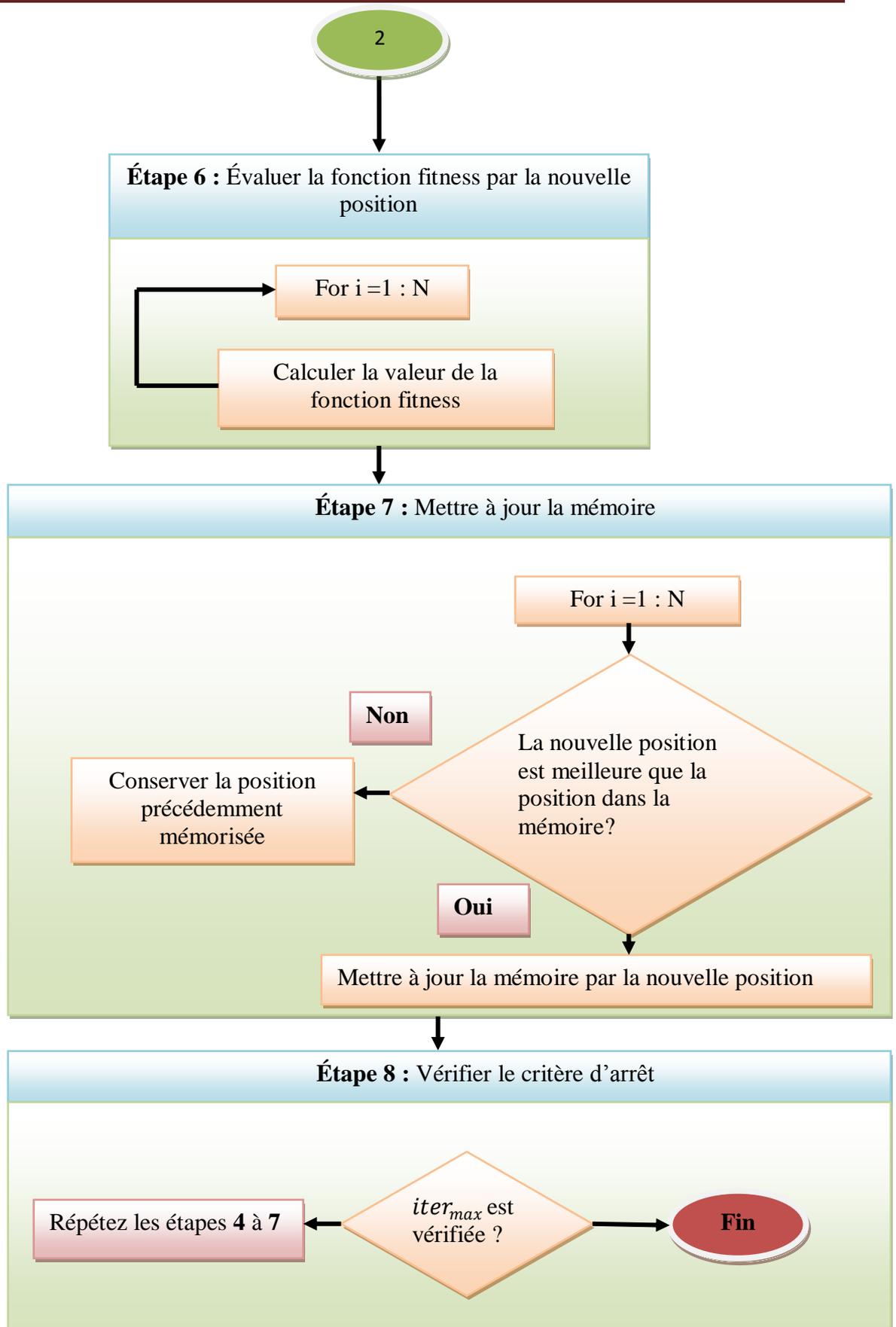


Fig. (III.3) Organigramme de l'algorithme CSA pour l'optimisation

3.6 Conclusion

Nous avons détaillé le mécanisme et le comportement des corbeaux. Nous montrons comment nous prenons ce comportement pour créer un programme pour résoudre les problèmes d'optimisation, et puis nous avons expliqué en détail comment mettre un algorithme pour traiter des problèmes d'optimisation avec manière simple.

Dans le chapitre suivant, on va traiter l'application de la méthode de la recherche du corbeau (Crow search algorithm) pour résoudre le problème de dispatching économique sur trois réseaux électriques de test.

Chapitre III

Application

De CSA Sur

Des Réseaux

Test

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, on va traiter l'application de l'algorithme de recherche du corbeau (CSA) au problème de Dispatching Economique (DE) sur trois réseaux de test, pour optimiser la fonction de coût total de production de l'énergie électrique. Deux types de fonction objectif : fonction quadratique (fonction de cout du combustible est lisse) et fonction non quadratique (fonction de cout du combustible non lisse en considération l'effet de vannes) sont adoptés dans ce chapitre, Les résultats de simulation obtenus doivent être comparée avec ceux trouvés par des autre méthode d'optimisation métaheuristique.

L'approche proposée dans ce mémoire a été développée sous l'environnement MATLAB 2007, en utilisant un ordinateur doté d'un processeur Intel duel core 2.20 GHZ, la RAM 2 GH. Les trois réseaux test proposés sont les plus connus pour le problème de Dispatching Economique qui sont :

- ✓ réseau numéro 1 : contient six générateurs avec les pertes de transmission (fonction lisse sans considération l'effet de vannes) [35].
- ✓ Réseau numéro deux : Quinze générateurs avec les pertes de transmission (fonction lisse sans considération l'effet de vannes) [35].
- ✓ Réseau numéro 3 : contient quarante générateur sans calcule les pertes de transmission (fonction non lisse avec considération l'effet de vannes) [35].

Remarque

1-Pour chaque exécution de l'algorithme CSA, la valeur optimale de la fonction objectif (cout total) est différente de celle d'une autre exécution en ra, cela est dû à la nature métaheuristique de la méthode proposée.

2-La base de données pour tous les réseaux test est dans l'annexe.

3-Pour calculer les pertes de transmission on utilisé la matrice B-coefficient expliquée au chapitre I (Equ I.5).

4.2 Algorithme CSA appliqué sur le réseau test de six unités de production

La fonction coût quadratique (courbe de cout de combustible est lisse).

Les paramètres de choix de CSA sont donnés comme suit :

- ✓ La taille de population : $N=100$.
- ✓ Le nombre des itérations maximales : $iter_max = 200$.
- ✓ la portée du vol (fl) : $fl=2$.
- ✓ Probabilité de conscience (AP) : $AP=0.2$.

4.2.1 Convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste six unités

Résultats obtenus

Après l'exécution de l'algorithme de CSA pour résoudre le problème de dispatching économique et ca pour le réseau teste 6 unités de production, l'évolution de la fonction totale de cout du combustible est donnée sur la figure (IV.1) en fonction des nombres des itérations :

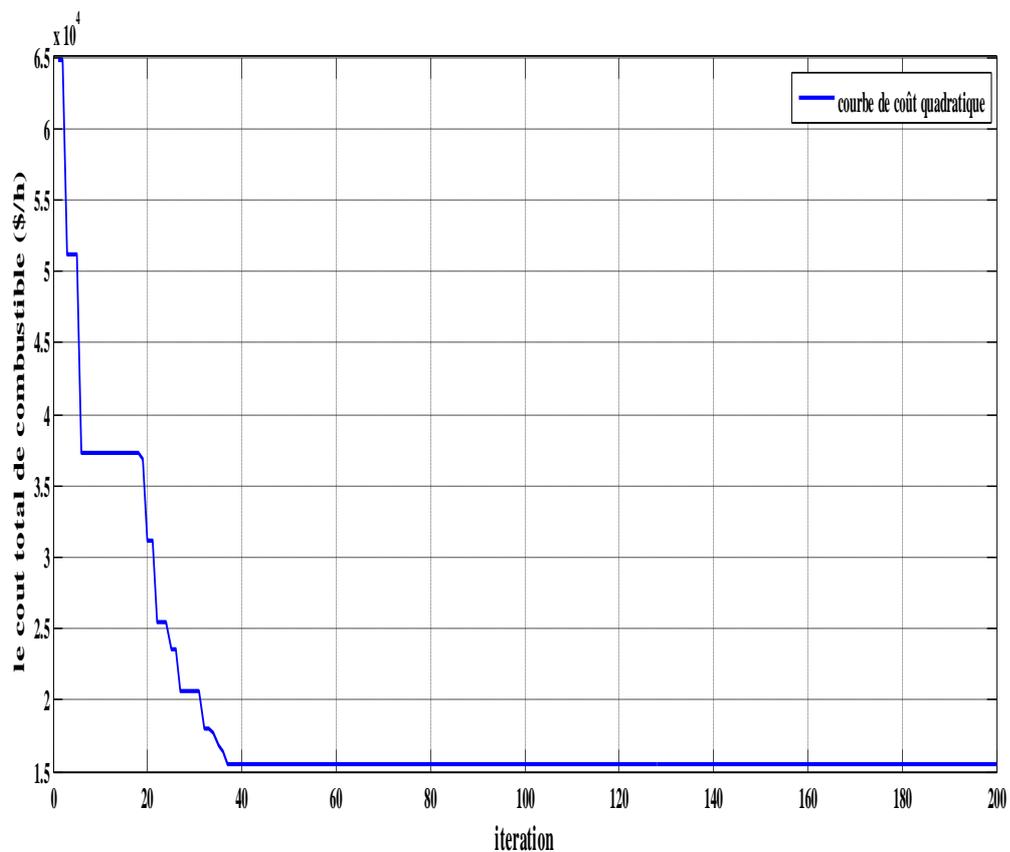


Fig. (IV.1) convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste 6 unités de production

Interprétation des résultats obtenus

Pour le premier réseau test, figure (IV.1) illustre la caractéristique de convergence de notre algorithme CSA, on note la rapidité et l'efficacité de l'algorithme du corbeau CSA. Donc nous notons que la vitesse de convergence vers la meilleure solution est assignée pour cette application et cela pour quarante itérations

Le tableau suivant (IV.1) illustre les résultats de simulation, la contrainte d'égalité DP est vérifiée :

Tableau (IV.1) les résultats de simulation des réseaux électriques 6 générateurs

La production total de la puissance = 1275.3935 MW.
Le cout total(CT) =15442.3927\$/h.
Les pertes actives totales dans le réseau. =12.3892 MW.
DP = -1.0824* 10 ⁻⁶ MW.
Temps d'exécution = 1.581612 seconds

4.2.2 La répartition optimale des puissances générées des centrales:

Le tableau suivant (IV.2) représenté la répartition optimale des puissances générées par chaque centrale, la contrainte d'inégalité $P_{gmin} \leq P_{g i} \leq P_{gmax}$ est vérifiée :

Tableau (IV.2) Puissances actives optimales générées par la méthode CSA (6 unité)

Ng	Pgmin	Pg i	Pgmax
1	100	447.3887	500
2	50	173.2332	200
3	80	263.3735	300
4	50	138.9712	150
5	50	165.3837	200
6	50	87.0433	120

4.2.3 L'effet des paramètres AP et fl sur la performance de l'algorithme CSA

Dans cette étape, nous essayons de changer quelques paramètres AP et fl de l'algorithme CSA, à voir l'influence de ces changements sur la solution optimale (fonction objectif- coût totale de production).

Étape 1 : Le paramètre AP est fixe (AP =0.2) et la portée du vol (fl) est variable, Le tableau (IV.3) montre l'effet de la portée du vol (fl) sur le coût total optimal de combustible:

Tableau (IV.3) L'effet de la portée du vol sur le coût total de combustible (6 unité)

CT (\$/h) \ fl	0.25	0.5	0.75	1	2
Min (fobj)	15658.0349	15564.6750	15451.0351	15451.7616	15442.3927
Mean (fobj)	27870.7704	16978.8106	17098.0865	17255.4705	15442.4264
Max (fobj)	43957.1313	21925.8043	55191.8169	29098.9912	15442.9611

Interprétation des résultats obtenus

La valeur AP (AP = 0,2) est fixe, la valeur de fl varie dans l'intervalle de 0.25 à 2, nous notons que la portée du vol idéale pour obtenir la meilleure solution est donnée par fl =2 avec un coût total optimal égal à CT=15442.3927\$/h. Les autres valeurs de AP de 0.25 à 1, donne des valeurs optimales de la fonction coût total de combustible plus grandes (de qualité de solution moins meilleure).

Étape 2 : la portée du vol constant (fl=2) est nous allons varia sure la conscience du corbeau (AP), Le tableau (IV.4) représenté les résultats :

Tableau (IV.4) L'effet de la probabilité de conscience sur le coût total de combustible

(6 unité)

CT (\$/h) \ AP	0.1	0.2	0.3	0.5	0.75
Min (fobj)	15442.3927	15442.3927	15442.3927	15443.3927	15591.8216
Mean (fobj)	15442.3946	15442.3963	15442.3964	15444.3860	22864.7035
Max (fobj)	15442.4338	15442.4978	15442.4614	15478.1540	48709.4439

Interprétation des résultats obtenus

La valeur f_l ($f_l = 2$) est fixe, la valeur de AP varie dans l'intervalle de 0.1 à 0.75, nous notons que la probabilité de conscience idéale pour obtenir la meilleure solution pour ce réseau est donnée par AP= 0.1, 0.2, 0.3 avec un coût total optimal égal à CT=**15442.3927**\$/h. Les autres valeurs de AP de 0.5 à 0.75, donne des valeurs optimales de la fonction coût total de combustible plus grandes (de qualité de solution moins meilleure).

4.2.4 Comparaison des résultats obtenus (CSA) par autres méthodes

Le tableau (IV.5) montre une comparaison de répartition optimale de la puissance demandée et les pertes des puissances actives, cout total sur les six générateurs entre CSA et différentes méthodes métaheuristique : Algorithmes Génétiques (AG) [36], Optimisation par les Essaims de Particules (OEP) [36] et la Colonie Artificiel des Abeilles (CAA) [36], Système immunitaire artificiel(AIS) [37].

Tableau (IV.5) Comparaison des résultats obtenus par (CSA) avec des autres méthodes

(6 unité)

Variables du système	Méthode (CSA)	Méthode (OEP) [36]	Méthode (AG) [36]	Méthode (CAA) [36]	Méthode (AIS) [37]
Pg1	447.3887	459.7443	459.2743	443.0717	458.2904
Pg2	173.2332	174.3724	167.7602	137.2468	168.0518
Pg3	263.3735	242.5851	251.5804	240.9089	262.5175
Pg4	138.9712	130.2512	131.0992	142.3355	139.0604
Pg5	165.3837	180.2340	178.9768	192.3360	178.3936
Pg6	87.0433	88.5406	87.0192	12.0000	69.3416
Pg Totale générée(MW)	1275.4	1275.7	1275.7	1275.9	1275.655
Pertes (MW)	12.3935	12.7276	12.7385	12.8982	13.1997
$\Delta P = \sum (Pg_i) - PDT-PL$	$1.082 \cdot 10^{-6}$	$2.36 \cdot 10^{-8}$	$5.2 \cdot 10^{-3}$	$8.13 \cdot 10^{-4}$	-0.5447
Cout total (\$/h)	15442.392	15451.0	15451.0	15478.7	15448.0

Interprétation des résultats obtenus

Le tableau (IV.5) montre une comparaison entre les résultats trouvés par la méthode d'optimisation de corbeau (CSA) et ceux trouvés par la méthode métaheuristique : l'Algorithmes Génétiques (AG) et la méthode Essaims de Particules (OEP) et la Colonie Artificiel des Abeilles (CAA) et Système immunitaire artificiel(AIS) sautant. La puissance demandée pour ce réseau test vaut 1275.4 MW. La valeur des pertes des puissances actives dans le réseau test trouvée par CSA qui est de l'ordre de 12.3935MW est plus réduite avec les résultats trouvée par les autres méthodes de (AG) (OEP) (CAA) (AIS). Le coût total de la puissance générée trouvée par CSA qui est égale 15442.392\$/h est plus réduite avec ceux trouvés par les méthodes AG et OEP, CAA, AIS qui sont de l'ordre de 15451.0\$/h et 15451.0\$/h et 15478.7\$/h et 15448.0\$/h respectivement. On conclut pour ce premier réseau test que la méthode de corbeau artificielle a réparti les puissances demandées sur les générateurs interconnectés d'une façon technico-économique avec une totale assurance sur les contraintes d'égalités et d'inégalités.

En générale les résultats de simulation montrent l'efficacité de la méthode (CSA) par rapport aux quatre autres méthodes dans ce réseau, six unités de production.

Remarque

Les paramètres de chaque méthode (OEP-AG-CAA-AIS) sont choisis selon les tests de plusieurs simulations.

4.3 Algorithme CSA appliquée sur le réseau test de quinze unités de production

La fonction coût quadratique (courbe de cout de combustible est lisse).

-Les paramètres de choix de CSA sont donnés comme suit :

- ✓ La taille de population (N). $N=300$.
- ✓ Le nombre des itérations maximales (iter_max). $iter_max =500$.
- ✓ la portée du vol (fl) $fl= 2$.
- ✓ Probabilité de conscience (AP). $AP= 0.2$.

4.3.1 Convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste quinze unités

Les résultats :

Après l'exécution de l'algorithme de CSA pour résoudre le problème de dispatching économique et ca pour le réseau teste 15 unités de production, l'évolution de la fonction totale de cout du combustible est donnée sur la figure (IV.2) en fonction des nombres des itérations :

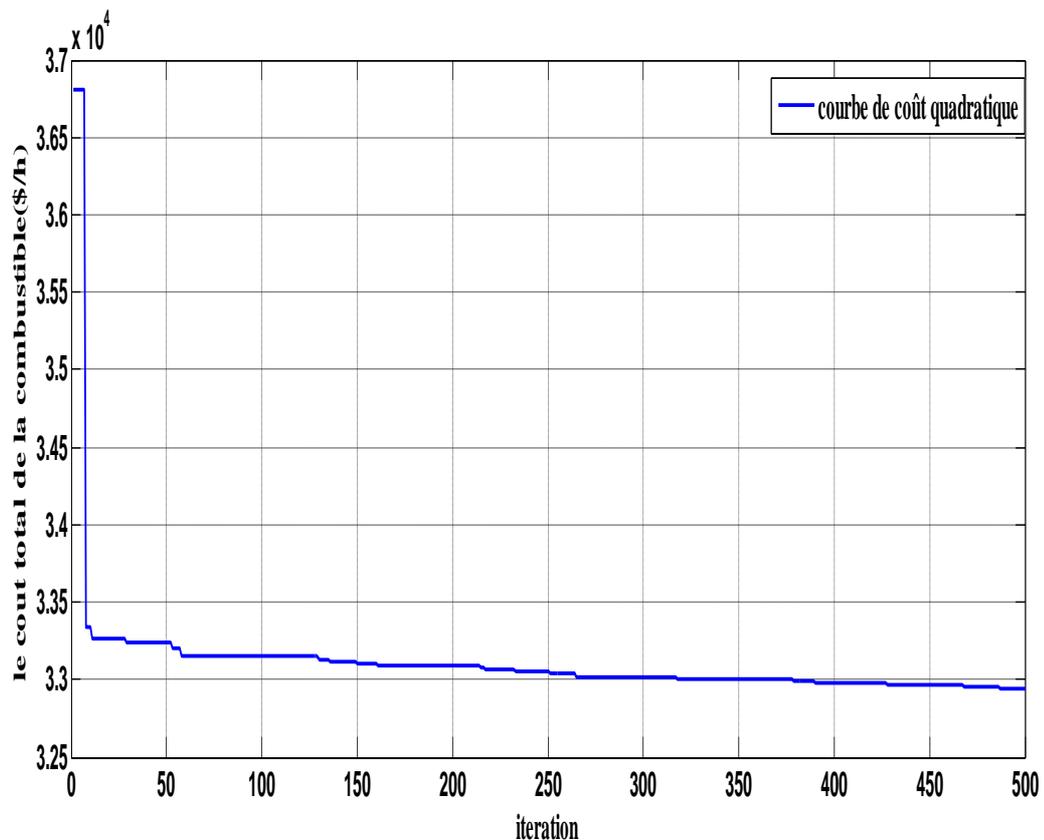


Fig. (IV.2) convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste 15 unités de production

Interprétation des résultats obtenus

Pour le deuxième réseau test, figure (IV.2) illustre la caractéristique de convergence de notre algorithme CSA, on note la rapidité et l'efficacité de l'algorithme du corbeau CSA, mais cette fois nous notons que la vitesse de convergence vers la meilleure solution optimale est assignée pour cette application et cela pour 300 itérations, un nombre d'itérations supérieur par rapport au premier réseau test, six générateurs.

Le tableau suivant (IV.6) illustre les résultats de simulation, la contrainte d'égalité DP est vérifiée :

Tableau (IV.6) les résultats de simulation des réseaux électriques 15 générateurs

La production total de la puissance = 2666.3827 MW.
Le cout total = 32777.3256 (\$/h).
Les pertes actives totales dans le réseau. = 31.8683 MW.
DP = -0.0012.MW
Temps d'exécution = 8.472227 seconds

4.3.2 La répartition optimale des puissances générées des centrales:

Le tableau suivant (IV.7) représente la répartition optimale des puissances générées par chaque centrale, la contrainte d'inégalité $P_{gmin} \leq P_{g i} \leq P_{gmax}$ est vérifiée :

Tableau (IV.7) Puissances actives optimales générées par la méthode CSA (15 unités)

Ng	Pgmin	Pg meilleur	Pgmax
1	150	364.4290	455
2	150	453.7196	455
3	20	94.9126	130
4	20	104.7819	130
5	150	298.5838	470
6	135	459.8500	460
7	135	441.3233	465
8	60	97.8999	300

9	25	94.4343	162
10	25	28.9184	160
11	20	79.4750	80
12	20	65.5185	80
13	25	27.0387	85
14	15	25.8509	55
15	15	24.1768	55

4.3.3 L'effet des paramètres AP et fl sur la performance de l'algorithme CSA

Dans cette étape, nous essayons de changer quelques paramètres AP et fl de l'algorithme CSA, à voir l'influence de ces changements sur la solution optimale (fonction objectif- coût totale de production).

Etape 1 Le paramètre AP est fixe ($AP = 0.2$) et la portée du vol (fl) est variable, Le tableau (IV.8) montre l'effet de la portée du vol (fl) sur le coût total optimal de combustible pour ce test:

Tableau (IV.8) L'effet de la portée du vol sur le coût total de combustible (15 unité)

fl \ CT (\$/h)	0.25	0.5	0.75	1	2
Min (fobj)	33039.4131	33037.0178	32984.0823	32995.0975	32723.6066
Mean (fobj)	33193.6670	33199.0697	33170.9747	33132.9195	32900.1977
Max (fobj)	33311.8658	33288.1225	33251.9672	33229.7128	33068.2075

Interprétation des résultats obtenus

La valeur AP ($AP = 0.2$) est fixe, la valeur de fl varie dans l'intervalle de 0.25 à 2, nous notons que la portée du vol idéale pour obtenir la meilleure solution pour ce réseau est donnée par $fl=2$ avec un coût total optimal égal à $CT=32723.6066$ \$/h. Les autres valeurs de fl de 0.25 à 1, donne des valeurs optimales de la fonction coût total de combustible plus grandes (de qualité de solution moins meilleure).

Étape 2 : Le paramètre fl est fixe (fl =2) et AP est variable, Le tableau (IV.9) montre l'effet de la probabilité de conscience (AP) sur le coût total optimal de combustible pour ce test:

Tableau (IV.9) L'effet de la probabilité de conscience sur le coût total de combustible
(15 unité)

CT (\$/h) \ AP	0.1	0.2	0.3	0.5	0.75
Min (fobj)	32693.6955	32749.0018	32795.8216	328628934	32888.8874
Mean (fobj)	32835.6733	32922.8099	32978.2639	33077.1909	33165.1894
Max (fobj)	33000.6424	33073.7781	33089.1545	33208.9094	33334.1864

Interprétation des résultats obtenus

La valeur fl (fl = 2) est fixe, la valeur de AP varie dans l'intervalle de 0.1 à 0.75, nous notons que la probabilité de conscience idéale pour obtenir la meilleure solution pour ce réseau est donnée par AP= 0.1 avec un coût total optimal égal à CT=**32693.6955**\$/h. Les autres valeurs de AP de 0.2 à 0.75, donne des valeurs optimales de la fonction coût total de combustible plus grandes (de qualité de solution moins meilleure).

4.3.4 Comparaison des résultats obtenus (CSA) par d'autres méthodes

Le tableau (IV.10) montre une comparaison de répartition optimale de la puissance demandée et pertes des puissances actives, cout total sur les quinze générateurs entre CSA et différentes méthodes métaheuristique : Évolution différentielle (DE) [38], AIS (clonal algorithm) [37] CCPSO [39], DSPSO-TSA [40], Les valeurs optimales de caractères gras.

Tableau (IV.10) Comparaison des résultats obtenus par (CSA) avec autres méthodes

(15 unité)

Variables du système	Méthode CSA	Méthode DE [38]	Méthode AIS [37]	Méthode CCPSO [39]	Méthode DSPSO-TSA [40]
Pg1	364.4290	454.997	441.159	455.000	453.627
Pg2	453.7196	419.997	409.587	380.000	379.895
Pg3	94.9126	129.997	117.298	130.000	129.482
Pg4	104.7819	129.998	131.258	130.000	129.923
Pg5	298.5838	269.917	151.011	170.000	168.956

Pg6	459.8500	459.990	466.258	460.000	45.9907
Pg7	441.3233	429.995	423.368	430.000	42.9971
Pg8	97.8999	60.007	99.948	71.7526	103.673
Pg9	94.4343	25.001	110.684	58.9090	34.909
Pg10	28.9184	63.111	100.229	160.000	154.593
Pg11	79.4750	79.973	32.057	80.000	79.559
Pg12	65.5185	79.983	78.815	80.000	79.388
Pg13	27.0387	25.001	23.568	25.000	25.487
Pg14	25.8509	15.001	40.258	15.000	15.952
Pg15	24.1768	15.000	36.906	15.000	15.640
Pg Totale générée(MW)	2660.9127	2657.966	2662.04	2660.6616	2660.96
Pertes (MW)	30.91070	27.975	32.4075	30.6616	30.9520
$\Delta P = \text{sum}(P_{gi}) -$ PD-PL	0.00200	-0.007.	-0.0035	$9.2 \cdot 10^{-14}$	0.01
CT (\$/h)	32749.5951	32588.87	32854.00	32704	32715.06

Interprétation des résultats obtenus

Le tableau (IV.10) montre une comparaison entre les résultats trouvés par la méthode d'optimisation de recherche du corbeau (CSA) et ceux trouvés par la méthode métaheuristique Évolution différentielle (DE) et les méthodes (CCPSO- AIS-DSPSO.TSA) sautant. La puissance demandée pour ce réseau test vaut 2660.9127 MW. La valeur des pertes des puissances actives dans le réseau test trouvée par CSA qui est de l'ordre de 30.91070MW est plus réduite avec les résultats trouvés par l'autre méthode de (AIS-CCPSO-DSPSO.TSA) mais avec comparaison avec la méthode DE :

$$PL (CSA) > PL (DE)$$

Le coût total de la puissance générée trouvée par CSA qui est égale 32749.5951\$/h Ces valeurs sont acceptables compte tenu des valeurs trouvés par les méthodes (DE-AIS-CCPSO-DSPSO.TSA) qui sont de l'ordre de 32588.87\$/h et 32854.00\$/h, 32704\$/h et 32715.06\$/h respectivement. On conclut pour ce douzième réseau test (quinze générateur que la méthode de corbeau CSA a réparti les puissances demandées sur les générateurs interconnectés d'une

façon technico-économique avec une totale assurance sur les contraintes d'égalités et d'inégalités.

Nous ne nous donne pas les résultats escomptés, mais nous notons la convergence des résultats des autres valeurs obtenues à partir d'autres méthode.

Remarque : Les paramètres de chaque méthode (DE-AIS-CCPSO-DSPSO.TSA) sont choisis selon les tests de plusieurs simulations.

4.4 Algorithme CSA appliquée sur le réseau test de quarante unités de production

Dans ce cas, une fonction de coût est obtenue en se basant sur la courbe d'ondulation figure (IV.3), cette courbe contient un ordre plus supérieur de la non-linéarité et la discontinuité dû à l'effet d'ouverture des vannes.

Les paramètres de choix de CSA sont donnés comme suit :

- ✓ La taille de population (N). $N=130$.
- ✓ Le nombre des itérations maximales (iter_max). $iter_max =6000$.
- ✓ la portée du vol (fl) $fl= 2$.
- ✓ Probabilité de conscience (AP). $AP=0.2$.

4.4.1 Convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste quarante unités

Les résultats :

Affine l'exécution de l'algorithme de CSA pour résoudre le problème de dispatching économique et ca pour le réseau teste 40 unités de production, l'évolution de la fonction totale de cout du combustible est donnée sur la figure (IV.3) en fonction des nombres des itérations :

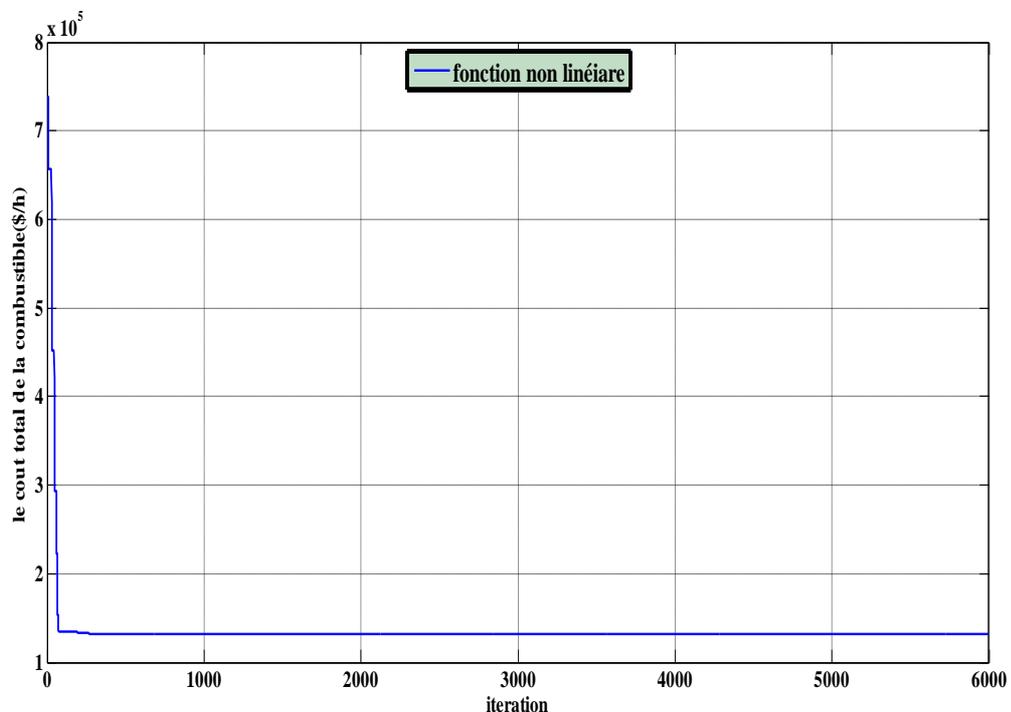


Fig. (IV.3) convergence de l'algorithme CSA pour le réseau teste 40 unités de production

Le tableau suivant (IV.1) illustre les résultats de simulation, la contrainte d'égalité DP est vérifiée on considération l'effet de vanne par l'algorithme CSA :

Tableau (IV.11) les résultats de simulation de réseau électrique 40 générateur

La production total de la puissance = 10500 MW.
Le cout total =129804.52 (\$/h).
Temps d'exécution = 46.673223 seconds

Interprétation des résultats obtenus

Notez que l'algorithme de recherche du corbeau n'est pas efficace pour le réseau électrique, qui contient un grand nombre de générateurs, même le coût du combustible dans ces simulations est très grand et dans les pertes transmissions.

4.4.2 La répartition optimale des puissances générées des centrales:

Le tableau suivant (IV.12) représenté la répartition optimale des puissances générées par chaque centrale, la contrainte d'inégalité $P_{gmin} \leq P_{g i} \leq P_{gmax}$ est vérifiée :

Tableau (IV.12) Puissances actives optimales générées par la méthode CSA (40 unité)

Ng	Pgmin	Pg i	Pgmax
1	36	85.2787	114
2	36	113.9112	114
3	60	97.4000	120
4	80	179.7331	190
5	47	88.6454	97
6	68	140.0000	140
7	110	259.6000	300
8	135	273.3867	300
9	135	216.2845	300
10	130	175.9279	300
11	94	158.4455	375
12	94	279.1271	375
13	125	484.0349	500
14	125	500.0000	500

15	125	339.5469	500
16	125	422.4797	500
17	220	448.2044	500
18	220	486.4748	500
19	242	464.1441	550
20	242	550.0000	550
21	254	537.1374	550
22	254	448.8853	550
23	254	549.9987	550
24	254	441.8215	550
25	254	530.6286	550
26	254	485.0745	550
27	10	35.6637	150
28	10	100.2901	150
29	10	69.0239	150
30	47	82.5399	97
31	60	115.1845	190
32	60	109.9167	190
33	60	188.6937	190
34	90	184.6102	200
35	90	175.0407	200
36	90	108.1345	200
37	25	55.6772	110
38	25	89.1052	110
39	25	97.4537	110
40	242	514.3155	550

4.4.3 L'effet des paramètres AP et fl sur la performance de l'algorithme CSA

Dans cette étape, nous essayons de changer quelques paramètres AP et fl de l'algorithme CSA, à voir l'influence de ces changements sur la solution optimale (fonction objectif- coût totale de production)

Étape 1 : Le paramètre AP est fixe ($AP = 0.2$) et la portée du vol (fl) est variable, Le tableau (IV.13) montre l'effet de la portée du vol (fl) sur le coût total optimal de combustible:

Tableau (IV.13) L'effet de la portée du vol sur le coût total de combustible (40 unité)

fl \ CT (\$/h)	0.75	1	2
Min (fobj)	1479779.62	1.4643814	129804.52
Mean (fobj)	167803.19	152173.23	135872.84
Max (fobj)	187628.43	157908.31	141047.59

Étape 2 : la portée du vol constant (fl=2) est nous allons varia sure la conscience du corbeau (AP), Le tableau (IV.14) représenté les résultats :

Tableau (IV.14) L'effet de la probabilité de conscience du corbeau sur le coût total de combustible

AP \ CT (\$/h)	0.1	0.2	0.3
Min (fobj)	136527.48	129804.52	135454.07
Mean (fobj)	136968.31	135872.84	136566.02
Max (fobj)	137409.13	141047.59	137677.96

Interprétation des résultats obtenus

Pour ce cas, réseau 40 unité l'algorithme de recherche du corbeau n'était pas efficace on considération l'effet de vannes.

4.4.4 Comparaison des résultats obtenus (CSA) par d'autres méthodes

Le tableau (IV.15) montre une comparaison de répartition optimale de la puissance demandée et pertes des puissances actives, cout total sur les six générateurs entre CSA et différentes méthodes métaheuristique : les ARCGA (adaptive real coded genetic algorithm) [41], Évolution différentielle (ED) [38] et CCPSO (An improved particle swarm optimization) [39], DHS (differential harmony search algorithm) [42].

Tableau (IV.15) Comparaison des résultats obtenus (CSA) par outre méthodes (40 unité)

Variabes du système	Méthode CSA	Méthode ARCGA [41]	Méthode DE [38]	Méthode CCPSO [39]	Méthode DHS [42]
Pg1	85.2787	110.8252	111.1110	110.7998	110.7998
Pg2	104.7553	113.9112	110.8299	110.7999	110.7998
Pg3	65.6719	97.4000	97.4122	97.3999	97.3999
Pg4	111.0825	179.7331	179.7443	179.7331	179.7331
Pg5	69.0575	88.6454	88.1510	87.7999	87.7999
Pg6	138.0811	140.0000	139.9959	140.0000	140.0000
Pg7	208.8213	259.6000	259.6065	259.5997	259.5997
Pg8	273.3867	284.6000	284.6045	284.5997	284.5997
Pg9	216.2845	284.6000	284.6149	284.5997	284.5997
Pg10	175.9279	130.0000	130.0002	130.0000	130.0000
Pg11	158.4455	168.7985	168.8029	94.0000	94.0000
Pg12	279.1271	168.7994	94.0000	94.0000	94.0000
Pg13	484.0349	214.7600	214.7591	214.7598	214.7598
Pg14	500.0000	394.2800	394.2716	394.2794	394.2794
Pg15	339.5469	304.5200	304.5206	394.2794	394.2794
Pg16	422.4797	394.2800	394.2834	394.2794	394.2794
Pg17	448.2044	489.2798	489.2912	489.2794	489.2794
Pg18	486.4748	489.2800	489.2877	489.2794	489.2794
Pg19	464.1441	511.2806	511.2977	511.2794	511.2794
Pg20	550.0000	511.2800	511.2791	511.2794	523.2794
Pg21	537.1374	523.2803	523.2958	523.2794	523.2794
Pg22	448.8853	523.2800	523.2849	523.2794	523.2794
Pg23	549.9987	523.2800	523.2856	523.2794	523.2794
Pg24	441.8215	523.2800	523.2979	523.2794	523.2794
Pg25	530.6286	523.2800	523.2799	523.2794	523.2794
Pg26	485.0745	523.2801	523.2910	523.2794	523.2794
Pg27	35.6637	10.0000	10.0064	10.0004	10.0000
Pg28	100.2901	10.0000	10.0018	10.0004	10.0000
Pg29	69.0239	10.0000	10.0000	10.0003	10.0000

Pg30	82.5399	88.7611	96.2132	92.7158	87.7999
Pg31	115.1845	190.0000	189.9996	189.9998	190.0000
Pg32	109.9167	190.0000	189.9998	189.9998	190.0000
Pg33	188.6937	190.0000	189.9981	189.9998	190.0000
Pg34	184.6102	164.8000	164.9126	164.8014	164.7998
Pg35	175.0407	164.8000	199.9941	164.8015	200.0000
Pg36	108.1345	164.8054	200.0000	164.8051	194.3978
Pg37	55.6772	110.0000	109.9988	109.9998	110.0000
Pg38	89.1052	110.0000	109.9994	109.9998	110.0000
Pg39	97.4537	110.0000	109.9974	109.9996	110.0000
Pg40	514.3155	511.2800	511.2800	511.2797	511.2794
Pg Totale générée(Mw)	10500	10500	10500	10500	10500
Coût total (\$/h)	129804.52	121410.10	121412.50	121403.54	121403.54

Interprétation des résultats obtenus

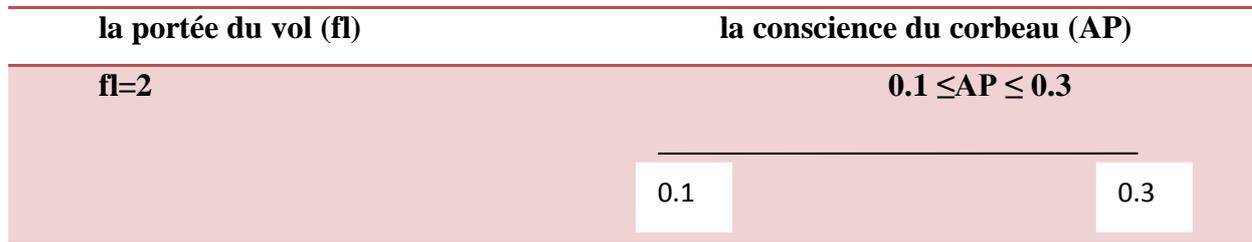
Le tableau (IV.15) montre une comparaison entre les résultats trouvés par la méthode d'optimisation de recherche du corbeau (CSA) et ceux trouvés par la méthode métaheuristique. (ARCGA-ED-CCPSO-DHS) sautant. La puissance demandée pour ce réseau test vaut 10500 MW. Ce valeur sont égale avec les résultats trouvée par des autres méthodes de (ARCGA-ED-CCPSO-DHS)=10500 MW, Le coût total de la puissance générée trouvée par CSA qui est égale 129804.52\$/h Cette valeur est considérée comme la le plus mauvais par rapport aux autres valeurs trouvés par les méthodes (ARCGA-ED-CCPSO-DHS) qui sont de l'ordre de 121410.10\$/h et 121412.50\$/h, 121403.54\$/h et 121403.54\$/h respectivement. On conclut pour ce troisième réseau test (quarante générateur) que la méthode de corbeau artificielle CSA n'est pas efficace sur les réseaux électriques qui contiennent un grand nombre de central de production.

Remarque

Les paramètres de chaque méthode (ARCGA-ED-CCPSO-DHS) sont choisis selon les tests de plusieurs simulations. L'approche choisie montre son efficacité pour traiter des problèmes complexe dans un environnement présentant des variables mal définies et avec des incertitudes.

Comme résultat finale :

1-La meilleure valeur pour la portée du vol est la conscience du corbeau et :



2-Grande influence les doux paramètres (la conscience du corbeau AP et la portée du vol fl) sur la simulation par la méthode de recherche du corbeau CSA.

4.5 Conclusion

Dans ce dernier chapitre, on a testé la méthode de CSA sur trois réseaux électriques de test pour résoudre le problème de Dispatching Economique (ED). Les résultats de simulation obtenus permettent d'espérer une application plus développée de cette méthode métaheuristique pour le calcul de dispatching économique avec plusieurs et différentes topologies des réseaux électriques

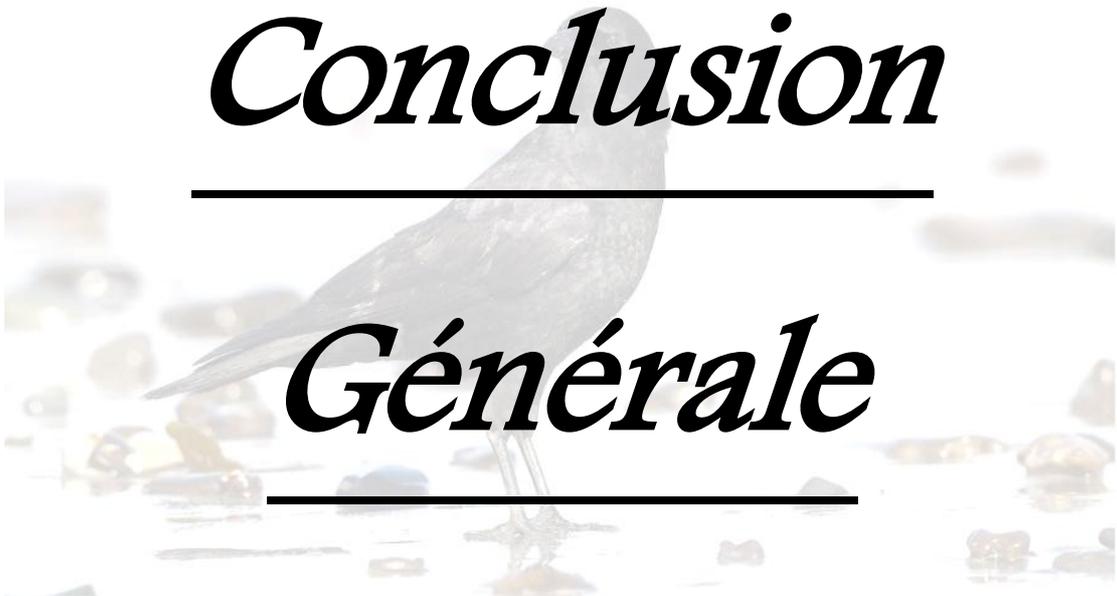
Nous pouvons noter l'efficacité de cet algorithme (CSA) sur chacun des réseaux contenant six et quinze unités de production, où nous avons remarqué des solutions optimales du coût total de combustible très acceptable par comparaison avec des autres méthodes appliquées sur les mêmes réseaux de test. Malheureusement, les résultats de simulation pour le réseau test qui contient 40 unités de production ont donné une valeur de la solution optimale du coût de combustible insatisfaisante par rapport à la valeur coût donné par des autres méthodes dans littérature. ,

Nous avons constaté que la méthode de recherche du corbeau (CSA) a donnée pour les deux réseaux de test, des pertes plus faibles que celles donnée par des autres méthodes donné.

L'algorithme CSA a donnée une répartition optimale des puissances générées avec un minimum de coût avec un respecté les contraintes d'égalités et d'inégalités

Conclusion

Générale



Conclusion générale

Dans ce mémoire nous avons présenté des notions générales sur le réseau électrique, et cela pour formuler le problème de dispatching économique. Les méthodes conventionnelles d'optimisation ont été étudiées comme on a cité les anomalies de ces méthodes classiques pour résoudre les problèmes d'optimisation réels. Des aperçus généraux sur les méthodes méta-heuristiques comme les algorithmes génétiques (GA), l'Optimisation en Essaim de Particules (PSO), la recherche de l'harmonie (HS), Evolution Différentiel (DE) et Algorithme de colonie des Fourmis (ACO). Les comportements des êtres vivants disponible dans la nature peuvent être soigneusement étudiés et à partir des lesquels on a inspiré des méthodes d'optimisation pour résoudre des problèmes complexes.

Dans ce mémoire, selon le comportement et l'intelligence du corbeau, nous avons appliqué l'algorithme de recherche du corbeau (Crow Search Algorithm (CSA)) nouvellement développé pour résoudre le problème de dispatching économique.

Ensuite, nous avons testé cet algorithme CSA sur trois réseaux électriques différents pour tester l'efficacité de cette méthode et vérifier la capacité de cette technique pour résoudre les problèmes complexes. La première application de l'algorithme CSA été sur un réseau électrique contenant six unités de production, le coût optimal total de combustible a été comparé avec celui données par des autres méthodes dans les littératures comme : Algorithmes Génétiques (AG), Optimisation par les Essaims de Particules (OEP) et la Colonie Artificiel des Abeilles (CAA) et Système immunitaire artificiel(AIS). La méthode de CSA a donnée des résultats satisfaisants par rapport aux autres méthodes. La courbe de convergence de la méthode a présenté une convergence rapide vers la solution optimale.

Pour tester de plus l'efficacité de cet algorithme CSA, on a appliqué ce dernier sur un réseau plus large c'est le cas du réseau test de quinze unités, Nous avons remarqué que des résultats sont très acceptables par rapport aux résultats obtenus par d'autres méthode comme Évolution différentielle (DE), Système immunitaire artificiel (AIS) CCPSO, DSPSO-TSA.

La dernière application de l'algorithme CSA (pour tester l'efficacité de cet algorithme), a été sur le réseau électrique de test contenant quarante unités de production, avec l'introduction d'une nouvelle contrainte qui est la contrainte de l'effet des vannes des générateurs de production d'énergie. Dans ce cas, nous avons constaté l'inefficacité de cet algorithme de recherche du corbeau par comparaison avec les autres méthodes de base et les méthodes métaheuristiques modifiées, où nous avons remarqué que le coût optimal total est trop élevé par rapport au coût optimal donnée par des autres méthodes comme : (adaptive real

coded genetic algorithm ARCGA), Évolution différentielle (ED) et CCPSO (An improved particle swarm optimization), DHS (differential harmony search algorithm).

Comme on a étudié l'effet de la variation des paramètres de l'algorithme de CSA (la portée de vol **fl** et probabilité de conscience **AP**) et leur effet sur la solution optimale.

En perspective on prévoit d'appliquer cette nouvelle méthode CSA au problème de dispatching économique dynamique en tenant en considération d'autres contraintes, en essayant d'améliorer l'algorithme pour donner des résultats plus satisfaisants et plus particulièrement dans le cas des réseaux de taille plus large (3^{ème} application de 40 unités)

Référence



Références Bibliographiques

- [1].Alireza Askarzadeh, « A Novel Metaheuristic Method for Solving Constrained Engineering Optimization Problems: Crow Search Algorithm », Journal of Computers & Structures, Vol 169, 2016, pp. 1-12.
- [2] Mostefa HAMED, « Dispatching Economique Dynamique par Utilisation de Méthodes d'Optimisation globales », thèse de Magister de l'institut d'Electrotechnique de Université Mohamed Khider-Biskra, 2013.
- [3] Marcelo SAGUAN « l'analyse économique des architectures de marché électrique application au market design du temps réel ».Thèse de doctorat, université Paris Sud 1 /207.
- [4] M .Fateh Amir « Etude du fonctionnement des centres de production dans un système de marché libre de l'énergie électrique » Thèse de magister université de Batna ,201/2012.
- [5] Draïdi Abd Elah « Répartition économique de l'énergie électrique utilisant les techniques d'intelligence artificielle». Thèse de magister, département d'électrotechnique université de Constantine ,2010.
- [6] F.Benhamida, R .Belhachem, A.Bendaoued, Y.Ramdani. « Résolution de dispatching optimal en combinant l'écoulement de puissance pour le calcul des pertes ».Acta Electro - echnica, volume53, number 1,2012.
- [7] Slimani Linda « Contribution à l'aplication de l'optimisation par des méthodes metaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité dé-régulé » Thèse de doctorat université de Batna 12/209.
- [8] S.Sayah, "Application de l'intelligence artificiel pour le fonctionnement optimal des systèmes électriques," Université de Sétif Thèse de Doctorat, 2010.
- [9] Lukman K. WalsheT.R. Blackburn, Los Minimization In Industrial Power System Operation, Schol of Electrical and Telecommunication Engineering University of NewSouth Wales, Kensington Sydney, NSW 2052, Australia.
- [10]. Salhi Abdelfatah « planification optimale de l'échange d'énergie électrique entre des réseaux interconnectés ». Thèse de magister université de Biskra.
- [11] Jcmiras.Net_01, The lambda iteration method for solving optimal dispatch <http://www.jcmiras.net/jcm/item/15/>.
- [12] Meziane. R, Optimisation de la structure d'un réseau de production d'énergie électrique et amélioration de sa performance, thèse de doctorat, USTO 2007.
-

-
- [13] Méta heuristique, Wikipédia encyclopédie, 20 décembre 2005.
- [14] Holldobler and Wilson, Voyage chez les Fourmis. Seuil, 1996.
- [15] B. Bullnheimer, R.F. Hartl, and C. Strauss, A new rank-based version of the ant system: a computational study, Central European Journal of Operations Research 7 (1) (1999), 25–38.
- [16] D. Corne, M. Dorigo and F. Glover, editors, New Ideas in Optimization, McGraw-Hill, 11-32.
- [17] J. Holland, “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, University of Michigan Press MIT, 1975.
- [18] T. Bouktir, R. Labdani and L. Slimani, "Economic Power Dispatch of Power System with Pollution Control using Multi objective Particle Swarm Optimization", Journal of Pure & Applied Sciences Volume4, No. 2, University of Sharjah 2007.
- [19]. Efrén Mezura-Montes Mauricio Damián-Araoz and Omar Cetina-Domínguez, "Smart Flight and Dynamic Tolerances in the Artificial Bee Colony for Constrained Optimization", Sep. 2010.
- [20] Dervis Karaboga and Bahriye Basturk, "Artificial Bee Colony (ABC) Optimization Algorithm for Solving Constrained Optimization Problems," Springer-Verlag Berlin Heidelberg, p. 789–798, 2007.
- [21]C. Sumpavakup, I. Srikun, and S. Chusanapiputt, "A Solution to the Optimal Power Flow Using Artificial Bee Colony Algorithm", International Conference on Power System Technology 2010, IEEE Conference Publication.
- [22] A. Coloni, M. Dorigo, and V. Maniezzo, Distributed optimization by ant colonies, Proceedings of ECAL'91, European Conference on Artificial Life, Elsevier Publishing, Amsterdam, 1991
- [23] J.L. Bentley, Fast algorithms for geometric traveling salesman problem, ORSA Journal on Computing, vol. 4, pp. 387–411, 1992.
- [24] A.Vasanghorgb and M.fesanghorgb and S.M.T bathaea « combind heat nand power économique dispatch by Harmony Search Algorithmes » pwer système reserche laboratory.
-

- [25] A. Vasebi, M. Fesanghary and SMT. Bathaee: Combined Heat and Power Economic Dispatch by Harmony Search algorithm, *Int. J. electrical power energy system*. Vol 29: pp 713-719, 2007.
- [26] R. Benabid, "Optimisation Multi-objectif de la Synthèse des FACTS par les Particules en Essaim pour le Contrôle de la Stabilité de Tension des Réseaux Electriques," Université de Laghouat mémoire de Magister, 2007.
- [27] Rainer Storn, Kenneth Price, "Differentia Evolution-A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuos Spaces", *Journal of Global Optimization* 11: 341–359, 1997.
- [28] M.M. Eusuff, K.E. Lansey, Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm. *J. Water Resour. Planning Manag.* vol. 129 n°3, pp. 210–225. 2003.
- [29] https://en.wikipedia.org/wiki/Corvus_%28genus%29.
- [30] Rincon, Paul, *Science/nature / crows and jays top bird IQ scale*, BBC News.
- [31] Prior H, Schwarz A, Güntürkün O. Mirror-induced behavior in the magpie (*pica pica*): evidence of self-recognition. *plos Biol.* 2008; 6(8):e202.
- [32] <https://en.wikipedia.org/wiki/Hoodedcrow>.
- [33] Clayton N, Emery N. Corvide cognition. *Curr Biol* 2005;15:R80–1.
- [34] Yang XS Metaheuristic optimization *Scholarpedia* 2011; 611472.
- [35] L.C. Cagnina , S. C. Esquirel, C. A. Coello, Afort particle swarm algorithm for solving smooth and non-smooth economic dispatch problems, *Energy optimization*, Vol 43, issue 5, 2011, pp 485-505.
- [36] A. Salhi, T. Bouktir, "Résolution du Problème de Dispatching Economique par les Méthodes Métaheuristiques en utilisant la Logique Floue", Conference , ROADEF 2013, 13-15 February 2013, troyes French, pp ID 80, 2013.
- [37] B.K. Panigrahi, S.R. Yadav, S. Agrawal, M.K. Tiwari, A clonal algorithm to solve economic load dispatch, *Electr. Power Syst. Res.* 77 (10) (2007) 1381–1389.
-

- [38] N. Noman, H. Iba, Differential evolution for economic load dispatch problems, *Electr. Power Syst. Res.* 78 (8) (2008) 1322–1331.
- [39] J.-B. Park, Y.-W. Jeong, J.-R. Shin, K.Y. Lee, « An improved particle swarm optimization for nonconvex economic dispatch problems », *IEEE Trans. Power Syst.* 25 (1) (2010) 156–166.
- [40] S. Khamsawang, S. Jiriwibhakorn, DSPSO-TSA for economic dispatch problem with nonsmooth and noncontinuous cost functions, *Energy Convers.Manage.* 51 (2) (2010) 365–375.
- [41] Nima Amjady, Hadi Nasiri-Rad, Solution of nonconvex and nonsmooth economic dispatch by a new adaptive real coded genetic algorithm, *Expert Syst.Appl.* 37 (7) (2010) 5239–5245.
- [42] Ling Wang, Ling po Li, « An effective differential harmony search algorithm for the solving non-convex economic load dispatch problems », *Int. J. Electr.Power Energy Syst.* 44 (1) (2013) 832–843.
-

ANNEXE



Annexe

Base de données 6 générateurs

Les coefficients de la fonction quadratique de coût et les limites min et max des puissances actives et réactives des six générateurs sont donnés dans le tableau suivant :

Pg(i)	Pgmin (MW)	Pgmax (MW)	a (\$/MW ² h)	b (\$/MWh)	c (\$/h)
1	100	500	0.0070	7	240
2	50	200	0.0095	10	200
3	80	300	0.0090	8.5	220
4	50	150	0.0090	11	200
5	50	200	0.0080	10.5	220
6	50	120	0.0075	12	190

Coefficients Beta système pour 6 unités de production :

$$B_{ij} = \begin{bmatrix} 0.0017 & 0.0012 & 0.0007 & -0.0001 & -0.0005 & -0.0002 \\ 0.0012 & 0.0014 & 0.0009 & 0.0001 & -0.0006 & -0.0001 \\ 0.0007 & 0.0009 & 0.0031 & 0.0000 & -0.0010 & -0.0006 \\ -0.0001 & 0.0001 & 0.0000 & 0.0024 & -0.0006 & -0.0008 \\ -0.0005 & -0.0006 & -0.0010 & -0.0006 & 0.0129 & -0.0002 \\ -0.0002 & -0.0001 & -0.0006 & -0.0008 & -0.0002 & 0.0150 \end{bmatrix} .$$

$$B_{oi} = 1e-3 * [-0.3908 \ -0.1297 \ 0.7047 \ 0.0591 \ 0.2161 \ -0.6635].$$

$$B_{oo} = 0.0056.$$

$$\text{Lamda} = 1000.$$

La puissance demandée total : PDT=1263.

Base de données 15 générateurs

Les coefficients de la fonction quadratique de coût et les limites min et max des puissances actives et réactives des quinze générateurs sont donnés dans le tableau suivant :

Pg(i)	Pgmin (MW)	Pgmax (MW)	a (\$/MW ² h)	b (\$/MWh)	c (\$/h)
1	150	455	0.000299	10.1	671
2	150	455	0.000183	10.2	574
3	20	130	0.001126	8.8	374
4	20	130	0.001126	8.8	374
5	150	470	0.000205	10.4	461
6	135	460	0.000301	10.1	630
7	135	465	0.000364	9.8	548
8	60	300	0.000338	11.2	227
9	25	162	0.000807	11.2	173
10	25	160	0.001203	10.7	175
11	20	80	0.003586	10.2	186

12	20	80	0.005513	9.9	230
13	25	85	0.000371	13.1	225
14	15	55	0.001929	12.1	309
15	15	55	0.004447	12.4	323

Coefficients Beta système pour 15 unités de production :

$B_{ij}=1e-3*[1.4 \ 1.2 \ 0.7 \ -0.1 \ -0.3 \ -0.1 \ -0.1 \ -0.1 \ -0.3 \ 0.5 \ -0.3 \ -0.2 \ 0.4$
 $0.3 \ -0.1;$
 $1.2 \ 1.5 \ 1.3 \ 0.0 \ -0.5 \ -0.2 \ 0.0 \ 0.1 \ -0.2 \ -0.4 \ -0.4 \ 0.0 \ 0.4$
 $1.0 \ -0.2;$
 $0.7 \ 1.3 \ 7.6 \ -0.1 \ -1.3 \ -0.9 \ -0.1 \ 0.0 \ -0.8 \ -1.2 \ -1.7 \ 0.0 \ -2.6$
 $11.1 \ -2.8;$
 $-0.1 \ 0.0 \ -0.1 \ 3.4 \ -0.7 \ -0.4 \ 1.1 \ 5.0 \ 2.9 \ 3.2 \ -1.1 \ 0.0 \ 0.1$
 $0.1 \ -2.6;$
 $-0.3 \ -0.5 \ -1.3 \ -0.7 \ 9.0 \ 1.4 \ -0.3 \ -1.2 \ -1.0 \ -1.3 \ 0.7 \ -0.2 \ -0.2 \ -$
 $2.4 \ -0.3;$
 $-0.1 \ -0.2 \ -0.9 \ -0.4 \ 1.4 \ 1.6 \ 0.0 \ -0.6 \ -0.5 \ -0.8 \ 1.1 \ -0.1 \ -0.2$
 $1.7 \ 0.3;$
 $-0.1 \ 0.0 \ -0.1 \ 1.1 \ -0.3 \ 0.0 \ 1.5 \ 1.7 \ 1.5 \ 0.9 \ -0.5 \ 0.7 \ 0.0 \ -$
 $0.2 \ -0.8;$
 $-0.1 \ 0.1 \ 0.0 \ 5.0 \ -1.2 \ -0.6 \ 1.7 \ 16.8 \ 8.2 \ 7.9 \ -2.3 \ -3.6 \ 0.1$
 $0.5 \ -7.8;$
 $-0.3 \ -0.2 \ -0.8 \ 2.9 \ -1.0 \ -0.5 \ 1.5 \ 8.2 \ 12.9 \ 11.6 \ -2.1 \ -2.5 \ 0.7 \ -$
 $1.2 \ -7.2;$
 $-0.5 \ -0.4 \ -1.2 \ 3.2 \ -1.3 \ -0.8 \ 0.9 \ 7.9 \ 11.6 \ 20.0 \ -2.7 \ -3.4 \ 0.9 \ -$
 $1.1 \ -8.8;$
 $-0.3 \ -0.4 \ -1.7 \ -1.1 \ 0.7 \ 1.1 \ -0.5 \ -2.3 \ -2.1 \ -2.7 \ 14.0 \ 0.1 \ 0.4 \ -$
 $3.8 \ 16.8;$
 $-0.2 \ 0.0 \ 0.0 \ 0.0 \ -0.2 \ -0.1 \ 0.7 \ -3.6 \ -2.5 \ -3.4 \ 0.1 \ 5.4 \ -0.1 \ -$
 $0.4 \ 2.8;$
 $0.4 \ 0.4 \ -2.6 \ 0.1 \ -0.2 \ -0.2 \ 0.0 \ 0.1 \ 0.7 \ 0.9 \ 0.4 \ -0.1 \ 10.3 \ -$
 $10.1 \ 2.8;$
 $0.3 \ 1.0 \ 11.1 \ 0.1 \ -2.4 \ -1.7 \ -0.2 \ 0.5 \ -1.2 \ -1.1 \ -3.8 \ -0.4 \ -10.1$
 $57.8 \ -9.4;$
 $-0.1 \ -0.2 \ -2.8 \ -2.6 \ -0.3 \ 0.3 \ -0.8 \ -7.8 \ -7.2 \ -8.8 \ 16.8 \ 2.8 \ 2.8$
 $-9.4 \ 128.3];$

$B_{oi}=1e-3*[-0.1 \ -0.2 \ 2.8 \ -0.1 \ 0.1 \ -0.3 \ -0.2 \ -0.2 \ 0.6 \ 3.9 \ -1.7 \ 0.0 \ -3.2 \ 6.7 \ -6.4].$

$B_{oo}=0.0055.$

$\lambda=1000.$

La puissance demandée total : $PDT=2630.$

Base de données 40 générateurs

Les coefficients de la fonction non quadratique de coût et les limites min et max des puissances actives et réactives des quarante générateurs sont donnés dans le tableau suivant :

Pg(i)	Pgmin (MW)	Pgmax (MW)	a (\$/MW ² h)	b (\$/MWh)	c (\$/h)	e	f
1	36	114	0.00690	6.73	94.705	100	0.084
2	36	114	0.00690	6.73	94.705	100	0.084
3	60	120	0.02028	7.07	309.369	100	0.084
4	80	190	0.00942	8.18	369.03	150	0.063
5	47	97	0.0114	5.35	148.89	120	0.077

6	68	140	0.01142	8.05	222.33	100	0.084
7	110	300	0.00357	8.03	287.71	200	0.042
8	135	300	0.00492	6.99	391.98	200	0.042
9	135	300	0.00573	6.60	455.76	200	0.042
10	130	300	0.00605	12.9	722.82	200	0.042
11	94	375	0.00515	12.9	635.20	200	0.042
12	94	375	0.00569	12.8	654.69	200	0.042
13	125	500	0.00421	12.5	913.40	300	0.035
14	125	500	0.00752	8.84	1760.40	300	0.035
15	125	500	0.00708	9.15	1728.30	300	0.035
16	125	500	0.00708	9.15	1728.30	300	0.035
17	220	500	0.00313	7.97	647.85	300	0.035
18	220	500	0.00313	7.95	649.69	300	0.035
19	242	550	0.00313	7.97	647.83	300	0.035
20	242	550	0.00313	7.97	647.81	300	0.035
21	254	550	0.00298	6.63	785.96	300	0.035
22	254	550	0.00298	6.63	785.96	300	0.035
23	254	550	0.00284	6.66	794.53	300	0.035
24	254	550	0.00284	6.66	794.53	300	0.035
25	254	550	0.00277	7.10	801.32	300	0.035
26	254	550	0.00277	7.10	801.32	300	0.035
27	10	150	0.52124	3.33	1055.10	120	0.077
28	10	150	0.52124	3.33	1055.10	120	0.077
29	10	150	0.52124	3.33	1055.10	120	0.077
30	47	97	0.01140	5.35	148.89	120	0.077
31	60	190	0.00160	6.43	222.92	150	0.063
32	60	190	0.00160	6.43	222.92	150	0.063
33	60	190	0.00160	6.43	222.92	150	0.063
34	90	200	0.0001	8.95	107.87	200	0.042
35	90	200	0.0001	8.62	116.58	200	0.042
36	90	200	0.0001	8.62	116.58	200	0.042
37	25	110	0.0161	5.88	307.45	80	0.098
38	25	110	0.0161	5.88	307.45	80	0.098
39	25	110	0.0161	5.88	307.45	80	0.098
40	242	550	0.00313	7.97	647.83	300	0.035

Lamda=1000.

La puissance demandée total : PDT=10500.