

Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du diplôme Master Académique en Electrotechnique .

Option: Réseaux Electriques .

Thème

Application d'une méthode métaheuristique à la répartition optimale des puissances dans les réseaux électriques avec une fonction multiobjective

Réalisé par :

*** ABID YAKOUB .**

*** CHENNOUF LAKHDAR .**

*** CHELI SALAH .**

Soutenu le 25 septembre 2016 Devant le jury composé de :

*** M. YACINE LABI** **Président .**

*** M. OUSSAMA MAMMERI Examineur .**

*** M. DRIS MIDA** **Promoteur.**

Promotion : Septembre 2016

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

REMERCIEMENTS

Mes remerciements vont premièrement à Dieu tout puissant pour la volonté, la santé, et la patience, qu'il m'a donné durant toutes ces années d'étude.

Je tiens à exprimer mes vifs remerciements à mon promoteur M^r MIDA DRIS .

pour leur entière disposition, leurs judicieux conseils, leur patience, leur rigueur persévérance tout au long de mon projet.

Mes remerciements les plus vifs vont aussi à mes enseignants de filière de génie électrique.

Je remercie tous mes collègues et amis pour leur aide et leur soutien, et tout ceux qui ont contribué de proche ou de loin à la réalisation de ce travail.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail ma chère mère,

à mon père qui m'ont toujours soutenu,

et aidé à affronter les difficultés,

pour tous ce qui ont fait pour que je puisse les

honorer, et leur patience durant ma vie.

A mes très chers frères et à mes chères sœurs, à toute ma famille

A mes chers amis.

ABID YAKOUB

CHENNOUF LAKHDAR

CHELLIG SALAH

تطبيق الطرق المحاكية للطبيعة على التوزيع الأمثل للاستطاعة في

الشبكات الكهربائية

ملخص

لقد ساهم التطور التكنولوجي في ارتفاع كبير لكمية الطاقة الكهربائية المستهلكة ، تبع ذلك تزايد أكبر في الاستطاعة الكهربائية المنتجة والموزعة مما أدى إلى تضخم وتعقيد الشبكات الكهربائية الناقلة لهذه الاستطاعة . من ذمة كان لزاما على كل المؤسسات المنتجة للطاقة الكهربائية و المسؤولة على تغطية الكميات المطلوبة من الاستطاعة الفعالة و الإرتكاسية في كل وقت ، إنقاص بقدر الإمكان تكلفة المواد الأولية اللازمة لإنتاج الكهرباء. من هذا المنطلق وجب على هذه المؤسسات استخدام عدة تقنيات لإيجاد حلول مثالية لمشكلة السريان الأمثل للطاقة الكهربائية والتي تعد من أصعب المشاكل وأعقدها لأنها مشكلة غير خطية ترفقها عدة إجهادات خطية وغير خطية.

الهدف من هذا العمل هو إيجاد حلول مثالية لهذه المشكلة وكبديل للطرق الكلاسيكية المستعملة توجد عدة طرق مستوحاة من الطبيعة تعتمد أساسا على التعاون المشترك بين الحيوانات في التنقل والبحث عن مصدر الأكل ومن بين هذه الطرق اخترنا طريقة سرب الطيور التي بإمكانها معالجة معادلة متعددة المجاهيل :

- تكلفة إنتاج الطاقة المثالية.
- إنقاص كمية الغازات الملوثة للطبيعة و الناتجة من الاحتراق (CO_2 , SO_2 , NO_x) .
- مقارنة النتائج مع طرق أخرى لتحاكى الطبيعة (الخوارزميات الوراثية وخوارزمي مستعمرة النمل) .

الكلمات المفتاحية : البرمجة الـأخطية ، سريان الاستطاعة ، السريان الأمثل للاستطاعة ، الغازات الملوثة ، الطرق المحاكية للطبيعة سرب الطيور.

Application D'une Méthode Métaheuristique à La Répartition Optimale Des Puissances Dans Les Réseaux Electriques Avec Une Fonction Multiobjectives

Résumé :

Le développement technologique a contribué à une augmentation de la consommation d'énergie qui a eu par conséquence un accroissement des puissances à générer et à transporter. Par conséquent, les réseaux deviennent de plus en plus grands et compliqués d'où l'intérêt de tout organisme chargé de produire l'énergie électrique et d'assurer en tout temps et en tout lieu la couverture des puissances actives et réactives demandées par les clients avec un coût de combustible aussi faible que possible. L'analyse de l'optimum de l'écoulement des charges, dans un réseau électrique est un élément essentiel, de l'étude de l'expansion ou de la planification des opérations d'un système de transmission ou de distribution.

Différentes techniques de solution sont développées afin de résoudre le problème de la répartition optimale de charges (Optimal Power Flow OPF).

L'objectif de ce travail est de proposer une technique de métaheuristique (Optimisation par Essaims de Particules « OEP ») permettant de traiter une fonction multiobjectives:

- Optimum du coût de production des centrales.
- Réduction d'émissions du NO_x , SO_2 , CO_2 ; qui sont responsables du brouillard photochimique qui engendre des liaisons pulmonaires, ils participent également à l'acidification du milieu.
- Comparaison avec d'autres techniques métaheuristicques ; Algorithmes génétiques (AG) et les Algorithmes de colonies de fourmis (ACO).

Mots clés: Programmation non linéaire, répartition des charges, optimisation de l'écoulement de puissance, émission de CO_2 - NO_x , méthodes métaheuristicques, PSO.

NOTATION ET SYMBOLES

ACO	: Ant Colony Optimisation
AG	: Algorithmes Génétiques.
B_{ij}, B_{i0}, B_{00}	: Coefficients de pertes (constantes réelles).
$C()$	: Fonction Coût d'un Générateur.
c_1, c_2	: Intensité d'attraction .
$D.R$	: Découplée Rapide.
$F()$	: Fonction Objective.
$g()$	: Contraintes d'égalités.
$Grad$	: Gradient.
$h()$	: Contraintes d'inégalités.
IA	: Intelligence Artificielle.
J	: Matrice Jacobéenne.
J_{ik}	: Élément de la Matrice Jacobéenne
$L()$	: Fonction Augmentée de Lagrange ou le Lagrangien.
M_r	: Quasi-Newton.
OEP	: Optimisation par Essaim de Particules.
$O.P.F$	: Optimal Power Flow (Ecoulement de Puissance Optimal).
P_{Gi}	: Puissance active générée au jeu de barres i .
P_i	: Puissance active injectée au jeu de barres i .
P_{Di}	: Puissance active demandée au jeu de barres i .
P_L	: Perte des puissances.
Q_i	: Puissance réactive injectée au jeu de barres i .
Q_{Gi}	: Puissance réactive générée au jeu de barres i .
$Q.N$	: Newton-Raphson.
S_i	: Puissance apparente injectée au jeu de barres i .
S_{Gi}	: Puissance apparente générée au jeu de barres i .
S_{Di}	: Puissance apparente demandée au jeu de barres i .
$ V_i $	: Module de la tension de jeu de barres i .
$\vec{v}_k$	: Vitesse (vélocité) de la particule k .
w	: Coefficient d'inertie.
w	: Facteur du coût d'émission de gaz.

$X_{\max}$	: Signifié une limite maximale sur un variable.
$X_{\min}$	: Signifié une limite minimale sur un variable.
$\vec{x}_k$	: position de la particule k .
Y	: Matrice Admittance.
Y_{ik}	: Admittance de la ligne entre les deux jeux de barres i et k .
Y_p	: Admittance shunt au jeu de barre i .
z	: Degré de satisfaction.
δ_i	: Angle de phase de la tension du jeu de barres i .
δ_{ij}	: Différence entre les angles de tension des jeux de barres i et j .
a_i, b_i, c_i	: Coefficients de la courbe du coût quadratique du générateur i .
λ	: En général, c'est un multiplicateur de Lagrange pour les contraintes d'égalités.
$\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \lambda_i, \zeta_i$	: Coefficients d'émission des gaz toxiques.

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1	Modèle d'un Générateur	05
Figure 1.2	Modèle en de ligne de transport	05
Figure 1.3	Modèle de transformateur de puissance	06
Figure.1.4	Caractéristique entrée-sortie d'une unité de production.....	09
Figure.1.5	Courbe de coût d'une unité thermique alimentée par 3 types de combustibles.	10
Figure.1.6	jeu de barres quelconque avec génération, charge et lignes de Transmission.....	11
Figure 1.7	Modèle d'un réseau électrique concentré à un seul jeu de barres artificiel....	21
Figure 1.8	Courbe de coût typique (entrée-sortie) d'un générateur.....	22
Figure1.9	Courbe typique de l'accroissement du coût de combustible.....	23
Figure 1.10	Méthode graphique pour la solution du dispatching économique de 3 générateurs.....	25
Figure 2.1	Organigramme de l'algorithme du recuit simulé.....	35
Figure 2.2	Organigramme de l'algorithme évolutionnaire.....	37
Figure 2.3	Exemple d'un chromosome en codage binaire.....	39
Figure 2.4	Sélection par la méthode de la roue de loterie.....	40
Figure 2.5	Croisement multipoints ($p = 2$) en codage binaire.....	42
Figure 2.6	Croisement uniforme en codage binaire.....	42
Figure 2.7	Mutation dans le cas d'un codage binaire.....	43
Figure 2.8	Organigramme d'un algorithme génétique.....	45
Figure 2.9	Organigramme de l'algorithme tabou simple.....	47
Figure 2.10	Le cercle virtuel pour un essaim de sept particules. Le groupe d'information de taille Trois de la particule 1 est composé des particules 1, 2 et 7.....	51
Figure 2.11	Schéma de principe du déplacement d'une particule.....	52
Figure 2.12	Trois topologies du voisinage différentes.....	53
Figure 2.13	Optimisation par essaim de particules.....	54
Figure 2.14	Organigramme d'OEP	55
Figure 4.1	Schéma unifilaire du réseau électrique de test 30 jeux de barres.....	65
Figure 4.2	Les niveaux des tensions pour différentes valeurs de α	69
Figure 4.3	Effet des paramètres de la méthode PSO sur les résultats de l'OPF.....	73

Figure 4.4	Comparaison entre GA et PSO pour les amplitudes des tensions.....	74
Figure 4.5	Comparaison entre GA et PSO pour les angles des tensions.....	75
Figure 4.6	Niveaux de tensions du réseau test résultante de la minimisation Biobjectif (coût/émission) par PSO-OPF pour les 11 cas.....	76
Figure 4.7	Angle de phases du réseau test résultante de la minimisation bi-objectif (coût/émission) par PSO-OPF pour les 11 cas.....	77
Figure 4.8	Comparaison des valeurs optimales des puissances générées trouvées par les trois méthodes ACO, GA, PSO.....	78
Figure 4.9	Comparaison des valeurs optimales des coûts, des pertes et le temps de convergence trouvée par les trois méthodes ACO, GA, PSO.....	78
Figure 4.9	Niveaux de tensions du réseau test après convergence des trois métaheuristiques ACO, PSO, GA et ACO.....	78

SOMMAIRE

INTRODUCTION GÉNÉRAL	01
CHAPITRE I	
ÉCOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL (OPF)	
1. INTRODUCTION	04
I.2. Modélisation des éléments de puissance d'un réseau électrique:	04
I.2.1. Générateur de puissance	04
I.2.2. Lignes de transport	05
I.2.3. Transformateur de puissance	06
I.2.4. Les charges électriques :	07
I.2.5. Eléments shunts :	07
I.2.6. Classification des jeux de barres selon leurs spécifications	08
I.2.6.1. Jeu de barre de référence :	08
I.2.6.2. Jeu de barre générateur	08
I.3. Comportement des centrals thermiques :	08
I.3.1. Caractéristique de plusieurs types de combustible :	09
I.4. Effets Environnementaux	10
I.5. Les équations de l'écoulement de puissance :	10
I.5.1. Equations de l'écoulement de puissances dans les lignes	12
I.5.2. Quelques observations sur les équations de l'écoulement de puissance	13
I.5.3. Facteur de puissance	14
I.5.4. Classification des variables de l'écoulement de puissance	14
I.6. Algorithme de Newton Raphson appliquée aux équations de l'écoulement de puissance	15
I.6.1. Algorithme de Newton-Raphson	17
I.7. Calcul de l'écoulement des puissances par la méthode de Gauss- Seidel	17
I.7.1. Algorithme de Gauss-seidel	19
I.8. Ecoulement de puissance optimal	20
I.8.1. Introduction	20
I.8.2. Résumé de la littérature de l'OPF	20
I.8.3. Dispatching Economique sans pertes	21
I.8.3.1. Formulation mathématique	22
I.8.3.1.1. Fonction du coût	22
I.8.3.1.2. Contraintes d'égalité	22
I.8.3.1.3. Contraintes d'inégalité	23
I.8.3.2. Incrémentation du coût	23
I.8.3.3. Formulation de Lagrange	23
I.8.3.4. Solution graphique du problème du Dispatching Economique	25
I.8.4. Dispatching Economique avec considération des pertes	26
I.8.5. Formulation mathématique du problème de l'OPF	28
I.8.6. Classification des variables de l'OPF	28
I.8.6.1. Les variables de contrôles	28

I.8.6.2. Les variables d'état	29
I.8.6.3. Les variables des contraintes	29
I.8.7. Solution du problème de l'OPF par la méthode de Newton	29
I.8.7.1. Algorithme de Newton	29
1.9. Conclusion	30

CHAPITRE II

METHODES METAHEURISTIQUES APPLIQUEES A L'OPF

II.1. INTRODUCTION	31
II.2. Méthodes Métaheuristiques	31
II.2.1. Définition des Méthodes Métaheuristiques	32
II.2.1.1. Principe de voisinage	32
II.2.1.2 Organisation générale	33
II.3. Classification des Méthodes Métaheuristiques	33
II.3.1. Méthodes Métaheuristiques à Population	33
II.3.2. Méthodes Métaheuristiques à Parcours	33
II.4. Principe des méthodes métaheuristiques les plus répondues	34
II.4.1. Méta- heuristique à recuit simulé	34
II.4.1.2. Algorithme	35
II.4.2. Les méta- heuristiques évolutionnaires	36
II.4.2.1. Algorithme	36
II.4.3. Algorithme génétique	37
II.4.3.1. Introduction	37
II.4.3.2. Présentation des algorithmes génétiques	38
II.4.3.3. Description des algorithmes génétiques	38
II.4.3.3.1. Codage initiale	38
II.4.3.3.2. Evaluation	39
II.4.3.3.3. Sélection	40
II.4.3.3.3.1. Méthode de la roulette de loterie	40
II.4.3.3.3.2. Méthode du tournoi	41
II.4.3.3.4. Recombinaison	41
II.4.3.3.4.1. Croisement	41
II.4.3.3.4.2. Mutation	43
II.4.3.3.5. Critère d'arrêt	43
II.4.3.3.6. Réglage des paramètres d'un AG	43
II.4.3.5. Inconvénients des Algorithmes génétiques / évolutionnaires	46
II.4.4. Les méta- heuristiques éthologiques/colonies de fourmis	46
II.4.5. Méthode de recherche Tabou	46
II.4.5.1. Algorithme	46
II.4.6. Méthodes de pénalité	47
II.4.6.1. Principe général des méthodes de pénalité	47
II.4.7. Optimisation par Essaim Particulaire	48
II.4.7.1. L'algorithme (OEP)	48
a. Algorithme général	49
b. Algorithme unidimensionnel déterministe	49

c. Algorithme avec $a = 1$ et $b = 1$	50
d. Algorithme discrète (binaire)	50
II.4.7.2. Description informelle	50
II.4.7.3. Principales caractéristiques	52
II.4.7.4. Le voisinage	53
II.4.7.5. Les étapes de la méthode d'Optimisation par Essaim de Particules	54
II.5. Conclusion	55

CHAPITRE III

APPLICATION DE L'OEP SUR L'ECOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL

III.1. INTRODUCTION	56
III.2. Formalisation d'un algorithme d'OEP appliqué à l'OPF	57
III.2.1. Les étapes de la méthode d'OEP appliquée à l'OPF	57
III.3. Considérations pratiques	59
III.4. Fonction Objectif	60
III.4.1. Contraintes d'Egalités	60
III.4.2. Contraintes d'Inégalités	60
III.4.3. Optimisation Multiobjectif	62
III.4.3.1. Minimisation du Coût et les Emissions de Pollution	62
III.4.3.2. Minimisation du Coût avec les Pertes Actives Totales	63
IV-5. Conclusion	63

CHAPIRE VI

TESTS ET APPLICATIONS

IV.1. INTRODUCTION	64
IV.2. Tests de l'algorithme OEP	64
IV.2.1. Fonction mono-objective	64
IV.2.2. Résultats Obtenues	65
IV.3. Fonction bi objective	66
IV.4. Expériences d'optimisation	72
IV.4.1. Résultats Obtenus	73
IV.4.2. Test sur la fonction bi objectif	75
IV.5. Comparaison entre les trois méthodes métaheuristiques	77
IV.6. Conclusion	79
CONCLUSION GENERALE	80
ANNEXE	81
Bibliographie	82

INTRODUCTION GENERALE

L'industrialisation et la croissance de la population sont les premiers facteurs pour lesquels la consommation de l'énergie électrique augmente régulièrement. Ainsi, pour avoir un équilibre entre la production et la consommation, il est à première vue nécessaire d'augmenter le nombre de centrales électriques, de lignes, de transformateurs etc., ce qui implique une augmentation de coût et une dégradation du milieu naturel. En conséquence, il est aujourd'hui important d'avoir des réseaux maillés et de travailler proche des limites de stabilité.

Le rôle primordial de toute entreprise de production et de distribution d'énergie électrique est d'assurer en tout temps et en tout lieu, la couverture des puissances demandées par les utilisateurs, d'offrir une sécurité d'alimentation et de garantir une qualité acceptable de l'énergie avec un coût aussi faible que possible. Afin de respecter ces exigences, il est nécessaire de prendre un certain nombre de décisions.

La première décision est de garder l'équilibre instantané entre la production et la consommation et cela pour un réglage primaire qui est le réglage de puissance active, ensuite par un réglage secondaire qui fait intervenir les puissances échangées avec les réseaux voisins. Puis à l'échelle de quelques minutes, on introduit un réglage dit tertiaire ou dispatching économique, qui tient compte des coûts de production et des contraintes de sécurité. Donc il s'agit d'une optimisation en régime permanent qui est relancée à intervalles réguliers plusieurs fois par heures en fonction de la variation de la charge.

L'exploitation des réseaux électriques nécessite d'améliorer la gestion de l'énergie en introduisant les coûts de production et en minimisant les pertes de transmission. La recherche scientifique s'est orientée vers la meilleure forme de répartition économique de l'énergie électrique afin de minimiser les frais de production[1].

Pour une bonne exploitation du réseau, nous devons résoudre les problèmes d'ordre technique et économique, ce qui nécessite l'amélioration de la gestion de l'énergie électrique en réduisant d'une part le coût de production et d'autre part en gardant l'équilibre entre la production et la consommation.

La complexité du problème d'optimisation de l'écoulement de puissance surtout dans un environnement de marché d'électricité libre, avec l'apparition de nouvelles contraintes en matière de réduction des émissions de gaz polluant (Protocole de Kyoto, 2005) et l'utilisation de sources d'énergies renouvelables, fait en sorte qu'il est souvent difficile d'utiliser des méthodes exactes de solution compte tenu du manque de flexibilité des méthodes classiques pour intégrer diverses contraintes spécifiques [2].

Les métaheuristiques constituent alors une stratégie de résolution de plus en plus privilégiée puisque elles sont des méthodes à grande flexibilité d'utilisation. Elles ont la possibilité de trouver des solutions dans le plus grands nombre de cas possibles.

L'apparition des "métaheuristiques" remonte aux années quatre-vingts. Ces algorithmes stochastiques d'optimisation globale peuvent être appliqués à tout problème, du moment qu'il est formulé sous la forme de l'optimisation de critère(s). Ils progressent vers un optimum par échantillonnage d'une fonction objectif. Ils se prêtent aussi à toutes sortes d'extensions, notamment en optimisation multi-objectif.

Les métaheuristiques sont généralement utilisées comme des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé [1].

D'une manière générale, les métaheuristiques s'articulent autour de trois notions[3] :

- 1- exploration /diversification.
- 2- exploitation/ intensification.
- 3- mémoire et apprentissage.

L'exploration (ou diversification) désigne les processus visant à récolter de l'information sur le problème à optimiser. L'exploitation (ou intensification) vise à utiliser l'information déjà récoltée pour définir et parcourir les zones intéressantes de l'espace de recherche. La mémoire est le support de l'apprentissage, qui permet à l'algorithme de ne tenir compte que des zones de l'optimum global et susceptible de se trouver, évitant ainsi les optima locaux.

Pour cela, nous avons structuré notre travail comme suit :

Après une introduction générale, on présente au premier chapitre ; un rappel sur les bases théoriques du problème de l'écoulement de puissance , ainsi que les méthodes

les plus utilisées pour sa résolution ainsi que l'étude du problème de la répartition optimal de puissance avec une théorie détaillée de quelques méthodes classiques de solution .

Dans le second chapitre on présente des définitions des métaheuristiques et leurs utilisations et particulièrement la méthode d'Optimisation par Essaims de Particules (OEP) .

Le troisième chapitre sera consacré à la résolution du problème de l'écoulement de puissance optimal avec une fonction multi objectives en utilisant les algorithmes métaheuristiques (OEP) .

Et en fin un ensemble des testes sur des réseaux électriques standard , avec des résultats numériques seront discutés .

Nous clôturons ce travail par une conclusion générale.

CHAPITRE I

✎ ECOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL (OPF)

I.1. INTRODUCTION

L'optimisation de l'écoulement de puissance consiste à répartir les puissances actives et réactives demandées entre les différentes centrales interconnectées dans un réseau électrique avec un coût minimal. Cette distribution doit évidemment respecter les limites de production des centrales et les capacités de transport des lignes électriques et des transformateurs. La variable à optimiser est donc le coût de production [1]. En outre, la description générale de la topologie du système en utilisant les admittances est nécessaire

Le but de ce chapitre est de montrer comment peut-on résoudre le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance avec un coût de production minimal en utilisant des méthodes d'optimisation classiques..

I.2. Modélisation des éléments de puissance d'un réseau électrique:

Lorsqu'on veut calculer l'écoulement de puissance ou bien l'écoulement de puissance optimal dans un réseau électrique, il n'est pas nécessaire de modéliser tous les éléments qui constituent ce réseau, mais on ne modélise que les éléments qui interviennent réellement, tels que les générateurs de puissance, les charges électriques, les lignes de transport, les transformateurs de puissance et les compensateurs statiques. Le modèle doit être suffisamment simple tout en traduisant principalement la réalité du comportement [1]. Dans cette section, on utilise des grandeurs réduites(en unité relative pu).

I.2.1. Générateur de puissance :

Les générateurs sont modélisés comme des injecteurs de courant. Dans l'état stationnaire, un générateur est généralement contrôlé de sorte que la puissance injectée au jeu de barres et la tension aux bornes du générateur soit maintenue constantes. La puissance active délivrée par le générateur est réglée à travers le contrôle de la turbine qui doit être dans les limites de

capacité du système turbine-générateur. La tension est liée principalement à l'injection de la puissance réactive au jeu de barres de production [2].

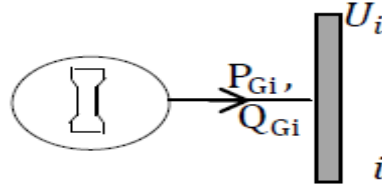


Figure 1.1 Modèle d'un Générateur .

I.2.2. Lignes de transport :

Une ligne électrique entre les jeux de barres i et j sera donc représentée par le schéma équivalent en π , illustré dans la figure (1.2) :

Les pertes longitudinales totales par effet joule dans l'ensemble des conducteurs de la ligne sont représentées par la résistance $R(\Omega)$;

L'énergie magnétique emmagasinée dans l'ensemble de conducteurs de la ligne est représentée par la réactance longitudinale total $X(\Omega)$;

La capacité totale de la ligne est répartie équitablement aux deux jeux de barres et les pertes transversales par effet couronne dans le cas des lignes de transport sont négligeables. Dans la plupart des cas la valeur de G est si petite qu'on peut la négliger.

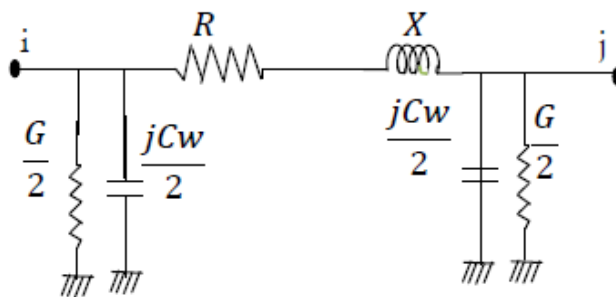


Figure 1.2. Modèle en π de ligne de transport .

I.2.3. Transformateur de puissance :

Il ya deux types de transformateur à modéliser: le transformateur régulateur de tension à changeur de prises de charges et le transformateur déphaseur. Dans la modélisation des systèmes électriques, les rapports de déviations et les décalages de phase sont typiquement représentés comme des modifications à la matrice admittance. La figure (1.3) présente le schéma unifilaire équivalent d'un transformateur triphasé symétrique à changeur de prises de charge et/déphaseur [3].

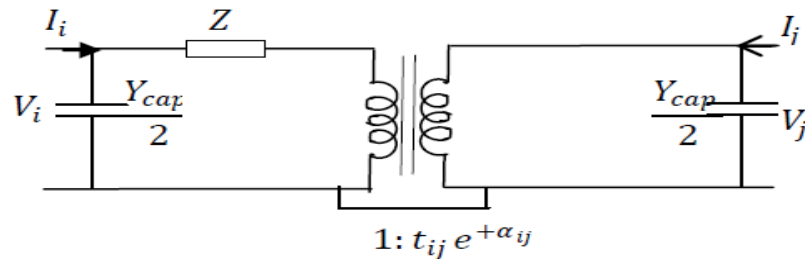


Figure 1.3 Modèle de transformateur de puissance .

Z : représente les pertes par effet joule et les inductances de fuite de transformateur ramenées au secondaire.

La modélisation retenue suppose que les pertes sont séparées pour moitié au primaire et pour l'autre moitié au secondaire. Le paramètre t_{ij} symbolise la ration de régleur de tension en charge. Le paramètre α_{ij} symbolise le déphasage introduit par le transformateur entre les jeux de barres i et j . Il est important de noter que la matrice admittance du réseau électrique qui prend en considération ces variables va être donc ajustée à chaque itération.

Y : c'est la matrice admittance du transformateur qui s'écrit comme suit:

$$I = Y * V \Rightarrow \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y + \frac{y_{cap}}{2} & -\frac{e^{-j\alpha_{ij}}}{t_{ij}} y \\ -\frac{e^{+j\alpha_{ij}}}{t_{ij}} y & \frac{1}{t_{ij}^2} y + \frac{y_{cap}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

I.2.4. Les charges électriques :

La modélisation de la charge joue un rôle très important dans l'étude de l'écoulement de puissances. Ces charges sont souvent des sous-stations qui alimentent les réseaux de distribution, on les modélise statiquement comme des injecteurs négatifs de puissance dans les jeux de barres. La connexion de la charge au réseau est réalisée par l'intermédiaire d'un transformateur à prises de charge qui maintient le niveau de tension constant, cela signifie que les puissances active et réactive de la charge peuvent être représentées par des valeurs constantes. Il existe aussi la modélisation dynamique des charges qui est relativement compliquée car la puissance consommée par la charge est en fonction de la tension et du temps, et elle est utilisée généralement pour l'étude et l'analyse de la stabilité transitoire [4]. Les équations des puissances active et réactive de la charge en fonction de la tension de jeu de barres peuvent s'écrire comme suit :

$$P = P_0 \left(\frac{V}{V_0} \right)^{np}, \quad Q = Q_0 \left(\frac{V}{V_0} \right)^{nq}$$

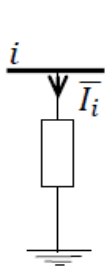
P_0 et Q_0 : puissances active et réactive consommées à une tension de référence $V_0=1\text{pu}$;

np et nq : constantes dépendant du type de la charge.

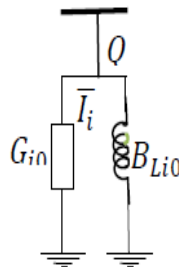
I.2.5. Eléments shunts :

Dans la plus part des cas, les éléments shunts sont des dispositifs destinés à la compensation de l'énergie réactive et d'ajuster la tension à savoir : les moteurs synchrones, les batteries de condensateur et inductances fixes et les compensateurs statiques (SVC). La modélisation de ces éléments sera effectuée par une admittance équivalente ou par injection de puissance.

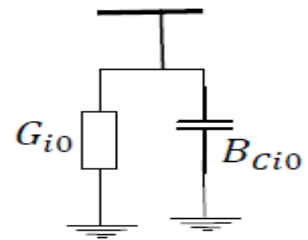
$$\overline{Y}_{i0} = \overline{G}_{i0} + j * \overline{B}_{i0} \quad (1.2)$$



a) Symbole



b) élément inductif



c) élément capacitif

I.2.6. Classification des jeux de barres selon leurs spécifications [4]

On peut grouper les jeux de barres en trois catégories , en fonction des spécifications des variables utilisées :

- a. Jeu de barres de référence .
- b. Jeu de barres de charge .
- c. Jeu de barres générateur (à tension contrôlée) .

Notons que dans un réseau électrique , les jeux de barres de charge forment de 80 à 90% de la totalité des jeux de barres , et 1% *J.d.B* de référence et le reste *J.d.B* de contrôle .

Pour chaque jeu de barre , deux variables doivent êtres spécifiées au préalable et les deux autres sont à calculer .

I.2.6.1. Jeu de barre de référence :

C'est un jeu de barre générateur où le module et la phase de tension (V, δ) sont les deux spécifiés. Les puissances (P, Q) sont inconnues et doivent êtres calculées à la fin.

Le jeu de barre de référence, est choisi parmi les jeux de barres générateurs dont la puissance active est la plus importante. Ce jeu de barre est pris comme référence des angles de tension .

I.2.6.2. Jeu de barre générateur :

Ce jeu de barre est connecté à un générateur délivrant une puissance active P sous une tension constante V contrôlée par un régulateur automatique de tension (AVR).

Donc (P, V) sont spécifiées alors que (Q, δ) sont à calculer .

I.3. Comportement des centrals thermiques :

Beaucoup de problèmes liés à l'exploitation et au contrôle des centrales électriques à savoir le problème fondamental de fonctionnement et celui de la caractéristique entrée-sortie.

La caractéristique d'entrée-sortie d'une centrale thermique est définie comme la relation entre le taux de la chaleur (Btu/h) ou bien le coût total de production en (\$/h) et la puissance électrique nette d'unité de production en (MW). Pour simplifier la représentation de cette caractéristique, on peut modéliser par la courbe convexe de la figure 1.4 connue aussi sous le nom de courbe de coût de combustible de forme non linéaire qui peut approximer par une fonction quadratique du type $F = a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i$ ou P_{Gi} est la quantité produite (figure 1.1).

La constante c_i est appelée coût de marche à vide, elle représente le coût pour maintenir la marche d'une unité de production à production nulle. Le coût minimum de l'unité qui correspond à une puissance minimale dépend normalement de l'état de l'unité de production

au moment de l'appel à démarrer (démarrage à froid ou à chaud) c'est à dire l'énergie nécessaire pour mettre en fonctionnement toutes les installations permettant la production d'électricité (chaudières, pompes, etc.) [2] [4] [5].

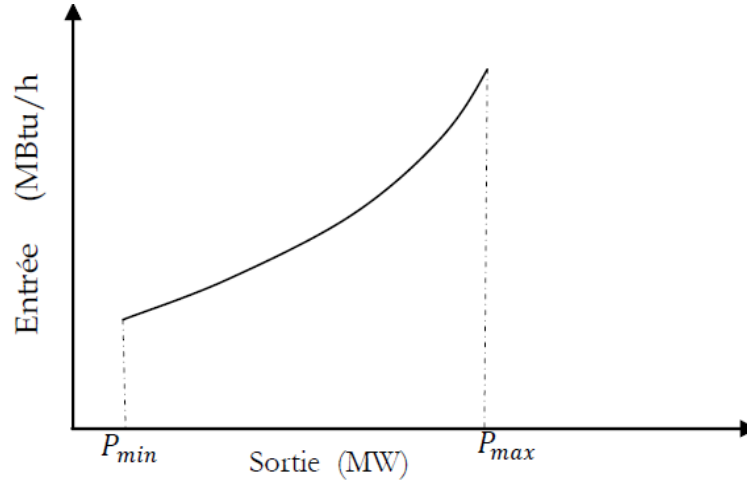


Figure.1.4. Caractéristique entrée-sortie d'une unité de production.

I.3.1. Caractéristique de plusieurs types de combustible :

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 1.5) qui s'écrivent : [6]

$$F_i(P_{Gi}) = \begin{cases} a_{i1} P_{Gi}^2 + b_{i1} P_{Gi} + c_{i1} & \text{Combustible 1} & P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi,1} \\ a_{i2} P_{Gi}^2 + b_{i2} P_{Gi} + c_{i2} & \text{Combustible 2} & P_{Gi,1} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi,2} \\ \vdots & \downarrow & \vdots \\ a_{ik} P_{Gi}^2 + b_{ik} P_{Gi} + c_{ik} & \text{Combustible k} & P_{Gi,2} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \end{cases}$$

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

Ce modèle est communément appelé modèle quadratique par morceaux. Le combustible le plus économique est représenté par le morceau le plus inférieur de la courbe. Ce type de fonction est également difficile voire impossible à traiter via les techniques standards, (figure 1.5) .

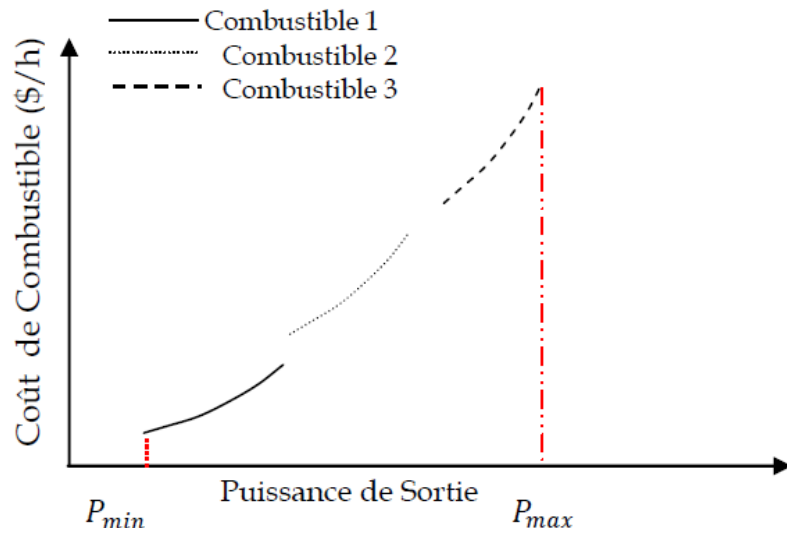


Figure.1.5. Courbe de coût d'une unité thermique alimentée par 3 types de combustibles.

I.4. Effets Environnementaux :

La combustion des fiouls dans les centrales thermiques contribue à la pollution atmosphérique par leur émission gazeuse. Il y a de diverses émissions nocives produites aux centrales mais les principaux polluants gazeux sont les oxydes d'azote (NO_X), le dioxyde de soufre (SO_2), et le dioxyde de carbone (CO_2). Le dioxyde de soufre, et le dioxyde de carbone dépendent beaucoup du type de carburant utilisé dans la production d'électricité.

La fonction des émissions comprend deux termes, un terme polynomial et un terme exponentiel [7].

Les paramètres α , β , μ , γ , et ζ sont déterminés par des techniques d'interpolation basées sur des données réelles. L'expression analytique de cette fonction de l'unité i est la suivante :

$$E_i(P_{gi}) = \alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2 + \mu_i \exp(\zeta_i P_{gi}) \quad \text{Ton/hr}$$

I.5. Les équations de l'écoulement de puissance :

Dans le cas général, pour déterminer les équations de l'écoulement de puissance, on considère que les puissances au jeu de barres i sont équilibrées, donc le bilan des puissances électriques à un jeu de barres i d'un réseau électrique de n jeux de barres est la différence entre la puissance générée S_{Gi} et la puissance demandée S_{Di} au niveau du même jeu de barres.

$$S_i = S_{Gi} - S_{Di} = P_{Gi} - P_{Di} + j(Q_{Gi} - Q_{Di}) \quad (1.4)$$

Les points de connexion des branches des réseaux sont codés par des numéros désignant chaque jeu de barres. Ces nombres spécifient les arrivées des lignes de transmission et des transformateurs.

Les numéros sont utilisés pour identifier les types de jeux de barres et l'emplacement des éléments du réseau (condensateurs, inductances shunts et impédances).

Les lignes de transmission connectent le jeu de barres i aux autres jeux de barres k dans le réseau électrique. un jeu de barres peut être connecté au maximum à $(n-1)$ jeux de barres.

On peut représenter chacune de ces lignes par un schéma équivalent avec une admittance série Y_{Sik} et une admittance parallèle Y_{Pik} . Si une ligne n'existe pas l'admittance sera égal à zéro (figure 1.6).

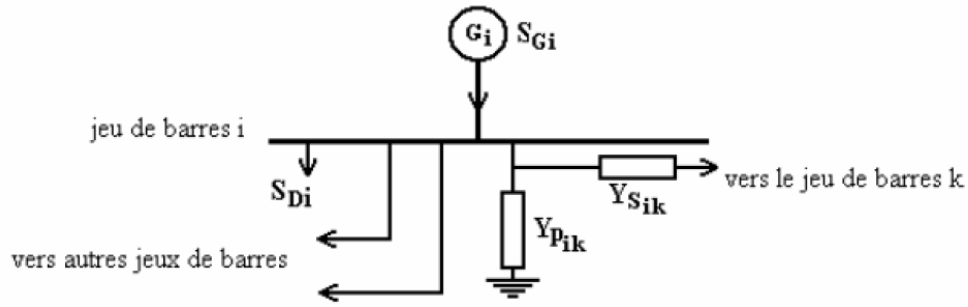


Figure.1.6. jeu de barres quelconque avec génération, charge et lignes de Transmission

La construction du modèle mathématique, par lequel on peut prédire la forme de l'écoulement de puissance, est essentielle pour la compréhension du mécanisme de l'écoulement de puissance [3].

Dans la formulation des équations de l'écoulement de puissance l'une des deux matrices (admittance ou impédance) est nécessaire.

La puissance apparente S_{Gi} injectée au jeu de barres i est donnée par l'équation $S_i = V_i I_i$ où i est le courant qui entre dans le jeu de barres i . Ce courant est composé de deux composantes, une composante $Y_p V_i$ qui s'écoule à travers l'admittance shunt, et une composante $(V_i - V_k)Y_s$ qui s'écoule à travers l'admittance série de la ligne équivalente du réseau. D'après la loi de Kirchhoff appliquée à un jeu de barres, pour une seule phase, nous avons l'équation du courant:

$$I_i = \frac{S_i^*}{V_i^*} = V_i \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n Y_{Pik} + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n Y_{Sik} (V_i - V_k) = V_i \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n (Y_{Pik} + Y_{Sik}) + \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n (-Y_{Sik}) V_k \quad i = 1, \dots, n \quad (1.5)$$

On peut écrire l'équation (1.5) sous la forme suivante:

$$I_i = \frac{S_i^*}{V_i} = Y_{i1}V_1 + Y_{i2}V_2 + \dots + Y_{ii}V_i + \dots + Y_{in}V_n \quad (1.6)$$

Où :

$$Y_{ii} = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n (Y_{pik} + Y_{Sik}) \text{ et } Y_{ik} = Y_{ki} = -Y_{Sik}$$

Du fait que les puissances sont connues et les courants sont inconnus, donc les équations prendront des formes non linéaires :

$$S_i^* = P_i - jQ_i = V_i^* \sum_{j=1}^n Y_{ij}V_j \quad i=1,2,\dots,n \quad (1.7)$$

Séparons la partie réelle et imaginaire de l'équation (1.7) on aura les équations (1.8) et (1.9) qui expriment l'équilibre des puissances actives et réactives au jeu de barres i :

$$P_i = \sum_{j=1}^n |V_i||V_j|(g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) = f_{ip} \quad , i=1,2,3,\dots,n \quad (1.8)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^n |V_i||V_j|(g_{ij} \sin \theta_{ij} + b_{ij} \cos \theta_{ij}) = f_{iq} \quad , i=1,2,3,\dots,n \quad (1.9)$$

I.5.1. Equations de l'écoulement de puissances dans les lignes :

La détermination des valeurs des puissances réparties dans les lignes de transport est indispensable afin de localiser les lignes électriques surchargées, de calculer la valeur de pertes de puissance et de déterminer les contraintes qui sont forcées.

Le courant de la branche entre les deux jeux de barres i et k , qui a le sens positif de i vers k est donné par :

$$I_{ik} = (V_i - V_k)Y_{ik} + V_iY_p \quad (1.10)$$

Avec Y_{ik} : l'admittance de la ligne entre les deux jeux de barres i et k .

Y_p : l'admittance shunt au jeu de barres i .

$V_i Y_p$: la contribution shunt du courant au jeu de barres i .

$$P_{ik} - jQ_{ik} = V_i^* I_{ik}$$

$$P_{ik} - jQ_{ik} = V_i^* (V_i - V_k) Y_{ik} + V_i^* V_i Y_p \quad (1.11)$$

$$P_{ki} - jQ_{ki} = V_k^* (V_k - V_i) Y_{ik} + V_k^* V_k Y_p \quad (1.12)$$

La valeur des pertes de puissance dans la ligne entre les deux jeux de barres i et k est la somme algébrique de la répartition des puissances déterminées à partir des relations (1.11) et (1.12).

1.5.2. Quelques observations sur les équations de l'écoulement de puissance : [8]

Les observations concernant les équations du système (1.8) et (1.9) sont :

1. Les équations sont algébriques car elles représentent un système qui travaille en régime permanent.
2. Les équations sont non linéaires, donc il est très difficile d'avoir des solutions analytiques, mais on peut obtenir facilement une solution numérique.
3. L'équilibre des puissances actives donne :

$$\sum_{i=1}^n P_{Gi} = \sum_{i=1}^n P_{Di} + \sum_{i=1}^n P_{Li} \quad (1.12)$$

Où P_L : les pertes de puissances actives

4. De même l'équilibre de la puissance réactive donne:

$$\sum_{i=1}^n Q_{Gi} = \sum_{i=1}^n Q_{Di} + \sum_{i=1}^n Q_{Li} \quad (1.13)$$

Où Q_L : les pertes de puissances réactives .

5. P_{Li} et Q_{Li} sont des équations en fonction des tensions .
6. Dans les équations du système (1.8) et (1.9) les angles de phase θ_1, θ_2 apparaissent sous

forme de différence ($\theta_i - \theta_j$) et non θ_i et θ_j séparément.

7. D'après les équations du système (1.8) et (1.9) à chaque jeu de barres i nous avons à considérer

six variables : P_{gi} , Q_{gi} , P_{Di} , Q_{Di} , V_i et θ_i . Deux de ces variables sont toujours spécifiées, P_{Di} , Q_{Di} . Pour résoudre les équations (1.8) et (1.9), nous devons préciser deux autres variables supplémentaires. Du point de vue mathématique, le choix est indifférent ; pourtant d'un point de vue physique nous ne pouvons spécifier que deux variables sur lesquelles nous avons un moyen d'action. Nos choix sont influencés jusqu'à un certain degré par le type de dispositifs connectés à chaque jeu de barres. Nous distinguons alors trois types de jeux de barres : jeu de barres du type P , Q ou charge qui ne comprenant pas de générateur, jeu de barres du type P , V qui comporte certainement au moins un générateur et jeu de barres du type V , δ qui est toujours connecté un générateur considéré comme source de tension

8. Les réseaux électriques réels peuvent contenir des centaines de jeux de barres, des générateurs et des milliers des branches, donc pour un système de n jeux de barres on aura :

- ❖ n variables : $|V_i|$ (module de la tension de jeu de barres i).
- ❖ n variables : θ_i (angle de phase de la tension du jeu de barres i).
- ❖ n variables : P_{Gi} (puissance active injectée au jeu de barres i).
- ❖ n variables : Q_{Gi} (puissance réactive injectée au jeu de barres i).
- ❖ n variables : P_{Di} (puissance active demandée au jeu de barres i).
- ❖ n variables : Q_{Di} (puissance réactive demandée au jeu de barres i).

I.5.3. Facteur de puissance :

Le facteur de puissance est défini par le rapport suivant :

$$F = \cos \varphi = \frac{P}{S} \quad (1.14)$$

I.5.4. Classification des variables de l'écoulement de puissance :

Les $(6n)$ variables de l'écoulement de puissance sont regroupées en trois vecteurs [6] le vecteur de perturbation constitue de P_{Di} , et Q_{Di} car elles ne sont pas contrôlables et dépendent seulement des consommateurs, le vecteur de contrôle constitue de la puissance active et

réactive de chaque générateur en service (P_{Gi} et Q_{Gi}) et enfin le vecteur d'état constitue des tensions des jeux de barres ($|V_i|$, et θ_i).

I.6. Algorithme de Newton Raphson appliquée aux équations de l'écoulement de puissance :

Mathématiquement, le problème de l'écoulement de puissance peut être réduit à un ensemble d'équations non linéaires où le module et l'angle des tensions aux niveaux des jeux de barres sont les variables. Dans la forme la plus compacte, le nombre d'équations vaut approximativement deux fois le nombre de jeux de barres. Les non-linéarités peuvent être approximativement classées sous une forme quadratique.

La technique de N-R basée sur le calcul du gradient et de la relaxation est utilisée comme méthodes de solution pour ces systèmes d'équations.

Le problème peut être résolu en utilisant soit les coordonnées rectangulaires soit les coordonnées polaires. Il est préférable d'utiliser la forme polaire pour faire apparaître les différentes grandeurs qui caractérisent le réseau électrique.

Le développement en série de Taylor autour de (V^0, θ^0) donne :

$$P = \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = J \cdot \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta V \end{bmatrix} \quad (1.15)$$

Où ΔP , ΔQ , et ΔV : sont les vecteurs sensibilités de dimensions n des puissances actives et réactives, des modules de tensions et des angles de phase des jeux de barre respectivement.

La matrice Jacobienne est :

$$J = \begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} \\ J_{21} & J_{22} \end{bmatrix} \quad (1.16)$$

Avec :

$$J_{11} = \frac{\partial P}{\partial \theta}, \quad J_{12} = \frac{\partial P}{\partial V}, \quad J_{21} = \frac{\partial Q}{\partial \theta}, \quad J_{22} = \frac{\partial Q}{\partial V} \quad (1.17)$$

Sont des sous matrices de dimension $(n \times n)$ et elles sont déterminées par :

$$\frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} = \sum_{L=1}^n |V_k| |V_L| (-g_{k,L} \sin \theta_{k,L} + b_{k,L} \cos \theta_{k,L}) = -Q_k - |V_k|^2 b_{k,k}$$

$$\frac{\partial P_k}{\partial \theta_L} = |V_K| |V_L| (g_{k,L} \sin \theta_{k,L} - b_{k,L} \cos \theta_{kL})$$

$$\frac{\partial P_k}{\partial |V_k|} = \sum_{L=1}^n |V_L| (-g_{k,L} \cos \theta_{k,L} + b_{k,L} \sin \theta_{kL}) = |V_k|^{-1} (P_k + V_k^2 g_{k,k})$$

$$\frac{\partial P_k}{\partial |V_L|} = |V_K| (g_{k,L} \cos \theta_{k,L} - b_{k,L} \sin \theta_{kL})$$

$$\frac{\partial Q_k}{\partial \theta_K} = \sum_{L=1}^n |V_k| |V_L| (g_{k,L} \cos \theta_{k,L} + b_{k,L} \sin \theta_{kL}) = P_k - |V_k|^2 g_{k,k}$$

$$\frac{\partial Q_k}{\partial \theta_L} = -|V_K| |V_L| (g_{k,L} \cos \theta_{k,L} + b_{k,L} \sin \theta_{kL})$$

$$\frac{\partial Q_k}{\partial \theta_L} = \sum_{L=1}^n |V_k| (g_{k,L} \sin \theta_{k,L} - b_{k,L} \cos \theta_{kL}) - |V_k| b_{k,k} = V_k^{-1} (Q_k - |V_k|^2 b_{k,k})$$

$$\frac{\partial Q_k}{\partial |V_K|} = |V_k| (g_{k,L} \sin \theta_{k,L} - b_{k,L} \sin \theta_{kL})$$

Les équations non linéaires qui expriment les puissances actives et réactives en fonction des tensions sont données sous forme matricielle comme suit:

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \dots \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1 & \vdots & J_2 \\ \dots & \vdots & \dots \\ J_3 & \vdots & J_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \dots \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (1.18)$$

Donnons, un ensemble initial de tensions aux jeux de barres, les puissances active et réactive sont à calculer. Les écarts de puissances ΔP_{ik} et ΔQ_{ik} sont déterminés par l'équation (1.18) .

Ce processus est répété jusqu'à ce que ΔP_{ik} et ΔQ_{ik} de tous les J-B soient compris entre une tolérance spécifiée [9].

I.6.1. Algorithme de Newton-Raphson [9]

Etape (1) : Formuler la matrice admittance (Y).

Etape (2) : Initialiser le compteur d'itération ($K = 0$), ainsi que les modules et les angles de tensions : $V_i = 0.1$ p.u et $\theta_i = 0$.

Etape (3) : Déterminer le vecteur des écarts de puissance $\Delta U^{(k)}$.

Etape (4) : Déterminer la matrice jacobéenne $[J]^{(k)}$.

Etape (5) : Déterminer le vecteur d'erreur. $[\Delta X]^{(k)} = ([J])^{-1} * [\Delta U]^{(k)}$.

Vérifier si le vecteur d'erreur est inférieur à une certaine tolérance ε : $[\Delta X]^{(k)} \leq \varepsilon$.

Si l'inégalité est vérifiée, le processus converge, aller à l'étape (6).

Sinon, calcule la valeur de $[X]$ à l'itération $(K + 1)$, c à d :

$$[\Delta X]^{(k+1)} = [X]^{(k)} + [\Delta X]^{(k)}$$

Incrémente le nombre d'itérations (K) de 1 et retourne à l'étape (3).

Etape (6) : Calculer les puissances actives et réactives à générer par le jeu de barre de référence.

Etape (7) : Calculer les puissances apparentes qui transitent à travers les lignes, les pertes, ... etc.

I.7. Calcul de l'écoulement des puissances par la méthode de Gauss- Seidel :

Le calcul de l'écoulement de puissance en régime permanent établi se base sur le système d'équations linéaires suivant :

$$I = Y \cdot E \quad (I.19)$$

Où:

I : vecteur complexe des courants nodaux injectés dans le réseau.

Y : matrice complexe des admittances nodales complexe.

E : vecteur complexe des tensions nodales.

Si le réseau admet N noeuds ; I et E auront N composantes complexes et Y sera une matrice complexe de dimension $N \times N$. Les éléments de Y_{ij} seront calculés à partir des caractéristiques des composants du réseau.

Cette méthode dérivant de la méthode itérative de Gauss permet de résoudre un système d'équations non linéaires en utilisant la matrice admittance. On suppose initialement des tensions pour tous les noeuds excepté le noeud de bilan (noeud pris comme noeud de référence) où la tension est maintenue constante [10].

On peut exprimer les courants pour chaque noeud comme suit :

$$I_i = \frac{S_i^*}{E_i^*} = \frac{P_i - jQ_i}{E_i} \quad i=1,2,\dots,n. \quad (1.20)$$

Où:

n : désigne le nombre de noeuds dans le réseau .

S_i^* : le conjugué de la puissance apparente injectée au noeud i .

E_i^* : le conjugué de la tension au noeud i .

p_i : la puissance active injectée au noeud i .

Q_i : la puissance réactive injectée au noeud i .

En remplaçant l'équation (1.19) dans (1.20) , on aura :

$$I_i = \frac{P_i - jQ_i}{E_i^*} = Y_{ii} \cdot E_i + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n Y_{ij} \cdot E_j \quad i=s \quad (1.21)$$

Où: s est le numéro du noeud de référence.

L'expression de la tension pour chaque noeud est :

$$E_i = \frac{1}{Y_{ii}} \left[\frac{P_i - jQ_i}{E_i^*} - \sum_{j=1}^{i-1} Y_{ij} \cdot E_j - \sum_{j=i+1}^n Y_{ij} \cdot E_j \right] \quad (1.22)$$

En posant :

$$\begin{cases} KL_i = \frac{P_i - jQ_i}{Y_{ii}} \\ YL_{ij} = \frac{Y_{ij}}{Y_{ii}} \end{cases} \quad (1.23)$$

D'où l'expression finale de la tension pour chaque noeud :

$$E_i^{k+1} = \frac{KL_i}{[E_i^k]} - \sum_{j=1}^{i-1} YL_{ij} \cdot E_j^{k+1} - \sum_{j=i+1}^n YL_{ij} \cdot E_j^k \quad i=s \quad (1.24)$$

Pour accélérer la convergence de la méthode, on introduit un facteur d'accélération

$$\alpha \quad (1 \leq \alpha \leq 1.4)$$

$$E_i^{k+1} = E_i^k + \alpha \cdot \Delta E_i^k \quad (1.25)$$

Où :

$$\Delta E_i^k = E_i^{k+1} - E_i^k \quad (1.26)$$

1.7.1. Algorithme de Gauss-seidel :

Etape 1

Formation de la matrice admittance [Y]

Etape 2

Estimation des valeurs initiales des tensions nodales E_i^0 $i=1, \dots, n$.

Etape 3

Détermination des paramètres KL_i et YL_{ij} $\begin{cases} i = 1, \dots, n \\ j = 1, \dots, n \end{cases}$

Initiation des itérations $k=0$

Etape 4

Calcul itératif des tensions pour chaque noeud suivant la relation :

$$E_i^{k+1} = \frac{KL_i}{[E_i^k]^*} - \sum_{j=1}^{i-1} YL_{ij} \cdot E_j^{k+1} - \sum_{j=i+1}^n YL_{ij} \cdot E_j^k \quad (1.27)$$

On calcule l'écart entre les valeurs d'une même tension trouvée aux itérations qui se suivent :

$$\Delta E_i^{(k)} = E_i^{(k+1)} - E_i^{(k)} \quad (1.28)$$

On introduit le facteur d'accélération α pour réduire le nombre d'itérations.

$$E_i^{(k+1)} = E_i^{(k)} + \alpha \cdot E_i^{(k)} \quad (1.29)$$

Etape 5

Une fois, le test de convergence est vérifié ($\text{Max } \Delta E_i^k \leq \varepsilon$) les valeurs des tensions de la dernière

itération sont retenues, on calcule :

- Les puissances transitées :

$$S_{ij}^* = E_i^* (E_i - E_j) y_{ij} + E_i^* \cdot E_i \cdot y_{ij} / 2 \quad (1.30)$$

- Les puissances injectées :

$$S_i = \sum_{\substack{j=1 \\ i=1}}^n S_{ij} \quad (1.31)$$

- Les pertes :

$$S_L = \sum_{i=1}^n S_i \quad (1.32)$$

I.8. Ecoulement de puissance optimal :

I.8.1. Introduction :

Le calcul de l'écoulement de puissance conventionnel ne répond que partiellement à un problème plus général comportant une exigence d'optimisation : par exemple, assurer une alimentation correcte de la clientèle et une bonne répartition de la puissance en minimisant les coûts de production par des centrales qui ont chacune un coût marginal particulier, fonction de la puissance fournie, ou en optimisant le plan de tension de façon à respecter les contraintes sur les matériels, à éviter les risques d'instabilité de tension, à minimiser les pertes joule ou les moyens de compensation réactive.

Ce type de problèmes est connu par le Dispatching Economique ou plus généralement : Ecoulement de Puissance Optimal (OPF). [10] [11]

I.8.2. Résumé de la littérature de l'OPF :

La formulation et la solution du problème de l'OPF , ont été traitées la première fois en 1961 par R.B Squires, dont l'algorithme de la solution proposé était une méthode de type Gauss-Seidel. En 1962, Carpentier a été le premier qui a fait une formulation exacte et générale du problème du dispatching économique, dont la solution utilise le théorème d'optimalité de Kuhn-Tucker [11]. Depuis lors , plusieurs algorithmes ont été développés afin de rendre le calcul de l'OPF plus efficace, ces algorithmes utilisent les techniques de programmations mathématiques , dites linéaires ou non linéaires .

La majorité des techniques de programmation mathématiques, discutées dans la littérature utilisent une des cinq méthodes suivantes :

- Méthode itérative du lambda (appelée aussi méthode du critère d'égalité de l'accroissement du coût) [12].

- Méthode du gradient [13].
- Méthode de Newton [13].
- Méthode de programmation linéaire (LP, SLP (linéaire successive)) [12].
- Méthode du point intérieur [12].

Dans ce chapitre, on va présenter la méthode Méthode de Newton .

I.8.3. Dispatching Economique sans pertes :

Cette fonction optimise le coût de la totalité des puissances actives générées , en supposant que chaque générateur a une courbe du coût convexe liée à sa propre puissance active ayant des limites supérieure et inférieure.

La somme de toutes les puissances actives générées doit être égale à la charge totale du système donné. Donc les pertes de puissances actives dans les transformateurs et les lignes de transport sont considérées négligeables. (Fig1.7).

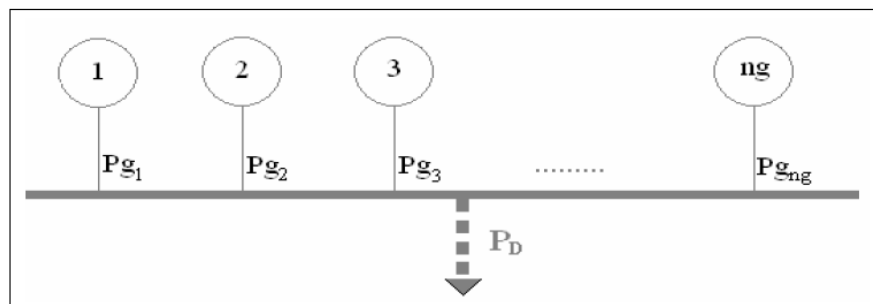


Figure 1.7 : Modèle d'un réseau électrique concentré à un seul jeu de barres artificiel.

Ainsi, dans le dispatching économique , la fonction d'optimisation ne prend pas en considération les équations non linéaires de l'écoulement de puissance. On suppose que tous les générateurs de puissances et toute les charges électriques sont connectées directement à un seul jeu de barres artificiel du réseau électrique (figure1.7). Ces qui réduit les équations de l'écoulement de puissances à une seul équation montrant que : « la somme des puissances produites doit être égale à la somme de puissances consommées ».

Le coût de l'énergie à l'entrée du générateur , est évalué en (Mbtu/h) ou (\$/MW) , qui représente la quantité de fuel ou de combustible nécessaire pour le fonctionnement de la chaudière.

I.8.3.1. Formulation mathématique:

Le problème du dispatching économique consiste à minimiser le coût total du combustible (C), sujet à une seule contrainte d'égalité qui est la somme de toutes les puissances générées est égale à la puissance totale demandée (P_d).

I.8.3.1.1. Fonction du coût :

La fonction du coût d'un générateur i , peut être approximée par une forme quadratique, comme suit :

$$C = \sum_{i=1}^{ng} C_i(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) \quad (\$/h) \quad (1.33)$$

Où a_i , b_i , et c_i sont des coefficients constants propres au générateur i . La relation entre le coût de production et la puissance de sortie est appelée « courbe de coût » $C_i(P_{gi})$, (Fig 1.8).

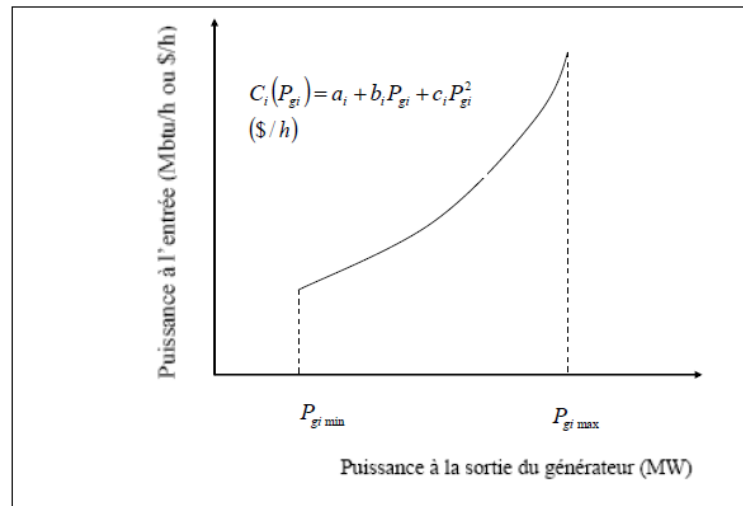


Figure 1.8: Courbe de coût typique (entrée-sortie) d'un générateur.

I.8.3.1.2. Contraintes d'égalité :

La contrainte d'égalité est la somme de toutes les puissances générées est égale à la puissance totale demandée (P_d).

$$\sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_d \quad (1.34)$$

I.8.3.1.3. Contraintes d'inégalité :

Dans la pratique, chaque puissance générée (P_{gi}) est limitée par une limite inférieure (P_{gimin}) et une autre supérieure (P_{gimax}), ce qui donne la contrainte d'inégalité suivante :

$$P_{gimin} \leq P_{gi} \leq P_{gimax} \quad i=1,2,\dots,n_g. \quad (1.35)$$

I.8.3.2 Incrémentation du coût :

La dérivée partielle dC_i/dP_{gi} de la fonction de coût s'appelle l'incrément du coût du générateur i . Elle représente la tangente de la courbe qui lie le coût et la puissance générée comme elle est montrée sur la (Figure 1.9) .

Son unité s'exprime en (\$ /KWh) , pour les grands générateurs l'unité est (\$/MWh) .

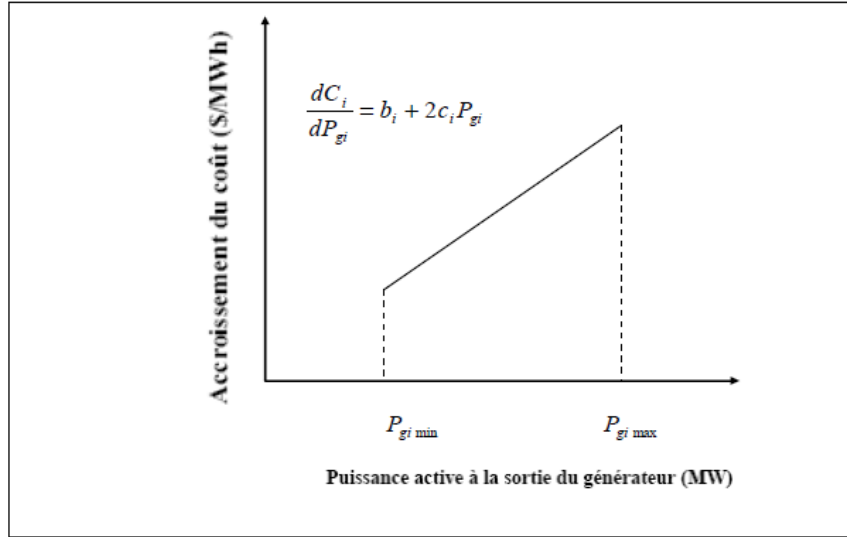


Figure1.9: Courbe typique de l'accroissement du coût de combustible.

I.8.3.3. Formulation de Lagrange :

Le système des équations (1.33) et (1.34) est un problème d'optimisation non linéaire avec contraintes, qui doit être résolu par le développement d'une fonction qui s'appelle la fonction de Lagrange.

Pour obtenir l'extremum d'une fonction objective, on doit ajouter la fonction de contrainte à la fonction objective, par la multiplication par un coefficient qui s'appelle le multiplicateur de Lagrange, qui est préalablement indéterminé.

La fonction augmentée de Lagrange du problème est donnée :

$$L = \sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) + \lambda (P_d - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi}) \quad (1.36)$$

La condition nécessaire pour avoir l'optimum est quand les dérivées premières de la fonction de Lagrange par rapport aux P_{gi} , et λ sont égales à zéro.

$$\begin{aligned}\frac{\partial L}{\partial P_{gi}} &= b_i + 2c_i P_{gi} - \lambda = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} &= P_d - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = 0 \quad i=1,2,3,\dots,ng. \\ P_{gimin} &\leq P_{gi} \leq P_{gimax}.\end{aligned}\tag{1.37}$$

Donc, pour un fonctionnement optimal des générateurs, il faut que le l'accroissement du coût de tout les générateurs soit le même, c a d égal à (λ).

Le système d'équations (1.37) comporte (n_g+1) équations avec (n_g+1) inconnus, qui peuvent être résolues par la substitution des valeurs de (P_{gi}) des premières équations dans l'avant dernière.

$$\begin{aligned}P_{gi} &= \frac{\lambda - b_i}{2c_i} \\ P_d &= \sum_{i=1}^{ng} \left(\frac{\lambda - b_i}{2c_i} \right) \quad i=1,2,3,\dots,ng.\end{aligned}\tag{1.38}$$

La valeur optimale de (λ) est alors calculée comme suit :

$$\lambda = \lambda^* = \frac{P_d + \sum_{i=1}^{ng} \frac{b_i}{2c_i}}{\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{c_i}}\tag{1.39}$$

La valeur optimale (λ^*) est remplacée dans les premières équations de (1.38) pour obtenir la puissance optimale à générer par chaque générateur.

$$P_{gi} = \frac{1}{2c_i} \left(\frac{P_d + \sum_{i=1}^{ng} \frac{b_i}{2c_i}}{\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{c_i}} - b_i \right)\tag{1.40}$$

I.8.3.4. Solution graphique du problème du Dispatching Economique:

Le problème du dispatching économique peut être résolu par une méthode graphique, en traçant la courbe d'accroissement du coût $\lambda = f(P_{gi})$, pour chaque générateur et sur le même plan.

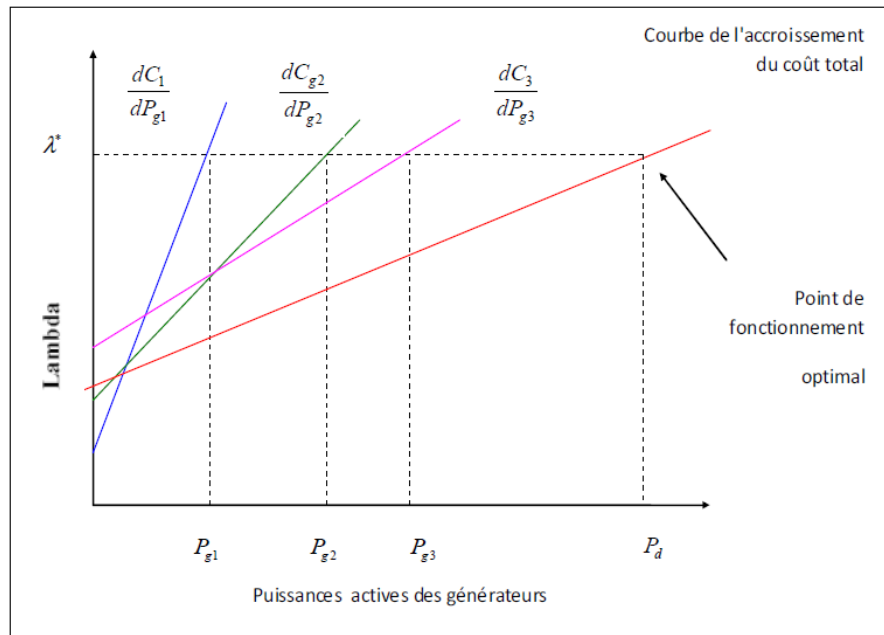


Figure 1.10 Méthode graphique pour la solution du dispatching économique de trois générateurs.

En ajoutant graphiquement les valeurs des puissances, on aboutit à une seule courbe résultante représentant le coût d'accroissement total de tous les générateurs. La valeur de la charge totale (P_d) peut être prise comme point de départ d'une ligne verticale, tirée jusqu'à ce que la ligne du coût d'accroissement totale soit traversée. Cette valeur de la traversée (Optimum) est prise comme point de début d'une ligne horizontale allant vers la gauche. Cette ligne indique la valeur optimale de lambda (λ^*) pour toutes les puissances actives des générateurs.

Les points d'intersection de cette ligne avec les courbes du coût d'accroissement originales sont les valeurs optimales de la solution. Pour obtenir les puissances optimales des générateurs, il suffit de tracer des lignes verticales descendantes à partir des courbes du coût d'accroissement des générateurs [13] [14].

1.8.4. Dispatching Economique avec considération des pertes :

Le problème du dispatching économique associé à cette configuration est très compliqué par rapport au cas où les pertes sont négligées, à cause que la contrainte d'égalité contient les pertes totales actives de transmission P_L .

L'équation de contrainte d'égalité est donnée par :

$$\sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = P_d + P_L \quad (1.41)$$

Les pertes actives sont fonction de l'impédance du réseau électrique et du courant électrique des lignes de transport, par conséquent le courant électrique est lié seulement aux puissances générées et ou puissances demandées.

L'augmentation de Lagrange pour ce type de problème est :

$$L = \sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) + \lambda (P_d + P_L - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi}) \quad (1.42)$$

Les conditions nécessaires pour un minimum sont données par :

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial P_{gi}} &= b_i + 2c_i P_{gi} - \lambda \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}}\right) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} &= P_d + P_L - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = 0 \quad i=1,2,3,\dots,ng \end{aligned} \quad (1.43)$$

$$P_{gimin} \leq P_{gi} \leq P_{gimax}$$

On peut donc considérer que les courants sont fonction des variables indépendantes, (P_{gi}) et (P_d) .

La première équation de l'expression (1.43), nous donne une relation directe entre la puissance générée (P_{gi}) et le multiplicateur de Lagrange (λ) , donnée par :

$$\lambda = \frac{\frac{dC_i}{dP_{gi}}}{1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}}} = Li \cdot \frac{dC_i}{dP_{gi}} \quad (1.44)$$

Le terme $(L_i = \frac{1}{1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}}})$ est appelé : " *facteur de pénalité*" du générateur i .

Il existe trois approches générales pour résoudre le problème du dispatching économique avec pertes de puissance [15]:

- 1- La première approche consiste à considérer les pertes de puissances actives constantes, dans la contrainte d'égalité donnée par l'équation (1.41).
- 2- La deuxième approche consiste à développer une expression mathématique des pertes de puissances actives, en fonction des puissances actives des générateurs. Celle-ci est connue par la méthode de « formule des pertes », ou méthode des « coefficients B » (voir formule 1.45).
- 3- La troisième approche consiste à introduire les équations de l'écoulement de puissance comme contraintes essentielles dans la formulation du problème d'optimisation.

Cette approche est connue par l'Ecoulement de puissance optimal (OPF), qui sera discutée ci-dessous.

La méthode de « formule des pertes » est basée sur l'approximation des pertes totales de puissance active par une fonction directe des puissances actives des générateurs (P_{gi}), donnée par l'équation suivante :

$$P_L = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} B_{ij} P_{gi} P_{gj} + \sum_{i=1}^{ng} B_{i0} P_{gi} + B_{00} \quad (1.45)$$

Où P_{gi} :puissance active du générateur i .

B_{ij}, B_{i0}, B_{00} : Coefficients de pertes (constantes réelles).

Les coefficients de pertes sont des constantes réelles spécifiques au réseau étudié , et sont calculés en fonction de la matrice impédance du réseau, des puissances actives et réactives demandées et des tensions . Dans la littérature , Il existe beaucoup de formules pour le calcul des coefficients de pertes [16].

Le Dispatching Economique classique, est limité à l'optimisation de la puissance active générée sans prendre en considération la nature du réseau ainsi que certaines contraintes de sécurité, comme :

- Contraintes de transmission .
- Limites des transits de puissance des lignes de transport .
- Limites des tensions au niveau des jeux de barres .

- Limites des puissances réactives .

Dans un système électrique, l'objectif est de trouver la puissance active et réactive à assigner pour chaque centrale de production, de manière à minimiser le coût de fonctionnement de ces centrales.

Cela signifie que la puissance active et réactive des générateurs peut varier dans certaines limites afin de satisfaire une demande de charge avec un coût minimum de combustible. Ce problème est connu sous le nom de l'écoulement de puissance optimal (OPF) .

L'OPF est une extension du problème du dispatching économique conventionnel , dont l'objectif est de déterminer les valeurs optimales des variables de contrôle tout en satisfaisant des contraintes diverses.

L'OPF est employé pour optimiser la solution de l'écoulement de puissance conventionnel d'un système électrique. Ceci est fait en minimisant des fonctions objectives choisies tout en maintenant les performances exigées du système en termes de contraintes d'égalités et d'inégalités.

L'OPF a l'avantage additionnel de considérer la puissance réactive comme variable de contrôle, permettant ainsi une planification plus efficace et plus économique avec une sécurité optimale du système électrique [8].

I.8.5. Formulation mathématique du problème de l'OPF :

Le problème de l'écoulement de puissance optimal est donné sous une forme standard d'optimisation avec contraintes d'égalités et d'inégalités comme suit [7] :

Minimiser $f(x)$ (fonction objective)

Sujet à $g_i(x)$ $i=1,2,\dots,n$ (containtes d'égalité) (1.46)

$h_i(x) \leq 0$ $i=1,2,\dots,n$ (containtes d'inégalités)

Il y a n contraintes d'égalités et m contraintes d'inégalités. Le nombre de variables est égal à la taille du vecteur x .

$$x^T = (p_{g1} \dots p_{gn}, V_{g1} \dots V_{gn}, T_{1..T_{nb}}, Q_{c1} \dots Q_{cnc}) \quad (1.47)$$

I.8.6. Classification des variables de l'OPF:

Les variables existants dans le problème de l'OPF, sont classés en trois catégories[17].

I.8.6.1. Les variables de contrôles :

Représentées par les quantités qui peuvent êtres manipulées arbitrairement dans leurs limites de fonctionnement . Celles-ci incluent les puissances actives des générateurs , les tensions des jeux de barres générateurs , les sources de puissance réactive , les rapports de

transformation des transformateurs à prises de charges et les angles de déphasage des transformateurs déphaseurs .

I.8.6.2. Les variables d'état :

Représentées par les quantités dépendants des variables de contrôles , et qui doivent être contrôlées durant le processus d'optimisation . Ces variables incluent les tensions de jeux de barres de charge ainsi que les angles de phase de tous les jeux de barres du système électrique (sauf le jeu de barre de référence) .

I.8.6.3. Les variables des contraintes :

Représentées par les variables associées aux contraintes . Celles-ci incluent tous les multiplicateurs de Lagrange .

I.8.7. Solution du problème de l'OPF par la méthode de Newton:

La méthode de Newton est une méthode très puissante à cause de sa convergence rapide au voisinage de la solution . Cette propriété est spécialement utile pour les applications dans les systèmes électriques [18].

En effet , une estimation initiale proche de la solution est facile à obtenir . Les niveaux de tensions peuvent être pris au voisinage des tensions nominales , les puissances générées estimées à partir des données historiques et les valeurs des prises de charges des transformateurs proches de 1.0 p.u.[16].

I.8.7.1. Algorithme de Newton :

Etape (1) . Choisir un vecteur initial $Z(o)$: tensions, angles de phases des jeux de barres, puissances actives des générateurs, rapports de transformation, angles de déphasage des transformateurs et tous les multiplicateurs de Lagrange .

Etape (2) . Déterminer les contraintes d'inégalités actives et inactives en utilisant les informations des multiplicateurs de Lagrange .

Etape (3) Calculer le Gradient et le Hessien du Lagrangien .

Etape (4) Résoudre l'équation : $(H).\Delta Z = \nabla L(Z)$.

Etape (5). Mettre à jour la solution : $Z_{\text{nouveau}} = Z_{\text{ancien}} - \Delta Z$.

Etape (6). Vérifier si : $|\nabla Z| \leq \varepsilon$. Si c'est affirmé continuer, sinon, aller à l'étape (3) .

Etape (7) Vérifier que les contraintes d'inégalités violées ont été bien ajustées (activées).

Si c'est le cas, le problème est résolu, sinon, aller vers l'étape (2).

1.9. Conclusion:

Dans ce chapitre on a donné une formulation du problème de l'écoulement de puissance, par un système d'équations non linéaires gouvernant le système de puissance.

Les variables sont les modules et phases des tensions aux niveaux des jeux de barres. La méthode la plus utilisée pour la résolution du problème de l'écoulement de puissance, est celle de Newton-Raphson (NR), qui a été détaillée et appliquée à notre problème. La méthode de NR a montré son efficacité.

Le problème de l'écoulement de puissance occupe une partie très importante dans la procédure de commande et contrôle des réseaux électriques, dont la solution aide l'exploitant ou le dispatcheur du système électrique à connaître les niveaux de tension de tous les jeux de barres, les pertes de puissance, les contraintes de fonctionnement forcées et les lignes de transport surchargées.

Ensuite on a exposé la formulation mathématique générale du problème de la répartition optimale de puissance, La plupart des équations formulant ce problème sont non linéaire, de ce fait, il est nécessaire d'utiliser une technique de programmation non linéaire pour la résolution du problème. Quelques techniques ont été exposées notamment la méthode classique de Newton et deux méthodes basées sur la technique de programmation linéaire.



CHAPITRE II

METHODES METAHEURISTIQUES APPLIQUEES A L'OPF

II.1. INTRODUCTION

Quand un nouveau problème se pose en ingénierie, on se retrouve devant une tâche difficile, qui nous conduit à définir de nouvelles méthodes de résolution car les techniques existantes ne sont pas convenables d'apporter une solution à ce problème. Et lorsqu'on veut inventer une nouvelle méthode de résolution, il nous faut souvent une source d'inspiration [16]. Cette méthode peut être une idée virtuelle comme par exemple des méthodes mathématique ou peut au contraire être issue de la modélisation des systèmes complexes naturels. Il s'agit dans ce dernier cas de copier et d'adapter les concepts mis en œuvre par le monde vivant pour la résolution de problème d'optimisation. Les recherches sur les comportements collectifs des insectes sociaux fournissent aux informaticiens des méthodes puissantes pour la conception d'algorithmes d'optimisation combinatoire. L'étude menée des chercheurs éthologiste montre que ces techniques s'appliquent aujourd'hui à tout un ensemble de problème scientifique et technique.

II.2. Méthodes Métaheuristiques :

La complexité du problème d'optimisation de l'écoulement de puissance surtout dans un environnement de marché d'électricité libre, avec l'apparition de nouvelles contraintes en matière de réduction des émissions de gaz polluant (Protocole de Kyoto, 2005) et l'utilisation de sources d'énergies renouvelables, fait en sorte qu'il est souvent difficile d'utiliser des méthodes exactes de solution compte tenu du manque de flexibilité des méthodes classiques pour intégrer diverses contraintes spécifiques [8]. Ces problèmes ont donné lieu au développement d'une nouvelle classe de méthodes d'optimisation nommées métaheuristiques, celles-ci marquent une grande révolution dans le domaine d'optimisation. En effet, elles



s'appliquent à toutes sortes de problèmes combinatoires, et elles peuvent également s'adapter aux problèmes continus.

Les méthodes métaheuristiques apparues à partir des années 1980 [9] , permettent de trouver une solution de bonne qualité en un temps de calcul en général raisonnable, sans garantir l'optimalité de la solution obtenue. Les méthodes heuristiques peuvent être divisées en deux classes. Il y a, d'une part, les algorithmes spécifiques à un problème donné qui utilisent des connaissances du domaine, et d'autre part les algorithmes généraux qui peuvent être utilisés pour une grande variété de problèmes.

II.2.1. Définition des Méthodes Métaheuristiques :

Les métaheuristiques sont un ensemble d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre les problèmes d'optimisation difficiles. Elles sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (cas du recuit simulé), en biologie de l'évolution (cas des algorithmes Génétiques) ou encore en éthologie (cas des algorithmes de colonies de fourmis ou de l'optimisation par essaims particulaires).

Ces techniques métaheuristiques peuvent être classées en deux groupes : les méthodes à population de solutions connues sous le nom d'algorithmes évolutionnaires comme les algorithmes génétiques...etc., ainsi que les méthodes à solution unique comme le recuit simulé. Les méthodes métaheuristiques ont prouvé leurs efficacités dans le domaine de l'optimisation mono-objectif. Actuellement les recherches qui utilisent ces algorithmes sont développées pour la résolution des problèmes d'optimisation multi objectif, en tenant compte de plusieurs contraintes et de nouvelles configurations des réseaux électriques surtout à l'associations de sources des énergies renouvelables où la résolution de ce system complexe est un défi .

II.2.1.1. Principe de voisinage :

Sans conteste , le principe général le plus largement utilisé dans l'élaboration des métaheuristiques est celui de voisinage. À chaque solution S du problème , on associe un sous-ensemble $V(S)$ de solutions. [19] Une méthode de voisinage débute généralement avec une configuration initiale s à laquelle un processus itératif est appliqué . Il cherche à améliorer la configuration courante en la remplaçant par une de ses voisines en tenant compte de la fonction objective . Ce processus s'arrête et retourne à la meilleur solution trouvée lorsque le critère d'arrêt est atteint. Cette condition d'arrêt concerne généralement une limite sur le



nombre d'itérations ou sur l'objectif à réaliser. Les méthodes de voisinage diffèrent principalement entre elles par le voisinage utilisé et la stratégie de parcours d'une solution voisine [20].

Dans la section qui suit, on essaiera de donner un bref aperçu sur les méthodes métaheuristiques de base les plus populaires.

II.2.1.2 Organisation générale[18]

D'une manière générale, les méta- heuristiques s'articule autour de trois notions:

- **Diversification /exploration** : désigne les processus visant à récolter de l'information sur le problème optimisé.
- **L'intensification/exploitation** : vise à utiliser l'information déjà récoltée pour définir et parcourir les zones intéressantes de l'espace de recherche.
- **La mémoire** : est le support de l'apprentissage, qui permet à l'algorithme de ne tenir compte que des zones où l'optimum global est susceptible de se trouver, évitant ainsi les optimums locaux. Les méta- heuristiques progressent de façon itérative, en alternant des phases d'intensification, de diversification et d'apprentissage. L'état de départ est souvent choisi aléatoirement, l'algorithme se déroulant ensuite jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.

II.3. Classification des Méthodes Métaheuristiques :

II.3.1. Méthodes Métaheuristiques à Population :

Ce genre de méthodes exige une population des individus ou de particules dans un domaine de recherche pour l'exploration et la recherche d'un optimum global. Parmi ces méthodes on trouve:

- Les méthodes de calcul évolutionnaire qui engendrent les algorithmes génétiques (GA), Stratégies d'évolution (SE), la programmation évolutionnaire (PE) et l'évolution différentielle (DE).
- L'optimisation par l'essaim particulaire (OEP ou PSO).

II.3.2. Méthodes Métaheuristiques à Parcours :

Pour ce type de métaheuristiques, on utilise un parcours pour avoir un optimum. A partir d'une solution unique x_0 , considérée comme point de départ (calculée par exemple par une heuristique constructive), la recherche consiste à passer d'une solution à une solution voisine par déplacements successifs. L'ensemble des solutions que l'on peut atteindre à partir d'une solution x est appelé *voisinage* $N(x)$ de cette solution. Déterminer une solution voisine de x



dépend bien entendu du problème traité. Ce type regroupe par exemple le Recuit Simulé (RS), la Recherche Taboue (RT), et la méthode GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure).

II-4. Principe des méthodes métaheuristiques les plus répandues :

II.4.1. Méta- heuristique à recuit simulé :

La méthode de recuit simulé s'inspire du processus de recuit physique [19,21]. Ce processus utilisé en métallurgie pour améliorer la qualité d'un solide cherche un état d'énergie minimale qui correspond à une structure stable du solide. Les origines du recuit simulé remontent aux expériences réalisées par Metropolis et al dans les années 50 pour simuler l'évolution d'un tel processus de recuit physique. Metropolis et al utilisent une méthode stochastique pour générer une suite d'états successifs du système en partant d'un état initial donné. Tout nouvel état est obtenu en faisant subir un déplacement (une perturbation) aléatoire à un atome quelconque.

L'utilisation d'un tel processus du recuit simulé pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire a été reportée dans. Le recuit simulé peut être vu comme une version étendue de la méthode de descente . Le processus du recuit simulé répète une procédure itérative qui cherche des configurations de coût plus faible tout en acceptant de manière contrôlée des configurations qui dégradent la fonction de coût . A chaque nouvelle itération , un voisin de la configuration courante est généré de manière aléatoire . Selon les cas , ce voisin sera soit retenu pour remplacer celle-ci , soit rejeté . Si ce voisin est de performance supérieure ou égale à celle de la configuration courante , il est systématiquement retenu . Dans le cas contraire , il est accepté avec une probabilité qui dépend de deux facteurs : d'une part l'importance de la dégradation (les dégradations plus faibles sont plus facilement acceptées), d'autre part un paramètre de contrôle , la température (une température élevée correspond à une probabilité plus grande d'accepter des dégradations) . La température est contrôlée par une fonction décroissante qui définit un schéma de refroidissement . Les deux paramètres de la méthode définissent la longueur des paliers et la fonction permettant de calculer la suite décroissante des températures . En pratique , l'algorithme s'arrête et retourne la meilleure configuration trouvée lorsque aucune configuration voisine n'a été acceptée pendant un certain nombre d'itérations à une température ou lorsque la température atteint la valeur zéro.



La performance du recuit simulé dépend largement du schéma de refroidissement utilisé. De nombreux schémas théoriques et pratiques ont été proposés. De manière générale, les schémas de refroidissement connus peuvent être classés en trois catégories :

- réduction par paliers : chaque température est maintenue égale pendant un certain nombre d'itérations , et décroît ainsi par paliers .
- réduction continue : la température est modifiée à chaque itération .
- réduction non- monotone : la température décroît à chaque itération avec des augmentations occasionnelles .

Il existe des schémas qui garantissent la convergence asymptotique du recuit simulé. En pratique, on utilise des schémas relativement simples même s'ils ne garantissent pas la convergence de l'algorithme vers une solution optimale.

Le recuit simulé constitue, parmi les méthodes de voisinage, l'une des plus anciennes et des plus populaires. Il a acquis son succès essentiellement grâce à des résultats pratiques obtenus sur de nombreux problèmes NP- difficiles. La preuve de convergence a également contribué à cette popularité, bien que cette preuve n'ait pas de portée en pratique .

II.4.1.2. Algorithme

L'organigramme suivant expose l'algorithme du recuit simulé .

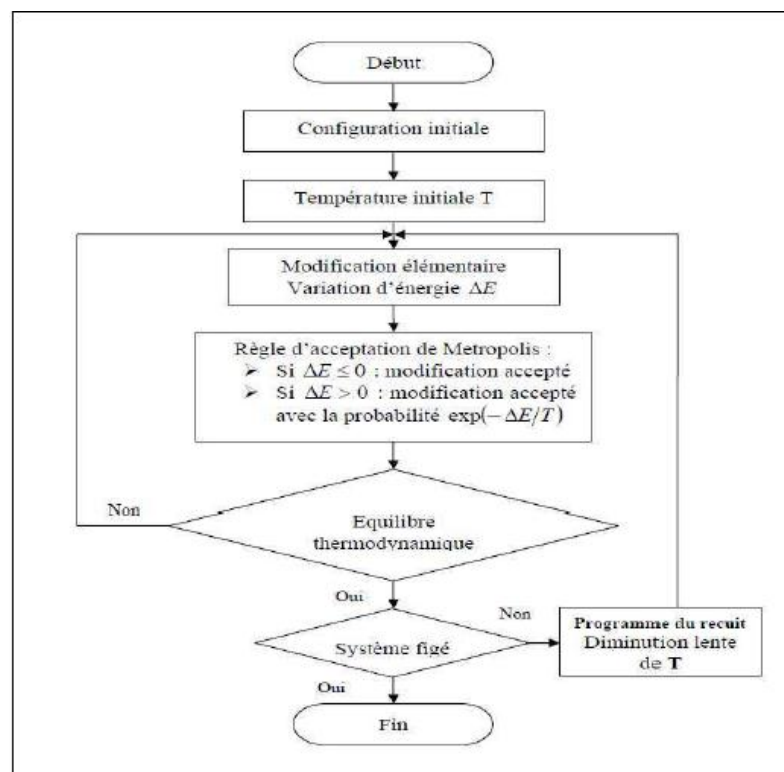


Figure 2.1 Organigramme de l'algorithme du recuit simulé.



II.4.2. Les méta- heuristiques évolutionnaires :

Les algorithmes évolutionnaires sont souvent confondus avec les algorithmes génétiques qui sont en réalité un cas particulier des algorithmes évolutionnaires. Ce type de méta heuristique s'inspire de la théorie de Charles Darwin sur l'évolution des espèces .

II.4.2.1. Algorithme :

Un algorithme évolutionnaire se comporte comme un groupe de solutions minimisant l'évolution des espèces. Une solution est un individu, le groupe de solutions ou d'individus compose la population.

La première étape pour le programmeur est de trouver une façon de représenter les solutions de son problème sous la forme d'un chromosome. Il existe plusieurs techniques de représentation.

Parmi les plus connus on peut citer :

- * La représentation binaire: un chromosome est une suite de bit .
- * La représentation réelle: un chromosome est un nombre réel .

Une fois la représentation déterminé, on peut commencer à faire tourner l'algorithme (La figure suivante résume chaque étape):

- * Il débute par l'initialisation de la population, en générale elle est générée complètement au hasard , cependant il est quelquefois possible de démarrer avec une population un minimum optimisée.
- * La seconde étape est de déterminer le phénotype (aussi appelé fitness) de chaque individu de la population.
- * Phase de sélection des individus pour la reproduction (il existe une multitude de méthode de sélection) . On sélectionne s individus.
- * Croisement de ses s individus. En général après la sélection, les meilleures solutions sont gardées pour la reproduction.
- * Mutation des s individus sélectionnés avec une probabilité très faible. (le but de cette phase est de pouvoir sortir des minimums locaux en partant dans de nouvelles directions).
- * Évaluation des enfants afin de pouvoir comparer leur qualité.

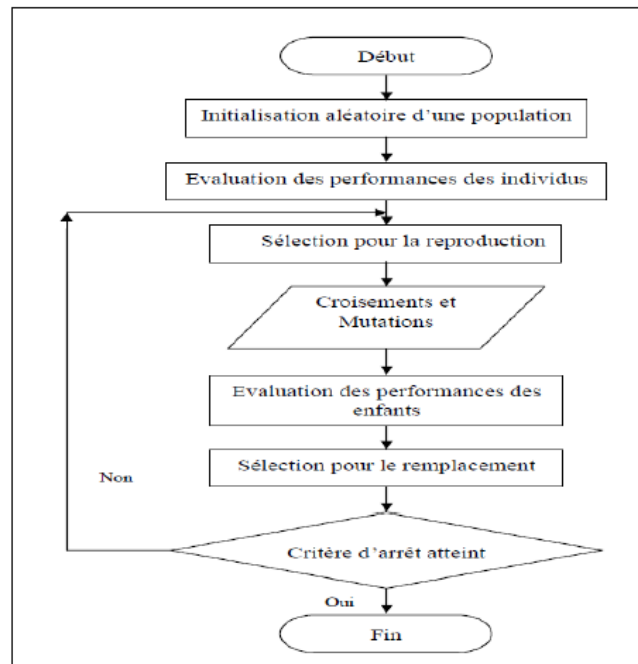


Figure 2.2. Organigramme de l'algorithme évolutionnaire.

- * Sélection pour le remplacement entre les anciens individus et les enfants puis remplacement et création de la nouvelle population.
- * Si le critère d'arrêt est atteint, on s'arrête sinon on recommence à partir de la phase de sélection pour la reproduction avec la nouvelle population. Le critère de remplacement peut être un temps maximal, un nombre de population P , un test sur le meilleur individu (c'est-à-dire un test sur la meilleure solution obtenue).

II.4.3. Algorithme génétique :

II.4.3.1. Introduction :

Les algorithmes génétiques (AG) sont des techniques de recherche et d'optimisation stochastique dérivée de la génétique et des mécanismes de la sélection naturelle et de l'évolution. Leur champ d'application est très vaste : économie, finance, optimisation de fonctions, planification, et bien d'autres domaines. La raison de ce grand nombre d'application est claire, la simplicité et l'efficacité.

Les premiers travaux sur les algorithmes génétiques ont été initialement développés par John Holland (1975) qui sur la base des travaux précédents, a développé les principes fondamentaux des algorithmes génétiques dans le cadre de l'optimisation mathématique.

A cette époque, l'informatique n'avait pas encore connu de développement et ses travaux n'ont pas pu être appliqués sur des problèmes réels de grande taille. La parution en 1989 de



L'ouvrage de référence écrit par D.E Goldberg, qui décrit l'utilisation de ces algorithmes dans le cadre de résolution de problème concrets, a permis de mieux faire connaître ces derniers dans la communauté scientifique et a marqué le début d'un nouvel intérêt pour cette technique d'optimisation.

La particularité des algorithmes génétiques est le remplacement générationnel: aucun des individus de la population (n) ne se retrouve dans la population ($n + 1$), seuls les enfants se retrouvent dans cette nouvelle population [17].

II.4.3.2. Présentation des algorithmes génétiques :

D'une manière globale, un algorithme génétique manipule les solutions potentielles d'un problème donné afin d'atteindre la solution optimale ou une solution jugée satisfaisante.

L'algorithme génétique est organisée en plusieurs étapes et fonctionne de manière itérative. La figure 2.7. représente l'algorithme génétique le plus simple introduit par Holland.

Celui-ci met en oeuvre différents opérateurs qui seront décrits dans la sélection suivante. Mais avant, il est nécessaire de définir quelques termes de base rencontrés dans la littérature :

- **Individu** : solution potentielle du problème.
- **Chromosome** : solution potentielle du problème sous une forme codée, c-à-d une forme chaîne de caractères.
- **Population** : ensemble fini d'individus (de solution).
- **Gène** : partie élémentaire (caractère) non divisible d'un chromosome.
- **Fitness** : terme anglo-saxon qui désigne la fonction d'évaluation d'un individu. Cette fonction est liée à la fonction à optimiser et permet de définir le degré de performance d'un individu (donc d'une solution) vis-à-vis du problème.

II.4.3.3. Description des algorithmes génétiques :

Dans ce qui suit, nous allons décrire plus en détail les différentes étapes du simple algorithme génétique de la figure 2.7.

II.4.3.3.1. Codage initiale :

La première étape dans la procédure d'un algorithme génétique est le codage des paramètres du problème afin de constituer les chromosomes. Le type de codage le plus utilisé est le codage binaire, mais d'autres types peuvent être utilisés [23], par exemple codage Gray, Réel..., etc. Aussi, nous pouvons facilement passer d'un codage à l'autre.

Par exemple, dans le cas d'un codage binaire d'une variable réelle x définie dans un intervalle $[x_{\min}, x_{\max}]$, on discrétise l'espace de recherche $g_{\max} = 2^n - 1$ valeurs discrètes où n représente



le nombre de bits sur lequel la variable est codée. Ensuite, on associe à la variable x l'entier g défini par :

$$g = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} g_{\max} \quad (2.1)$$

Il suffit de convertir l'entier g en binaire pour trouver la valeur binaire du paramètre x . Pour revenir à la représentation réelle, il faut d'abord convertir la représentation binaire en décimale (obtenir l'entier g) puis calculer x par la formule suivante :

$$x = x_{\min} + (x_{\max} - x_{\min}) \frac{g}{g_{\max}} \quad (2.2)$$

Tous les paramètres du problème sont codés de la même manière puis associés pour former un chromosome comme le montre la figure 2.3. Il est noté que les paramètres n'ont pas, obligatoirement le même nombre de gènes.

Une fois les fonctions de codage et décodage établies, on initialise la population de départ de l'algorithme. Cette population est formée par un nombre fixe d'individus (chromosomes). Le choix de ces individus se fait sur la base d'une connaissance à priori, sinon ils sont générés aléatoirement.

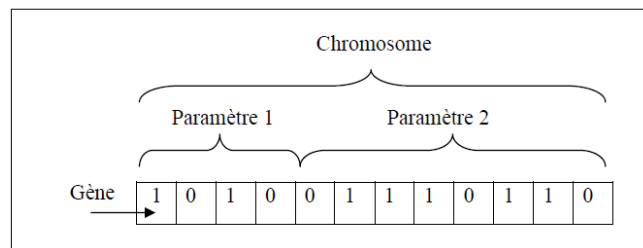


Figure 2.3. Exemple d'un chromosome en codage binaire.

II.4.3.3.2. Evaluation :

L'évaluation consiste à mesurer la performance de chaque individu de la population. On utilise pour cela une fonction directement liée à la fonction objective (fonction à optimiser) appelée fonction fitness. C'est une fonction réelle positive qui reflète la force de l'individu. Un individu ayant une grande valeur fitness représente une bonne solution au problème, alors qu'un individu ayant une faible valeur fitness représente une solution médiocre. Dans le cas d'un problème de minimisation, la fonction fitness peut être obtenue en utilisant une des manières suivantes :



- $Fit(x) = N - Fobj(x)$ si $Fobj \geq N$, $Fit(x) = 0$ (N est une constante positive) .
- $Fit(x) = \frac{1}{Fobj(x)}$
- $Fit(x) = -Fobj(x)$

Contrairement aux méthodes d'optimisation classique, aucune condition liée à la dérivabilité , à la continuité, la convexité ou concavité n'est requise pour la fonction objective. Il suffit juste qu'elle fournisse une valeur numérique finie pour chaque individu. Cela donne aux algorithmes génétiques un caractère très attrayant pour la résolution dont les propriétés mathématiques sont méconnues ou très délicates à déterminer.

II.4.3.3. Sélection :

Cet opérateur est peut-être le plus important puisqu'il permet aux individus d'une population de survivre, de se reproduire ou de mourir. En règle générale, la probabilité de survie d'un individu sera directement liée à son efficacité relative au sein de la population .

Une population dite intermédiaire est alors formée par les individus sélectionnés .

Il existe plusieurs méthodes de sélection [24]. Nous ne citerons que deux des plus connues :

II.4.3.3.1. Méthode de la roulette de loterie :

Selon cette méthode, chaque chromosome sera dupliqué dans une nouvelle population proportionnellement à sa valeur d'adaptation. Son principe est d'associer à chaque individu une portion d'une roue dont la surface dépend uniquement de sa valeur fitness. Un individu présentant une valeur fitness nulle ne sera pas représenté sur la roue, il n'aura donc aucune chance d'être sélectionné. Les individus ayant une grande valeur fitness auront une grande portion et auront, par conséquent, plus de chance d'être sélectionnés.

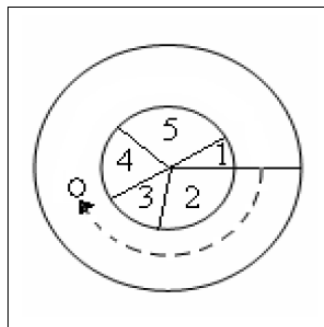


Figure 2.4. Sélection par la méthode de la roue de loterie.



Pour réaliser la sélection, il suffit de faire tourner la roue autant de fois que le nombre d'individus. La figure 2.4 illustre un exemple de roue de loterie. Les numéros de 1 à 5 représentent les numéros des individus.

II.4.3.3.3.2. Méthode du tournoi :

Le principe de cette méthode est de tirer aléatoirement un groupe de k individus parmi la population, et de sélectionner le meilleur d'entre eux. Ce processus est répété jusqu'à ce que le nombre d'individus de la population intermédiaire soit égal au nombre total d'individus formant la population initiale. Nous avons trouvé dans la littérature deux versions différentes de cette méthode, notamment, au niveau de la façon dont les groupes sont formés .

La population est divisée en groupes de k individus. Ensuite, on sélectionne le meilleur de chaque groupe. Il faut k itérations pour remplir la population intermédiaire parce qu'à chaque fois m individus sont sélectionnés ou m est défini par :

$$m = \text{taille de la population} / k$$

La procédure est la suivante : on tire k fois un individu avec remplacement (chaque tirage inclut tous les individus y compris ceux déjà sélectionnés). Ensuite, on sélectionne celui qui présente la plus grande valeur fitness pour le placer dans la population intermédiaire.

Si N est le nombre totale d'individus formant la population alors il faut N itérations pour remplir la population intermédiaire.

La seule différence que nous avons pu constater, c'est que la deuxième version ne fait pas obligatoirement participer tous les individus, et par conséquent, elle n'assure pas que le meilleur individu soit présent dans la population intermédiaire.

II.4.3.3.4. Recombinaison :

La recombinaison agit directement sur la structure des chromosomes en modifiant leurs gènes pour obtenir les nouveaux chromosomes d'une nouvelle population . On dira alors , qu'une nouvelle génération d'individus est née . Lors du passage d'une génération à l'autre, le meilleur individu est supposé évalué afin d'atteindre l'optimum recherché correspondant a une très bonne solution de notre problème . Il existe deux catégories d'opérateurs de recombinaison : l'opérateur de croisement et l'opérateur de mutation .

II.4.3.3.4.1. Croisement :

L'opérateur de croisement permet la création de nouveaux individus selon un processus fort simple. Il permet donc l'échange d'information entre les chromosomes (individus). Tout d'abord, deux individus, qui forment alors un couple, sont tirés au sein de la nouvelle



population issue de la reproduction. Puis un (potentiellement plusieurs) site de croisement P est tiré aléatoirement. Enfin, selon une probabilité P_c que le croisement s'effectue.

- Si $P_c > P$, le croisement n'aura pas lieu et les parents sont recopiés dans la nouvelle génération.
- Si $P \leq P_c$, le croisement se produit et les chromosomes des parents sont croisés pour donner deux enfants qui remplaceront leurs parents dans la nouvelle génération.

Il existe différents types de croisement, les plus connus sont le croisement multipoints de la figure 2.5 et le croisement uniforme de la figure 2.6.

Pour le **croisement multipoints**, p positions de croisement, avec $p \in [1, 2, \dots, l-1]$ où l représente la taille du chromosome, sont choisies aléatoirement pour chaque couple.

Ensuite, les gènes entre deux points de croisement successifs sont échangés entre deux parents produisant deux nouveaux individus appelés enfants. Les valeurs typiques de p sont : 1 (croisement à 1 point) et 2 (croisement à 2 points).

Le **croisement uniforme** est une généralisation du croisement multipoints. ici, chaque gène du chromosome peut constituer un point de croisement. Un chromosome nommé masque, de taille identique à celle des parents, est créé aléatoirement et la valeur des gènes du masque identique de quel parent l'enfant recevra-t-il son gène.

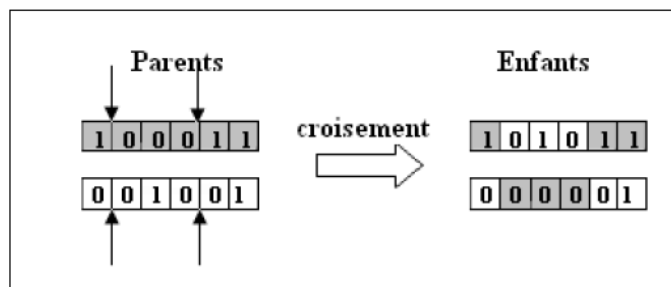


Figure 2.5. Croisement multipoints ($p = 2$) en codage binaire.

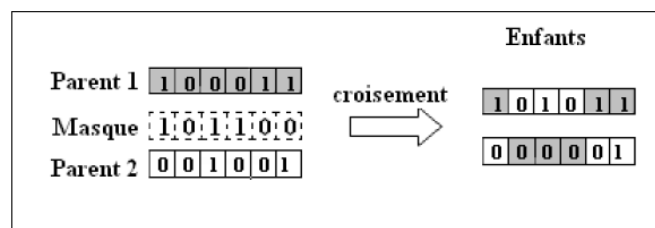


Figure 2.6. Croisement uniforme en codage binaire.



II.4.3.3.4.2. Mutation :

L'opérateur de mutation permet d'explorer de nouveaux points dans l'espace de recherche et il assure la possibilité de quitter les optimums locaux. La mutation s'applique sur chaque gène de chaque individu avec une probabilité de mutation P_m en suivant le même principe que pour le croisement.

- Si $P > P_m$ la mutation n'aura pas lieu et le gène reste tel qu'il est.
- Si $P \leq P_m$ la mutation se produit, et le gène sera remplacé par un autre gène tiré aléatoirement parmi les différentes valeurs possibles. Dans le cas d'un codage binaire, cela revient tout simplement à remplacer un 0 par 1 et vice versa, comme le montre la figure 2.7.

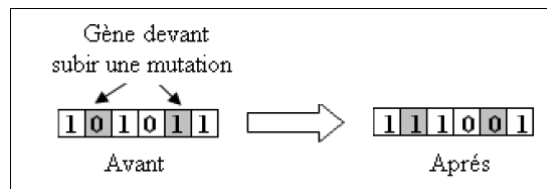


Figure 2.7. Mutation dans le cas d'un codage binaire.

Contrairement à l'opérateur de croisement, la mutation est souvent considérée comme secondaire ayant pour rôle de restaurer des informations génétique perdues. Par exemple, si tous les chromosomes d'une population convergent vers un 0 à un emplacement donné, l'opérateur de croisement ne pourra pas faire apparaître le 1, par contre il est possible que l'opérateur de mutation le fasse.

II.4.3.3.5. Critère d'arrêt :

Comme dans tout algorithme itératif, il faut définir un critère d'arrêt. Celui-ci peut être formulé de différentes façons parmi les quelles nous pouvons citer :

- Arrêt de l'algorithme lorsque le résultat atteint une solution satisfaisante.
- Arrêt s'il n'y a d'amélioration pendant un certain nombre de générations.
- Arrêt si un certain nombre de générations est dépassé.

II.4.3.3.6. Réglage des paramètres d'un AG :

L'élaboration d'un algorithme génétique nécessite le réglage de certains paramètres. ce réglage a une influence sur la convergence de l'algorithme génétique et les résultats obtenus.



Cependant, il n'existe pas de règle spécifique pour ajuster les paramètres d'un AG , et ils sont souvent choisis de manière empirique. Quelques remarques sont alors à soulever :

- **Probabilité de croisement** : la probabilité de croisement a une influence considérable sur la vitesse de convergence d'un algorithme génétique . Plus elle est grande et plus elle favorise la recombinaison des individus tout en favorisant de tomber dans un optimum local . Les valeurs classiques pour ce paramètre varient de 0.6 à 0.95.
- **Probabilité de mutation** : elle doit être assez faible par rapport à celle du croisement de manière à ne pas perturber l'évolution de l'algorithme . Une valeur élevée transformera l'algorithme en une recherche aléatoire , alors qu'une valeur très faible rendra impossible l'extraction des optimums locaux . Les valeurs classiques pour ce paramètre varient de 0.001 à 0.2.
- **Taille de la population** : augmenter la taille de la population permet d'augmenter sa diversité et réduit la probabilité d'une convergence prématurée vers un optimum local, mais en même temps elle augmente le temps nécessaire pour converger vers les régions optimales de l'espace de recherche . Pour la majorité des problèmes , on connaît des valeurs qui vont bien (20 à 100 pour la taille de la population) .

Ces algorithmes peuvent être résumés, aux opérations indiquées sur l'organigramme de la figure suivante :

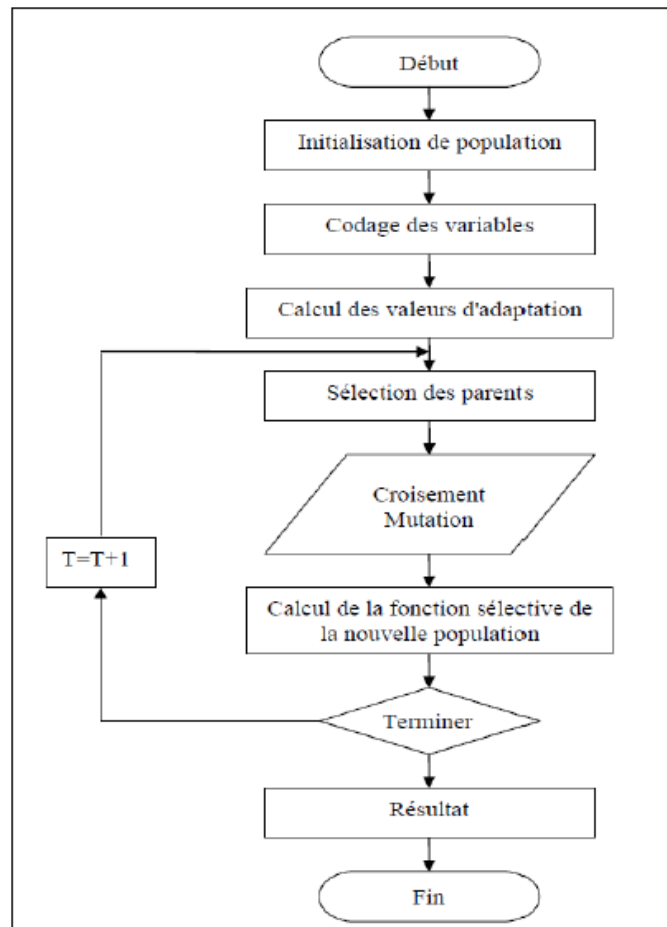


Figure 2.8. Organigramme d'un algorithme génétique.

II.4.3.4. Avantages des Algorithmes génétiques / évolutionnaires

- * Pas d'hypothèse sur l'espace de recherché .
- * Facile à incorporer d'autres méthode .
- * Solutions intermédiaires sont interprétables .
- * Fournissent plusieurs alternatives (solutions) .
- * S'adaptent rapidement au changement de l'environnement (données, objectifs) .
- * Coévolution (compétition), Parallélisme et distribution facile à mettre en place .
- * Base théorique de moins en moins faible dans les cas particuliers suivants :
 - ❖ Convergence d'un AG lorsque la sélection déterministe et la mutation tend vers 0 pour une fonction quelconque.
 - ❖ Complexité en $l \log(l)$ pour les AG sur des fonctions booléennes séparables convergence (ou divergence) géométrique pour certaines stratégies d'évolution - algorithmes évolutionnaires pour l'optimisation continue.



II.4.3.5. Inconvénients des Algorithmes génétiques / évolutionnaires

- * Ne garantissent pas de trouver la solution optimale dans un temps fini.
- * Base théorique faible dans le cas général.
- * Besoin d'initialiser plusieurs paramètres.
- * Coût d'exécution important.

II.4.4. Les méta- heuristiques éthologiques/colonies de fourmis:

Cette méta- heuristique s'inspire des comportements collectifs des fourmis dans leur découvertes de nouvelles sources de nourriture en effet ces insectes utilisent des phéromones afin de marquer les informations qu'ils ont recueillies sur leur environnement.

On appelle cela stigmergie . L'utilisation de ces phéromones leur permettent de repérer les plus courts chemins entre une source de nourriture et leur nid. Car malgré leur capacité cognitive limitée, elles sont collectivement capables de résoudre des problèmes complexes .

II.4.5. Méthode de recherche Tabou :

La recherche Tabou a été introduite par Glover [12] et a montré ses performances sur de nombreux problèmes d'optimisation . C'est une technique d'exploration locale combinée avec un certain nombre de règles et de mécanismes permettant à celle-ci de surmonter l'obstacle des optima locaux , tout en évitant de cycliser .

Le principe de l'algorithme est le suivant : à chaque itération , le voisinage (complet ou sous-ensemble de voisinage) de la solution courante est examiné et la meilleure solution est sélectionnée, même si elle est moins bonne que la solution, la méthode interdit les mouvements aboutissant à une solution récemment visitée. Pour cela, une liste taboue contenant les attributs des dernières solutions visitées est tenue à jour. Chaque nouvelle solution considérée enlève de cette liste la solution la plus anciennement visitée. Ainsi, la recherche de la solution appartenant à la liste taboue. Dans certains cas, on mémorise les mouvements réalisés plutôt que les solutions complètes, essentiellement dans le but de mémoriser le moins d'informations possible .

II.4.5.1. Algorithme :

La méthode consiste à se déplacer d'une solution vers une autre par observation du voisinage de la solution de départ et à définir des transformations taboues que l'on garde en



mémoire . Une transformation taboue est une transformation que l'on s'interdit d'appliquer à la solution courante.

Soit :

* s_0 la solution initiale.

* $f(s)$ la fonction à minimiser.

* s' la meilleure solution jusqu'à présent.

* $f' = f(s')$ la valeur de la meilleure solution.

Une fois ces définitions fixées il suffit de suivre l'algorithme présenté dans la figure suivante qui détaille chacune des étapes. Le critère d'arrêt de l'algorithme est laissé à la discrétion du programmeur (nombre d'itération maximal, temps à ne pas dépasser, etc...) .

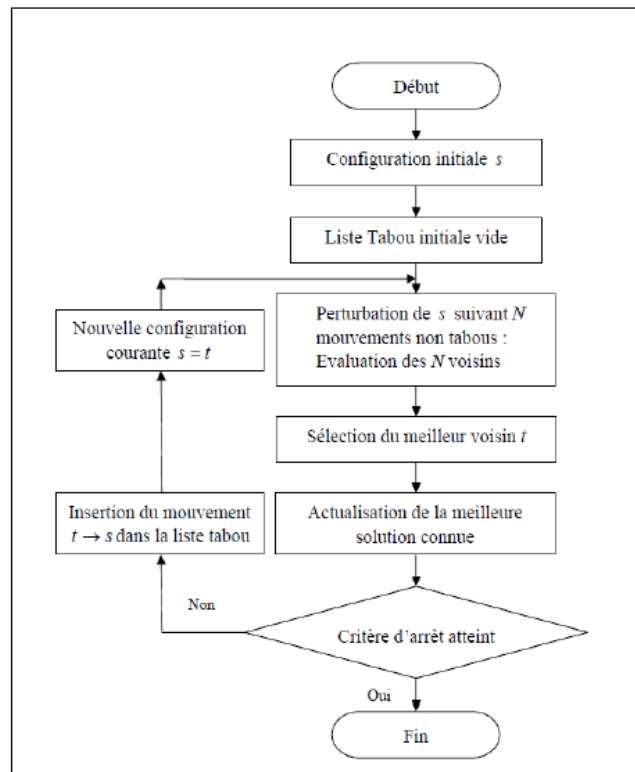


Figure 2.9. Organigramme de l'algorithme tabou simple.

II.4.6. Méthodes de pénalité :

II.4.6.1. Principe général des méthodes de pénalité :

Les méthodes d'optimisation que nous allons utiliser, sont des méthodes de minimisation sans contraintes. Or, notre problème est avec contrainte. C'est pour cette raison qu'on va utiliser une méthode basée sur la transformation du problème original avec contraintes en un



problème auxiliaire sans contraintes où le minimum est le même que celui du problème original. Le principe de base de cette méthode consiste à modifier le critère en lui ajoutant une fonction de pénalisation $p(x)$. C'est-à-dire, qu'on ramène le problème de programmation avec contraintes en un problème de programmation sans contraintes.

Les méthodes de pénalité constituent une famille d'algorithmes particulièrement intéressants du double point vue de la simplicité de principe et de l'efficacité pratique.

Il existe plusieurs possibilités du choix de la fonction de pénalité.

II.4.7. Optimisation par Essaim Particulaire[23] :

L'optimisation par essaim de particules (OEP) est une technique d'optimisation parallèle développée par Kennedy et Eberhart, comme une alternative aux algorithmes génétiques standard [25]. Ces algorithmes sont inspirés des essaims d'insectes (ou des bancs de poissons ou des nuées d'oiseaux) et de leurs mouvements coordonnés. En effet, tout comme ces animaux se déplacent en groupe pour trouver la source de nourriture ou éviter les prédateurs, les algorithmes à essaim de particules recherchent des solutions pour un problème d'optimisation. Les individus de l'algorithme sont appelés particules et la population est appelée essaim. Dans cet algorithme, une particule décide de son prochain mouvement en fonction de sa propre expérience, qui est dans ce cas la mémoire de la meilleure position qu'elle a rencontrée, et en fonction de son meilleur voisin. Ce voisinage peut être défini spatialement en prenant par exemple la distance euclidienne entre les positions de deux particules ou socio métriquement (position dans l'essaim de l'individu). Les nouvelles vitesses et direction de la particule seront définies en fonction de trois tendances : la propension à suivre son propre chemin, sa tendance à revenir vers sa meilleure position atteinte et sa tendance à aller vers son meilleur voisin. Les algorithmes à essaim de particules peuvent s'appliquer aussi bien à des données discrètes qu'à des données continues. Les algorithmes à essaim de particules ont été utilisés pour réaliser différentes tâches d'extraction de connaissances.

II.4.7.1. L'algorithme (OEP) :

L'algorithme d'OEP est initialisé par une population de solutions potentielles aléatoires, interprétées comme des particules se déplaçant dans l'espace de recherche. Chaque particule est attirée vers sa meilleure position découverte par le passé ainsi que vers la meilleure position découverte par les particules de son voisinage (ou de tout l'essaim, dans la version globale de l'algorithme). L'algorithme d'OEP comprend plusieurs paramètres de réglage qui



permettent d'agir sur le compromis exploration – exploitation [19]. L'exploration est la capacité de tester différentes régions de l'espace à la recherche de bonnes solutions candidates. L'exploitation est la capacité de concentrer la recherche autour des solutions prometteuses afin de s'approcher le plus possible de l'optimum. Le choix des paramètres reste en grande partie empirique. Une analyse complète de l'algorithme a été faite par Clerc et Kennedy [8].

a. Algorithme général [26]

L'algorithme d'OEP classique peut être décrit sous forme vectorielle de la façon suivante :

$$\vec{v}_{k+1} = \vec{w} \otimes \vec{v}_k + \vec{c}_1 \otimes \vec{r}_1 \otimes (\vec{P}_{best} - \vec{x}_k) + \vec{c}_2 \otimes \vec{r}_2 \otimes (\vec{P}_{g_{best}} - \vec{x}_k) \quad (2.4)$$

$$\vec{x}_{k+1} = \vec{a} + \vec{x}_k + \vec{b} \otimes \vec{v}_{k+1} \quad (2.5)$$

Le symbole $\otimes$ signifie ici la multiplication des vecteurs éléments par élément . A l'itération k , la vitesse d'une particule est modifiée à partir de sa valeur courante, affectée d'un coefficient d'inertie ($\vec{w}$) , et de deux forces qui attirent la particule vers sa propre meilleure position passée ($\vec{P}_{best}$) et la meilleure position de tout l'essaim ($\vec{P}_{g_{best}}$) L'intensité de l'attraction est donnée par les coefficients ($\vec{c}_1$) et ($\vec{c}_2$) . La position de la particule ($\vec{x}_k$) est modifiée à partir de la position courante et de la nouvelle vitesse calculée ($\vec{v}_{k+1}$) affectées des coefficients ($\vec{a}$) et ($\vec{b}$) respectivement .

L'expérience montre qu'une bonne exploration du domaine de recherche est obtenue en introduisant les nombres aléatoires ($\vec{r}_1$) et ($\vec{r}_2$) , en général avec une répartition uniforme entre 0 et 1 .

b. Algorithme unidimensionnel déterministe :

Chaque coordonnée d'une particule est modifiée indépendamment des autres coordonnées (équations (2.4) et (2.5)). Le seul lien entre les coordonnées est à travers la fonction objectif, c'est-à-dire à travers les meilleures positions trouvées jusqu'à présent ($\vec{P}_{best}$) et ($\vec{P}_{g_{best}}$) .

Une autre simplification consiste à considérer la version déterministe de l'algorithme, ce qui revient à remplacer les nombres aléatoires par leurs valeurs moyennes (1/2). L'analyse de l'algorithme complet (aléatoire) n'a pas encore été réalisée à notre connaissance.



Toutefois , les conclusions obtenues dans le cas déterministe restent valables qualitativement , comme le montre un grand nombre de simulations [24] .

Avec ces simplifications, l'algorithme unidimensionnel déterministe s'écrit :

$$\vec{v}_{k+1} = w\vec{v}_k + c(\vec{p} - \vec{x}_k) . \quad (2.6)$$

$$\vec{x}_{k+1} = a\vec{x}_k + b\vec{v}_{k+1} . \quad (2.7)$$

Le nouveau coefficient d'attraction (c) est la moyenne des coefficients propre (c_1) et social (c_2) .

c. Algorithme avec $a = 1$ et $b = 1$:

Il a été montré [20] que les coefficients a et b peuvent être toujours choisis de valeur 1 , sans perte de généralité . Plus exactement, toute séquence de positions successives (x_k) générée par l'algorithme décrit par les équations (2.6) et (2.7), peut également être générée en fixant $a = 1$ et $b = 1$ et en choisissant convenablement w et c . Les séquences des vitesses sont bien sûr différentes, mais cela ne change rien au problème d'optimisation, qui ne fait intervenir que les positions successives. Le choix $a = 1$ et $b = 1$ est en partie arbitraire mais à la propriété intéressante que la variable v garde une vraie signification de vitesse, c'est-à-dire de différence entre deux positions successives [20].

d. Algorithme discrète (binaire) :

Dans l'Optimisation par Essaim de Particules Discrète (OEPD), (x_k) et (P_{best}) prendre seulement des valeurs de 0 et 1. La vitesse (v_k) déterminera une probabilité de seuil.

Si (v_k) est plus élevé, la particule est choisie la valeur 1 et pour les valeurs plus basses favorisent le 0 comme choix. Un tel seuil doit rester dans la gamme [0.0, 1.0]. Une fonction franche pour accomplir ceci est commune dans les réseaux de neurones. La fonction s'appelle la fonction sigmoïde est définie comme suit :

$$s(v_k) = \frac{1}{1 + \exp(-v_k)} \quad (2.8)$$

Un nombre aléatoire (rand : trié d'une distribution uniforme entre 0.0 et 1.0) est alors généré, par lequel x_k soit placé à 1 si le nombre aléatoire est inférieure à la valeur de la fonction sigmoïde comme illustré dans ce qui suit :

$$\text{si } \text{rand} < s(v_k) , \text{ alors } x_k = 1 , \text{ sinon } x_k = 0 . \quad (2.9)$$

II.4.7.2. Description informelle :

La version historique peut facilement être décrite en se plaçant du point de vue d'une particule.



Au départ de l'algorithme, un essaim est réparti au hasard dans l'espace de recherche, chaque particule ayant également une vitesse aléatoire. Ensuite, à chaque pas de temps :

- chaque particule est capable d'évaluer la qualité de sa position et de garder en mémoire sa meilleure performance, c'est-à-dire la meilleure position qu'elle a atteinte jusqu'ici (qui peut en fait être parfois la position courante) et sa qualité (la valeur en cette position de la fonction à optimiser).
- chaque particule est capable d'interroger un certain nombre de ses congénères (ses informatrices, dont elle-même) et d'obtenir de chacune d'entre elles sa propre meilleure performance (et la qualité afférente).
- chaque particule choisit la meilleure des meilleures performances dont elle a connaissance, modifie sa vitesse en fonction de cette information et de ses propres données et se déplace en conséquence.

Le premier point se comprend facilement, mais les deux autres nécessitent quelques précisions. Les informatrices sont définies une fois pour toutes de la manière suivante (Figure 2.10) :

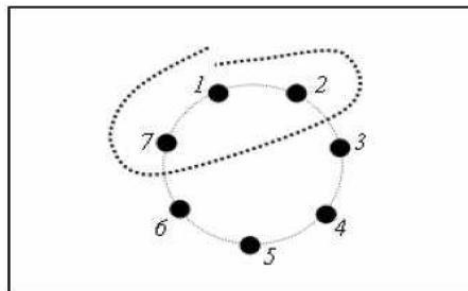


Figure 2.10. Le cercle virtuel pour un essaim de sept particules. Le groupe d'information de taille Trois de la particule 1 est composé des particules 1, 2 et 7.

On suppose toutes les particules disposées (symboliquement) en cercle et, pour la particule étudiée, on inclut progressivement dans ses informatrices, d'abord elle-même, puis les plus proches à sa droite et à sa gauche, de façon à atteindre le total requis. Il y a bien sûr de nombreuses variantes, y compris celle consistant à choisir les informatrices au hasard, mais celle-ci est à la fois simple et efficace.

Une fois la meilleure informatrice détectée, la modification de la vitesse est une simple combinaison linéaire de trois tendances, à l'aide de coefficients de confiance :

- la tendance « aventureuse », consistant à continuer selon la vitesse actuelle ,



- la tendance « conservatrice », ramenant plus ou moins vers la meilleure position déjà trouvée,

- la tendance « panurgienne », orientant approximativement vers la meilleure informatrice.

Les termes « plus ou moins » ou « approximativement » font référence au fait que le hasard joue un rôle, grâce à une modification aléatoire limitée des coefficients de confiance, ce qui favorise l'exploration de l'espace de recherche. La Figure (2.11) présente un schéma de principe résumant les explications ci-dessus. Naturellement, pour pouvoir être programmé, tout ceci est formalisé dans des équations de mouvement (2.4) et (2.5) ou (2.6) et (2.7). Un point intéressant est que, contrairement à bien d'autres heuristiques qui restent purement expérimentales, il existe une analyse mathématique précisant les conditions de convergence et le choix des paramètres [7], [12], [20], et un article spécialement pour les meilleures choix du coefficient d'inertie $w \rightarrow$.

II.4.7.3. Principales caractéristiques :

Ce modèle présente quelques propriétés intéressantes, qui en font un bon outil pour de nombreux problèmes d'optimisation, particulièrement les problèmes fortement non linéaires, continus ou mixtes (certaines variables étant réelles et d'autres entières) :

- il est facile à programmer, quelques lignes de code suffisent dans n'importe quel langage évolué,
- il est robuste (de mauvais choix de paramètres dégradent les performances, mais n'empêchent pas d'obtenir une solution).

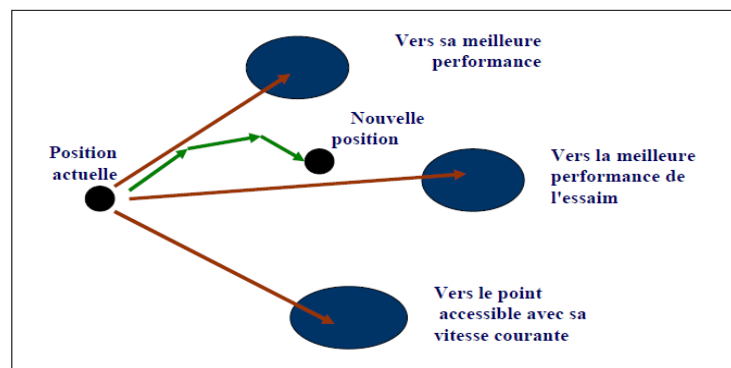


Figure 2.11. Schéma de principe du déplacement d'une particule.



Pour réaliser son prochain mouvement, chaque particule combine trois tendances : suivre sa vitesse propre, revenir vers sa meilleure performance, aller vers la meilleure performance de ses informatrices. Signalons , de plus , qu'il existe des versions adaptatives qui évitent même à l'utilisateur la peine de définir les paramètres (taille de l'essaim, taille des groupes d'informatrices, coefficients de confiance) [11], [21], [26].

II.4.7.4. Le voisinage :

Le voisinage constitue la structure du réseau social. Les particules à l'intérieur d'un voisinage communiquent entre-elles. Différents voisinages ont été étudiés [23] et sont considérés en fonction des identificateurs des particules et non des informations topologiques comme les distances euclidiennes dans l'espace de recherche :

- Topologie en étoile (Figure 2.12 (a)) : le réseau social est complète, chaque particule est attirée vers la meilleure particule notée $\vec{P}_{g_{best}}$ (gbest) et communique avec les autres.
- Topologie en anneau (Figure 2.12 (b)) : chaque particule communique avec n voisines immédiates ($n=3$ Figure 2.12 (b)). Chaque particule tend à se déplacer vers la meilleure dans son voisinage local notée P_{best} (lbest).
- Topologie en rayon (Figure 2.12(c)) : une particule "centrale" est connectée à tous les autres. seule cette particule centrale ajuste sa position vers la meilleure, si cela provoque une amélioration l'information est propagée aux autres .

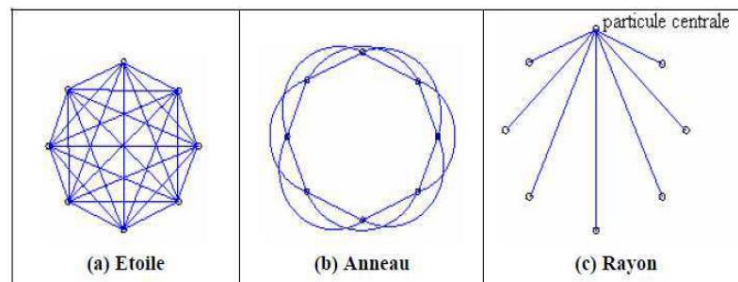


Figure 2.12. Trois topologies du voisinage différentes.



II.4.7.5. Les étapes de la méthode d'Optimisation par Essaim de Particules:

L'algorithme de cette méthode peut être décrit comme suit :

- ❖ 1^{ère} étape : Initialisation des coefficients $\vec{c}_1$ et $\vec{c}_2$, le coefficient d'inertie $\vec{w}$.
- ❖ 2^{ème} étape : La création de la population initiale aléatoirement et le calcul de la fitness de chaque particule (P_{best_i}) : la meilleure position de la particule i dans la population actuelle ; (P_{gbest}) : la meilleure position dans toutes les populations (la meilleure des meilleures).
- ❖ 3^{ème} étape : Le calcul de la nouvelle vitesse et nouvelle position de chaque particule par l'utilisation des formules (2.4) et (2.6).
- ❖ 4^{ème} étape : Le calcul de la meilleure fitness de la population initiale et comparer par la précédente pour trouver la meilleure de toutes les populations (P_{gbest}).
- ❖ 5^{ème} étape : incrémentation du nombre d'itération $t = t+1$.
- ❖ 6^{ème} étape : Si un critère d'arrêt est satisfait alors passer à la 7^{ème} étape. Autrement, aller à la 3^{ème} étape.
- ❖ 7^{ème} étape : La position enregistrée dans (P_{gbest}) est la solution optimale.

La figure 2.12. illustre les différentes opérations qui interviennent dans la méthode OEP :

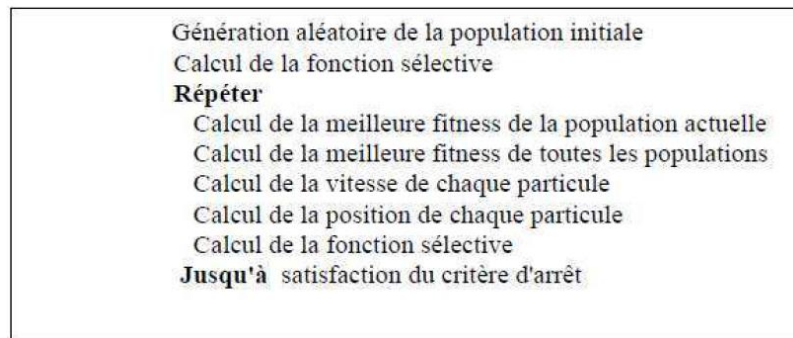


Figure 2.12. Optimisation par essaim de particules.

Dans le détail, ces algorithmes peuvent être résumés, aux opérations indiquées sur l'organigramme de la figure 2.14.

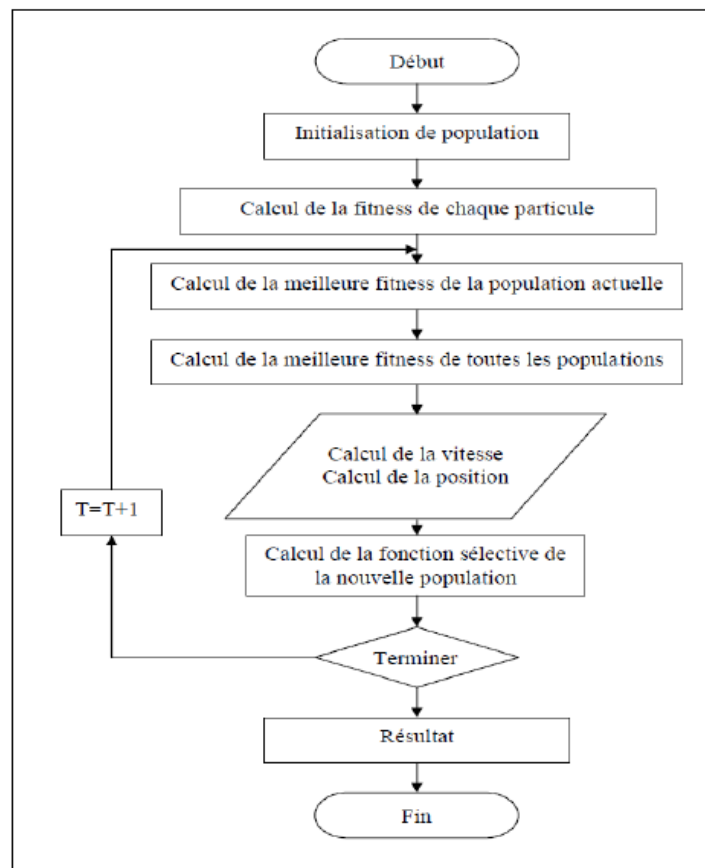


Figure 2.14. Organigramme d'OEP .

II.5. Conclusion :

L'optimisation par essais particuliers fournit des solutions proches de la solution optimale à l'aide des mécanismes de modification de vitesse et la position comme le montre la figure (2.14) , mais il reste le choix des paramètres de la méthode comme problème principal.

Elle est applicable pour nombreux problèmes, dont le problème de l'optimisation de l'écoulement de puissance .

CHAPITRE III
 APPLICATION DE L'OEP
SUR
L'ECOULEMENT DE
PUISSANCE OPTIMAL

III.1. INTRODUCTION :

Dans un réseau électrique un équilibre doit être constamment maintenu entre les puissances générées et la puissance demandée tout en maintenant les niveaux de tension et la continuité de service avec un coût d'énergie électrique produite le plus bas possible.

De ce fait, la répartition optimale des puissances dans les systèmes électro-énergétique prend une grande importance. Différentes méthodes ont été appliquées dont nous pouvons citer : La programmation linéaire et la programmation non linéaire. Dans ce chapitre nous utiliserons en premier lieu une méthode métaheuristique (Essaim de particules) pour résoudre le problème d'OPF avec considération de la pollution (fonction multi objectif) [5].

Dans les chapitres précédents on a vu que la solution du problème de l'OPF revient à déterminer un état de fonctionnement « optimal » du système de puissance. Les différentes classes du problème de l'OPF, sont définies par le choix des fonctions à minimiser, des différents types de variables de contrôle et des différentes contraintes. L'inconvénient des méthodes classiques pour la résolution du problème de l'OPF, est le traitement rigide des contraintes qui doivent être constamment satisfaites. En pratique, les contraintes d'un système électrique réel peuvent être divisées en deux groupes : les limites physiques de commande et les limites de fonctionnement. Les limites physiques sur les variables de commande ne peuvent pas être dépassées [10]. Par exemple , un générateur ne peut pas produire une puissance

au-delà de ses limites supérieures et inférieures .

Donc on ne peut pas admettre une solution de l'OPF qui donne un dépassement de ce genre. Cependant , les limites de fonctionnement peuvent être considérées souples puisqu'elles sont imposées pour des considérations de sécurité et ne représentent nullement des limites physiques . Elles peuvent être dépassées temporairement , si le besoin se fait sentir , pour obtenir des solutions pratiques.

Quand les contraintes rigides ne sont pas satisfaites dans la programmation mathématique conventionnelle , il est difficile de distinguer les quelles des contraintes sont forcées et à quels degrés . Une des techniques utilisées pour remédier à ce genre de problème est de permettre la violation de ces contraintes dans le sens du moindre carré [18]. dans ce cas, toutes les contraintes d'égalité représentées par les équations non linéaires de l'écoulement de puissance sont satisfaites, alors que les contraintes de fonctionnement souples supposées critiques sont relaxées dans le sens du moindre carré. Cette approche n'est pas souvent recommandée, parce qu'elle ne donne pas des solutions réalistes quand le problème n'a pas de solutions admissibles.

Donc, il est nécessaire de développer un modèle plus réaliste qui doit tenir compte des avantages que donne la souplesse caractérisant le problème de l'OPF, et calculer d'une manière précise la valeur réelle de la marge de sécurité du système de puissance.

III.2. Formalisation d'un algorithme d'OEP appliqué à l'OPF: [22]

III.2.1. Les étapes de la méthode d'OEP appliquée à l'OPF:

Les étapes principales de la résolution du problème d'OPF par l'OEP sont :

Etape 1 : Introduction de toutes les données

Introduire toutes les données concernant le réseau électrique tel que les résistances, les réactances, les limites des puissances des générateurs et les données de la méthode utilisée comme : le nombre d'itération (génération), le nombre de particule et les paramètres de la méthode (coefficient d'inertie (w) , l'intensité d'attraction (c_1, c_2 , etc)).

Etape 2: Initiation

La création aléatoire de l'essaim initial, cet essaim est un ensemble des particules et chaque particule contient les valeurs des puissances délivrées par chaque générateur P_{Gi} en utilisant les valeurs réelles dans l'espace des valeurs permises. Puisque chaque puissance P_{Gi} à une limite inférieure $P_{Gi(min)}$ et une limite supérieure $P_{Gi(max)}$.

Etape 3 : évaluation de la fonction objective .

Chaque particule est placée sur la position initiale suivant la valeur de la fonction fitness (4.3). En se basant sur le concept de ce processus pour chaque particule de l'essaim .

Dans cette étape , L'influence directe de la valeur de la fonction objective de l'OPF dépend de la position de chaque particule.

Etape 4:Le calcul de la meilleure position de chaque particule jusqu'ici P_{ibest} et la meilleure position dans toutes les generations P_{gbest} .

Dans cette étape, on calcul les deux meilleures positions, la première c'est la meilleure position de chaque particule jusqu'ici P_{ibest} et la deuxième c'est la meilleure position de tout les generations P_{gbest} . Ce calcul se fait suivant les valeurs de la fonction fitness.

Etape 5 : La modification de la vitesse et de la position .

Selon l'équation suivante, chaque particule choisit la prochaine direction qui prendre en considération la vitesse initiale (la vélocité) de chaque particule (V_0) , l'inertie (w) et les valeurs de l'intensité d'attraction (c_1, c_2) .

$$\vec{v}_{k+1} = w \otimes \vec{v}_k + c_1 \otimes r_1 \otimes (\vec{P}_{best} - \vec{x}_k) + c_2 \otimes r_2 \otimes (\vec{P}_{gbest} - \vec{x}_k)$$

et enfin chaque particule se déplace vers sa nouvelle position suivant cette équation :

$$\vec{x}_{k+1} = \vec{x}_k + \vec{v}_{k+1}$$

Chaque position $\vec{x}_{k+1}$ est l'image de la puissance délivrée par le générateur correspondant.

Etape 6 : Correction de ces puissances générées dans le programme de l'OPF.

Ce programme aussi contient plusieurs étapes :

- Le calcul de la matrice d'admittance y_{ij} .
- Le calcul des puissances active et réactive de chaque jeu de barres.
- La détermination de la matrice Jacobéenne et le calcul de l'inverse de cette matrice.
- Le calcul de la nouvelle tension de chaque jeu de barres sauf les jeux de barres générateurs .
- Le calcul de la nouvelle puissance délivrée par chaque générateur.

Etape 7 : Le calcul de la nouvelle fitness, et on répète l'étape 4.

Etape 8 : Critère d'arrêt

Le processus du calcul continu jusqu'à que les itérations atteintes la valeur maximale prédéfini ou qu'une solution de la fonction objective acceptable est trouvée .

III.3. Considérations pratiques : [14]

L'OPF conventionnel est formulé par un problème d'optimisation avec contraintes , qu'il faut satisfaire . Dans la pratique , il existe deux types de contraintes d'inégalités : contraintes rigides (hard) et contraintes souples (soft) . Par exemple , les limites max . et min . d'un générateur de puissance sont considérées comme des contraintes rigides , parce qu'il y a des limitations physiques sur la capacité de production de puissance des générateurs . D'autre part, les limites de transmission des puissances à travers les lignes de transport sont considérées comme contraintes souples . Parfois , un dépassement léger de ces limites est acceptable , spécialement pour les régimes de fonctionnement spéciaux , telle que la pointe de charge et le fonctionnement d'urgence (régime perturbé).

Typiquement , il existe deux limites pour la puissance transmise par chaque ligne de transmission , connues par la limite normale et la limite d'urgence.

En général , les opérateurs cherchent toujours à faire fonctionner le système d'une manière économique et dans les limites normales de fonctionnement . Quand il y a un réel besoin , le dépassement léger de ces limites normales est acceptable . D'autre part , la limite d'urgence , ne peut en aucun cas être violée et elle est considérée comme une contrainte rigide (hard) .

Ces considérations pratiques ne sont pas bien traitées dans la formulation conventionnelle de l'OPF . En effet , si le cas est presque admissible (ou presque inadmissible) , la solution fournie par l'OPF conventionnel peut devenir peu réaliste . Parfois , afin d'imposer une contrainte souple avec de petites violations , les variables de contrôle peuvent varier de manière significative et également le coût de production peut augmenter brusquement .

Quoi que les solutions du problème de l'OPF soient mathématiquement correctes , elles ne sont pas réalisables dans la pratique [27] .

III.4. Fonction Objectif :

La fonction objectif à minimiser est choisie suivant le type d'optimisation, elle peut représenter par le coût total de combustible, les pertes actives, ou le coût d'émissions de pollution.

III.4.1. Contraintes d'Égalités

Ces contraintes sont l'image des lois physiques par les équations nodales dans le système électrique. Elles sont représentées par les équations non linéaires de l'écoulement de puissance. Il faut que la somme des puissances actives et réactives injectées dans chaque jeu de barres soit égale à zéro. Ces contraintes sont données par :

$$\begin{aligned}\Delta P_i &= P_{gi} - P_{di} - \sum_{j=1}^n V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0 \\ \Delta Q_i &= Q_{gi} - Q_{di} - \sum_{j=1}^n V_i V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0\end{aligned}\tag{3.1}$$

En d'autre terme ces contraintes d'égalités peuvent être écrites sous la forme suivante:

$$\sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi} = \sum_{i=1}^{Npq} P_{Di} + P_L\tag{3.2}$$

La somme des puissances générées soit égale à la puissance demandée totale plus les pertes actives , cette équation est satisfaite par l'équation de l'écoulement de puissance, en déterminant la puissance active générée du jeu de barres de référence.

III.4.2. Contraintes d'Inégalités :

Les contraintes d'inégalités représentent les limites de toutes les variables , ou les contraintes de sécurité qui influent sur le système électrique , tels que les transits des puissances dans les lignes de transport. La plupart des limites sont les limites physiques sur l'équipement qui ne doivent pas être violées. Par exemple , la sortie en MW d'un certain générateur électrique ne peut pas dépasser une certaine limite supérieure qui est déterminée par le fabricant. Parmi ces contraintes on trouve:

- Les puissances active et réactive générées sont limitées par une borne inférieure et une borne supérieure:

$$\begin{aligned} P_{gi\min} &\leq P_{gi} \leq P_{gi\max} \\ Q_{gi\min} &\leq Q_{gi} \leq Q_{gi\max}, i \in NG \end{aligned} \quad (3.3)$$

Où NG est le nombre des générateurs .

- Les transformateurs à prises de charge ont des déviations maximales et minimales du niveau de tension par rapport à la tension nominale qui peuvent être atteintes. De même, les transformateurs déphaseurs ont des décalages maxima et minima des angles de phases des tensions, qui peuvent être réalisées. Les deux types de transformateurs créent les contraintes d'inégalités suivantes:

$$\begin{aligned} T_{i\min} &\leq T_i \leq T_{i\max} \\ Q_{i\min} &\leq Q_i \leq Q_{i\max}, i \in NT \end{aligned} \quad (3.4)$$

Où NT est le nombre des transformateurs.

- En raison de sécurité du système électrique, les lignes et les transformateurs de puissances ont des limites sur le transit de puissance apparente . Ces limites sont dues aux pertes thermiques dans les conducteurs , et/ou à la stabilité du réseau. Cette contrainte limitera la puissance en MVA d'un transformateur ou d'une ligne de transport :

$$S_{ij} \leq S_{ij}^{\max} \quad (3.5)$$

- Pour garder la qualité de service électrique et la sécurité du système , les niveaux de tension des jeux de barres doivent toujours être entre leurs limites maximales et minimales :

$$V_{i\min} \leq V_i \leq V_{i\max}, i \in N. \quad (3.6)$$

Où N est le nombre total des jeux de barres.

- Les puissances réactives des compensateurs shunts doivent être toujours entre leurs limites minimales et maximales , à cause de la limitation physique:

$$Q_{ci\min} \leq Q_{ci} \leq Q_{ci\max}, i \in NC \quad (3.7)$$

Où NC est le nombre des compensateurs shunts.

III.4.3. Optimisation Multiobjectif :

On parle d'une optimisation multiobjectif quand on a besoin d'optimiser plusieurs fonctions objectif. Dans le domaine de l'écoulement de puissance optimal, on a deux types :

III.4.3.1. Minimisation du Coût et les Emissions de Pollution:

Cependant, lorsque l'on modélise un problème, on cherche souvent à satisfaire plusieurs objectifs.

Dans les unités de production , on veut minimiser le coût de combustible , et on veut aussi que les émissions de pollution dans les centrales soient plus faibles que possible .

Les émissions totales produites par les centrales thermiques , sont données par la fonction suivante:

$$E_T = \sum_{i=1}^{N_g} E_i \quad (3.8)$$

Avec E_i est la fonction des émissions pour l'unité de production i définie par :

$$E_i(P_{gi}) = \alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2 + \mu_i \exp(\xi_i P_{gi}) \quad \text{Ton/hr} \quad (3.9)$$

Avec $\alpha, \beta, \gamma, \mu$, et ξ sont les coefficients des émissions de pollution pour l'unité i .

Le contrôle des émissions est obtenu en assignant un facteur de coût sur la fonction des émissions totales :

$$F_e = w * E_T. \quad (3.10)$$

Avec w est le facteur de contrôle des émissions exprimé en $\text{Ton} / \$$.

La fonction objectif du problème de la répartition économique de puissance devient [24] :

$$\text{Min.} F = \alpha F_T + (1-\alpha) F_e \quad (3.11)$$

Avec α est un facteur de contrôle inclus entre 0 et 1. F_T représente la fonction du coût.

Si $\alpha = 1$ les contraintes environnementales ne seront pas considérées, et si $\alpha = 0$ notre objectif sera la minimisation des émissions sans tenir compte du coût de production. Si α varie de 0 à 1 la recherche ne nous donnera plus une solution unique mais une multitude de solutions. Ces solutions sont appelées solutions de Pareto et l'ensemble de solutions que l'on obtient à la fin de la recherche est la surface de compromis.

C'est après avoir trouvé les solutions du problème multiobjectif que d'autres difficultés surviennent: il faut sélectionner une solution dans cet ensemble. La solution qui sera choisie par l'utilisateur va refléter les compromis opérés par le décideur vis-à-vis des différentes fonctions objectif.

III.4.3.2. Minimisation du Coût avec les Pertes Actives Totales

Dans ce type d'optimisation, on veut minimiser le coût de combustible avec la minimisation des pertes actives, la fonction objectif du problème de la répartition économique de puissance deviant :

$$\text{Min.} F = \alpha F_T + (1 - \alpha) P_L \quad (3.12)$$

De même que précédemment α est un facteur de contrôle inclus entre 0 et 1. P_L représente les pertes actives totales .

Si $\alpha = 1$ les pertes actives ne seront pas considérées, et si $\alpha = 0$ notre objectif sera la minimisation des pertes actives totales sans tenir compte du coût de production. Si α varie de 0 à 1, la recherche ne donne pas une solution unique mais une multitude de solutions.

Ces solutions sont appelées solutions de Pareto et l'ensemble de solutions que l'on obtient à la fin de la recherche est la surface de compromis.

IV-5. Conclusion :

Dans ce chapitre, on a détaillé premièrement le calcul de l'écoulement de puissance optimal la méthode de l'essaim de particules (OEP).

CHAPITRE IV

TESTS ET APPLICATIONS

IV.1. INTRODUCTION :

Nous avons assisté ces dernières années à une croissance très rapide des travaux utilisant les techniques métaheuristiques et d'intelligence artificielle dans les systèmes électriques. Cela est dû à la simplicité de leurs mécanismes, la facilité de leur mise en application et leur efficacité même pour les problèmes complexes.

Ce chapitre est consacré au test des algorithmes cités ci-après sur des réseaux électriques de petites et moyennes échelles. [3]

- Algorithme de l'écoulement de puissance de Newton-Raphson (PF_NR).
- Algorithme d'optimisation de l'écoulement de puissance par la méthode d'Essaim de Particules "SWARM" avec plusieurs fonctions objectives (OEP).

Dans cette partie, on va appliquer l'algorithme d'optimisation de l'écoulement de puissance OPF sur différents types de réseaux, et voir l'avantage de cet algorithme par rapport à celui de l'écoulement de puissance de Newton-Raphson PF_NR . Ensuite on va procéder à des comparaisons avec les méthodes Quasi-Newton (OPF_QN) , les Algorithmes Génétiques (OPF_GA).

IV.2. Tests de l'algorithme OEP : [1]

IV.2.1. Fonction mono-objective :

Le problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF) consiste à trouver le minimum de la fonction objective qui dépend uniquement de la puissance active délivrée par chaque générateur .

$$F(x) = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2) \quad (4.1)$$

Chaque puissance active générée P_{Gi} est limitée par une limite inférieure $P_{Gi(\min)}$ est une limite supérieure $P_{Gi(\max)}$.

$$P_{Gi(\min)} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi(\max)} \quad (4.2)$$

Puisque la fonction objectif est bornée supérieurement , on va choisir une fonction fitness à maximiser de la forme suivante :

$$fitness = \frac{F_{max}}{F(x)} \quad (4.3)$$

Où $F(x)$ est la fonction objective (équation (4.1)).

Il y a de nombreuses façons de choisir le coefficient F_{max} . Ce facteur peut être pris comme coefficient d'entrée, ou bien on peut lui affecter la plus grande valeur de $F(x)$ dans la population actuelle. Nous envisagerons cette dernière possibilité dans cet exemple.

IV.2.2. Résultats Obtenues[6]

La méthode étudiée est testée sur le réseau de la figure (4.1).

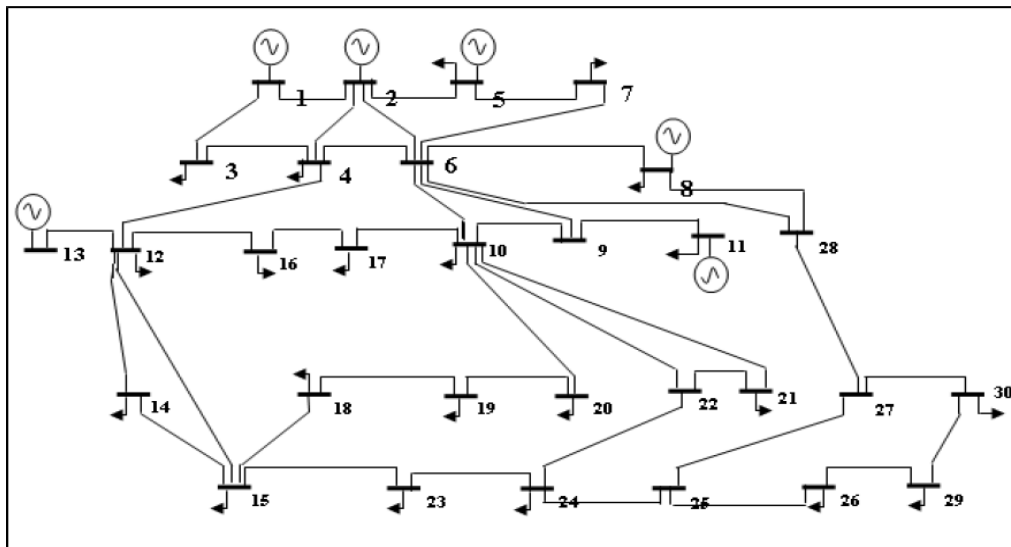


Figure 4.1 Schéma unifilaire du réseau électrique de test 30 jeux de barres

Le réseau IEEE 30-bus est constitué de 30 jeux de barres et 6 générateurs (aux jeux de barres n° 1, 2, 5, 8, 11, et 13), alimentant un ensemble de 20 charges à travers 41 lignes de transport (Fig.4.1). La puissance et la tension de base sont respectivement 100 MVA et 135 kV.

Le système est optimisé en utilisant la méthode d'optimisation par essaim de particules . Les paramètres utilisées pour exécuter cette méthode sont $w = 0.9$, $c_1 = c_2 = 2$, $nbr_particules = 20$ $max_génération = 20$, la tolérance est 0.000001 p.u , le maximum d'amplitude de tension de tous les jeux de barres est 1.1 p.u tandis que le minimum est 0.9 . Le maximum d'angle de tous les jeux de barres est 0 ° tandis que le minimum est -14°. Les autres paramètres sont donnés dans les tableaux (A4, A5 et A6) en annexe.



Les résultats prouvent que l'algorithme d'OEP est presque similaire que la méthode utilisée OPF. Une légère différence du coût de production entre ces deux méthodes (801.84 \$/hr "OEP", comparé avec 801,32 \$/hr "OPF ") et pour les pertes de puissances (9.38 MW comparé avec 9.24 MW). En outre, il est important de préciser que ce simple algorithme converge pendant un temps acceptable. Pour ce système était approximativement 15 seconds, et il a convergé aux solutions fortement optimales après 25 générations. Les contraintes de sécurités sont également testées. Les amplitudes des tensions sont d'un minimum de 0.996p.u. et d'un maximum de 1.082p.u (Figure 4.2).

Aucun jeu de barres de charge n'était inférieur à 0.95 p.u .

L'efficacité d'OEP pour résoudre le problème d'OPF avec la pollution est le test suivant.

IV.3. Fonction bi objective [7] :

Maintenant on va tester la méthode d'OEP à l'optimisation d'une fonction fortement non linéaire du coût de combustible pour la production d'énergie électrique et l'émission du gaz toxique NO_x pour cette même production . L'application a été faite sur le même réseau électrique IEEE 30 bus.

Les coefficients de la fonction coût sont déjà représentés dans le tableau (A6) en annexe et les coefficients de la fonction exponentielle d'émission du gaz toxique sont représentés dans le tableau (A7) en annexe.

La fonction du coût total considère en même temps le coût de combustible ($F(x)$) (équation (4.1)) et le coût d'émission du gaz ($F_E(x)$) qui est traduit par la fonction suivante :

$$F_E(x) = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2 + \lambda_i \exp(\xi_i P_{gi})) \text{ ton/h} \quad (4.4)$$

La fonction totale est donnée par :

$$F = \alpha.F_{ec} + (1-\alpha).F_{pc}; Ou: 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (4.5)$$

$$F_{pc} = \omega.F_E \quad (4.6)$$

Pour ce réseau test le facteur du coût d'émission du gaz (ω) est de 550.66 \$/Ton. Pour ($\alpha = 1$) et ($\alpha = 0$) on se retrouve respectivement sur le minimum du coût du combustible tout seul et le coût d'émission tout seul.

La fonction totale est devenue :



$$F(x) = \alpha \cdot \left[\sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) \right] + (1 - \alpha) \cdot \left[\omega \cdot \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_i + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2 + \lambda_i \exp(\xi_i P_{gi})) \right] \quad (4.7)$$

Les valeurs optimales des puissances générées, le coût du combustible et le taux d'émission pour onze cas sont donnés par le tableau (4.1) . Dans le premier cas ($\alpha = 1$) , on fait l'optimisation du coût du combustible sans tenir compte du taux d'émission. Après convergence on remplace les valeurs optimales des puissances générées dans la fonction d'émission du gaz . Dans le deuxième cas ($\alpha = 0$) , on fait l'inverse , on optimise le taux d'émission du gaz sans tenir compte du coût de combustible. Après convergence on remplace les valeurs optimales des puissances générées dans la fonction coût du combustible . Dans les autres cas ($0 < \alpha < 1$) , on fait la minimisation en même temps de la fonction de coût du combustible et le taux d'émission du gaz .

Variable	$\alpha=1$	$\alpha=0.9$	$\alpha=0.8$
$P_{G01} (MW)$	176.7318	167.3838	158.0094
$P_{G02} (MW)$	48.8294	50.5923	52.1249
$P_{G05} (MW)$	21.4729	22.1421	22.8042
$P_{G08} (MW)$	21.6493	25.5209	28.9908
$P_{G11} (MW)$	12.0928	13.7659	15.4221
$P_{G13} (MW)$	12.0000	12.7264	14.1699
Coût de génération (\$/hr)	801.8436	802.5582	804.6576
Emission (ton/hr)	0.3676	0.3428	0.3211
Coût total (\$/hr)	1004.1000	991.3004	981.4845
Pertes actives (MW)	9.3761	8.7314	8.1220

Variable	$\alpha=0.7$	$\alpha=0.6$	$\alpha=0.5$	$\alpha=0.4$
$P_{G01} (MW)$	148.5661	139.1275	130.1407	119.9970
$P_{G02} (MW)$	53.5756	55.1329	57.1763	59.1790
$P_{G05} (MW)$	23.5265	24.4105	25.6698	27.2776
$P_{G08} (MW)$	32.4027	35.0000	35.0000	35.0000
$P_{G11} (MW)$	17.2198	19.4114	22.4731	26.2436
$P_{G13} (MW)$	15.6508	17.3169	19.4643	21.7104
Coût de génération (\$/hr)	808.1819	813.1898	819.7426	829.4053
Emission (ton/hr)	0.3019	0.2850	0.2705	0.2563
Coût total (\$/hr)	974.4503	970.1280	968.7156	970.5288
Pertes actives (MW)	7.5415	6.9992	6.5243	6.0077

Variable	$\alpha=0.3$	$\alpha=0.2$	$\alpha=0.1$	$\alpha=0$
$P_{G01} (MW)$	108.7793	97.5920	89.9190	68.2180
$P_{G02} (MW)$	61.3139	64.4733	66.8042	71.0455
$P_{G05} (MW)$	29.6199	34.0426	43.1179	50.0000
$P_{G08} (MW)$	35.0000	35.0000	35.0000	35.0000
$P_{G11} (MW)$	30.0000	30.0000	30.0000	30.0000
$P_{G13} (MW)$	24.1510	27.2455	29.7944	32.8533
Coût de génération (\$/hr)	842.9267	859.6578	893.9361	934.7585
Emission (ton/hr)	0.2430	0.2331	0.2227	0.2175
Coût total (\$/hr)	976.7588	988.0131	1016.6000	1054.5000
Pertes actives (MW)	5.4640	4.9534	4.2356	3.7167

Tableau 4.1. Les résultats d'OEP pour les 11 cas appliqués sur le réseau IEEE 30 bus
 $(\alpha = 1$: Coût minimal de production ; $0 < \alpha < 1$: Coût de production+Emission minimales
 $\alpha = 0$: Emission minimale)

Les résultats comprenant le coût de production, l'émission et les pertes de puissance sont montrés dans le tableau (4.1). Ce tableau donne les puissances optimales pour un minimum de coût total dans onze cas à savoir: le minimum de coût sans tenir en considération le taux d'émission ($\alpha=1$), ($0 < \alpha < 1$) avec des poids différents et égal du coût de génération et le taux d'émission dans la fonction objective totale et enfin un minimum du taux d'émission lorsque

($\alpha=0$). Les puissances actives pour les six générateurs sont dans leurs limites de fonctionnement. On observe que le coût total de production et le coût de génération sont les plus élevés (1054.5 \$/hr et 934.7585 \$/hr) avec un minimum de pertes active (3.7167 MW) lorsque ($\alpha=0$).

Pour ($\alpha=1$), le coût de génération atteint son valeur minimale (801.8436 \$/hr), le taux d'émission et les pertes de puissances atteignent leurs valeurs maximales (0.3676 Ton/hr et 9.3761MW).

Pour ($\alpha=0$), le coût de génération atteint son valeur maximale (934.7585 \$/hr), le taux d'émission et les pertes de puissances atteignent leurs valeurs minimales (0.2175 Ton/hr et 3.7167 MW).

Pour diminuer le coût de production, on doit sacrifier une partie de la contrainte environnementale. Le minimum du coût total est atteint lorsque ($\alpha = 0.5$), et il est de l'ordre de 968.7156 \$/hr. Les contraintes de sécurité sont aussi vérifiées pour les amplitudes et les angles des tensions. Les amplitudes des tensions et les angles sont dans leurs limites acceptables. Aucun jeu de barres n'a été à la limite inférieure d'amplitude de tension (Figure 4.1). En outre, il est important de préciser que cet algorithme converge dans un temps acceptable. Pour ce test était approximativement 15 seconds.

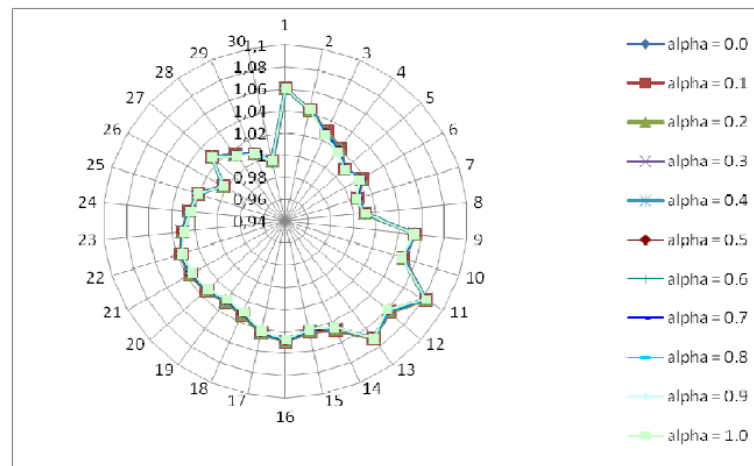


Figure 4.2. Les niveaux des tensions pour différentes valeurs de α

Pour démontrer la performance de cette méthode on a fait une comparaison de ces résultats avec les résultats d'autres méthodes métaheuristiques à savoir les algorithmes génétiques et les

algorithmes de colonies des fourmis [10]. La comparaison est montrée dans les tableaux 4.2 et 4.3 :

Variable	$\alpha=1$	$\alpha=0.9$	$\alpha=0.8$	
$P_{G01}(MW)$	177.1176	171.0810	166.4285	
$P_{G02}(MW)$	48.9107	58.0399	60.9982	
$P_{G05}(MW)$	21.4914	20.5704	21.2573	
$P_{G08}(MW)$	21.8712	15.9370	18.6499	
$P_{G11}(MW)$	12.1574	10.5940	12.5096	
$P_{G13}(MW)$	11.3582	16.6609	12.7570	
Coût de génération (\$/hr)	802.2303	804.8809	805.3796	
Emission (ton/hr)	0.3663	0.3516	0.3413	
Coût total (\$/hr)	1003.9227	998.5136	993.3587	
Pertes actives (MW)	9.5065	9.4832	9.2005	
Variable	$\alpha=0.7$	$\alpha=0.6$	$\alpha=0.5$	$\alpha=0.4$
$P_{G01}(MW)$	166.8327	155.6018	135.6247	125.8236
$P_{G02}(MW)$	50.9752	49.9298	56.2770	59.3522
$P_{G05}(MW)$	22.0177	21.6668	24.9626	25.7566
$P_{G08}(MW)$	16.8439	29.9864	26.3041	32.0449
$P_{G11}(MW)$	20.3480	14.0851	23.5482	23.7175
$P_{G13}(MW)$	15.2419	20.2545	23.7185	23.2657
Coût de génération (\$/hr)	805.0738	807.2000	819.0305	825.0036
Emission (ton/hr)	0.3372	0.3121	0.2737	0.2601
Coût total (\$/hr)	990.7548	979.0797	969.7481	968.1964
Pertes actives (MW)	8.8595	8.1245	7.0351	6.5606
Variable	$\alpha=0.3$	$\alpha=0.2$	$\alpha=0.1$	$\alpha=0$
$P_{G01}(MW)$	109.4395	98.3846	79.5341	62.7326
$P_{G02}(MW)$	61.1031	66.6323	66.1861	69.4780
$P_{G05}(MW)$	32.7390	30.4619	40.2184	49.9999
$P_{G08}(MW)$	30.5527	33.0590	34.3733	35.0002
$P_{G11}(MW)$	24.2450	26.9001	29.5807	30.0000
$P_{G13}(MW)$	30.9997	33.3618	37.9673	40.0000
Coût de génération (\$/hr)	847.3258	859.0864	898.7135	949.0023
Emission (ton/hr)	0.2379	0.2284	0.2122	0.2050
Coût total (\$/hr)	978.3374	984.8672	1015.5881	1061.9165
Pertes actives (MW)	5.6790	5.3996	4.4599	3.8108

Tableau 4.2. Les résultats de GA pour les 11 cas appliqués sur le réseau IEEE 30 bus
 $(\alpha = 1$: Coût minimal de production ; $0 < \alpha < 1$: Coût de production+Emission minimales
 $\alpha = 0$: Emission minimale)



Variable	$\alpha=1$	$\alpha=0.9$	$\alpha=0.8$
$P_{G01}(MW)$	176.2330	171.4534	166.7270
$P_{G02}(MW)$	48.2300	53.1900	49.1400
$P_{G05}(MW)$	20.9700	22.4200	20.1000
$P_{G08}(MW)$	22.2700	20.6700	26.0100
$P_{G11}(MW)$	13.0500	11.7800	12.6300
$P_{G13}(MW)$	12.0800	13.1300	17.6500
Coût de génération (\$/hr)	802.3086	802.8218	804.0929
Emission (ton/hr)	0.3634	0.3515	0.3380
Coût total (\$/hr)	1002.4049	996.3512	990.1883
Pertes actives (MW)	9.4335	9.2434	8.8578

Variable	$\alpha=0.7$	$\alpha=0.6$	$\alpha=0.5$	$\alpha=0.4$
$P_{G01}(MW)$	150.615	131.9460	125.5550	112.3730
$P_{G02}(MW)$	55.4500	56.8300	52.8300	62.0300
$P_{G05}(MW)$	21.8100	22.6100	28.9700	31.3100
$P_{G08}(MW)$	33.4700	34.3702	30.8102	29.9702
$P_{G11}(MW)$	13.0900	20.3500	26.5000	18.5000
$P_{G13}(MW)$	16.9200	24.2200	25.0300	35.1600
Coût de génération (\$/hr)	808.2740	819.9963	828.8054	845.9054
Emission (ton/hr)	0.3045	0.2694	0.2568	0.2424
Coût total (\$/hr)	975.9622	968.3304	970.1888	979.3830
Pertes actives (MW)	7.9550	6.9269	6.2960	5.9440

Variable	$\alpha=0.3$	$\alpha=0.2$	$\alpha=0.1$	$\alpha=0$
$P_{G01}(MW)$	99.9670	88.1802	79.9983	68.1955
$P_{G02}(MW)$	64.9800	62.4800	62.2200	65.2200
$P_{G05}(MW)$	30.8200	37.0700	43.6600	49.5200
$P_{G08}(MW)$	26.7102	34.3804	33.8404	34.7804
$P_{G11}(MW)$	29.7800	26.5100	29.9800	30.0000
$P_{G13}(MW)$	36.5900	39.5800	38.0200	39.5800
Coût de génération (\$/hr)	862.7136	882.7300	905.5661	938.7186
Emission (ton/hr)	0.2284	0.2174	0.2110	0.2056
Coût total (\$/hr)	988.4625	1002.4649	1021.7327	1051.9470
Pertes actives (MW)	5.4473	4.8007	4.3188	3.8960

Tableau 4.3 . Les résultats d'ACO pour les 11 cas appliqués sur le réseau IEEE 30 bus
 $(\alpha = 1$: Coût minimal de production ; $0 < \alpha < 1$: Coût de production+Emission minimales
 $\alpha = 0$: Emission minimale)

La comparaison montre clairement les performances de la méthode OEP par rapport aux autres méthodes.

Variable	$\alpha=1$			$\alpha=0.5$			$\alpha=0$		
	AG	ACO	OEP	AG	ACO	OEP	AG	ACO	OEP
Coût de génération (\$/hr)	802.23	802.31	801.84	819.03	828.81	819.74	949.00	938.72	934.76
Emission (ton/h)	0.37	0.36	0.36	0.27	0.26	0.27	0.21	0.21	0.21
Coût total (\$/h)	1003.92	1002.40	1004.10	969.75	970.20	968.72	1061.92	1051.95	1054.50
Pertes actives (MW)	9.51	9.43	9.37	7.04	6.29	6.52	3.81	3.89	3.71

Tableau 4.4. Comparaison des résultants des AG et ACO avec les résultats d'OEP pour IEEE 30 jeux de barres ($\alpha = 1$: Coût minimal de production ; $\alpha = 0.5$: Coût de production+Emission minimales ; $\alpha = 0$: Emission minimale)

Les résultats de comparaison des différentes méthodes métaheuristiques montrés dans le tableau ci-dessus apparaître clairement que la méthode OEP est la plus favorable en matière du gain financier et de minimisation des pertes d'énergies. Les valeurs optimales des coûts totales ont atteint pour toutes les méthodes pour ($\alpha=0.5$).

IV.4. Expériences d'optimisation[3] :

Dans la pratique, les comportements intéressants sont ceux qui assurent la convergence des particules de l'essaim vers la meilleure solution trouvée. Il convient donc de choisir les paramètres w et c à l'aide du test sur l'une des fonctions objectifs. Selon le choix des paramètres w et c à l'aide de ce test les comportements des particules peuvent être très différents, comme le montre la Figure 4.3. Pour l'optimisation, les choix qui semblent donner les meilleurs résultats sont avec une convergence plus ou moins rapide selon qu'on désire favoriser l'exploration et l'exploitation, et donne le minimum de la fonction objectif.

L'algorithme PSO a été appliqué à la fonction objectif la plus connue, Les paramètres vectoriels avaient tous les éléments identiques. Plusieurs jeux de paramètres ont été testés. Le test 1 ($w = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5$ et $c = 0.5$), le test 2 ($w = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5$ et $c=1$) et le dernier test ($w = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5$ et $c = 2$). Notre choix est ($c=2, w=0.5$) après un grand nombre d'essais. La topologie de l'essaim était totalement connectée, toutes les particules étant considérées voisines.

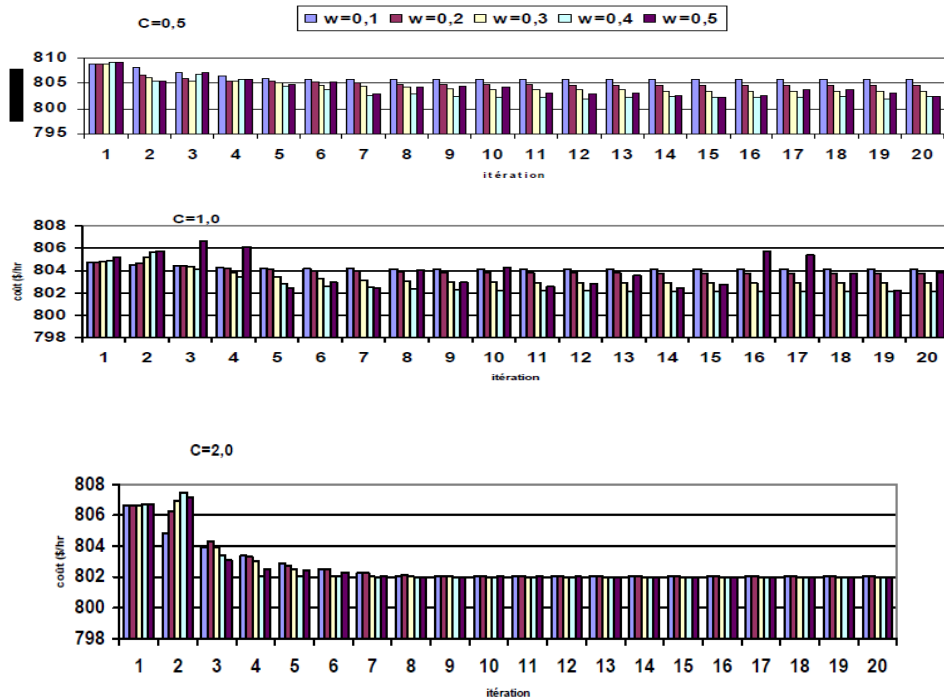


Figure 4.3 Effet des paramètres de la méthode PSO sur les résultats de l'OPF

IV.4.1. Résultats Obtenus :

La méthode d'optimisation par essaim de particules (PSO) est testée sur le réseau IEEE 30 bus.

Les paramètres utilisés pour exécuter cette méthode sont $w = 0.9$, $c_1 = 0.5$, $c_2 = 0.5$, $V_{inc} = 1.98$, $nbr_particles = 25$, $max_generation = 20$, la tolérance est 0.0001 p.u. le maximum d'amplitude de tension de tous les jeux de barres est 1.1p.u tandis que le minimum est 0.95. Le maximum d'angle de tous les jeux de barres est 0° tandis que le minimum est -15° . La comparaison des résultats entre GA et PSO (puissance active, le coût et les pertes de puissances) sont montrés dans le tableau 4.5 , ainsi que les angles et les amplitudes des tensions des jeux de barres sont visualisées sur les figures 4.4 et 4.5.

jb (i)	PSO	GA
	P_{gi} (MW)	P_{gi} (MW)
1	179.2161	+177.1176
2	48.3011	+48.9107
5	20.9240	+21.4914
8	20.5613	+21.8712
11	11.5768	+12.1574
13	12.4844	+11.3582
<i>Les pertes de puissances (MW)</i>	9.663735	9.506547
<i>Le coût total (\$/hr)</i>	802.298849	802.230313
<i>Le temps d'exécution (seconds)</i>	5	7

Tableau 4.5 La comparaison des résultats du GA avec PSO

Les résultats prouvent que l'algorithme PSO est comparable à la méthode GA. La différence du coût de production entre les deux méthodes (802.298849 \$/hr comparé avec 802.23013 \$/hr) est de l'ordre de 0.0085% et pour les pertes de puissances (9.663735 MW comparé avec 9.506547 MW) est de l'ordre de 1.6266%. En outre, il est important de préciser que ce simple algorithme converge pendant un temps acceptable, approximativement 5 seconds pour ce système était, et il a convergé aux solutions fortement optimales après 20 générations.

Les contraintes de sécurité sont également testées. Les amplitudes des tensions trouvées par PSO sont d'un minimum de 0.9554p.u. et d'un maximum de 1.0820 p.u (figure 4.3), et les angles des tensions sont d'un minimum de -14.6070° et d'un maximum de 0.0° (figure 4.4). Aucun jeu de barres de charge n'était inférieur à 0.95 p.u. Le minimum des amplitudes et des angles des tensions de ce réseau sont respectivement (0.9554 p.u. -14.6070°) au niveau de jeu de barres 30. On remarque que presque les mêmes résultats de point de vue tension sont trouvés par GA. Au niveau de jeux de barres 30 ; existe le minimum de tension d'une valeur de (0.95278, -14.477°)

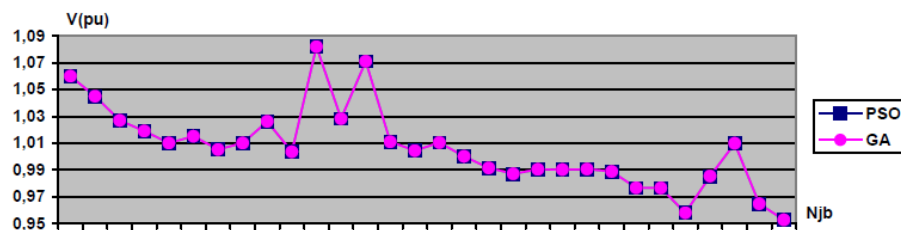


Figure 4.4 Comparaison entre GA et PSO pour les amplitudes des tensions

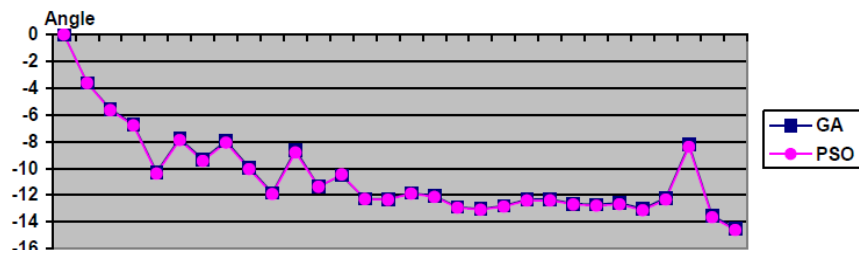


Figure 4.5 Comparaison entre GA et PSO pour les angles des tensions.

IV.4.2. Test sur la fonction bi objectif:

Les valeurs optimales des puissances générées, le coût du combustible et le taux d'émission pour onze cas sont donnés par le tableau 4.6.

Variable	$\mu=1$	$\mu=0.9$	$\mu=0.8$	
P_{g1} (MW)	179.2161	167.8851	157.7270	
P_{g2} (MW)	48.3011	50.8533	52.2290	
P_{g5} (MW)	20.9240	22.1933	22.9605	
P_{g8} (MW)	20.5613	25.5468	28.4781	
P_{g11} (MW)	11.5768	13.8182	14.7128	
P_{g13} (MW)	12.4844	12.0000	15.5527	
Coût de génération (\$/hr)	802.298849	802.989995	805.366361	
Perte active (MW)	9.663735	8.896632	8.260012	
Emission (ton/hr)	0.372015	0.341887	0.317720	
Coût total (\$/hr)	1007.15244	991.253255	980.321939	
Variable	$\mu=0.7$	$\mu=0.6$	$\mu=0.5$	$\mu=0.4$
P_{g1} (MW)	148.9881	139.1355	130.1305	119.7014
P_{g2} (MW)	53.8114	55.5525	57.0648	58.8914
P_{g5} (MW)	23.6052	24.1698	25.4711	26.8847
P_{g8} (MW)	32.4007	35.0001	35.0001	34.7307
P_{g11} (MW)	16.4721	19.6335	22.1482	28.4531
P_{g13} (MW)	15.8617	17.1039	20.3036	20.9224
Coût de génération (\$/hr)	808.623367	813.899879	820.525053	831.191506
Perte active (MW)	7.739170	7.195301	6.718334	6.183837
Emission (ton/hr)	0.300066	0.282000	0.266742	0.251477
Coût total (\$/hr)	973.857889	969.185930	967.408956	969.669982
Variable	$\mu=0.3$	$\mu=0.2$	$\mu=0.1$	$\mu=0$
P_{g1} (MW)	108.8583	96.8858	72.8418	66.9540
P_{g2} (MW)	61.5384	64.4948	59.4865	73.6265
P_{g5} (MW)	29.6645	31.2832	50.0000	50.0000
P_{g8} (MW)	35.0002	35.0002	35.0002	35.0002
P_{g11} (MW)	30.0000	28.4263	30.0000	30.0000
P_{g13} (MW)	24.0137	32.5647	40.0000	31.7617
Coût de génération (\$/hr)	843.707281	860.731703	934.325775	937.652382
Perte active (MW)	5.675154	5.254905	3.928527	3.942338
Emission (ton/hr)	0.238244	0.226111	0.206077	0.209475
Coût total (\$/hr)	974.898631	985.242159	1047.804047	1053.001792

Tableau 4.6. Les résultats du coût minimal par PSO ($\mu = 1$: Coût minimal de production ;

$0 < \mu < 1$: Coût de production+Emission minimale $\mu = 0$: Emission minimale)

On remarque que les puissances actives pour les six générateurs sont dans leurs limites de fonctionnement . Le coût total de production le plus élevé est pour le cas de la minimisation du taux d'émission (1053.001792\$ / hr) avec un minimum de pertes active (3.942338 MW). Comme remarque sur les résultats montrés dans le tableau 4.6 , il y a une différence entre le minimum du coût de production et le minimum du taux d'émission . La différence des coûts de production entre ses deux cas (802.298849 \$/ hr comparé avec 937.652382\$/ hr), des pertes de puissances (9.663735 MW comparé avec 3.942338 MW) et les taux d'émission (0.372015 Ton/ hr comparé avec 0.209475 Ton/ hr) montre clairement cette différence. Pour diminuer le coût de production, on doit sacrifier une partie de la contrainte environnementale. Le minimum du coût total est lorsque $\mu = 0.5$ de l'ordre de 967.408956 \$/hr. Les contraintes de sécurité sont aussi vérifiées pour les amplitudes et les angles des tensions. Les amplitudes des tensions et les angles sont dans leurs limites acceptables (figure 4.6, figure 4.7). Aucun jeu de barres n'a était à la limite inférieure d'amplitude de tension (figure 4.6). En outre, il est important de préciser que cet algorithme converge dans un temps acceptable, approximativement 15 seconds pour ce test.

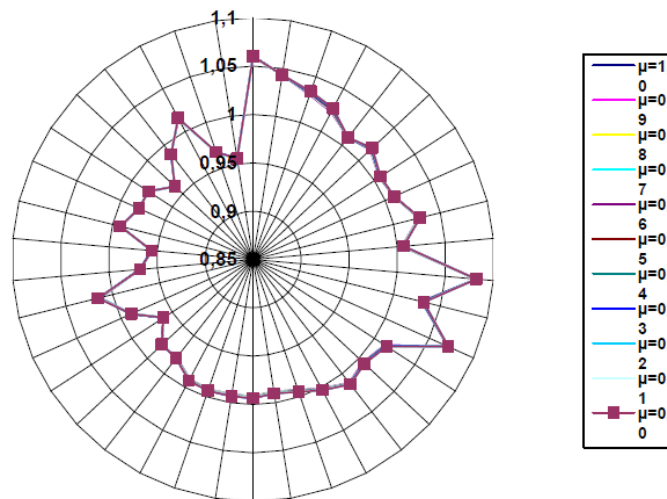


Figure 4.6 Niveaux de tensions du réseau test résultante de la minimisation biobjectif (coût/émission) par PSO-OPF pour les 11 cas.

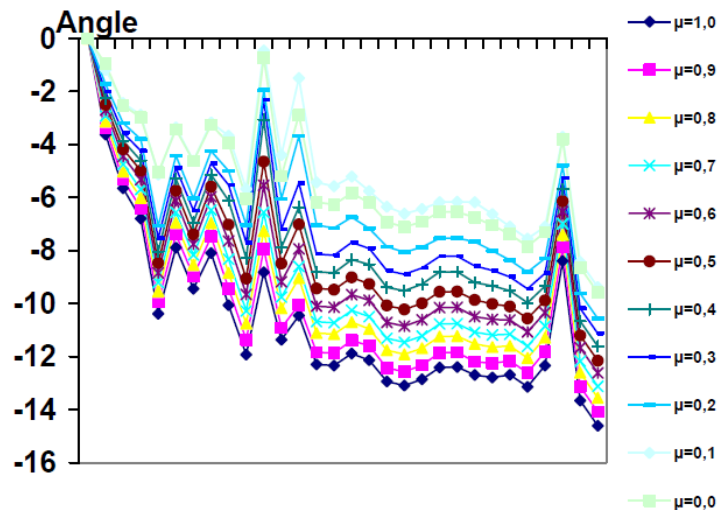


Figure 4.7 Angle de phases du réseau test résultante de la minimisation bi-objectif (coût/émission) par PSO-OPF pour les 11 cas.

Pour confirmer la performance de cette méthode, on a fait la comparaison de ses résultats avec les résultats des algorithmes génétiques. La comparaison est montrée dans le tableau 4.6.

	Coût de génération minimal		Coût de génération + Emission minimal		Emission minimal	
	AG	PSO	AG	PSO	AG	PSO
Generation cost (\$/hr)	802.230313	802.298849	825.003569	820.525053	949.002306	937.652382
Pertes	9.506547	9.663735	6.560603	6.718334	3.810818	3.942338
Emission (ton/h)	0.366274	0.372015	0.260039	0.266742	0.205052	0.209475
Total cost (\$/h)	1003.922759	1007.15244	968.196419	967.408956	1061.916514	1053.001792

Tableau 4.6. La comparaison entre PSO et AG

On remarque que les résultats dans les trois cas sont très proches. Dans le cas de l'émission minimale, l'écart entre les coûts totaux est de 0.8395%, pour les émissions des gaz toxique est de l'ordre de 2.15% et pour les pertes est de l'ordre de 3.4512%.

IV.5. Comparaison entre les trois méthodes métaheuristiques: [28]

Avant de conclure, on peut dire que ces trois méthodes métaheuristique donnent des répartitions des puissances générées presque les mêmes (figure 4.8). Les valeurs des coûts et des pertes très proches des valeurs trouvées par la méthode classique IP (figure 4.9). Le temps de convergence est vraiment réduit pour les trois méthodes ce qui rend facile l'application de ces méthodes pour les réseaux réel. Les tensions (modules et angles) de toutes ces méthodes sont acceptables et dans leurs limites admissibles (figure 4.10).

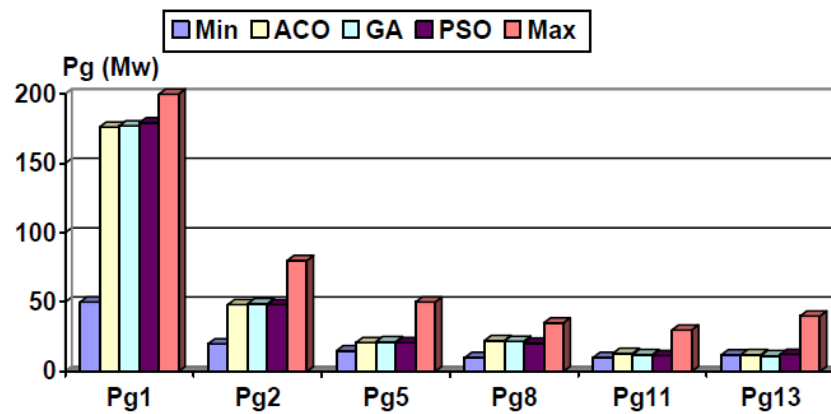


Figure 4.8 Comparaison des valeurs optimales des puissances générées trouvées par les trois méthodes ACO, GA, PSO.

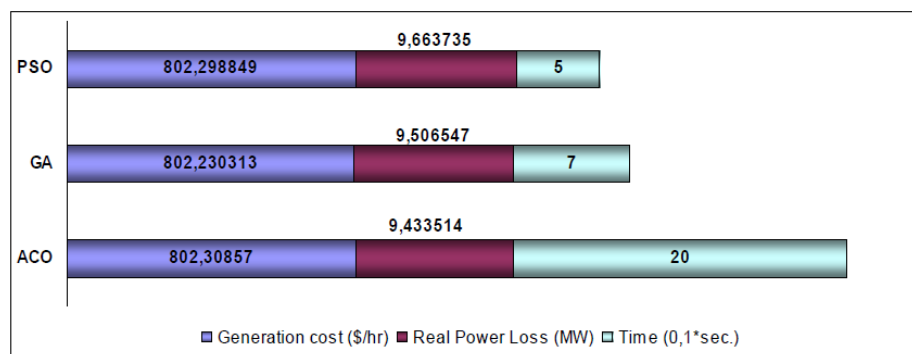


Figure 4.9 Comparaison des valeurs optimales des coûts, des pertes et le temps de convergence trouvée par les trois méthodes ACO, GA, PSO.

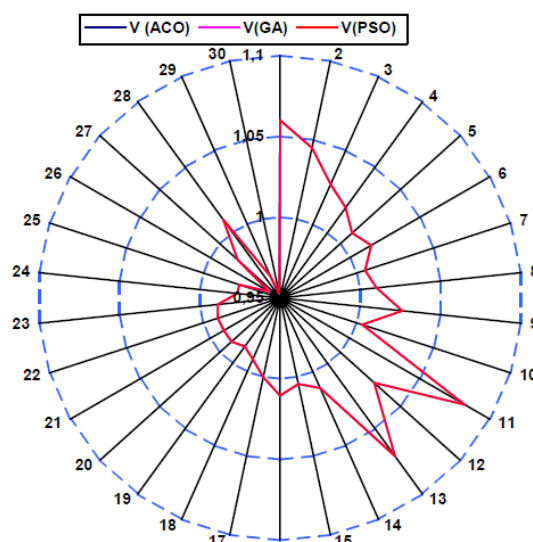


Figure 4.10. Niveaux de tensions du réseau test après convergence des trois métaheuristiques ACO, PSO, GA et ACO.

**IV.6. Conclusion :**

Dans ce chapitre, on a appliqué quelques méthodes d'optimisation de l'écoulement de puissance , sur des réseaux standard .

Enfin , On a testé la méthode d'OEP pour une fonction mono et multiobjective . Les résultats de l'application de cette méthode sur un réseau test IEEE 30 bus sont satisfaisants comparés avec ceux trouvés par des méthodes métaheuristiques (GA, ACO).

CONCLUSION GENERALE

Nous avons présenté en première partie dans ce mémoire un aperçu sur l'optimisation de l'écoulement de puissance par des méthodes classiques (méthodes de newton , Gauss- Seidel ainsi que deux méthodes utilisant la programmation linéaire) et des méthodes métaheuristiques pour une fonction multi objectif, on peut conclure que l'OEP est bien adaptée à la détermination des valeurs optimales des puissances générées par les centrales électriques pour avoir le minimum coût possible.

Une des particularités importantes du métaheuristique, réside dans l'absence d'hypothèses particulière sur la régularité de la fonction objective. Aucune hypothèse sur la continuité de cette fonction n'est requise, ses dérivées successives ne sont pas nécessaires, ce qui rend très vaste le domaine d'application du métaheuristique dans les systèmes électriques.

Les contraintes de sécurité principales considérées sont les puissances actives et réactives générées ainsi que les modules des tensions des jeux de barres. Les puissances actives transmises par les lignes de transport, ont été introduites parmi les contraintes de sécurité du problème d'optimisation, vue leur impact direct sur la stabilité du système électrique. La considération des contraintes de puissances transmises, peut forcer quelques lignes à fonctionner avec leurs valeurs limites maximum, engendrant une augmentation du coût total dans la production de l'énergie électrique.

Toutes les méthodes proposées ont été testées sur des réseaux électriques à moyenne échelle, dont les résultats ont été validés par des comparaisons avec d'autres algorithmes qui sont la méthode quasi-newton, les algorithmes génétiques et les algorithmes de colonies de fourmis. Les résultats obtenus sont très concluantes et confirment la validité et l'efficacité de ces méthodes.

On peut conclure que la complexité des problèmes liés aux réseaux électriques surtout dans un marché de l'électricité libéralisé fait en sorte qu'il est souvent difficile d'utiliser des méthodes exactes de solution puisque d'une part le manque de flexibilité des méthodes classiques pour intégrer diverses contraintes spécifiques et d'autre part la solution de ces problèmes par ces méthodes est complexe de point de vue modélisation et calcul.

Les méthodes métaheuristiques récentes qui sont souvent inspirées des concepts mis en œuvre par le monde des vivants et mimées les comportements collectifs des insectes sociaux peuvent contribuer à la résolution efficace des problèmes OPF et elles constituent alors une stratégie de résolution de plus en plus privilégiée.

Les méthodes métaheuristiques sont bien adaptées à la détermination des valeurs optimales des puissances générées par les centrales interconnectées pour avoir le minimum coût possible ainsi que le meilleur profit .

ANNEXE

DONNEES DES RESEAUX ELECTRIQUES

Du JB	Au JB	r(pu)	x(pu)	b/2(pu)
1	2	0.10	0.20	0.040
1	4	0.05	0.20	0.040
1	5	0.08	0.30	0.060
2	3	0.05	0.25	0.060
2	4	0.05	0.10	0.020
2	5	0.10	0.30	0.040
2	6	0.07	0.20	0.050
3	5	0.12	0.26	0.050
3	6	0.02	0.10	0.020
4	5	0.20	0.40	0.080
5	6	0.10	0.30	0.060

Tableau A.1: Données des lignes et transformateurs du réseau électrique à 6 J.B

Numéro JB	Type	P _d (MW)	Q _d (MVAR)	V(pu)	δ (degré)	V _{min} (pu)	V _{max} (pu)
1	Ref	0.000	0.000	1.05	0.00	1.05	1.05
2	PV	0.000	0.000	1.05	0.00	1.05	1.05
3	PV	0.000	0.000	1.07	0.00	1.07	1.07
4	PQ	70.00	70.00	1.00	0.00	0.95	1.05
5	PV	70.00	70.00	1.00	0.00	0.95	1.05
6	PQ	70.00	70.00	1.00	0.00	0.95	1.05

Tableau A.2 : Données des jeux de barres du réseau électrique à 6 J.B.

N JB	P _g (MW)	Q _g (MVAR)	Q _{max} (MVAR)	Q _{min} (MVAR)	P _{gmax} (MW)	P _{gmin} (MW)	c (\$/MW ² h)	b (\$/MW/h)	a (\$/h)
1	0	0	100	-100	200	50	0.00533	11.669	213.1
2	50	0	100	-100	150	37.5	0.00889	10.333	200
3	60	0	100	-100	180	40	0.00741	10.833	240

Tableau A.3 : Données des générateurs du réseau électrique à 6 J.B.

N JB	Type	P _d (MW)	Q _d (MVAR)	V(pu)	δ (degré)	V _{min} (pu)	V _{max} (pu)
1	Ref	0.000	0.000	1.06	0.00	0.95	1.10
2	PV	21.70	12.70	1.043	0.00	0.95	1.10
3	PQ	2.400	1.200	1.000	0.00	0.90	1.10
4	PQ	7.600	1.600	1.060	0.00	0.90	1.10
5	PV	94.20	19.00	1.010	0.00	0.95	1.10
6	PQ	0.000	0.000	1.000	0.00	0.90	1.10
7	PQ	22.80	10.90	1.000	0.00	0.90	1.10
8	PV	30.00	30.00	1.010	0.00	0.95	1.10
9	PQ	0.000	0.000	1.000	0.00	0.90	1.10
10	PQ	5.800	2.000	1.000	0.00	0.90	1.10
11	PV	0.000	0.000	1.082	0.00	0.95	1.10
12	PQ	5.800	7.500	1.000	0.00	0.90	1.10
13	PV	0.000	0.000	1.071	0.00	0.95	1.10
14	PQ	11.20	1.600	1.000	0.00	0.90	1.10
15	PQ	0.000	2.500	1.000	0.00	0.90	1.10
16	PQ	6.200	1.800	1.000	0.00	0.90	1.10
17	PQ	8.200	5.800	1.000	0.00	0.90	1.10
18	PQ	3.500	0.900	1.000	0.00	0.90	1.10
19	PQ	9.000	3.400	1.000	0.00	0.90	1.10
20	PQ	3.200	0.700	1.000	0.00	0.90	1.10
21	PQ	9.500	11.20	1.000	0.00	0.90	1.10
22	PQ	2.200	0.000	1.000	0.00	0.90	1.10
23	PQ	17.50	1.600	1.000	0.00	0.90	1.10
24	PQ	0.000	6.700	1.000	0.00	0.90	1.10
25	PQ	3.200	0.000	1.000	0.00	0.90	1.10
26	PQ	8.700	2.300	1.000	0.00	0.90	1.10
27	PQ	0.000	0.000	1.000	0.00	0.90	1.10
28	PQ	0.000	0.000	1.000	0.00	0.90	1.10
29	PQ	2.400	0.900	1.000	0.00	0.90	1.10
30	PQ	10.60	1.900	1.000	0.00	0.90	1.10

Tableau A. 5 : Données des jeux de barres du réseau électrique à 30 J.B.

N JB	P _{gmin} (MW)	Q _g (MVAR)	Q _{gmax} (MVAR)	Q _{gmin} (MVAR)	P _{gmax} (MW)	P _{gmin} (MW)	c.10 ⁻⁴ (\$/MW ² h)	b (\$/MWh)	a (\$/h)
1	00	00.000	200	-20	200	50	037.50	2.00	0
2	80	27.687	100	-20	80	20	175.00	1.75	0
5	50	21.544	80	-15	50	15	625.00	1.00	0
8	20	22.933	60	-15	35	10	083.00	3.25	0
11	20	38.883	50	-10	30	10	250.00	3.00	0
13	20	40.345	60	-15	40	12	250.00	3.00	0

Tableau A. 6 : Données techniques et économiques des six générateurs du réseau test à 30 J.B

Jb	α.10 ⁻³	β.10 ⁻⁴	γ.10 ⁻⁶	λ.10 ⁻⁴	ξ.10 ⁻³
1	4.091	-5.554	6.490	02.00	2.857
2	2.543	-6.047	5.638	05.00	3.333
5	4.258	-5.094	4.586	00.01	8.000
8	5.326	-3.550	3.380	20.00	2.000
11	4.258	-5.094	4.586	00.01	8.000
13	6.131	-5.555	5.151	10.00	6.667

Tableau A.7. Les coefficients d'émission du réseau IEEE 30 bus

Bibliographie

- [1] Sayah Samir «Application des Ensembles Flous à la Répartition Optimale de la Puissance Dans les Réseaux Electriques» ; Mémoire de magister, université de Setif (2005).
- [2] Transport et Distribution de l'Énergie Electrique – Manuel de travaux pratiques
- [3] Linda Slimani « Optimisation de l'Ecoulement de puissance par une méthode de colonie de fourmis » Mémoire de magister, université de Setif (2006).
- [4] A. Momoh, M. E. El-Hawary and R. Adapa, " A Review of Selected Optimal Power Flow Literature to 1993 Part II: Newton, Linear Programming and Interior Points Methods", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 14, No. 1, pp. 105-111, February 1999.
- [5] A. Momoh, M. E. El-Hawary and R. Adapa, "A Review of Selected Optimal Power Flow Literature to 1993 Part I: Nonlinear and Quadratic Programming Approaches", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 14, No. 1, pp. 96-104, February 1999.
- [6] H. Wayne Beaty «Handbook of Electric Power Calculations » New York, NY: McGrawHill, Inc., 2001.
- [7] P. Kundur «Power System Stability and Control » New York, NY: McGraw Hill, Inc.,1994.
- [8] T. Bouktir «Application de la Méthode du Gradient à l'Optimisation de l'Ecoulement de Puissance» Mémoire de magistère, université d'Annaba, Algérie, 1998.
- [9] J.D. Weber« Implementation of a Newton-Based Optimal Power Flow into a Power System Simulation Environment» Master Thesis, University of Illinois at Urbana- Champaign, 1997.
- [10] Fraipont Michael ; Le Yun Kang , "Dispatching économique avec/sans pertes", UNIVERSITE LIBRE DE BRUXELLES Faculté des Sciences appliquées, Année académique 2006-2007
- [11] A.J. Wood & B.F. Wollenberg, "Power Generation Operation and Control", New York, NY, John Wiley & Sons, Inc, 1984, pp. 39,517.

- [12] E. Jamouille et G. Dupont " Une méthode de gradient réduit à base variable utilisant des informations du second ordre appliquée aux problèmes du Load Flows sous contraintes et optimisé " Systems - Europe S.A Boulevard de l'Humanité N° 415 Bruxelles, Belgique.
- [13] D.I. Sun, B. Ashley, B. Brewer, A. Hughes & W.F. Tinney, "Optimal Power Flow by Newton Approach" IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-103, October 1984, pp. 2864-2880.
- [14] O. Alsac, J. Bright, M. Prais & B. Stott, "Further Developments in LP-Based Optimal Power Flow, " IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 5, No. 3, August 1990, pp. 697- 711.
- [15] Y. Wu, A.S. Debs & R.E. Marsten, "Direct Nonlinear Predictor-Corrector Primal-Dual Interior Point Algorithm for Optimal Power Flows" 1993 IEEE Power Industry Computer Applications Conference, pp. 138-145.
- [16] T. Bouktir, "Application de la Programmation Orientée Objet à l'Optimisation de l'Ecoulement de Puissance", Thèse Doctorat, Université de Batna, 2004.
- [17] H.A. Yong, "Power System Security in a Competitive Market", Bachelor of Electrical Engineering Thesis, University of Queensland, 29 October 2003.
- [18] E.Acha; C.R Fuerte-Esquivel; H.Ambrinz-Perez; C.Angeles-Camacho" Modeling and Simulation in Power Networks", 2004.
- [19] K.M Srijib, R. Agustin "Optimal Power Flow by Linear Programming Based Optimisation", IEEE Transactions on Power Systems, 1992.
- [20] Verónica Bósquez, Shanshan Liu, Pablo Ariel Ruiz, Vilma Sierra "Application of Linear Programming Formulations and Solution Approaches to the OPF" ECE573 Homework 5
- [21] B. Venkatesh, G. Sadasivam "Fuzzy Logic Based Successive LP Method for Reactive Power Optimization", Electric Machines and Power Systems, 1999 Taylor & Francis, Inc..
- [22] Samir SAYAH, Khaled ZEHAR "Economic Load Dispatch with Security Constraints of the Algerian Power System using Successive Linear Programming Method", Leonardo Journal of Sciences. Issue 9, July-December 2006 p. 73-86.
- [23] G.L. Torres, "Nonlinear Optimal Power Flow by Interior and Non-Interior Point Methods", A thesis presented to the University of Waterloo in fulfillment of the thesis requirement for the degree of Doctor of Philosophy in Electrical Engineering Waterloo, Ontario, Canada, 1998.

- [24] LABDANI Rafik, « Optimisation de l'écoulement de puissance dans un marché de l'électricité libre par Essaims de particules » Mémoire de magister, université Oum El- Bouaghi (2007).
- [25] SAADI LEILA., "Optimisation Multi Objectifs par Programmation Génétique", thèse de Magister , Université de Batna, 08/07 /2007.
- [26] J. Nanda, DP. Kothari, S.C. Srivastava, "New optimal power-dispatch algorithm using Fletcher's quadratic programming method", IEE PROCEEDINGS, Vol. 136, Pt. C, No. 3, MAY 1989.
- [27] S.Siva Subramani and P.Raja Rajeswari " A Modified Particle Swarm Optimization for Economic Dispatch Problems with Non-Smooth Cost Functions" Medwell Journals, 2008.
- [28] J. Kennedy and R. Eberhart, "A Particle Swarm Optimization", Proceedings of IEEE International conference on Neural Networks, Vol. IV, pp.1942- 1948, Perth, Australia, 1995.