

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Mémoire de Fin d'Étude

Présenté à

L'Université Echahid Hamma Lakhdar d'El Oued

Faculté de Technologie

Département de Génie Electrique

En vue de l'obtention du diplôme de

MASTER ACADEMIQUE

Réseaux électriques

Présenté par

LEBBIHI Mohammed lamine et BELBBEY Maamar

Thème

Méta heuristiques Appliquées à l'étude de la répartition optimale de la puissance active dans un réseau électrique

Soutenu le 03/06/2018 Devant le jury composé de :

✓ Mr. Merazga ezddine	Maitre de conférences	Président
✓ Mr. Gacem Abdelmalek	Maitre de conférences	Rapporteur
✓ Mr. Labbi Yacine	Maitre de conférences	Examineur

Résumé

L'optimisation de l'écoulement de puissance est un axe de recherche important pour les experts et les gestionnaires des réseaux électriques.

L'optimisation est parfois limitée principalement à la minimisation des coûts d'exploitation, toutefois, l'exploitation de centrales électriques, unités thermiques principalement, causent des divers types d'émissions.

La préoccupation environnementale impose la minimisation des émissions des centrales thermique, individuellement, si un seul objectif est optimisé ou simultanément si plusieurs fonctions objectives sont considérées Les objectifs comme la minimisation des coûts, pertes et émissions peuvent être contradictoires et donc la décision doit être basée sur l'optimisation multi objectif robuste.

L'écoulement de puissance optimale (OPF) est largement utilisé pour la prise de décision par les différents opérateurs du système électrique.

Notre travail consiste à l'application de deux méthodes d'optimisation globales et ce par utilisation de l'algorithme génétique et l'algorithme des essaims des particules.

Dans ce mémoire des différentes combinaisons entre fonctions objectifs sont étudiées utilisant la technique de Pareto basée sur l'algorithme génétique, où nous avons eu des résultats acceptable concernant la minimisation du coût de production, la minimisation des pertes de transmission et de réduction des émissions.

Les deux algorithmes ont été validés sur un réseau test IEEE 30-Bus.

Mot clé:

Écoulement de puissance , Dispatching économique , méthodes métaheuristiques, l'algorithme génétiques, Essaims des particules

Abstract:

Improving energy flow is an important research hurdle for energy system experts and managers .

Optimization is sometimes limited mainly to the reduction of operating costs, however, the operation of power plants, thermal units mainly, causing different types of emissions .

Environmental concerns require reducing emissions from thermal power plants, individually, if one lens is improved or simultaneously if multi-functional objective objectives are considered to reduce costs, losses and emissions can be contradictory and therefore the decision must be based on strong multi-objective improvement .

Optimal flow of power (OPF) is widely used for decision making by different operators of the electrical system .

Our mission is to apply two universal optimization methods using the genetic algorithm and particle swarm algorithm .

In this thesis, different combinations of objective functions are studied using Pareto technique based on the genetic algorithm, where we have acceptable results in terms of reducing production cost, reducing transmission losses and reducing emissions .

The algorithms were validated on the IEEE 30-Bus test network

Keyword:

Power Flow, Economic Dispatching, Metaheuristic Methods, Genetic Algorithm, Particle Swarms.



Dédicace

Parce qu'il a des choses plus faciles à écrire qu'à dire, je dédie ce

: Modeste travail de fin d'étude

A mes symboles d'affection et de tendresse

Ma chère maman et mon cher père

A mes frère et mes chers sœurs chacun de son nom pour leur soutien moral

.et leurs sacrifices au long de ma formation

A ma grande famille

A tous qui m'ont encouragé et aidé dans la réalisation de ce projet

A tous mes amis chacun de son nom

A tous mes collègues de promotion 2018

A tous les enseignants de ma période d'étude

.A tous ceux que j'aime et m'aiment

Maamar

je dédie cet humble travail

A ma chère mère la miséricorde de dieu

A ma précieuse source d'espoir et de bonheur ma grand mère
que dieu prolonge votre age

A mon cher pere qui a tous me donné pour réaliser mes rêves
.et ma education

A ma chère soeur et ses fils qui était avec moi à chaque étape
.de ma vie

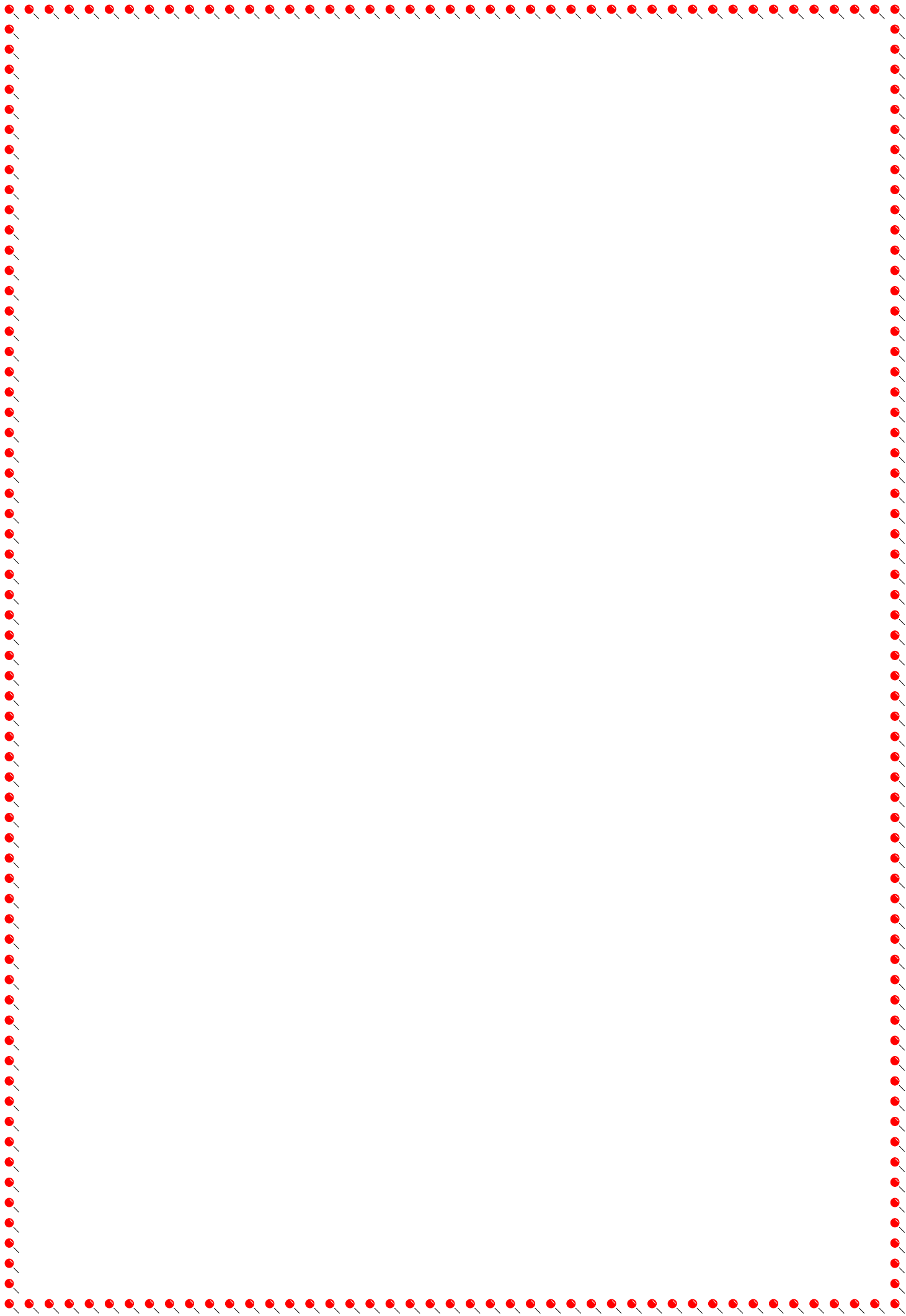
A mes frères et ses fils qui m'ont aidé à compléter la piste et
porter le flambeau de la science

A toute la famille lebbihi petit et grand

A tous mes amis qui m'ont aidé que ce soit de près ou de loin

Et à tous ceux qui m'aiment et l'aiment

.Mohammed lamin



Remerciements :

Je tiens tout d'abord à remercier Dieu tout puissant
qui nous a donné la santé, le courage et la patience
.pour mener à bien ce modeste travail

J'exprime toutes nos profondes reconnaissances à
mon encadreur **Gasem Abdelmalek** pour le
temps consacré à nous écouter, nous orienter et nous
.corriger tout au long de notre projet

J'adresse mes remerciement à tous les membres du
jury d'accepter de juger ce modeste travail et je
souhaite exprimé nos profondes gratitude à tous les
enseignants qui nous ont formé de la 1^{ère} année
jusqu'à la 5^{ème} année à Université **Echahid Hamma
Lakhdar d'El Oued**

Sommaire

➤ Résumé	
➤ Remerciements	
➤ Dédicaces	
➤ Sommaire	
➤ Liste des Figures	
➤ Liste des Tableaux	
➤ Liste des symboles	
➤ Introduction générale	1

CHAPITRE I :

Etude de répartition de l'écoulement de puissance

I.1. Introduction.....	4
I.2. But de l'étude de l'écoulement de puissance.....	4
I.3. Classification des variables des équations de l'écoulement de puissance	4
I.3.1. Variables de perturbation (Variables non contrôlées)	4
I.3.2. Variables d'états	5
I.3.3. Variables de contrôle	5
I.4. Les différents type de jeu de barre.....	5
I.4.1. Jeu de barres de référence.....	5
I.4.2. Jeu de barres de contrôle (PV bus)	6
I.4.3. Jeu de barres de charge (PQ bus).....	6
I.5. Modélisation des éléments de puissance d'un réseau électrique ..	6
I.5.1 Générateurs de puissance	7
I.5.2 Transformateurs de puissances à prise variable.....	7
I.5.3 Modélisation d'une ligne de transport.....	8
I.5.4 Charges électriques.....	9
I.5.5 Eléments shunt.....	10

I.6. Analyse de l'écoulement des puissances.....	10
I.7.Détermination Matrice d'admittance nodale.....	11
I.8. Détermination des courants.....	12
I.9. Détermination des puissances.....	12
I.10. Les équations générale de l'écoulement de puissance dans les lignes ...	13
I.11.Les Equations de l'écoulement de puissance dans les lignes et les pertes....	14
I.12. Principe de base de la solution d'écoulement statique des charges.....	14
I.13.Les différents Méthodes numériques de solution d'écoulement statique Des charges.....	15
I.13.1 Méthode de Gauss-Seidel.....	15
I.13.2 Algorithme de Gauss-Seidel.....	16
I.13.3 Organigramme de la méthode Gauss-Seidel avec Y bus.....	17
I.14. Méthode de Newton Raphson.....	20
I.14.1. Représentation géométrique de la méthode de N-R.....	20
I.14.2 Algorithme de N-R dans un système de dimension 'n'.....	20
I.14.3.Algorithme de N-R appliquée aux équations de l'écoulement de puissance.....	22
I.14.4.Les coordonnées polaires.....	22
I.14.5. Organigramme de la méthode Newton-Raphson.....	24
I.15. Conclusion.....	26

CHAPITRE II:

Répartition optimale de puissance active

II.1 Introduction.....	28
II .2 Problème de la répartition de puissance optimal OPF.....	28
II.3 Stratégie du fonctionnement des Centrales électriques.....	29
II.3.1 Unités de charge de base.....	30
II.3.2. Unités intermédiaires.....	30
II.3.3 Unités de pointe	31
II.3.4 Unités de réserve.....	31
II.4. Formulation de problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF)	31

II.4.1 Fonction objective.....	32
II.4.1.1 Sous les contraintes d'égalité.....	32
II.4.1.2 Sous les contraintes d'inégalité.....	32
II.5. Formulation mathématique du Dispatching Economique.....	33
II.5.1. Dispatching Economique Sans Pertes	33
II.5.1.1. Formulation de Lagrange.....	33
II.5.1.2 Méthode graphique	35
II.5.2 Dispatching économique avec pertes	36
II.5.2.1 Calcule les pertes.....	37
II.5.2.2. Incrémentation des Pertes de Transmission	38
II.5.2.3. La résolution de problème.....	38
II.6. l'organigramme de méthode lambda.....	40
II.7. la méthode itérative de lambda.....	41
II.8. L'algorithme de la méthode lambda	42
II.9 Conclusion	43

CHAPITRE III:

Les Méthodes métaheuristiques

III.1 Introduction.....	45
III.2 Méthodes Métaheuristiques.....	45
III-3 Classification des Méthodes Métaheuristiques	45
III.3.1 Méthodes Métaheuristiques à Population.....	45
III.3.2 Méthodes Métaheuristiques à solution unique (Parcours).....	46
III.4 Principe des méthodes Métaheuristiques les plus répondues.....	46
III.4.1 Voisinage.....	46
III.4.2 Cadre des Métaheuristiques.....	46
III.5. Optimisation par essaim de particules (PSO).....	47
III.5.1. L'algorithme PSO.....	48
III.5.2. Algorithme général.....	48
III.5.3 Algorithme unidimensionnel déterministe.....	49

III.5.4. Le voisinage.....	50
III.5.5 Étapes de la méthode d'optimisation par Essaim de Particules..	50
III.6.Pseudo code d'Algorithme PSO	52
III.6.1. Étapes de la méthode PSO appliquée à l'OPF.....	54
III.7. Optimisation par algorithmes génétiques (AG).....	55
III.7.1 Paramètres d'un AG.....	55
III.7.2 Principe de base d'un AG standard.....	56
III.7.3 Les opérations d'un AG.....	58
III.7.3.1 Sélection.....	58
III.7.3.2 Croisement.....	59
III.7.3.3 Mutation.....	59
III.7.4 Codage réel.....	60
III.7.4.1 Opérateur de croisement.....	61
III.7.4.2 Opérateur de mutation.....	62
III.8.Conclusion.....	63

CHAPITRE IV:

TESTES ET APPLICATION

IV -1 Introduction.....	65
IV.2 Paramètres A-G	65
IV.3 Réseau test à 30 jeux de barres.....	65
IV.4 Optimisation mono-objective.....	68
IV.4.1 La fonction de coût.....	68
IV.4.2 Optimisation de la fonction de Coût.....	69
IV.4.3 Optimisation des pertes	70
IV.5.Optimisation multi-objectif.....	73
IV.5.1 Minimisation (coût de la production, pertes des transmissions) ..	73

IV.6 Conclusion.....	75
----------------------	----

Conclusion générale	77
---------------------------	----

- Annexe
- Bibliographie

Liste des figures

Figure(I.1) : Modèle d'un générateur de puissance.....	7
Figure (I.2) : Modèle de transformateur de puissance.....	8
Figure (I.3): Modèle équivalent en π de ligne de transport.....	9
Figure (I.4) : Représente la charge électrique.....	9
Figure(I.5) : Modèle d'un élément shunt	10
Figure(I.6) : Schéma d'une branche entre deux nœuds i et	11
Figure (I.7) : Organigramme de la méthode Gauss-Seidel avec Y bus.....	19
Figure(I.8): Représentation géométrique de la méthode de N-R	20
Figure (I.9) : Organigramme de la méthode Newton-Raphson	25
Figure (II.1): stratégie de fonctionnement des centrales suivant la demande de puissance électrique.....	30
Figure (II.2): Méthode graphique pour la solution du dispatching économique de trois générateurs.....	36
Figure (II.3): l'organigramme de méthode lagrangien avec pertes	40
Figure(II.4): l'explication graphique de la méthode Itératif de lambda.....	41
Figure(II.5) : organigramme de la méthode lambda.....	42
Figure(III.1) : Trois topologies du voisinage différentes.....	50
Figure(III.2) : Organigramme de la méthode PSO.....	53
Figure(III.3) : Organigramme des AG standard.....	58
Figure(III.4) : Représentation d'un croisement en un point de deux chaînes....	59
Figure (IV.1): Schéma unifilaire du réseau électrique à 30 jeux de barre.....	66
Figure (IV. 2) : puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objectif (la fonction coût).....	69
Figure(IV. 3) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire).....	70
Figure(IV. 4) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction de perte linéaire)....	71
Figure (IV. 5) : puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objectif (la fonction de perte).....	72

Figure (IV. 6) : les pertes actives du réseau électrique à 30 J.D.B par AG	72
Figure (IV. 7) : <i>Résultats d'optimisation multi-objective (la fonction coût linéaire)</i>	74
Figure (IV. 8) : <i>puissances générées par rapport aux conditions de limites</i> <i>optimisation multi-objectif (la fonction de coût+perte)</i>	74
Figure (IV. 7): <i>puissances générées par rapport aux conditions de limites</i> <i>optimisation multi-objectif (la fonctionde coût+perte)</i>	74

Liste de tableaux

Tableau (I.1): Les variables au niveau des différents types de jeu de bar	6
Tableau (IV.1): les opérateurs de l'AG – Binaire	65
Tableau (IV.2): Les données des fonctions de coût des 6 générateurs du réseau 30 bus.....	66
Tableau (IV.3) : Tensions du réseau électrique à 30 J.D.B.....	67
Tableau (IV.4) Puissances et coûts de production du réseau électrique à 30 J.D.B.....	69
Tableau I.V.5 Puissances et pertes du réseau électrique à 30 J.D.B.....	71
Tableau IV.6 Puissances Coût et pertes du réseau électrique à 30 J.D.B.....	73

Liste des symboles

OPF: Ecoulement de puissance optimal.

P_g : Puissance active générée.

Q_g : Puissance réactive générée.

π : modèle la ligne électrique.

Y_{cap} : l'impédance à vide.

Z : Les différentes impédances.

α_{ij} : le déphasage du déphaseur de la puissance active.

i : Numéro du J.d.B.

P.V bus : les grandeurs de la tension et la puissance active sont spécifiées.

P.Q bus : la puissance totale injectée est spécifiée pour chacun d'eux.

V_i : Module de la tension au nœud i .

I_i : Courant injecté à J.d.B « i ».

S : Puissance apparente.

S_{ij} et S_{ji} : Les puissances apparentes qui transitent par la ligne « i,j »

V_{bus} : Vecteur tension aux J.d.B.

I_{bus} : Vecteur courant aux J.d.B.

Y_{bus} : Matrice admittance.

Z_{bus} : Matrice impédance.

F_p : Perte active.

F_q : Perte réactive

N-R : Newton-Raphson.

J : Matrice jacobienne.

J.d.B : Jeux de barre

C_i : Le coût de production de centrale « i »

C_{tot} : Le coût total de la production.

α, β et γ : Les coefficients constants propres de centrale «i ».

$\frac{dC_i}{dP_{gi}}$: Le coût incrémental de 2ème générateur.

P_{gi} : La puissance produit par le centrale «i ».

P_{imin} : Limite minimale de production de la puissance générée d'une centrale «i ».

P_{imax} : Limite maximale de production de la puissance générée d'une centrale «i ».

P_d : La puissance totale demandée.

P_L : Les pertes de transport énergie électrique.

ng : Nombre de générateurs.

λ : Le multiplicateur de Lagrange.

AG : les algorithmes génétiques.

PSO : Optimisation par Essaim de Particules.

AE : des algorithmes évolutionnaires.

l: Longueur de chaînes binaires.

P_C : Probabilité de croisement.

P_m : Probabilité de mutation.

k : individus.

Introduction générale

Introduction générale

L'énergie électrique occupe une place très importante dans les branches de l'économie moderne et de la vie courante. La consommation de l'énergie électrique augmente considérablement. Il est admis d'une manière générale, que depuis le début du dix-neuvièmes siècle l'énergie électrique consommée dans le monde double en moyenne tous les dix ans. Le rôle des systèmes d'énergie électriques est de fournir aux utilisateurs le produit électricité au moindre coût dans des conditions de qualité et de sécurité satisfaisantes.

Le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance (OPF) essaye de maximiser le profit de la totalité des consommateurs de l'énergie électrique, de minimiser le coût total des puissances actives générées de façon que les pertes de puissances actives et réactives sont acceptables et les contraintes sur les transits des puissances dans les lignes de transport sont satisfaites et de contrôler les puissances actives sortantes des générateurs ainsi que leurs niveaux de tension.

L'étude de l'optimisation de l'écoulement de puissance (OPF) peut nécessiter la connaissance du transit des puissances dans un réseau électrique ainsi que les tensions aux différents points remarquables du réseau (générateurs, transformateurs, charges). Ces grandeurs sont nécessaires pour la conduite des réseaux et pour déterminer l'évolution du réseau en cas de changement de configurations, telles que, l'adjonction de nouveaux générateurs (énergies renouvelables), la croissance de la demande d'énergie, et l'implantation de nouvelles lignes.

Plusieurs méthodes d'optimisation ont été appliquées pour les objectifs cités ci-dessus.

Dans notre travail nous avons choisis la méthode des algorithmes génétiques qui est inspiré par des analogies avec la biologie qui est très bien adapté au traitement d'un problème d'optimisation mono-objectif (optimisation de coût de production) dans laquelle le réseau est alimenté à partir du générateur. L'application a été consacrée aux réseaux test standard IEEE 30 nœuds.

Afin que notre travail soit accompli et pour cerner tous les aspects de cette étude, ce mémoire est organisé comme suit :

Le premier chapitre étudie les principaux éléments constituant un réseau électrique et traite en détail l'analyse de l'écoulement de puissance, ainsi nous avons montré différentes méthodes de résolution d'un problème de répartition des puissances qui sont la méthode de Newton-Raphson et la méthode de Gauss-Seidel.

Le deuxième chapitre est consacré à quelques définitions de base et formulation du problème d'optimisation mono-objectif avec les conditions des limites d'égalité et d'inégalité, ainsi que les méthodes d'optimisation.

Le troisième chapitre donne une vue théorique sur les algorithmes génétiques, essaim des particules comme on a rédigé une illustration concernant la liaison entre les algorithmes génétiques et l'optimisation mono-objectif dont l'application a été traduite par une programmation sur Matlab en utilisant la boîte à outil GA Toolbox. Le choix de la probabilité de croisement et de mutation est un facteur typique qui permet d'évaluer la fonction objective.

Le quatrième chapitre est consacré à l'application des Algorithmes Génétiques, essaim des particules dans la répartition optimale des puissances actives dans un réseau électrique. Une simulation a été faite sur les réseaux IEEE30 nœuds pour minimiser le coût de production. Les résultats sont comparés avec ceux obtenus par la méthode de Newton Raphson

En fin nous clôturons ce travail par une conclusion générale.

Chapitre I :
étude de Répartition de l'écoulement
de puissance

I.1 .Introduction :

L'étude de l'écoulement de puissance (load flow) permet d'avoir la solution des grandeurs d'un réseau électrique en fonctionnement normal et anormal afin d'assurer une exploitation efficace, c'est-à-dire conforme aux normes techniques. Ces grandeurs sont les tensions aux nœuds, les puissances injectées aux nœuds et celles qui transitent dans les lignes .les pertes et les courants s'en déduisent. Les études de l'écoulement de puissance permettent de planifier la construction et l'extension des réseaux électriques ainsi que la conduite et le contrôle de ces réseaux.

I.2.But de l'étude de l'écoulement de puissance :

But de l'écoulement de puissance il se résume dans les points suivants :

Assurer l'équilibre entre la production et la demande d'énergie électrique (L'amélioration de dépense de l'électricité, production d'énergie selon de besoin).

Ne pas dépasser les valeurs limites (la stabilité théorique, selon bon la durée d'utilisation).

- ✓ Il faut conserver les tensions de jeu de barre entre les limites théoriques($V_{min} < V < V_{max}$), en utilisent le contrôle de puissance.
- ✓ Planification de réseau (à partir de calcul de la charge).Augmenter la sécurité de fonctionnement des réseaux par une bonne stratégie d'EP avant les perturbations.

I.3. Classification des variables des équations de l'écoulement de puissance :

I.3.1 .Variables de perturbation (Variables non contrôlées) :

Ce sont les puissances $P_{D1}, P_{D2}, Q_{D1}, Q_{D2}$ demandées par les charges.

$$P = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ Q_1 \\ Q_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{D1} \\ P_{D2} \\ Q_{D1} \\ Q_{D2} \end{bmatrix} \quad (I.1)$$

I.3.2 .Variables d'états :

Ce sont les variables $(V_1, V_2, \delta_1, \delta_2)$ Soit X un vecteur appelé vecteur d'état :

$$P = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ |V_1| \\ |V_2| \end{bmatrix} \quad (I.2)$$

I.3.3 .Variables de contrôle :

Ce sont les puissances de source $P_{g1}, P_{g2}, Q_{g1}, Q_{g2}$

$$U = \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ U_3 \\ U_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{g1} \\ P_{g2} \\ Q_{g1} \\ Q_{g2} \end{bmatrix} \quad (I.3)$$

I.4.Les différents type de jeu de barre :

Il y a quatre grandeurs fondamentales associées à chaque jeu de barres i du réseau, à savoir le module de tension V_i , la phase de tension δ_i , la puissance active injectée P_i et la puissance réactive injectée Q_i .

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

Dans l'analyse de l'écoulement de puissance, les jeux de barres du système sont classés en trois catégories :

I.4.1. Jeu de barres de référence :

Le jeu de barres de référence est choisi parmi ceux où un générateur est connecté. Le rôle de ce jeu de barres est de fournir la puissance supplémentaire nécessaire pour compenser les pertes de transmission, car celles-ci ne sont pas connues d'avance. En plus, ce jeu de barres sert de référence pour les phases des tensions. Par convention, ce jeu de barres est identifié par le jeu de barres N°1, dont le module et la phase de tension sont toujours spécifiés ($V_1=1\text{pu}$ et $\delta_1 = 0$). Par conséquent, les puissances P_1 et Q_1 sont inconnues, du fait que P_{G1} et Q_{G1} ne sont pas spécifiées d'avance.

I.4.2. Jeu de barres de contrôle (PV bus) :

Chaque jeu de barres du système dont le module de tension est maintenu constant est considéré comme un jeu de barres à tension contrôlée ou jeu de barres générateur. Ce type de jeux de barres est connecté avec un générateur. Au niveau de ce jeu de barres, P_i et Q_i , V_i sont des grandeurs spécifiées (connues). Donc, Q_i n'est pas connu à l'avance étant donné que Q_{G_i} est inconnue. Il en est de même pour δ_i [26].

I.4.3. Jeu de barres de charge (PQ bus) :

Tous les jeux de barres du réseau dont l'injection des puissances actives et réactives est donnée, sont considérés comme des jeux de barres de charge. Pour ce type de nœud, les puissances active P_i et réactive Q_i sont connues et la procédure de l'écoulement de puissance donne les valeurs de V_i et δ_i auparavant inconnues [26].

Le tableau (I.1) ci-dessous donne les variables connues et inconnues pour chaque type de jeu de barres.

Tableau (I.1): Les variables au niveau des différents types de jeu de barres

Type du jeu de barres	Variables connues	Variables inconnues
Charge (P,Q)	P,Q	$ V $, δ
Contrôle (P,V)	P, $ V $	Q , δ
Référence(slack/swing bus)	$ V $, δ	P,Q

I.5. 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.

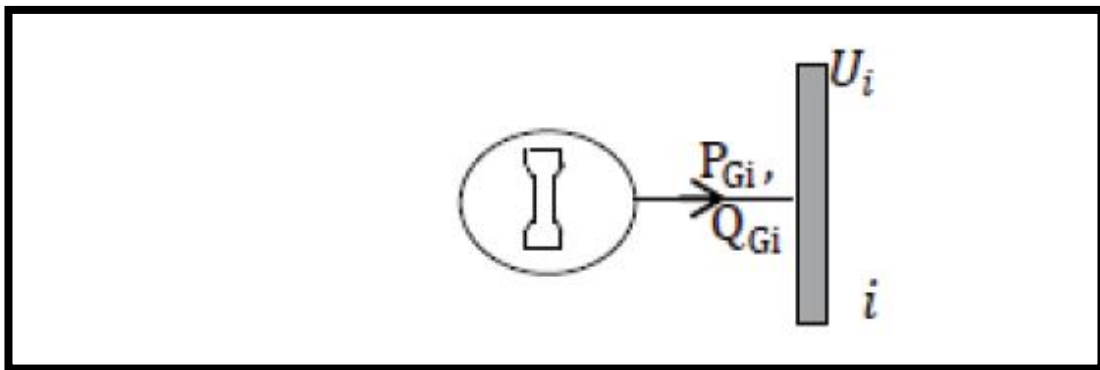
Le modèle doit être suffisamment simple tout en traduisant principalement la réalité du comportement [5].

Dans cette section, on utilise des grandeurs réduites (en unité relative pu).

I.5.1. Générateurs de puissance :

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

La tension est liée principalement à l'injection de la puissance réactive au jeu de barres de production, qui est contrôlée par le courant de l'excitation, et comme le générateur doit fonctionner dans les limites de sa courbe de capacité réactive, il n'est pas possible de régler la tension en dehors de certaines limites admissibles [3].

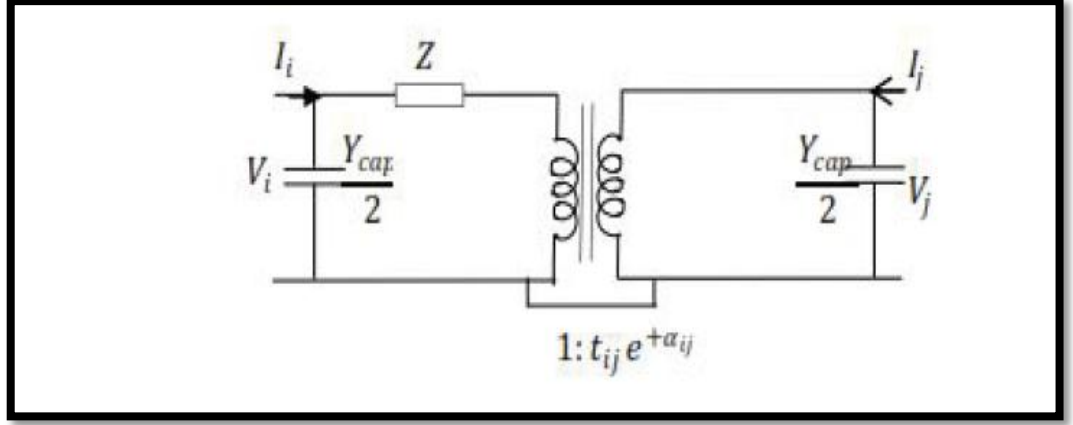


Figure(I.1) : Modèle d'un générateur de puissance

I.5.2 .Transformateurs de puissances à prise variable :

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 [1]



Figure(I.2): 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 :

$$I = Y * V \Rightarrow \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y + \frac{Y_{cap}}{2} & \frac{-e^{-j\alpha_{ij}}}{t_{ij}} y \\ \frac{-e^{+j\alpha_{ij}}}{t_{ij}} y & \frac{1}{t_{ij}^2} y + \frac{Y_{cap}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} \quad (I.4)$$

I.5.3.Modélisation d'une ligne de transport :

Une ligne de transport moyenne est généralement modélisée par un modèle en π à paramètres distribués (figure I.4). Ces paramètres, dont les valeurs dépendent de la nature et la géométrie des conducteurs, sont définis pour une ligne connectée entre les jeux de barres i et j , comme suit :

Des paramètres linéaires séries, par phase, la résistance r_{ij} et la réactance x_{ij} ; et des paramètres shunts, par phase, la susceptance capacitive bc_{ij} et la conductance g_{ij0} ;

La conductance linéique est généralement négligée donc on a : $g_{ij0} = 0$.

L'admittance série de la ligne de transmission i et j est donné par la relation :

$$y_{ij} = g_{ij0} + jb_{ij} = \frac{1}{r_{ij} + jx_{ij}} \quad (I.5)$$

L'admittance shunt de la ligne i j est donnée directement en fonction de la susceptance et la conductance de la ligne, donc on a :

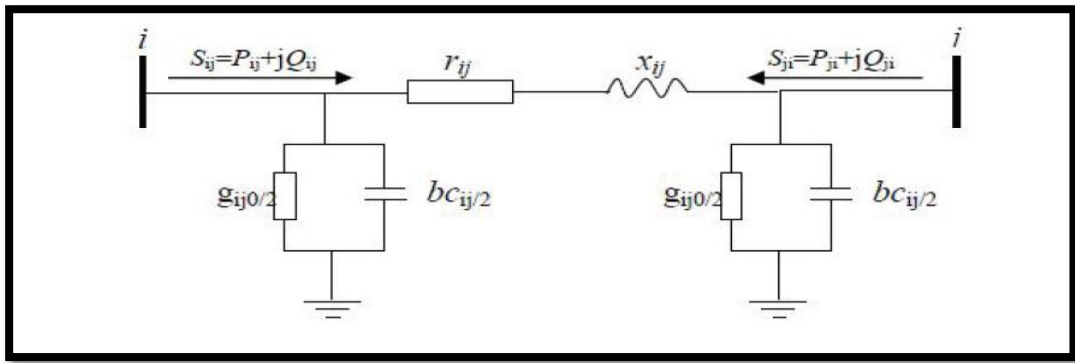
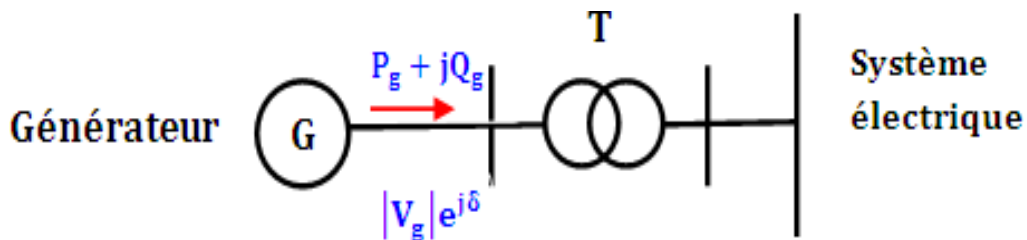


Figure (I.3) : Modèle équivalent en π de ligne de transport.

$$y_{ij0} = \frac{g_{ij0}}{2} + \frac{jbc_{ij}}{2} = \frac{jbc_{ij}}{2} = jB_{cij} \quad (I.6)$$

I.5.4 .Charges électriques :

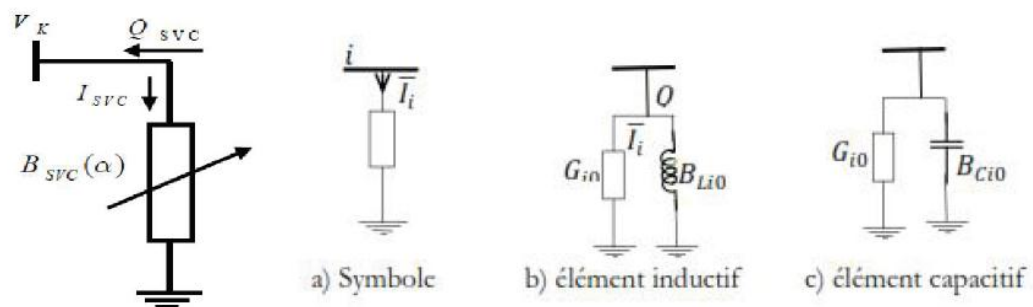
La charge électrique est souvent modélisée sous forme d'une impédance constante. Ils reflètent souvent des postes de répartition (sous stations) qui alimentent des réseaux de distribution.



Figure(I.4) : Représente la charge électrique.

I.5.5 .Eléments shunt :

Dans la plupart des cas, les éléments shunts sont des dispositifs destinés à la compensation de l'énergie réactive et la tenue de la tension, à savoir : batteries de condensateurs et inductances fixes, compensateurs synchrones ou compensateurs statiques (SVC) [4]. Chaque élément connecté au réseau sera modélisé, suivant le cas, par une admittance équivalente ou une injection de puissance.

$$\overline{Y}_{i0} = \overline{G}_{i0} + j * \overline{B}_{i0} \quad (I.7)$$


Figure(I.5): Modèle d'un élément shunt

I.6. Analyse de l'écoulement des puissances :

Le calcul de l'écoulement de puissances dit aussi calcul de la répartition des charges (load flow) permet de déterminer :

- ✓ Les tensions complexes aux niveaux des différents nœuds ;
- ✓ Les puissances transitées d'un nœud à un autre ;
- ✓ Les puissances injectées à chaque nœud ;
- ✓ Les pertes actives et réactives dans le réseau électrique.

Pour résoudre le problème de l'écoulement de puissances, il existe deux méthodes, l'une dite des mailles, l'autre dite des nœuds. Cette dernière méthode est préférable car elle prend en considération la matrice admittance [Y], qui est une matrice creuse, de même elle est facile à introduire les données du problème. Le développement de l'outil informatique a permis d'élaborer plusieurs méthodes, on peut citer les méthodes de Gauss Seidel et de Newton Raphson.

I.7.Détermination Matrice d'admittance nodale :

On considère le schéma d'une branche entre deux nœuds i et j :

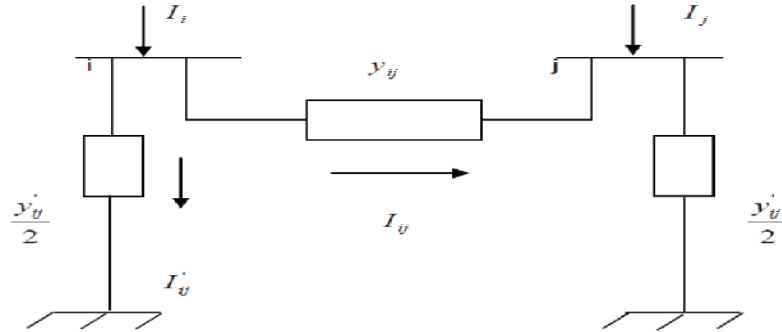


Figure (I.6) : Schéma d'une branche entre deux nœuds i et j.

L'utilisation de la méthode des nœuds nécessite la transformation des impédances des branches du réseau en admittances ; pour cela, nous posons :

$$y_{ij} = \frac{1}{Z_{ij}} = \frac{1}{R_{ij} + jX_{ij}} = \frac{R_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} - j \frac{X_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \quad (I.8)$$

D'où:

$$y_{ij} = g_{ij} - b_{ij}$$

Avec:

$$g_{ij} = \frac{R_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2}$$

$$b_{ij} = \frac{X_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2}$$

Où g_{ij} : Appelée conductance ;

b_{ij} : Appelée susceptance ;

L'admittance propre du nœud i donnée par :

$$Y_{ii} = \sum_{j=1}^n \left(y_{ij} + \frac{y'_{ij}}{2} \right) \quad (I.9)$$

L'admittance mutuelle entre le nœud i et le nœud j : $Y_{ij} = -y_{ij}$

I.8. Détermination des courants :

Les équations qui régissent le réseau par l'application de la loi des nœuds peuvent être données par la formule suivante :

$$I_i = \sum_{j=1}^n (I_{ij} + I'_{ij}) \quad (I.10)$$

L'expression du courant transmit du nœud i vers le nœud j :

$$I_{ij} = y_{ij}(V_i - V_j) \quad (I.11)$$

L'expression du courant de fuite à la terre :

$$I'_{ij} = \left(\frac{y'_{ij}}{2} V_i \right) \quad (I.12)$$

On déduit donc l'expression du courant au nœud i :

$$I_i = y_{ij} \cdot (V_i - V_j) + \left(\frac{y'_{ij}}{2} V_i \right) \quad (I.13)$$

D'où :

$$I_i = V_i \cdot \left(y_{ij} + \frac{y'_{ij}}{2} \right) - y_{ij} \cdot V_j \quad (I.14)$$

On trouve ainsi l'équation générale du courant :

$$I_i = V_i \cdot Y_{ii} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n Y_{ij} V_j \quad (I.15)$$

D'une façon générale, on aura :

$$I_i = \sum_{j=1}^n Y_{ij} V_j \quad (I.16)$$

D'où la forme matricielle du courant :

$$[I] = [y] \cdot [V] \quad (I.17)$$

I.9. Détermination des puissances :

La puissance apparente injectée au nœud i est donnée par :

$$S_i^* = p_i - jQ_i = V_i^* \cdot I_i \quad (I.18)$$

$$S_i^* = P_i - jQ_i = V_i^* \cdot \sum Y_{ij} \cdot V_j \quad (I.19)$$

$$V_i = e_i + jf_i \quad (I.20)$$

$$Y_{ij} = G_{ij} - jB_{ij} \quad (I.21)$$

$$S_i^* = e_i - jf_i \quad (I.22)$$

Et l'équation de la puissance apparente sera :

$$S_i^* = p_i - jQ_i = (e_i - jf_i) \cdot \sum_{j=1}^n (G_{ij} - jB_{ij}) \cdot (e_j + jf_j) \quad (I.23)$$

On en déduit les expressions des puissances actives et réactives

$$P_i = \left[\sum_{j=1}^n e_i \cdot (e_j \cdot G_{ij} + f_j \cdot B_{ij}) + f_i \cdot (f_j \cdot G_{ij} - e_j \cdot B_{ij}) \right] \quad (I.24)$$

$$Q_i = \left[\sum_{j=1}^n f_i \cdot (e_j \cdot G_{ij} + f_j \cdot B_{ij}) - e_i \cdot (f_j \cdot G_{ij} - e_j \cdot B_{ij}) \right] \quad (I.25)$$

I.10. Les équations générale de l'écoulement de puissance dans les lignes:

Le bilan de puissance électrique à un jeu de barres i d'un réseau électrique de n jeux de barres est égal à la différence entre la puissance générée S_{Gi} et la puissance demandée S_{Di} au niveau du même jeu de barres.

$$S_i = S_{Gi} - S_{Di} = (P_{Gi} - P_{Di}) + j(Q_{Gi} - Q_{Di}) \quad (I.26)$$

$$S_i^* = P_i - jQ_i = V_i^* \cdot I_i \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (I.27)$$

Le courant I_i peut se mettre sous la forme suivant :

$$I_i = \sum_{m=1}^n |Y_{im}| |V_m| \angle (\theta_{im} + \delta_m) \quad (I.28)$$

En remplaçant l'expression du courant, l'équation (I.15) peut d'écrire :

$$S_i^* = P_i - jQ_i = |V_i| \angle -\delta_i \sum_{m=1}^n |Y_{im}| |V_m| \angle (\theta_{im} + \delta_i) \quad (I.29)$$

En séparant la partie réelle et la partie imaginaire de l'équation (I.17) on aura les Équations (I.18) et (I.19) des puissances actives et réactives au jeu de barres i :

$$P_i = \sum_{m=1}^n |V_i| |V_m| |Y_{im}| \cos(\theta_{im} - \delta_i + \delta_m) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (I.30)$$

$$Q_i = - \sum_{m=1}^n |V_i| |V_m| |Y_{im}| \sin(\theta_{im} - \delta_i + \delta_m) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (I.31)$$

I.11. Les Equations de l'écoulement de puissance dans les lignes et les pertes :

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

Le courant circulant entre les deux jeux de barres i et k est considéré positif lorsqu'il est dirigé de i vers k et son expression est la suivante [27]

$$I_{ik} = y_{ik}(V_i - V_k) + V_i y_p \quad (I.32)$$

y_{ik} : L'admittance de la ligne entre les deux jeux de barres i et k ;

$V_i Y_p$: La contribution shunt du courant au jeu de barres i ;

y_p : L'admittance shunt au jeu de barres.

De la même manière, le courant qui circule du nœud k vers le nœud i est donné par :

$$I_{ki} = y_{ki}(V_k - V_i) + V_k y_p \quad (I.33)$$

$$P_{ik} - jQ_{ik} = V_i^* I_{ik} \quad (I.34)$$

$$P_{ik} - jQ_{ik} = V_i^* (V_i - V_k) y_{ik} + V_i^* V_i y_p \quad (I.35)$$

$$P_{ik} - jQ_{ik} = V_i^* (V_k - V_i) y_{ik} + V_k^* V_k y_p \quad (I.36)$$

La valeur des pertes de puissance dans la ligne entre les deux jeux de barres i et k est la somme algébrique de répartition des puissances déterminées à partir des équations (I.35 – I.36).

I.12. Principe de base de la solution d'écoulement statique des charges :

Après avoir classifié les 6N variables, la solution du système d'équation formé par les deux équations peut être obtenue en procédant comme suit :

Étape 1 :

A partir de la connaissance de la demande de la clientèle, on possède toutes les

Informations requises sur les 2 N variables incontrôlables.

Étape 2 :

On spécifie alors 2 N variables de contrôle ; par exemple les puissances générées.

Étape 3 :

Les 2 N variables qui restent constituent les inconnues. A l'aide de 2 N équations.

I.13. Les différents Méthodes numériques de solution d'écoulement statique des charges :

Pour résoudre les équations d'écoulement statique des charges, un grand nombre de techniques numériques ont déjà été utilisées.

Plusieurs méthodes itératives ont été appliquées, on peut citer : la méthode de Gauss- Seidel, la méthode de Newton-Raphson, la méthode de relaxation...etc.

I.13.1 Méthode de Gauss-Seidel :

Cette méthode permet de résoudre un système d'équations non linéaire en utilisant la matrice d'admittance, on suppose initialement des tensions pour tous les nœuds excepté le nœud de bilan où la tension maintenue constante. On peut exprimer les courants pour chaque nœud par la relation suivante :

$$I_i = \frac{S_i^*}{V_i^*} = \frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (I.37)$$

En remplace la valeur du courant dans l'équation (I.35) on aura :

$$I_i = \frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} = Y_{ii} \cdot V_i + Y_{ij} \cdot V_j \quad i \neq s \quad (I.38)$$

L'expression de la tension pour chaque nœud est :

$$V_i = \frac{1}{Y_{ii}} \left[\frac{P_i - jQ_i}{E_i^*} - Y_{ij} \cdot E_j - Y_{ij} \cdot E_j \right] \quad (I.39)$$

On pose:

$$kL_i = \frac{P_i - jQ_i}{Y_{ii}} \quad (I.40)$$

$$Y_{Lij} = \frac{Y_{ij}}{Y_{ii}} \quad (I.41)$$

D'où l'expression de la tension pour chaque nœud :

$$V_i^{k+1} = \frac{KL_i}{[V_i^K]^*} - \sum_{j=1}^{i-1} Y_{Lij} \cdot V_j^{k+1} - \sum_{j=i+1}^n Y_{Lij} \cdot V_j^k \quad (I.42)$$

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

$$V_i^{k+1} = V_i^k + \alpha \cdot \Delta V_i^k \quad (I.43)$$

Avec :

$$\Delta V_i^K = V_i^{k+1} - V_i^k \quad (I.44)$$

I.13.2 Algorithme de Gauss-Seidel :

Etape1 :

Formation de la matrice admittance [Y]

Etape2 :

Estimation des valeurs initiales des tensions nodales V_i^0 $i=1,2,\dots,n$

Etape3 :

Détermination des paramètres KL_i et Y_{Lij} $\begin{cases} i = 1,2, \dots, n \\ j = 1,2, \dots, n \end{cases}$

Initiation des itérations $k = 0$

Etape4 :

Calcul itératif des tensions pour chaque nœud suivant la relation :

$$V_i^{k+1} = \frac{KL_i}{[V_i^K]^*} - Y_{Lij} \cdot V_j^{k+1} - Y_{Lij} \cdot V_j^k \quad (I.45)$$

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

$$\Delta V_i^{(K)} = V_i^{(k+1)} - V_i^{(k)} \quad (I.46)$$

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

Etape 5 :

Une fois le test de convergence est vérifié ($\max \Delta E_{(k)} \leq \varepsilon$), les valeurs des tensions de

La dernière itération sont retenues, on calcul :

Les puissances transitées :

$$S_{ij}^* = V_i^* (V_i - V_j) Y_{ij} + V_i^* \cdot V_i \frac{y_{ij}}{2} \quad (I.47)$$

$$\text{Les puissances injectées : } S_i = \sum_{j=1}^n S_{ij} \quad (I.48)$$

Les pertes :

$$S_L = S_{ji} + S_{ij} \quad (I.49)$$

Si non aller à l'étape 4.

I.13.3 Organigramme de la méthode Gauss-Seidel avec Y bus :

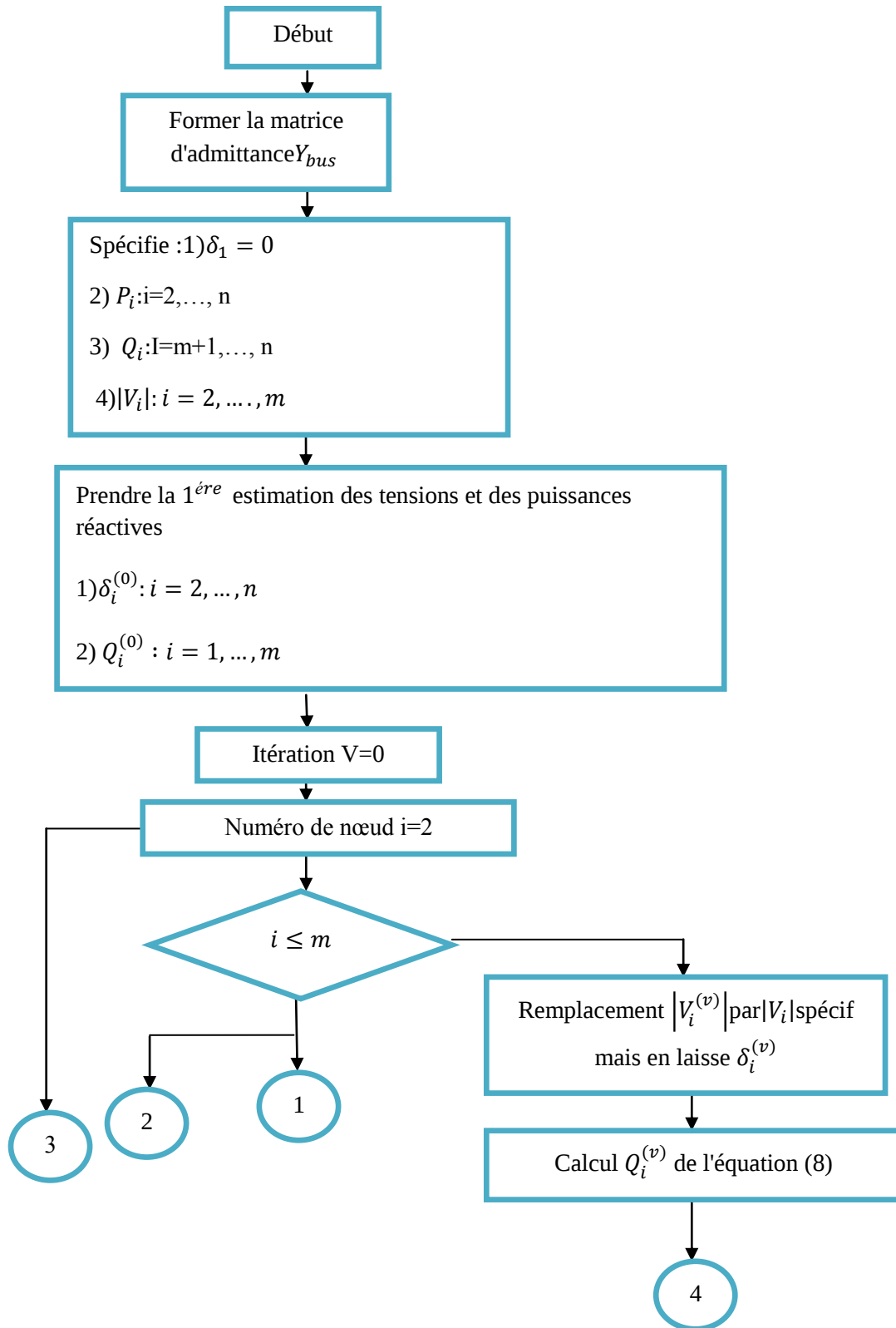
On pose quelques remarques pour l'organigramme :

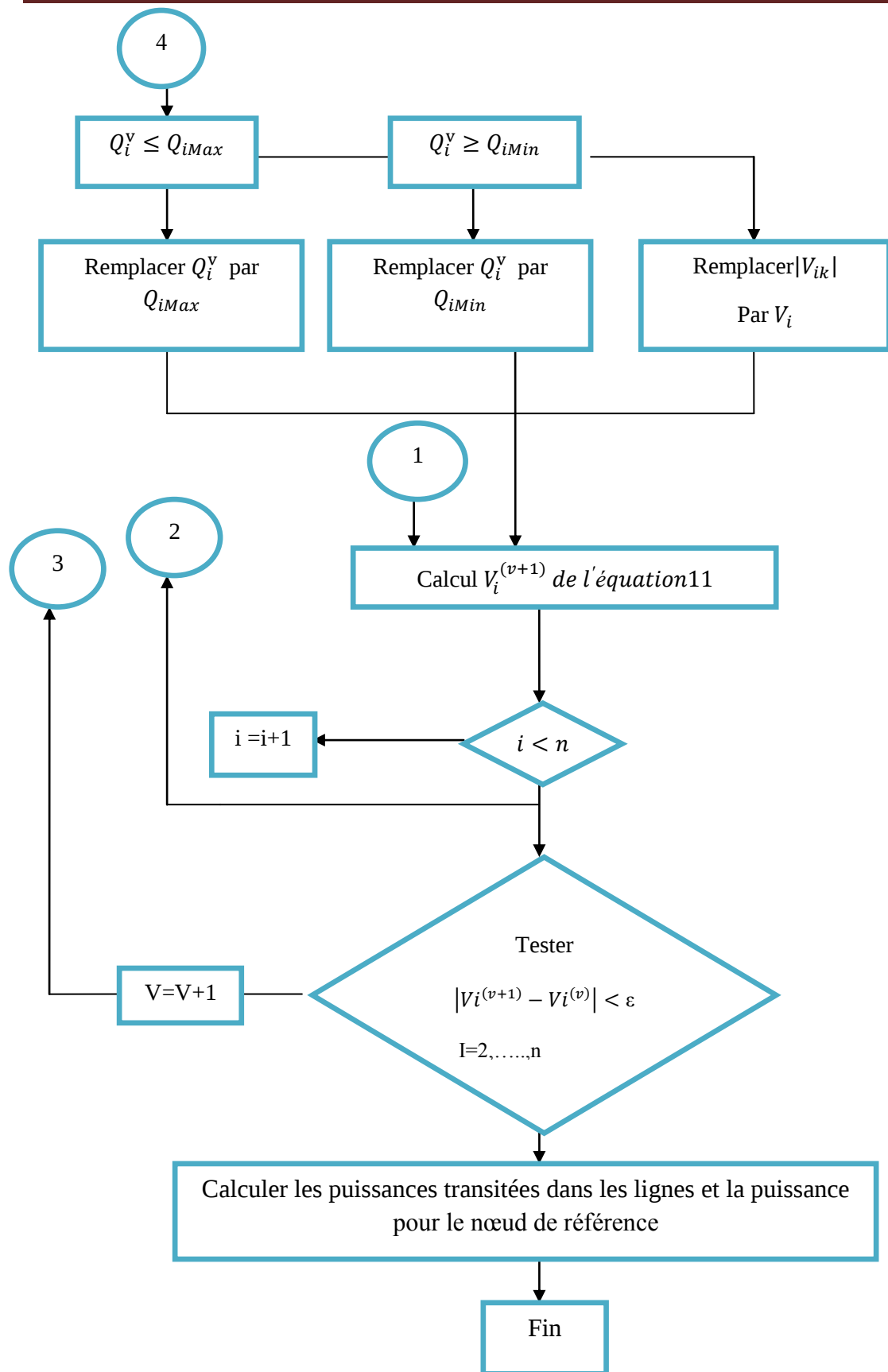
$i = 1$: Nœuds de référence.

$i = 2, \dots, m$: Nœuds du contrôle.

$i = m + 1, \dots, n$: Nœuds de charge.

On voit que l'itération sont continue jusqu'à la tolérance (ε) est vérifié





Figure(I.7) : Organigramme de la méthode Gauss-Seidel avec Y bus

I.14.Méthode de Newton Raphson :

La technique itérative de Newton Raphson converge avec une même vitesse, mesurée par le nombre d'itérations, pour les larges et courts systèmes, en moins de quatre à cinq itérations en général. C'est pour cette raison que la méthode de N-R est la plus utilisée pour l'étude des larges systèmes.

I.14.1. Représentation géométrique de la méthode de N-R :

Elle est basée sur la détermination de la tangente à la courbe $F(x)$ en chaque point $(X^{(k)}, F(X^{(k)}))$. L'intersection de cette tangente avec l'axe des x fournit le point $X^{k+1} \Delta X^{k+1}$ Étant une approximation de l'erreur commise sur x à l'itération (k) [2]

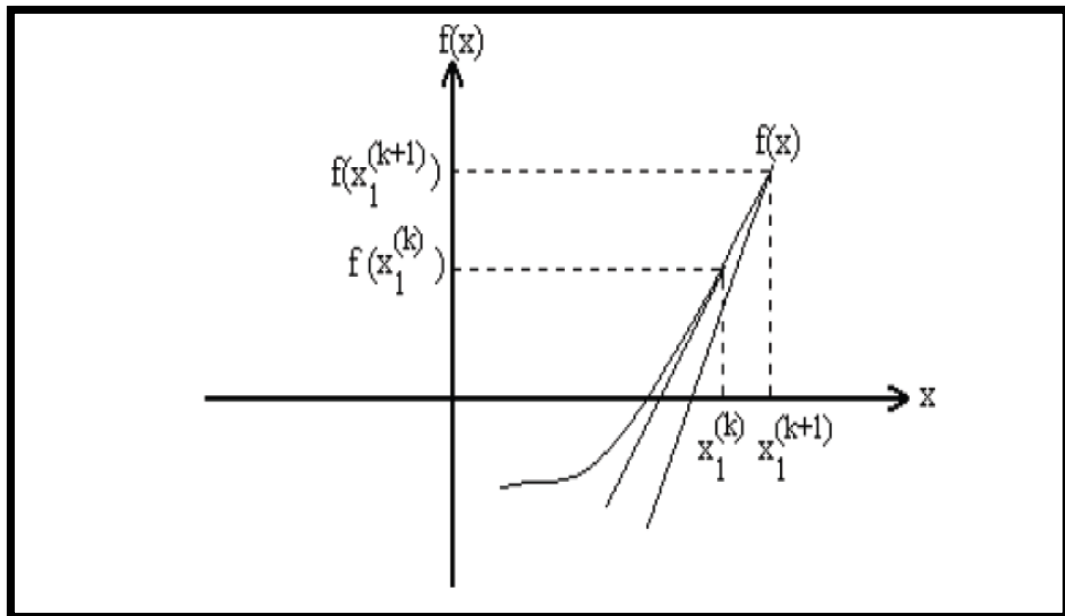


Figure (I.8) : Représentation géométrique de la méthode de N-R

I.14.2 Algorithme de N-R dans un système de dimension 'n':

Soit la fonction $f(x) = 0$ de dimension n , tel que

$$f(x) = \begin{bmatrix} f_1(x) \\ f_2(x) \\ \vdots \\ f_n(x) \end{bmatrix} \quad x^{(0)} = \begin{bmatrix} x_1^{(0)} \\ x_2^{(0)} \\ \vdots \\ x_n^{(0)} \end{bmatrix} \quad (I.50)$$

Estime que, $x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}$ sont les solutions de ces n équations. L'exposant indique que ces valeurs sont des estimations initiales.

On désigne par $\Delta x_1^{(0)}, \Delta x_2^{(0)}, \dots, \Delta x_n^{(0)}$ les valeurs à ajouter à $x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}$ pour trouver les solutions correctes. Lorsqu'on développe toutes les fonctions en série de Taylor au voisinage du point d'estimation initiale on aura :

$$\begin{aligned} F_1(x_1^{(0)}) + \left(\frac{\partial F_1}{\partial x_1}\right)^{(0)} \Delta x_1^{(0)} + \left(\frac{\partial F_1}{\partial x_2}\right)^{(0)} \Delta x_2^{(0)} + \dots + \left(\frac{\partial F_1}{\partial x_n}\right)^{(0)} \Delta x_n^{(0)} &= 0 \\ F_2(x_1^{(0)}) + \left(\frac{\partial F_2}{\partial x_1}\right)^{(0)} \Delta x_1^{(0)} + \left(\frac{\partial F_2}{\partial x_2}\right)^{(0)} \Delta x_2^{(0)} + \dots + \left(\frac{\partial F_2}{\partial x_n}\right)^{(0)} \Delta x_n^{(0)} &= 0 \\ F_n(x_1^{(0)}) + \left(\frac{\partial F_n}{\partial x_1}\right)^{(0)} \Delta x_1^{(0)} + \left(\frac{\partial F_n}{\partial x_2}\right)^{(0)} \Delta x_2^{(0)} + \dots + \left(\frac{\partial F_n}{\partial x_n}\right)^{(0)} \Delta x_n^{(0)} &= 0 \end{aligned}$$

On peut écrire le système de n équations linéaires comme suit :

$$\begin{bmatrix} f_1(x^{(0)}) \\ f_2(x^{(0)}) \\ \vdots \\ f_n(x^{(0)}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial f_1}{\partial x_1}\right)_0 & \left(\frac{\partial f_1}{\partial x_2}\right)_0 & \dots & \left(\frac{\partial f_1}{\partial x_n}\right)_0 \\ \left(\frac{\partial f_2}{\partial x_1}\right)_0 & \left(\frac{\partial f_2}{\partial x_2}\right)_0 & \dots & \left(\frac{\partial f_2}{\partial x_n}\right)_0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\frac{\partial f_n}{\partial x_1}\right)_0 & \left(\frac{\partial f_n}{\partial x_2}\right)_0 & \dots & \left(\frac{\partial f_n}{\partial x_n}\right)_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_1^{(0)} \\ \Delta x_2^{(0)} \\ \vdots \\ \Delta x_n^{(0)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (I.51)$$

Les termes : $\left(\frac{\partial f_1}{\partial x_1}\right)_0, \left(\frac{\partial f_1}{\partial x_2}\right)_0, \dots, \left(\frac{\partial f_1}{\partial x_n}\right)_0$ correspondent à la dérivée partielle évaluée avec les valeurs $x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}$

Ou dans une notation compacte : $f(x^{(0)}) + j^{(0)} \Delta x^{(0)} \approx 0$

La matrice carrée dite Jacobéenne : $[J^{(0)}]$

De cette dernière équation on tire ensuite le vecteur d'erreur $x^{(0)}$

$$\Delta x^{(0)} = -[j^{(0)}]^{-1} f(x^{(0)}) \quad (I.52)$$

Mais :

$$\Delta x^{(0)} = x^{(1)} - x^{(0)} \text{ Donc } x^{(1)} = x^{(0)} - [j^{(0)}]^{-1} f(x^{(0)})$$

En générale :

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - [j^{(k)}]^{-1} f(x^{(k)}) \quad (I.53)$$

I.14.3.Algorithme de N-R appliquée aux équations de l'écoulement de puissance :

Le problème de l'écoulement de puissance peut être résolu par la méthode de N-R, qui utilise des équations non linéaires pour exprimer les puissances actives et réactives en fonction des tensions. Le problème peut être résolu en utilisant soit les coordonnées rectangulaires soit les coordonnées polaires. On choisit les coordonnées polaires.

I.14.4 .Les coordonnées polaires :

En coordonnées polaires on a :

$$V_i = |V_i|. \exp(j\theta_i) \text{ et } Y_{ij} = |Y_{ij}|. \exp(-j\sigma_{ij}) \quad (I.54)$$

$$P_i - jQ_i = V_i^* \cdot Y_{ij} \cdot V_j \quad (I.55)$$

La puissance au jeu de barres i est :

$$P_i - jQ_i = |V_i v_j Y_{ij}|. \exp(-j(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j)) \quad (I.56)$$

Sachant que :

$$\exp(-j(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j)) = \cos(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j) - j\sin(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j)$$

Les composantes actives et réactives de la puissance sont :

$$P_i = |v_i v_j Y_{ij}| \cos(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j) \quad (I.57)$$

$$Q_i = |v_i v_j Y_{ij}| \sin(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j) \quad (I.58)$$

Les éléments de la matrice Jacobéenne qui sont calculées à partir des équations du système sont :

Pour j₁ :

$$\frac{\partial P_i}{\partial \theta_j} = |v_i v_j Y_{ij}| \sin(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j) \quad (I.59)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial \theta_j} = |v_i v_j Y_{ij}| \sin(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j) \quad (I.60)$$

Pour j₂:

$$\frac{\partial P_i}{\partial |V_j|} = |V_i Y_{ij}| \cos(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j) \quad (I.61)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial |V_i|} = 2 \cdot |V_i Y_{ij}| \cos(\sigma_{ij}) + |v_i Y_{ij}| \cos(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j) \quad (I.62)$$

Pour j_3 :

$$\frac{\partial Q_i}{\partial |V_j|} = |V_i V_j Y_{ij}| \cos(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j) \quad (I.63)$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \theta_i} = |V_i V_j Y_{ij}| \cos(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j) \quad (I.64)$$

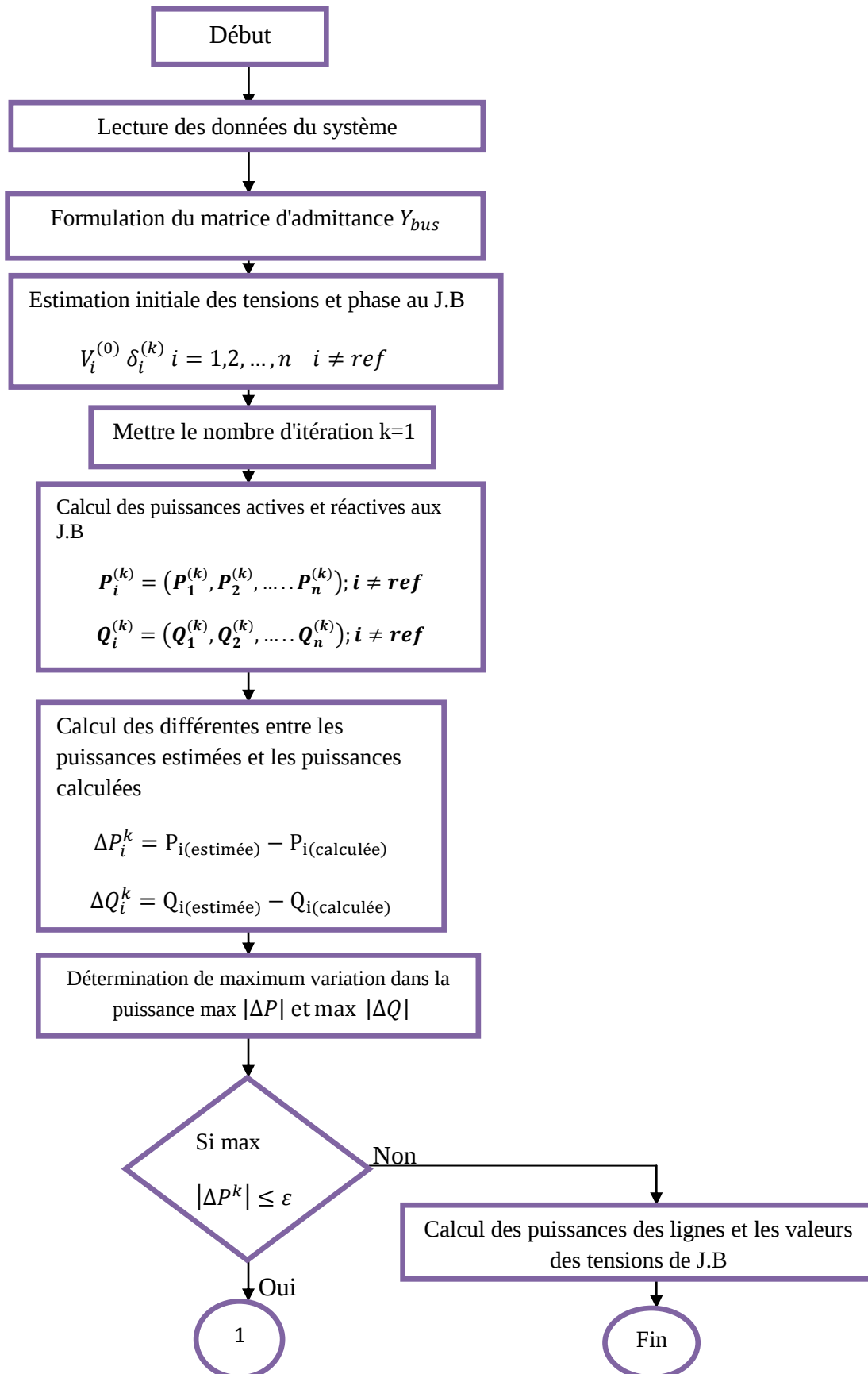
Pour j_4 :

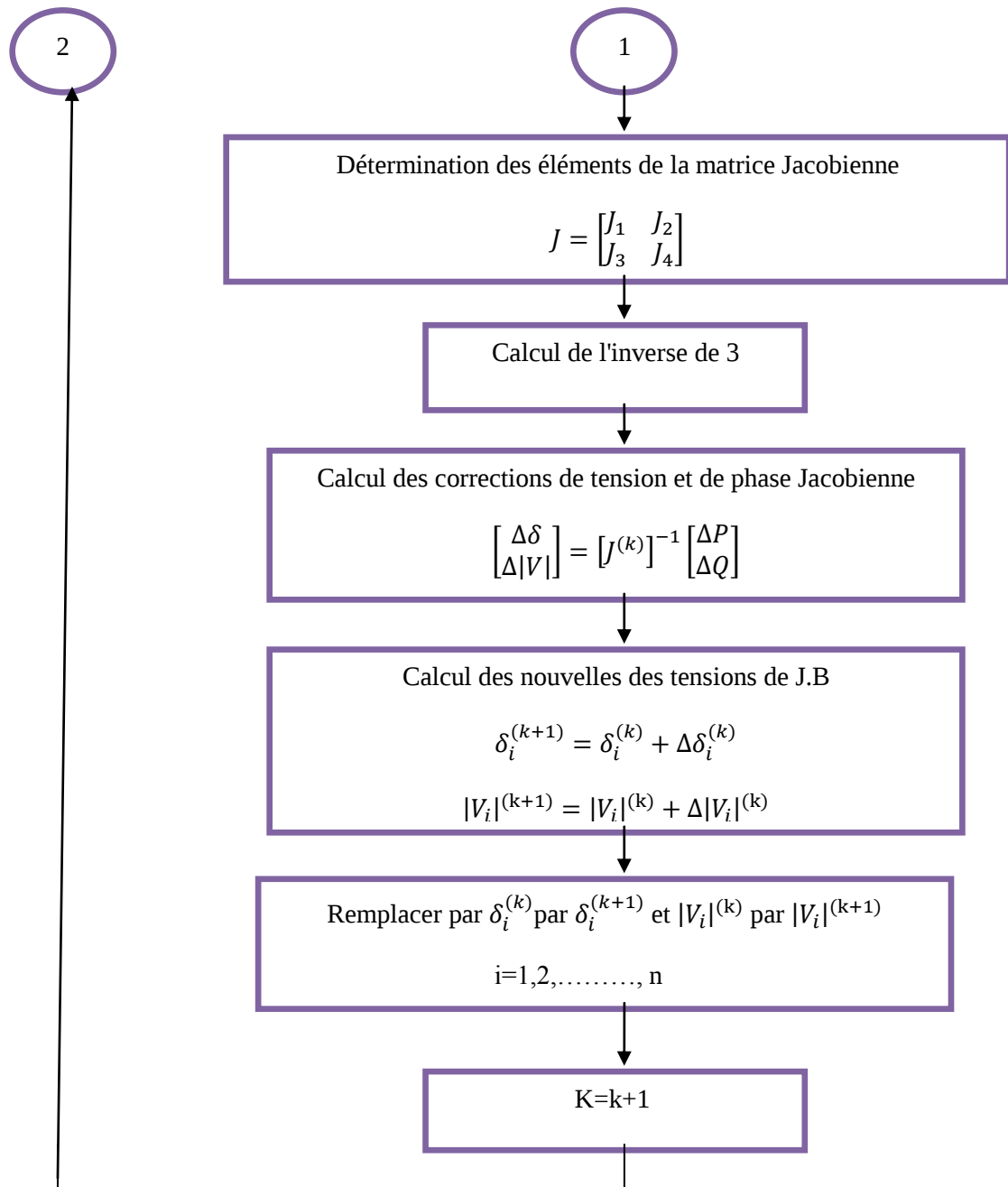
$$\frac{\partial Q_i}{\partial |V_j|} = \frac{\partial Q_i}{\partial |V_j|} = \frac{\partial Q_i}{\partial |V_j|} = |V_i Y_{ij}| \sin(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j) \quad (I.65)$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial |V_i|} = 2 \cdot |V_i Y_{ij}| \sin(\sigma_{ij}) + |v_i Y_{ij}| \sin(\sigma_{ij} + \theta_i - \theta_j) \quad (I.66)$$

L'équation liant les variations des puissances aux variations des amplitudes de la tension et les angles de phase pour la méthode de N-R est donnée par :

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} J_1 & \cdots & J_2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ J_3 & \cdots & J_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (I.67)$$

I.14.5. Organigramme de la méthode Newton-Raphson :

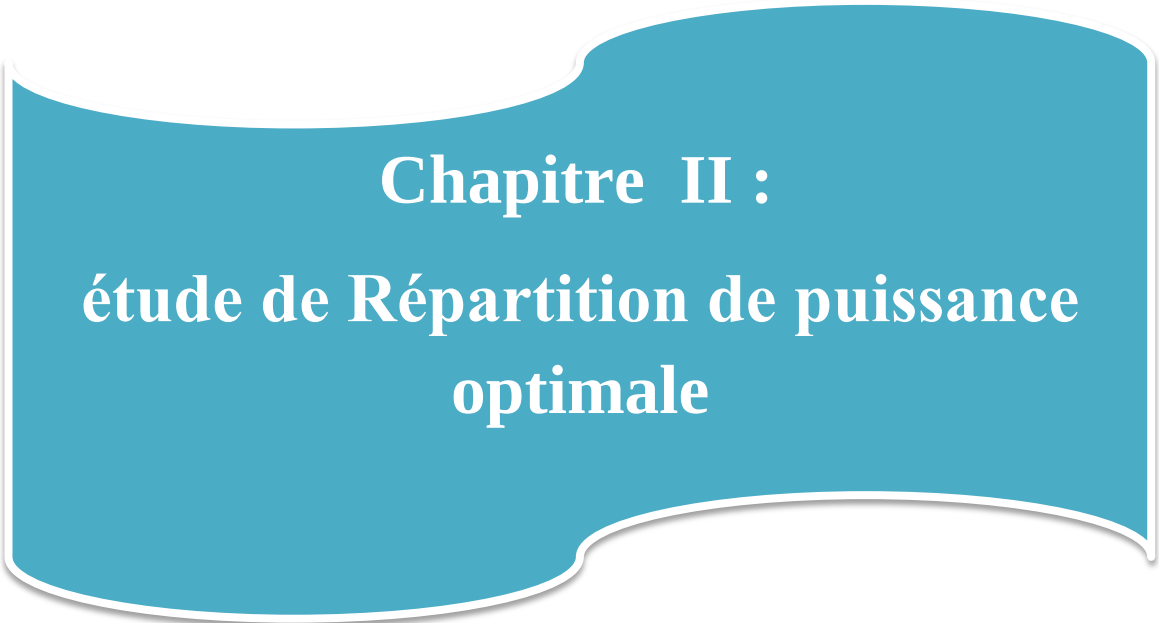


Figure(I.9) : Organigramme de la méthode Newton-Raphson

I.15. Conclusion :

Le problème d'écoulement statique des charges dans un réseau électrique peut être formulé avec ou sans contraintes.

Le développement des relations de tout modèle conduit à des équations non linéaires. Compte tenu de la complexité des systèmes (nombre de barres et de lignes élevé), les méthodes de solution sont toujours itératives.



Chapitre II : **étude de Répartition de puissance** **optimale**

II.1.Introduction :

Les problèmes d'optimisation occupent actuellement une place importante dans la communauté scientifique. Les problèmes peuvent être combinatoires (discrets) ou à variables continues, avec un seul ou plusieurs objectifs, statiques ou dynamiques. Cette liste n'est pas exhaustive et un problème peut être à la fois continu et dynamique.

La résolution d'un problème d'optimisation est un problème complexe, car de nombreux facteurs interviennent et interagissent entre eux. Néanmoins, l'optimisation appliquée au domaine d'électrotechnique permet de résoudre des problèmes qui étaient insolubles auparavant et aboutit souvent à des solutions originales.

Dans ce chapitre, nous présentons différentes méthodes de résolution. L'ensemble de ces méthodes est tellement vaste qu'il est impossible de tout exposer. Ainsi, nous présentons les principales méthodes de résolution.

II .2 Problème de la répartition de puissance optimal OPF:

Comme tout secteur productif, la production et le transport d'énergie électrique sont sujet aux lois du marché. En plus de la dérégulation du développement des interconnexions et des fluctuations des prix des combustibles, l'aspect économique force les opérateurs à la gestion des différentes sources de production et acheminer le plus d'énergie possible à travers leurs réseaux de la manière la plus rentable possible. [6]

La Gestion de la puissance produite et transmise à travers le réseau n'est pas le seul souci des opérateurs. L'amélioration de la qualité et la réduction des coûts de fonctionnement tout en respectant les contraintes du réseau, sont considérées comme des problèmes majeurs de l'écoulement de puissance optimal.

A court terme, le problème de la répartition optimale des puissances (OPF) est un problème d'optimisation dont l'objectif consiste à déterminer la contribution de chaque centrale électrique en service pour satisfaire la demande des consommateurs de l'énergie électrique de sorte que le coût de production de

l'énergie totale soit le plus faible possible et satisferaient les différentes contraintes imposées au réseau.

Ce problème est mathématiquement large, vu le nombre de variables et de contraintes qu'il fait intervenir. Les domaines d'application de l'écoulement de puissance optimal peuvent être classés comme suit :

- ✓ Minimisation du coût de combustible ;
- ✓ Minimisation des pertes ;
- ✓ Amélioration du profil et la stabilité de la tension ;
- ✓ Maximisation de la puissance transmissible.

II.3 Stratégie du fonctionnement des Centrales électriques :

Il existe un nombre infini des formes de fonctionnement pour assurer un chargement précis d'un système. On distingue chacune des unités de génération en désignant les puissances spécifiques de chacune d'elles en Mw ou Mvar. La figure (II-1) illustre comment fonctionne à 100% de leurs capacités pendant 24 heures supportent la charge de base.

Des générateurs intermédiaires commandés fonctionnent la plupart du temps mais pas nécessairement sous une charge totale. On procède au couplage des unités des pointes à la ligne pendant des heures chaque jour. On a besoin d'une capacité de réserve pour affronter le cas d'urgences.

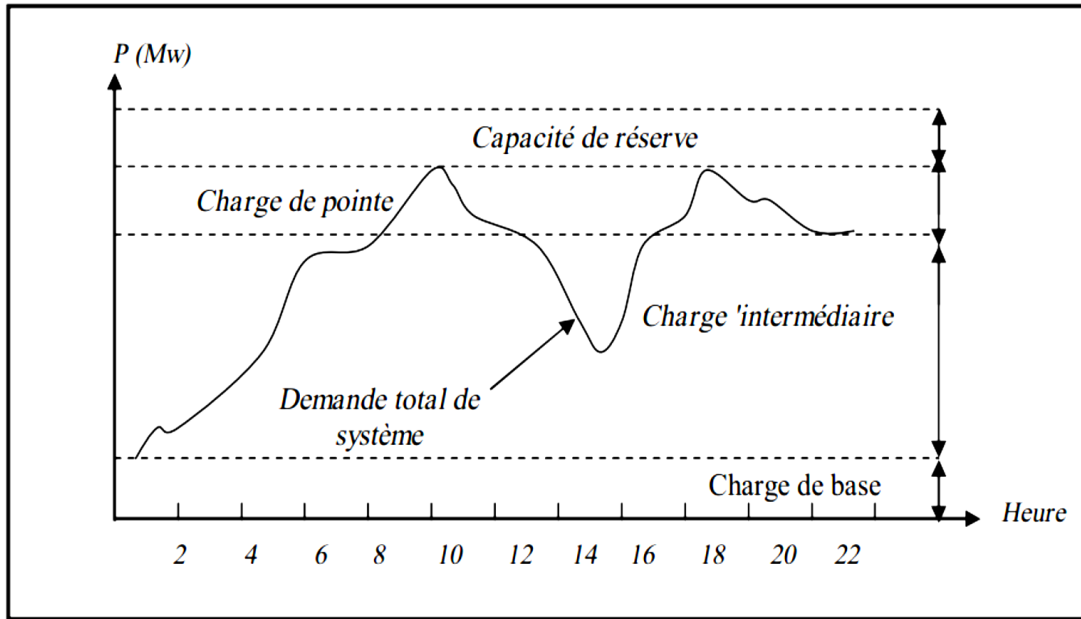


Figure (II-1) : stratégie de fonctionnement des centrales suivant la demande de puissance électrique.

II.3.1 Unités de charge de base :

Les unités nucléaires sont généralement rangées dans cette catégorie à cause du besoin de conservation de l'équilibre thermique entre le réacteur atomique et le générateur de vapeur.

Il est préférable si possible de stabiliser les puissances actives délivrées par ce genre d'unités à niveau constant, d'autre part il faut faire fonctionner ces unités en utilisant les combustibles fossiles à des puissances actives constantes [29].

II.3.2. Unités intermédiaires :

Quand il faut organiser les puissances actives délivrées, on préfère d'utiliser les unités fonctionnant hydrauliquement, car on peut contrôler l'énergie générée par l'unité hydraulique en jouant sur le débit d'eau entrant dans la turbine.

Les centrales électriques ne sont pas toutes hydrauliques, mais on utilise des centrales thermiques contrôlables. A cause des constant de temps thermiques d'un système à vapeur, il est toujours nécessaire d'organiser ces centrales dans les limites de leurs rendements maximales [29].

II.3.3 Unités de pointe :

Les générateurs entraînés par des turbines à gaz peuvent répondre à l'augmentation de la charge avec une grande vitesse, pour cela ils sont utilisés fréquemment pendant les heures de pointes.

Mais lorsqu'on dispose des générateurs entraînés hydrauliquement ceux-ci sont préférés en premier lieu [29].

II.3.4 Unités de réserve :

La gamme de générateurs demandée par les sociétés d'électricité peut être constituée par des générateurs conservés pour la production partielle, ou des générateurs de précaution disposés à différents niveaux [29].

II.4. Formulation de problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF):

Le problème de la répartition optimale des puissances est un problème d'optimisation dont l'objectif est de minimiser le coût total de la production de la puissance active d'un réseau électrique [7].

Minimiser : $f(x, u)$

Sujet à :

$$g(x, u) = 0 \quad (II.1)$$

$$h(x, u) \leq 0 \quad (II.2)$$

Tels que :

$F(x, u)$: Fonction objective ;

$g(x, u)$: Contraintes d'égalités ;

$h(x, u)$: Contraintes d'inégalités ;

x : Vecteur de variables d'état ;

u : Vecteur de variables à contrôler ;

Variables de contrôle : les variables de contrôle sont en général les modules de tensions ou les puissances réactives générées aux jeux de barres générateurs, les rapports de transformation des régulateurs en charge, les phases des transformateurs déphaseurs, est les puissances réactives générées par les différents compensateurs d'énergie réactive.

Variables d'état : sont les modules des tensions des jeux de barres des charges et les angles de toutes les tensions sauf le jeu de barres de référence.

II.4.1 Fonction objective :

Généralement l'objectif le plus utilisé dans la formulation de problème d'OPF est minimisation du coût total de puissance active générée par des unités de productions, dont les caractéristiques sont complexes et fortement non-linéaire en satisfaisant les contraintes d'égalités et d'inégalité.

La fonction objective totale du système électrique peut alors être écrite comme la somme du modèle quadratique de coût de chaque générateur [8].

Minimiser de coût :

$$F = \sum_{i=1}^{NG} Fi(P_{Gi}) = \sum_{i=1}^{NG} a_i P_{Gi}^2 + b_i P_{Gi} + c_i \quad \left(\frac{\$}{h}\right) \quad (II.3)$$

Tels que a_i , b_i et c_i représentent les coefficients de coût de la i éme unité de production.

II.4.1.1. Sous les contraintes d'égalité :

Les contraintes d'égalité de l'OPF reflètent à des lois physiques gouvernant le système électrique. Elles sont représentées par les équations non-linéaires de l'écoulement de puissance qui exigent que la somme de l'injection nette des puissances actives et réactives dans chaque jeu de barres soit nulle [7] [8].

$$\left. \begin{aligned} \sum_{i=1}^{NG} P_{Gi} - \sum_{j=1}^{NC} P_{chj} - P_L &= 0 \\ \sum_{i=1}^{NG} Q_{Gi} - \sum_{j=1}^{NC} Q_{chj} - Q_L &= 0 \end{aligned} \right\} \Rightarrow g(x) = 0 \quad (II.4)$$

II.4.1.2 .Sous les contraintes d'inégalité :

Les contraintes d'inégalités habituelles peuvent inclure les limites sur les dispositifs physiques dans le système électrique tels que, les générateurs, les transformateurs à prises de charge, et les transformateurs déphaseurs, ainsi que les limites créées pour assurer la sécurité de système, en plus d'autres contraintes

d'inégalités comme les limites des puissances réactives de compensations. Les limites sur les générateurs concernent les limites des puissances actives et réactives qui doivent être maintenues dans les limites admissibles :

$$\left. \begin{array}{l} P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \\ Q_{Gi}^{min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{max} \\ V_i^{min} \leq V_i \leq V_i^{max} \\ t_{ij}^{min} \leq t_{ij} \leq t_{ij}^{max} \\ \theta_{ij}^{min} \leq \theta_{ij} \leq \theta_{ij}^{max} \\ |S_{ij}|^2 - |S_{ij}^{max}|^2 \leq 0 \\ Q_{Ci}^{min} \leq Q_{Ci} \leq Q_{Ci}^{max} \end{array} \right\} \Rightarrow h(x) \leq 0 \quad (II.5)$$

II.5. Formulation mathématique du Dispatching Economique :

II.5.1. Dispatching Economique Sans Pertes :

Le dispatching économique statique sans perte est plus simple, seul la puissance active générée par la centrale influence le coût, la résolution est faite pour un instant précis. La solution du dispatching économique est obtenue à l'aide de deux types de méthodes d'optimisation ;

- La méthode de Kuhn-Tucker et la méthode de gradient utilisant le gradient (fonction de Lagrange).
- La méthode d'itération de Lambda qui utilise les itérations (minimisation sans gradient).

Dans certains cas on peut considérer le problème de dispatching comme linéaire par parties on utilise alors la programmation linéaire.

II.5.1.1. Formulation de Lagrange :

Le système des équations (II.3) et (II.5) 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 :

$$L = \sum_{i=1}^{ng} (\alpha_1 + \beta_i P_{gi} + \gamma_i P_{gi}^2) + \lambda (P_d - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi}) \quad (II.6)$$

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.

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial P_{gi}} = \beta_i + P_{gi} \cdot 2\gamma_i - \lambda = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} = P_d - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} \end{cases} \quad P_{gi(min)} \leq P_{gi} \leq P_{gi(max)}, i = 1, 2, \dots, ng \quad (II.7)$$

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

Le système d'équations (II.7) comporte $(ng+1)$ équations avec $(ng+1)$ inconnus, qui peuvent être résolues par la substitution des valeurs de (P_{gi}) des premières équations dans l'avant dernière.

$$P_{gi} = \frac{\lambda - \beta_i}{2\gamma_i}$$

$$P_d = \sum_{i=1}^{ng} \left(\frac{\lambda - \beta_i}{2\gamma_i} \right) \quad i = 1, 2, \dots, ng \quad (II.8)$$

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

$$\lambda = \lambda^* = \frac{P_d + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i}}{\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\gamma_i}} \quad (II.9)$$

La valeur optimale (λ^*) est remplacée dans les premières équations de (II.8) pour obtenir la puissance optimale à générer par chaque générateur:

$$P_{gi} = \frac{1}{2\gamma_i} \left(\frac{P_d + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i}}{\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\gamma_i}} - \beta_i \right) \quad (II.10)$$

Exemple :

Soit un réseau électrique avec trois sources d'énergie G1, G2 et G3 avec une consommation totale égale à 800 MW. Connaissant les coûts de production et les contraintes de chaque générateur données ci-dessous:

$$C_1(P_{g1}) = 500 + 5.3P_{g1} + 0.004P_{g1}^2 \text{ [$/MWh]} \quad 100 \leq P_{g1} \leq 500 \text{ MW}$$

$$C_2(P_{g2}) = 400 + 5.5P_{g2} + 0.006P_{g2}^2 \text{ [$/MWh]} \quad 200 \leq P_{g2} \leq 400 \text{ MW}$$

$$C_3(P_{g3}) = 200 + 5.8P_{g3} + 0.009P_{g3}^2 \text{ [$/MWh]} \quad 180 \leq P_{g3} \leq 300 \text{ MW}$$

Calculer le coût total optimal de production d'énergie électrique ainsi que la production de chaque générateur sans tenir compte des contraintes d'inégalités et des pertes de transport dans les lignes électriques

Solution :

L'équation (II.10) permet de calculer λ :

$$\lambda = \lambda^* = \frac{P_d + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i}}{\sum_{i=1}^{ng} \frac{1}{2\gamma_i}} = \frac{800 + \frac{5.3}{0.008} + \frac{5.5}{0.012} + \frac{8.5}{0.018}}{\frac{1}{0.008} + \frac{1}{0.012} + \frac{1}{0.018}} = \lambda = 8.5 \left[\frac{\$}{\text{MWh}} \right]$$

$$P_{gi} = \frac{\lambda - \beta_i}{2\gamma_i} \Rightarrow P_{g1} = \frac{8.5 - 5.3}{0.008} = 400 \text{ MW}$$

$$P_{g2} = \frac{8.5 - 5.5}{0.012} = 250 \text{ MW}$$

$$P_{g3} = \frac{8.5 - 5.8}{0.018} = 150 \text{ MW}$$

$$P_{gt} = P_{g1} + P_{g2} + P_{g3} = 400 + 250 + 150 = 800 \text{ MW}$$

$$P_d - P_{gt} = 800 - 800 = 0$$

Le coût total de la production est :

$$C_t = \sum_{i=1}^3 C_i(P_{gi}) = (500 + 5.3P_{g1} + 0.004P_{g1}^2) + (400 + 5.5P_{g2} + 0.006P_{g2}^2) + (200 + 5.8P_{g3} + 0.009P_{g3}^2)$$

$$C_t = 3260 + 2150 + 1272.5 = 6682.5 \$$$

II.5.1.2.Méthode graphique :

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.

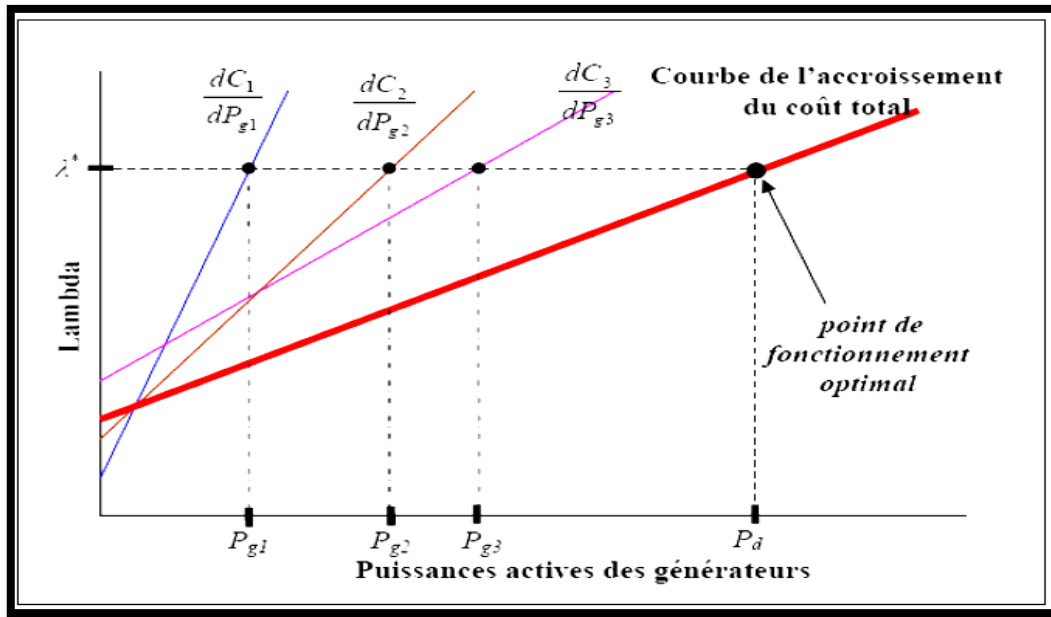


Figure (II-2): Méthode graphique pour la solution du dispatching économique de trois générateurs.

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 [30].

II.5.2. Dispatching économique avec pertes :

Dans les systèmes réels, le transport de l'énergie électrique vers les jeux de barres de charge est souvent accompagné par des pertes de transmission. Le problème du dispatching économique devient un peu compliqué par rapport au cas précédent où les pertes ont été négligées. Dont , la topologie du réseau aura une

incidence sur la répartition optimale de la production. Nous repartirons du résonnement utilisé pour le dispatching sans pertes. Cependant pour pénaliser les centrales qui produisent de la puissance dont le transit provoque des pertes importantes, nous multiplierons les coefficients de leur fonction de coût par un facteur de pénalité [31].

Il existe deux approches générales pour résoudre le problème du dispatching économique avec pertes de puissance :

A- considération des pertes constants :

Dans ce cas , la valeur de pertes se rassembler avec la puissance demandée totale et le problème sera étudié comme le cas sans pertes.

B- pertes variables :

Nous devenons à développer une expression mathématique des pertes de puissances actives, en fonction des puissances actives des générateurs.

II.5.2.1. Calcule les pertes :

Il existe deux approches générales pour calculer les pertes :

- ❖ On calcule les pertes de transmission par les méthodes de calcul de l'écoulement de puissance N-R ou G-S.
- ❖ 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 [31].

$$P_i = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{jj}^{ng} \beta_{ij} P_{gi} P_{gi} + \sum_{i=1}^{ng} \beta_{io} P_{gi} \beta_{oo} \quad (II.11)$$

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

β_{ij} , β_{io} et β_{oo} : 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.

II.5.2.2. Incrémentation des Pertes de Transmission :

Soit P_L les pertes totales dans les lignes de transmission .La dérivée partielle $\delta P_L / \delta P_{Gi}$ sont appelées l'incrémentation des pertes de transmission (ITL), elle représente la variation des pertes totales liée à la variation de la puissance générée par le générateur i [31].

II.5.2.3 .La résolution du problème :

Pour résoudre le problème du dispatching économique avec pertes , on peut formuler le Lagrangien avec pertes comme suit :

$$L = F(P_{gi}) + \lambda \dots H(P_{gi}) \quad (II.12)$$

Où :

$H(P_{gi})$: est la contrainte d'égalité

$$H(P_{gi}) = P_d + P_L(P_{g1}, P_{g2}, P_{g3}, \dots \dots \dots P_{gn}) - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = 0 \quad (II.13)$$

$$L = \sum_{i=1}^{ng} C_{gi}(P_{gi}) + \lambda(P_d + P_L(P_{g1}, P_{g2}, P_{g3}, \dots \dots \dots P_{gn}) - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi}) \quad (II.14)$$

Pour Minimisé la fonction de lagrangien il faut que

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial P_{gi}} = \beta_i + 2\gamma_i P_{gi} - \lambda \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}}\right) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} = P_d + P_L(P_{g1}, P_{g2}, P_{g3}, \dots \dots \dots P_{gn}) - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} \end{cases} \quad P_{gi(\min)} \leq P_{gi} \leq P_{gi(\max)}$$

$$i = 1, 2, 3, \dots \dots \dots ng$$

$$\frac{dC_i}{dP_{gi}} = \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}}\right) \Rightarrow \lambda = \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}}\right)^{-1} \frac{dC_i}{dP_{gi}} \quad (II.15)$$

$$\lambda = f_i \left(\frac{dC_i}{dP_{gi}} \right) \quad (II.16)$$

Où :

$$f_i = \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}}\right)^{-1} \quad (II.17)$$

f_i : représente le facteur de pénalité de central i .

Donc, pour pénaliser les centrales qui produisent de la puissance dont le transit provoque des pertes importantes, nous multiplierons les coefficients de leur fonction coût par un facteur de pénalité f_i . Par les mêmes étapes du dispatching sans pertes on trouve que :

$$P_{gi} = \frac{\lambda f_i^{-1} - \beta_i}{2\gamma_i} \quad (II.18)$$

En remplaçant l'équation (II-18) dans l'équation (II-13) :

$$P_d + P_L(P_{g1}, P_{g2}, P_{g3}, \dots, P_{gn}) - \lambda \sum_{i=1}^{ng} \frac{f_i^{-1}}{2\gamma_i} + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i} = 0 \quad (II.19)$$

$$\lambda = \frac{P_d + P_L(P_{g1}, P_{g2}, P_{g3}, \dots, P_{gn}) + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i}}{\sum_{i=1}^{ng} \frac{f_i^{-1}}{2\gamma_i}} \quad (II.20)$$

$$P_{gi} = \left[\frac{1}{2\gamma_i} \left(\frac{P_d + P_L(P_{g1}, P_{g2}, P_{g3}, \dots, P_{gn}) + \sum_{i=1}^{ng} \frac{\beta_i}{2\gamma_i}}{\sum_{i=1}^{ng} \frac{f_i^{-1}}{2\gamma_i}} f_i^{-1} - \beta_i \right) \right] \quad (II.21)$$

Le problème devient plus difficile à résoudre car, suite à l'introduction du terme de pertes les équations de stationnarité du Lagrangien deviennent des équations couplées.

$$P_L = F(P_{g1}, P_{g2}, P_{g3}, \dots, P_{gn}) \quad (II.22)$$

Donc, il faut utiliser une méthode itérative pour calculer chaque puissance sous les étapes suivantes :

- ❖ **L'étape 1** : calculer les valeurs initiales des puissances générées par la méthode de lagrangien sans pertes.
- ❖ **L'étape 2** : remplacement des puissances générées dans la formule des pertes.
- ❖ **L'étape 3** : calcul des coefficients $\frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}}$, ensuite l'évaluation des facteurs de pénalités de tous les générateurs.
- ❖ **L'étape 4** : calculer $\lambda^{(k)}$ correspondant.
- ❖ **L'étape 5** : Mise à jour des P_{gi}
- ❖ **L'étape 6** : vérifier que : $(\sum_{i=1}^{ng} P_{gi} - P_d - P_L \leq \varepsilon)$

Si oui: on passe à l'étape (7)

Si non: on retourne à l'étape (2)

- ❖ **L'étape 7** : on calcule le coût de chaque central puis le coût total qui représente la solution Optimal du Problème .

II.6.L'organigramme de cette méthode est représentée dans la Figure II.6

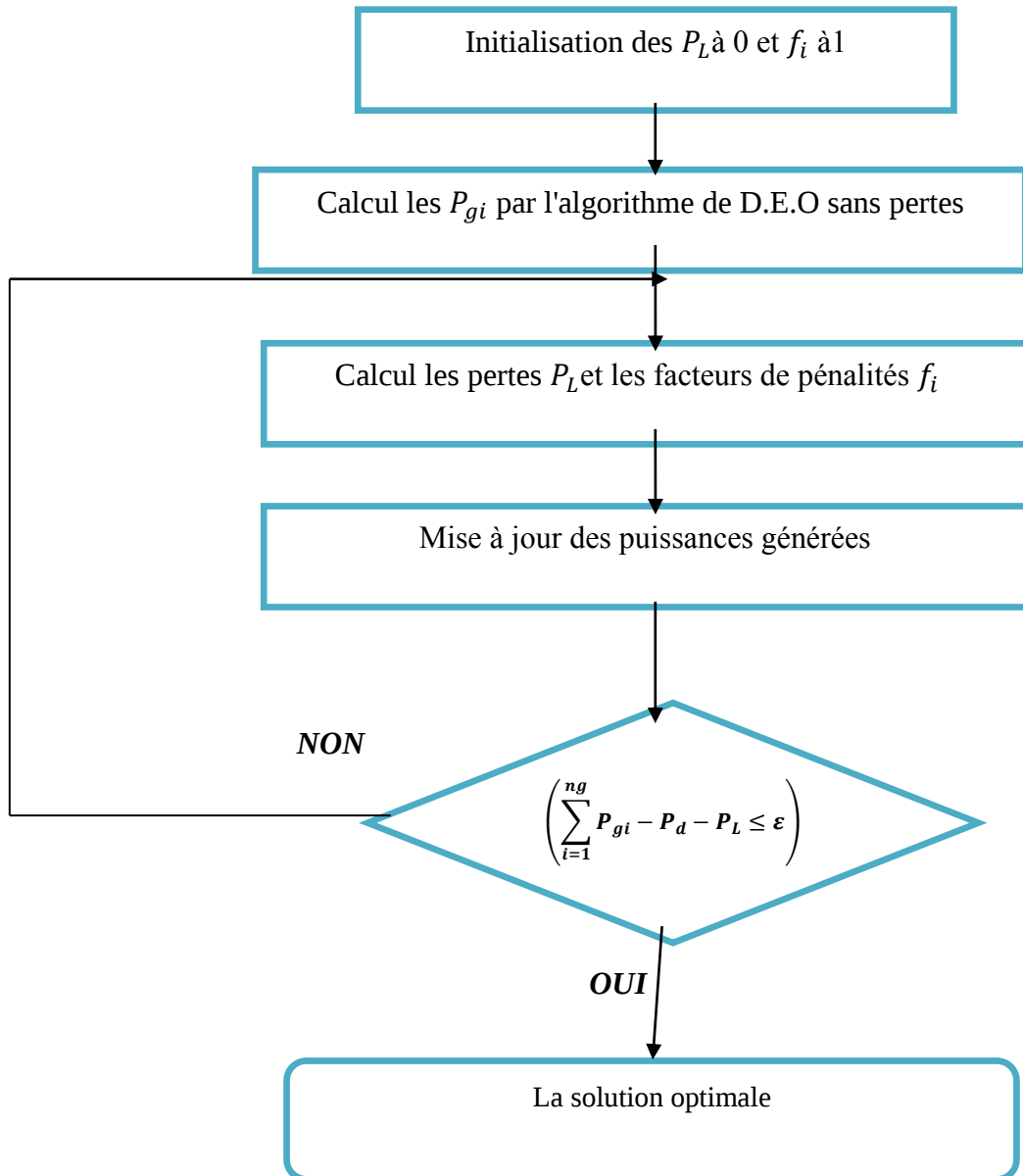


Figure (II.3): l'organigramme de méthode lagrangien avec pertes.

II.7. la méthode itérative de lambda :

La méthode da lambda est utilisée lorsque la fonction de coût n'est pas quadratique dont, elle est polynôme de degré supérieur à 2, cette méthode s'appuyer sur la fonction d'erreur qui supposer une fonction continue, pour appliquer la théorème de valeur moyenne [31].

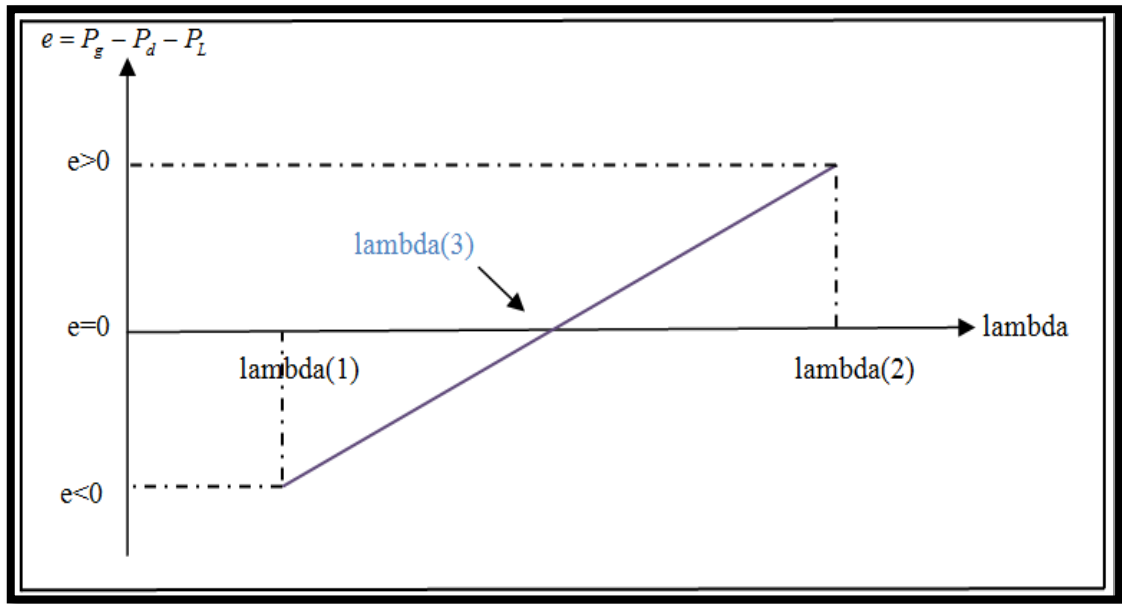


Figure (II-4): l'explication graphique de la méthode Itératif de la lambda.

Où les étapes de cette méthode sont :

- ❖ **L'étape 1 :** Estimation de $\lambda^{(1)}$
- ❖ **L'étape 2 :** on calcule les puissances générées par la méthode lagrangien est les pertes par leurs relation.

$$\frac{\partial C_i}{\partial P_{gi}} = \lambda \left(1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_{gi}} \right) \quad (II.23)$$

- ❖ **L'étape 3 :** calculé l'erreur : $e_i \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} - P_d - P_L$

- Si $e_1 = 0$: afficher les résultats (solution finale).
- Sinon, on passe à l'étape 4

Où : $\lambda_2 = \lambda_1 + \Delta\lambda$

- (10 % λ_1) $\leq \Delta\lambda \leq$ (10% λ_1)

- Si $e_2 = 0$, les résultats représente la solution optimale
- Si non :

$$\begin{cases} \text{si } e_1 \cdot e_2 < 0 \text{ on passe à l'étape 5} \\ \text{si non , on retourne à l'étape 4} \end{cases}$$

❖ **L'étape 5** : on fait le calcul suivante :

$$\frac{|e_2|}{\lambda_2 - \lambda_3} = \frac{|e_1|}{\lambda_3 - \lambda_1} \Rightarrow \lambda_3 = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{|e_1| + |e_2|} |e_2| + \lambda_2 \quad (II.24)$$

$e_2 = 0 \Rightarrow$ la solution optimal

$e_2 \neq 0 \Rightarrow$ donc la solution optimal entre λ_1 et λ_3 ou entre λ_2 et λ_3

II.8.L'algorithme de la méthode lambda [9] :

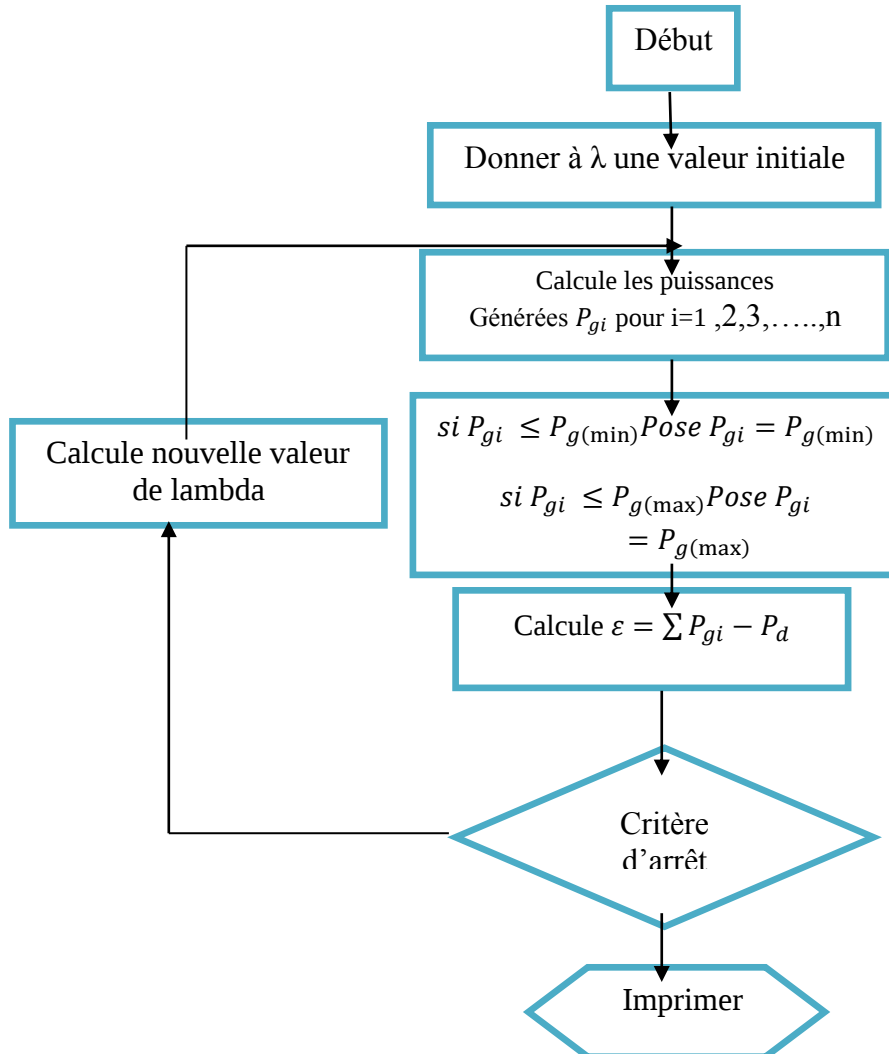
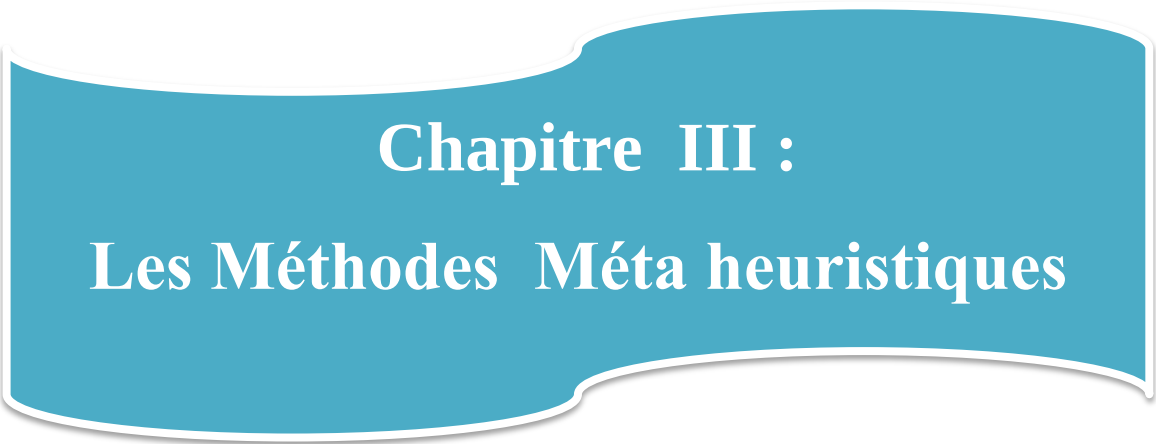


Figure (II-5):organigramme de la méthode lambda

II.9 Conclusion :

Un système de puissance électrique contenant plusieurs générateurs ou plusieurs centrales, peut alimenter une charge demandée pendant un nombre infini de cycle de génération. L'arrivée à un minimum de coût de production est une caractéristique très importante. Aujourd'hui le fonctionnement des systèmes de puissance électriques est basé sur la minimisation du coût total.



Chapitre III :

Les Méthodes Méta heuristiques

III.1 Introduction :

Une métaheuristique est un algorithme d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile (souvent issus des domaines de la recherche opérationnelle, de l'ingénierie ou de l'intelligence artificielle) pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus efficace.

III.2 Méthodes Méta heuristiques :

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 de l'optimisation par essaims particulaires).

Ces techniques Méta heuristiques peuvent être classés 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 [11].

III-3 Classification des Méthodes Métaheuristiques :

III.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).

III.3.2 Méthodes Métaheuristiques à solution unique (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) [13].

III.4 Principe des méthodes méta heuristiques les plus répondues :

III.4.1 Voisinage :

Sans conteste le principe général le plus largement utilisé dans l'élaboration des métaheuristiques est celui de voisinage. À chaque solution du problème, on associe un sous ensemble $V(S)$ de solutions [8][20]. Une méthode de voisinage débute généralement avec une configuration initiale s à laquelle un processus itératif est appliqué. Il cherche à améliorer la configuration courante en le remplaçant par une de ses voisines en tenant compte de la fonction objective. Ce processus s'arrête et retourne à la meilleure solution trouvée lorsque le critère d'arrêt est atteint. Cette condition d'arrêt concerne généralement une limite sur le nombre d'itération s 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 [11][16].

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

III.4.2 Cadre des Métaheuristiques:

L'arrivée des Métaheuristiques marque une réconciliation des deux domaines : en effet, Celles-ci s'appliquent à toutes sortes de problèmes discrets, et

elles peuvent s'adapter aussi aux problèmes continus. Ces méthodes ont en commun, en outre, les caractéristiques suivantes [14 [17] :

Elles sont, au moins pour partie, stochastiques : cette approche permet de faire face à l'explosion combinatoire des possibilités.

Souvent d'origine discrète (à l'exception notable de PSO), elles ont l'avantage, décisif dans le cas continu, d'être directes, c'est-à-dire qu'elles ne recourent pas au calcul, souvent problématique, des gradients de la fonction objective.

Elles sont inspirées par des analogies : avec la physique (recuit simulé), avec la biologie (Algorithmes génétiques) ou avec l'éthologie (colonies de fourmis...).

Elles partagent aussi les mêmes inconvénients : les difficultés de réglage des paramètres de la méthode, et le temps de calcul élevé.

III.5.Optimisation par essaim de particules (PSO):

L'optimisation par essaim de particules (PSO) est une technique d'optimisation parallèle. Développée par Kennedy et Eberhart, comme une alternative aux algorithmes génétiques standards. 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 [14] [15] [18].

III.5.1. L'algorithme PSO :

L'algorithme PSO 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 PSO comprend plusieurs paramètres de réglage qui permettent d'agir sur le compromis exploration – exploitation.

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 [14] [12].

III.5.2 .Algorithme général :

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

$$\vec{V}_{K+1} = \vec{W} \times \vec{V}_K + \vec{C}_1 \times \vec{r}_1 \times (\vec{P}_{best} - \vec{X}_K) + \vec{C}_2 \times \vec{r}_2 \times (\vec{P}_{gest} - \vec{X}_K) \quad (III.1)$$

$$\vec{X}_{K+1} = \vec{a} \times \vec{X}_K + \vec{b} \times \vec{V}_{K+1} \quad (III.2)$$

Le symbole x signifie ici la multiplication des vecteurs éléments par élément.

A l'itération k la vitesse $\vec{V}_K$ 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 ($\vec{P}_{best}$) et 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 $\vec{V}_{K+1}$, des coefficients $\vec{a}$ et $\vec{b}$ respectivement [13] [14].

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.

III.5.3. Algorithme unidimensionnel déterministe :

Chaque coordonnée d'une particule est modifiée indépendamment des autres coordonnées (équations (III.1) et (III.2)). 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 ($\vec{P}_{gbest}$).

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

$$V_{k+1} = W . V_k + c . (P - X_k) \quad (III.3)$$

$$X_{k+1} = a . X_k + b . V_{k+1} \quad (III.4)$$

Le nouveau coefficient d'attraction (c) est la moyenne des coefficients propre (C_1) et (C_2) social Le nouveau point d'attraction (p) est la moyenne de (P_{best}) et de (P_{gbest}), pondérés par (C_1) et (C_2) respectivement [18] [14].

III.5.4. Le voisinage:

Le voisinage constitue la structure du réseau social. Les particules à l'intérieur d'un voisinage communiquent entre-elles. Et sont considérés en fonction des identificateurs des particules et non des informations topologiques comme les distances euclidiennes dans l'espace de recherche [14] [13] :

- Topologie en étoile (fig. III.3(a)) : le réseau social est complète , chaque particule est attirée vers la meilleure particule notée $\vec{P}_{gbest}$ (gbest) et communique avec les autres.
- Topologie en anneau (fig. III.3(b)) : chaque particule communique avec n voisines immédiates ($n=3$). Chaque particule tend à se déplacer vers la meilleure dans son voisinage local notée $\vec{P}_{best}$ (lbest).
- Topologie en rayon (fig. III.3(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.

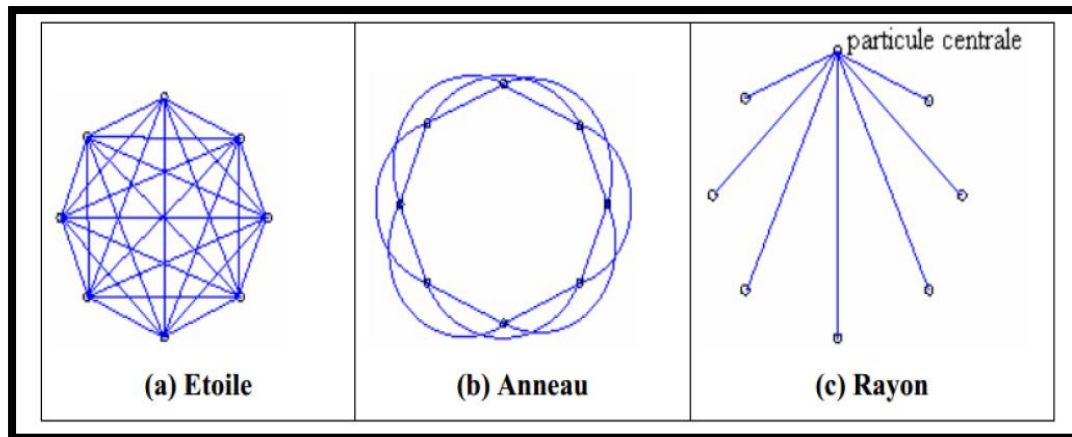


Figure (III.1) : Trois topologies du voisinage différentes.

III.5.5 Étapes de la méthode d'optimisation par Essaim de Particules :

L'algorithme de cette méthode peut être décrit comme suit [13] [14] :

- **1^{ère} étape** : Initialisation des coefficients($\vec{C}_1$) et ($\vec{C}_2$), le coefficient d'inertie ($\vec{W}$).

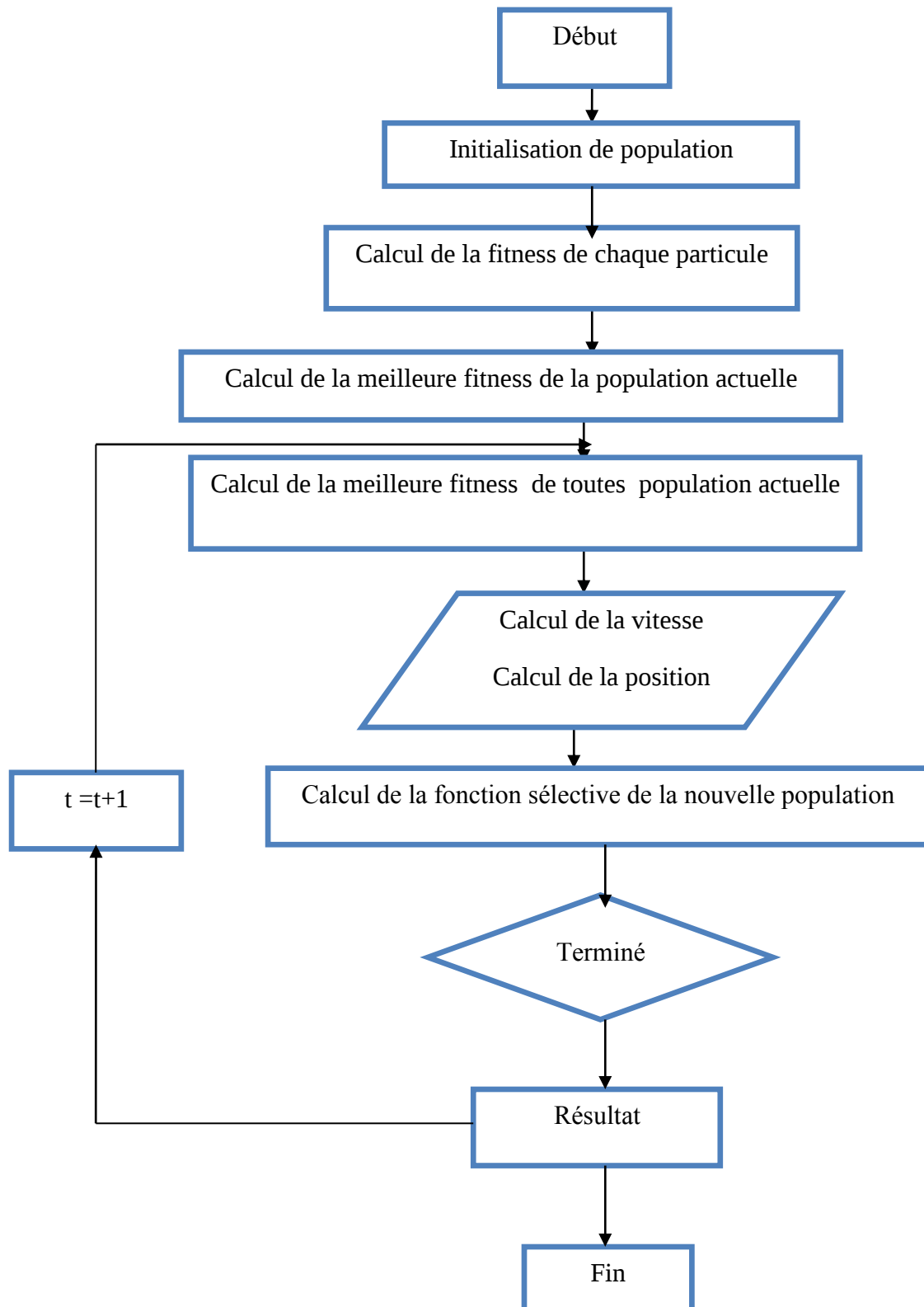
- **2^{ème} étape** : La création de la population initiale aléatoirement et le calcul de la Fitness.
- **3^{ème} étape** : Le calcul de la nouvelle vitesse et nouvelle position de chaque particule par l'utilisation des formules.
- **4^{ème} étape** : Le calcul de la meilleure fitness de la population initiale et comparer par la précédente pour trouver la meilleure de toute la population.
- **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 la solution optimale

III.6 .Pseudo code d'Algorithme PSO [17]:**Pseudo code for PSO Algorithm**

```

Input : Problemsize, Populationsize,
Output : Pg-best
1  Population  $\leftarrow \theta$ ;
2  Pg-best  $\leftarrow \theta$ ;
3  For i = 1 to Populationsize do
4      Pvelocity  $\leftarrow$  Random Velocity ();
5      Pposition  $\leftarrow$  Random Position(Populationsize);
6      Pp-best  $\leftarrow$  Pposition ;
7      if Cost(Pp-best)  $\leq$  Cost(Pg-best) then
8          Pg-best  $\leftarrow$  Pp-best ;
9      end
10 end
11 While  $\neg$  StopCondition() do
12     for each P  $\in$  Population do
13         Pvelocity  $\leftarrow$  UpdateVelocity(Pvelocity, Pg-best, Pp-best);
14         Pposition  $\leftarrow$  UpdatePosition(Pposition, Pvelocity);
15         if Cost(Pposition)  $\leq$  Cost(Pp-best) then
16             Pp-best  $\leftarrow$  Pposition ;
17             if Cost(Pp-best)  $\leq$  Cost(Pg-best) then
18                 Pg-best  $\leftarrow$  Pp-best ;
19             end
20         end
21     end
22 end
23 return Pg-best ;

```



Figure(III.2) : Organigramme de la méthode PSO

III.6.1. Étapes de la méthode PSO appliquée à l'OPF:

Les étapes principales de la résolution du problème d'OPF par PSO sont [14] :

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 ($C1$ et $C2$)).

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 (PG_i) en utilisant les valeurs réelles dans l'espace des valeurs permises. Puisque chaque puissance PG_i à une limite supérieure $PG_i \max$ et une limite inférieure $PG_i \min$.

Etape 3 : Évaluation de la fonction objective

Chaque particule est placée sur la position initiale suivant la valeur de la fonction fitness, 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: Calcul de la meilleure position de chaque particule jusqu'ici (P_{ibest}) et la Meilleure Position dans toutes les générations (P_{gbest})

Dans cette étape, on calcule 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 toutes Les générations (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 (III.1), chaque particule choisit la prochaine direction en prenant 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 et C_2 . Et enfin chaque particule se déplace vers sa nouvelle position suivant équation (III.5).

$$\vec{X}_{K+1} = \vec{X}_K + \vec{V}_{K+1} \quad (III.5)$$

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'écoulement de Puissance.

III.7.Optimisation par algorithmes génétiques (AG)

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes d'évolution de la nature : Sélection , croisements, mutations, etc. Ils appartiennent à la classe des algorithmes évolutionnaires [10] [19].

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

III.7.1.Paramètres d'un AG:

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

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

- ❖ taille de la population : c'est-à-dire le nombre d'individus dans la population. Si la taille est trop petite, l'AG peut ne pas converger, par contre si elle est trop grande l'évaluation des individus peut être très longue
- ❖ Probabilité de croisement et de mutation. Les valeurs de ces probabilités peuvent varier d'une application à l'autre [10] [20].

III.7.2.Principe de base d'un AG standard :

Un AG standard nécessite en premier le codage de l'ensemble des paramètres du Problème d'optimisation en une chaîne de longueur finie. Le principe d'un AG est simple, il s'agit de simuler l'évolution d'une population d'individus jusqu'à un critère d'arrêt. On commence par générer une population initiale d'individus (solutions) de façon aléatoire. Puis, à chaque génération, des individus sont sélectionnés, cette sélection est effectuée à partir d'une fonction objectif appelée fonction d'adaptation. Puis, les opérateurs de croisement et de mutation sont appliqués et une nouvelle population est créée. Ce processus est itéré jusqu'à un critère d'arrêt. Le critère le plus couramment utilisé est le nombre maximal de générations que l'on désire effectuer la (fig. III.4) présente le principe de l'AG standard [10].

L'AG débute par la génération d'une population initiale et l'évaluation de la fonction d'adaptation de tous les individus qui composent cette première population.

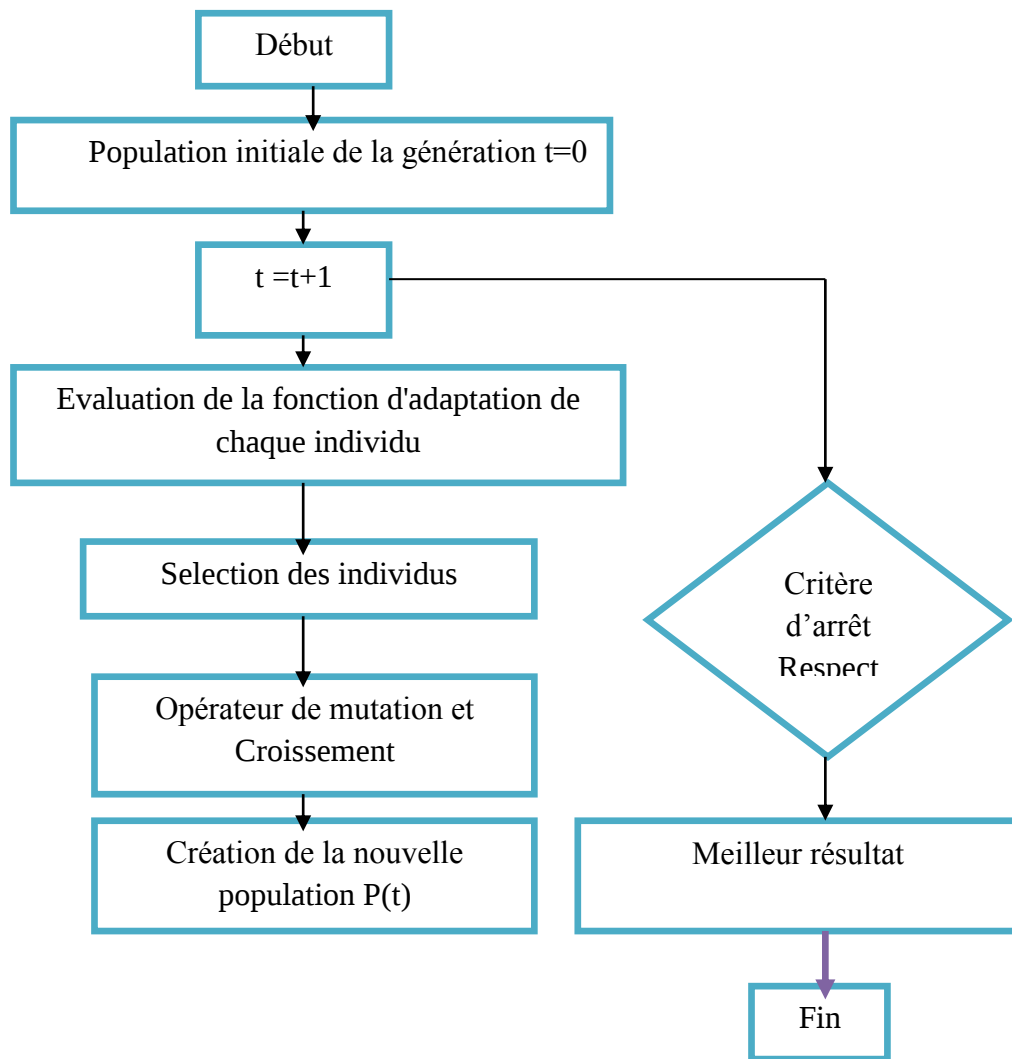
Puis, des individus sont sélectionnés aléatoirement pour la reproduction selon le principe de survie du plus adapté.

Ensuite, des individus « enfants » (ou les descendants) sont générés en appliquant les deux opérateurs génétiques suivants : le croisement et la mutation. Ces enfants sont placés dans une nouvelle population $P(t)$ et vont se substituer, en tout ou en partie, à la population de la génération précédente. De nouvelles populations d'individus vont ensuite se succéder, d'une génération (t) à la génération $(t + 1)$, chaque génération représentant une itération jusqu'à l'atteinte du critère d'arrêt. L'AG présenté ci-dessus est dit générationnel car tous les individus enfants générés sont placés dans une population et vont remplacer entièrement la population des individus parents.

Pseudo code for the Gentic Algorithm

Input : $\text{Population}_{\text{size}}, \text{Problem}_{\text{size}}, P_{\text{crossvoer}}, P_{\text{mutation}}$
Output : S_{best}

- 1 **Population** $\leftarrow$ **InitializePopulation** ($\text{Population}_{\text{size}}, \text{Problem}_{\text{size}}$);
- 2 **Evaluate Population**(**Population**);
- 3 $S_{\text{best}} \leftarrow$ **GetBestsomution**(**Population**);
- 4 **While** $\neg \text{StopCondition}()$ **do**
- 5 **Parents** $\leftarrow$ **SelectParents**(**Population**, $\text{Population}_{\text{size}}$);
- 6 **Children** $\leftarrow \emptyset$;
- 7 **For each** $\text{Parent}_1, \text{Parent}_2 \in \text{Parent}$ **do**
- 8 $\text{Child}_1, \text{Child}_2 \leftarrow$ **crossvoer** ($\text{Parents}_1, \text{Parent}_2, P_{\text{crossvoer}}$);
- 9 **Children** $\leftarrow$ **Mutate** ($\text{Child}_1, P_{\text{mutation}}$);
- 10 **Children** $\leftarrow$ **Mutate** ($\text{Child}_2, P_{\text{mutation}}$);
- 11 **end**
- 12 **Evaluate Population**(**Children**);
- 13 $S_{\text{best}} \leftarrow$ **GetBestsomution**(**Children**);
- 14 **Population** $\leftarrow$ **Replace**(**Children**, **Population**);
- 15 **end**
- 16 **return** S_{best} ;



Figure(III.3) : Organigramme des AG standard

III.7.3. Les opérations d'un AG :

III.7.3.1. Sélection :

La sélection a pour objectif d'identifier les individus qui doivent se reproduire. Cet opérateur ne crée pas de nouveaux individus mais identifie les individus sur la base de leur fonction d'adaptation, les individus les mieux adaptés sont sélectionnés alors que les moins bien adaptés sont écartés [10] [21]. La sélection doit favoriser les meilleurs éléments selon le critère à optimiser (minimiser ou maximiser). Ceci permet de donner aux individus dont la valeur est plus grande une probabilité plus élevée de contribuer à la génération suivante. Il existe plusieurs

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

La « roue de la fortune » est la plus ancienne, où chaque individu, de la population de taille maximale J_{Max} , occupe une section de la roue proportionnellement à sa fonction d'adaptation $Fitness(j)$, la probabilité de sélection d'un individu (j) s'écrit

$$prob(j) = \frac{Fitness(j)}{\sum_{j=1}^{J_{Max}} Fitness(j)} \quad (III.6)$$

III.7.3.2 .Croisement :

Le croisement permet de créer de nouvelles chaînes en échangeant de l'information Entre deux chaînes (fig.III.5). Le croisement s'effectue en deux étapes.

D'abord les Nouveaux éléments produits par la reproduction sont appariés, ensuite chaque paire de chaînes Subit un croisement comme suit : un entier k représentant une position sur la chaîne est choisi Aléatoirement entre 1 et la longueur de chaîne (l) moins un $(l - 1)$. Deux nouvelles chaînes sont créées en échangeant tous les caractères compris entre les positions $K+1$ et l inclusivement [10]

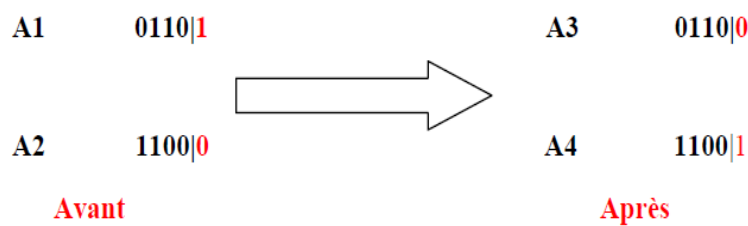


Figure III.4 : Représentation d'un croisement en un point de deux chaînes.

III.7.3.3.Mutation:

La mutation est traditionnellement considérée comme un opérateur marginal bien qu'elle confère en quelque sorte aux algorithmes génétiques la propriété d'ergodicité (i.e. tous les points de l'espace de recherche peuvent être atteints). Cet opérateur a un double rôle :

Celui d'effectuer une recherche locale et/ou de sortir d'une trappe (recherche éloignée). Cet opérateur ne crée généralement pas de meilleurs individus, mais il évite l'établissement de populations uniformes incapables d'évoluer [14, 22, 23].

III.7.4.Codage réel :

A l'aide du codage binaire, toutes les opérations sont assez simples à mettre en place, Néanmoins, quelques inconvénients existent [14, 24, 25].

Il est peut être difficile d'adapter ce codage à certains problèmes :

La représentation binaire traditionnelle utilisée pour les algorithmes génétiques crée des difficultés pour les problèmes d'optimisation de grandes dimensions à haute précision numérique. Par exemple, avec 100 variables appartenant au domaine $[-500, 500]$ et dont une précision de 6 chiffres après la virgule est nécessaire, la taille du chromosome est 3000. Cela, en retour, génère un espace de recherche d'environ 10^{1000} pour de tels problèmes, les algorithmes génétiques basés sur des représentations binaires ont de faibles performances.

- La distance de Hamming entre deux nombres réels proches qui est le nombre de bits qui diffèrent de l'un à l'autre peut être grande (exemple : 0111 qui vaut 7 et 1000 qui vaut 8, la distance est de 4). Ce qui crée bien souvent une convergence vers une valeur non optimale.

- Suivant le problème, la résolution de l'algorithme peut être coûteuse en temps [41].

- Le croisement et la mutation peuvent être inadaptés (création d'individus n'appartenant pas à l'espace de recherche).

Une des améliorations majeures consiste alors à se servir de nombres réels directement, Les résultats donnés dans montrent que la représentation binaire aboutit souvent à une moins bonne précision et qu'en règle générale le gain en termes de temps de calcul (CPU) est positif. Donc on peut dire qu'une représentation plus naturelle du problème offre des solutions plus efficaces [14] [25].

En utilisant le codage réel, notre individu n'est alors plus qu'un chiffre à valeurs réelles dans l'espace des valeurs permises : $A = a, a \in D \subset \mathbb{R}$. L'opérateur de sélection reste identique à celui de la roue de loterie biaisée ou du tournoi. En revanche, il existe d'autres opérateurs de croisement et de mutation.

III.7.4.1. Opérateur de croisement :

L'opérateur de croisement simple tel que décrit dans le cas binaire ne peut s'effectuer ici dans le cas de recherche d'un point unique. Toutefois, pour une recherche de plus grande dimension, nous pouvons utiliser de façon analogique cet opérateur. Ainsi, soient $Y = (y_1; y_2; y_3)$ et $X = (X_1; X_2; X_3)$ deux membres (vecteur de dimension trois) de la population initiale. Nous recherchons donc trois points dans un espace de recherche de dimension trois.

L'opération de croisement simple est identique dans le principe à celle décrite auparavant, pour ce faire, nous générons un nombre aléatoire à partir d'une distribution uniforme sur l'ensemble $\{1,2,3\}$, et deux nouveaux individus, X et Y sont créés selon la règle suivante[14] :

$$\underline{X} = \begin{cases} X_i & \text{si } i < r \\ y_i & \text{si non} \end{cases} \quad (III.7)$$

$$\underline{y} = \begin{cases} y_i & \text{si } i < r \\ X_i & \text{si non} \end{cases} \quad (III.8)$$

Un autre opérateur est le croisement arithmétique qui effectue une simple combinaison Linéaire entre les parents. Soit, après avoir généré un chiffre aléatoire, $\alpha = U(0; 1)$, les nouveaux parents sont :

$$X = \alpha.X + (1-\alpha).Y \quad (III.9)$$

$$Y = (1-\alpha).X + \alpha.Y \quad (III.10)$$

Enfin, il existe aussi le croisement heuristique. Cet opérateur effectue une extrapolation Linéaire des deux individus. Un nouvel individu, X est créé selon le processus suivant (sous l'hypothèse que $X > Y$ en terme de valeur sélective, sinon nous inversons X et Y dans les Équations) :

$$\begin{cases} \underline{X} = X + r.(X - Y); \\ \underline{Y} = Y; \end{cases} \quad (III.11)$$

et ou :

Faisabilité

$$= \begin{cases} 1 & \text{si } b_1^i < \underline{X} < b_2^i, \forall i \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (III.12)$$

Où b_1^i et b_2^i ont les bornes autorisées pour x_i , et avec r un nombre aléatoire tiré dans $U(0; 1)$. Nous devons donc avoir tout le temps, $X_i = [b_1^i, b_2^i]$ Si $\underline{X}$ n'est pas faisable (i. e. faisabilité Nulle) alors un nombre r est retiré et la procédure est recommencée jusqu'à ce que la solution soit faisable où qu'un certain nombre d'essais ait été effectué. Dans le cas où $f(X) = f(Y)$ (même valeur sélective) on reproduit simplement X et Y , cet opérateur est un croisement unique pour les raisons suivantes :

- ❖ il utilise directement les valeurs de la fonction objective afin de déterminer une direction de recherche,
- ❖ il produit seulement un enfant.
- ❖ il peut ne produire aucun enfant.

Il semble que le croisement heuristique contribue à trouver une solution plus précise ; ses Principales responsabilités dans la recherche de la solution sont :

- ✓ un "fine- Turing" locale.
- ✓ (2) une recherche dans une direction prometteuse.

III.7.4.2.Opérateur de mutation :

La mutation uniforme est identique à celle du codage binaire. Ainsi, chaque variable $x_i \in X$ est changée selon une certaine probabilité en un nombre aléatoire tiré dans une distribution uniforme sur l'intervalle $[b_1^i, b_2^i]$ avec b_1^i et b_2^i les bornes inférieures et supérieures pour x_i La mutation non uniforme revient à changer la variable en un nombre tiré dans une distribution non uniforme. Cette nouvelle variable $\underline{x}_i$ est telle que :

$$\underline{x}_i = \begin{cases} X_i + (b_2^i - X_i)f(G), & \text{si } \alpha < 0.5 \\ y_i + (b_1^i - X_i)f(G), & \text{si } \alpha \geq 0.5 \end{cases} \quad (III. 13)$$

$$f(G) = \left(\alpha \cdot \left(1 - \frac{G}{G_{max}} \right)^B \right) \quad (III. 14)$$

α : Nombres aléatoires entre $(0 ; 1)$;

G = La génération courante,

G_{max} : Nombre maximum de générations (i. e. de création de nouvelle population),

B : Un paramètre déterminant le degré de non uniformité.

Un dernier opérateur de mutation existe : la mutation dans les bornes. Avec cet opérateur, chaque Variable $x_i \in X$ choisie pour muter prend pour valeur l'une des deux bornes b_1^i et b_2^i . Avec équiprobabilité. A l'évidence, cet opérateur n'a d'intérêt et d'efficacité que si la solution est proche des bornes de l'espace de recherche. Notons qu'il est possible de combine plusieurs opérateurs en même temps [14].

III.8. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté en détail les mécanismes des méthodes métaheuristiques. Il nous a permis de mieux saisir les concepts et les notions utilisés par les méthodes métaheuristiques et leurs utilisations possibles. On a détaillé le calcul de l'écoulement de puissance optimal en utilisant les métaheuristiques suivantes : essaims des particulaires (PSO), les algorithmes génétiques (codage réel et Sélection) (AG) Mais, il reste le choix optimal des paramètres de ces méthodes comme problème principal.

Le quatrième chapitre illustre les résultats d'application de ces méthodes (PSO et AG) sur le réseau test IEEE 30 nœud.



Chapitre IV :

Teste et application

IV.1. Introduction :

Dans ce chapitre nous nous intéressons à résoudre le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance avec considération des pertes ; coût A cet effet nous avons appliqué les algorithmes génétiques, et une variante dynamique basée sur l'optimisation par essaims de particules, cette variante nommée PSO.

Les algorithmes proposés ont été développés sous l'environnement Matlab et validé sur le réseau test IEEE 30-Bus. Les données du réseau test sont présentées dans l'annexe.

IV-2-Paramètres A-G :

Le code représenté par le format binaire est d'une longueur 16 bits pour chaque générateur. Les probabilités de mutation est 0.05. Le tableau IV-1 montre les paramètres de l'AG utilisés pour cette simulation [9].

Tableau (IV.1): les opérateurs de l'AG – Binaire

Taille de population	50-80
La mutation	0.05
Type de croisement	Croisement en un point
Type de sélection	Proportionnelle
Nombre de générations	180 -200

IV.3. Réseau test à 30 jeux de barres :

Le test est accompli sur un réseau électrique IEEE30 Constitué de 30 jeux de barres, 45lignes électrique, 6 générateurs, et 20 charges, puissance demandée pour ce réseau test vaut 283.4 MW [29]

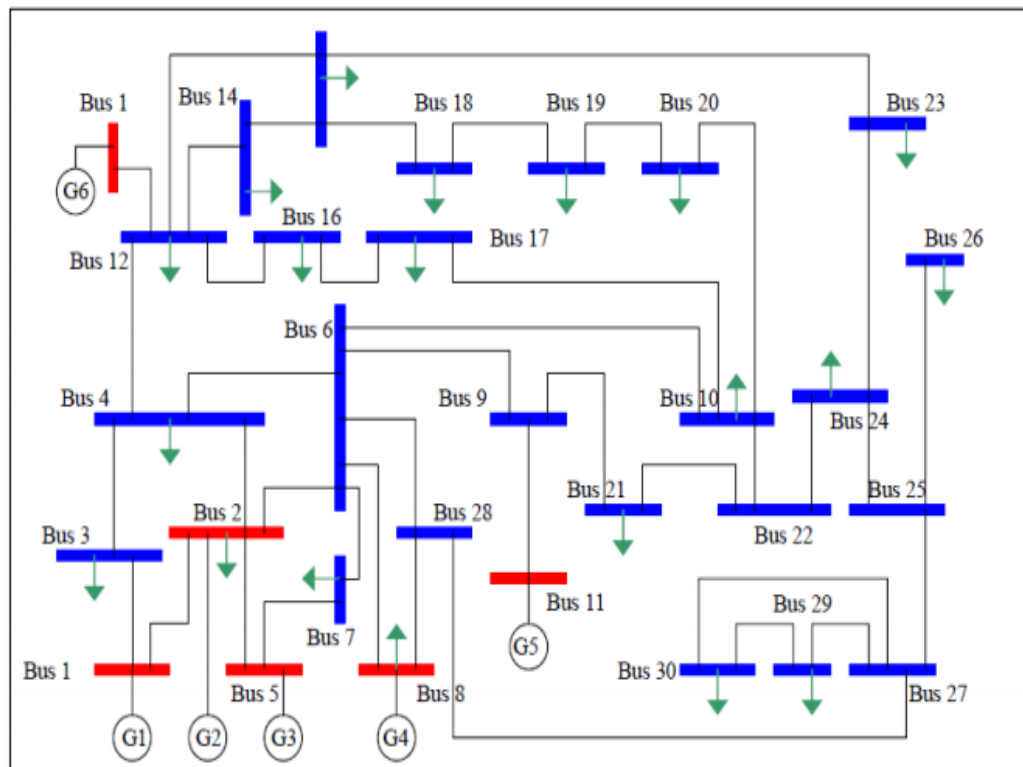


Figure (IV.1) : Schéma unifilaire du réseau électrique à 30 jeux de barre

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

Tableau (IV.2): Les données des fonctions de coût des 6 générateurs du réseau 30 bus

N de JDB	P _{gi}		Q _{gi}		Coefficients de coût		
	limite min (MW)	limite max (MW)	limite min (MVAR)	limite max (MVAR)	γ (\$/MW ² hr)	β (\$/MWhr)	α (\$/hr)
1	50	200	-150.0	250	0.00375	2.00	0
2	20	80	-40.00	50	0.01750	1.75	0
5	15	50	-40.00	40	0.06250	1.00	0
8	10	35	-30.00	40	0.00830	3.25	0
11	10	30	-30.00	00	0.02500	3.00	0
13	12	40	-6.000	24	0.02500	3.00	0

Tableau (IV.3) : Tensions du réseau électrique à 30 J.D.B

N de JDB	Newton Raphson		PSO		AG	
	Module	Angle	Module	Angle	Module	Angle
1	1.0600	0.0000	1.0600	0.0000	1.0600	0.0000
2	1.0470	-3.7704	1.0430	-3.5456	1.0470	-3.7673
3	1.0343	-5.6276	1.0313	-5.5920	1.0317	-5.6835
4	1.0281	-6.7930	1.0243	-6.7167	1.0272	-6.8587
5	1.0200	-10.5871	1.0100	-10.2110	1.0200	-10.5200
6	1.0248	-7.8418	1.0252	-7.7976	1.0246	-7.9272
7	1.0151	-9.4507	1.0186	-9.3870	1.0145	-9.4676
8	1.0290	-8.0629	1.0100	-7.9222	1.0290	-8.1669
9	1.0221	-9.8798	1.0100	-9.9224	1.0218	-10.1430
10	1.0019	-11.8180	1.0282	-11.8063	1.0014	-12.0069
11	1.0600	-8.352	1.0059	-8.6109	1.0600	-8.9234
12	1.0251	-11.3393	1.0820	-11.2855	1.0251	-11.4052
13	1.0600	-10.4535	1.0304	-10.4133	1.0600	-10.4567
14	1.0080	-12.2744	1.0710	-12.2100	1.0079	-12.3551
15	1.0019	-12.3021	1.0132	-12.2464	1.0014	-12.3860
16	1.0079	-11.8272	1.0067	-11.7882	1.0078	-11.9518
17	0.9983	-12.0315	1.0025	-12.0207	0.9980	-12.2051
18	0.9893	-12.8888	1.9939	-12.8343	0.9888	-13.0094
19	0.9850	-13.0299	1.9895	-12.9798	0.9848	-13.1786
20	0.9885	-12.7831	1.9928	-12.7467	0.9880	-12.9405
21	0.9893	-12.2754	1.9927	-12.2880	0.9893	-12.4784
22	0.9897	-12.2694	1.9931	-12.2734	0.9896	-12.4670
23	0.9875	-12.6302	1.9913	-12.5867	0.9871	-12.7405
24	0.9769	-12.7048	1.9796	-12.6738	0.9766	-12.8545
25	0.9809	-12.6339	1.9803	-12.5671	0.9806	-12.7614
26	0.9625	-13.0859	1.9620	-13.0197	0.9624	-13.2198
27	0.9924	-12.2989	1.9898	-12.2163	0.9921	-12.4135
28	1.0212	-8.3016	1.0151	-8.2873	1.0208	-8.3932
29	0.9718	-13.6194	1.9692	-13.5326	0.9715	-13.7347
30	0.9600	-14.5472	1.9573	-14.4796	0.9597	-14.6632

IV.4. Optimisation mono-objective :

considération des pertes et les pertes avec considération des pertes sont avec contraintes de sécurités.

IV.4.1. La fonction de coût :

La puissance réelle générée est responsable de l'influence principale sur le coût, l'augmentation des quantités de productions réelles se fait par l'augmentation des couples de rotation du moteur de base, et cela demande une augmentation de consommation du combustible, donc du coût de production [28].

Par conséquent, le coût de la puissance générée est modélisé sous la forme d'une équation Polynomial quadratique :

$$c(P_g) = \alpha + \beta P_{gi} + \gamma P_{gi}^2 \quad (IV.1)$$

Où P_g est la puissance générée (en MW) par la centrale considérée et α , β et γ des coefficients constants propres de la centrale qui sont obtenu par l'expérience.

Le coût de l'énergie à l'entrée du générateur, est évalué en (Mbtu/hr) ou (KDA/hr), (\$/MW), qui représente la quantité de fuel ou de combustible nécessaire pour le fonctionnement de la chaudière [28].

Pour un système de production d'énergie électrique composée de plusieurs centrales, le coût total de la production de ce système est :

$$C_{tot} = \sum_{i=1}^n C_i \dots \dots \dots [KDA /hr] \quad (IV.2)$$

Cette fonction représente la fonction Objectif de notre étude qu'il faudra minimiser afin d'obtenir un fonctionnement optimal.

IV.4.2.Optimisation de la fonction de Coût :

Pour cette partie on applique une optimisation mono-objective sur la fonction cout de Génération . Les résultats de simulation sont récapitulés dans le Tableau (IV.4) :

Tableau IV.4 Puissances et coûts de production du réseau électrique à 30 J.D.B

<i>J.B</i>	Pg		
	NR	AG	pso
1	98.86	174.8561	176.3356
2	80.0000	49.3859	21.4248
5	50.0000	21.6689	25.5625
8	20.0000	23.5184	11.5282
11	20.0000	11.6826	10.8448
13	20.0000	11.8147	10.3468
Puissance totale générée	288.861	292.9266	290.1633
Pertes totales de puissance	5.46	9.5266	9.8016
Coût de production (\$/h)	901.1254	802.9090	804.2812

La Figure (IV.2) représente la répartition optimale de puissance, ces puissances sont dans leurs limites admissibles la figure (IV.2) représente la Convergence de l'algorithme génétique.

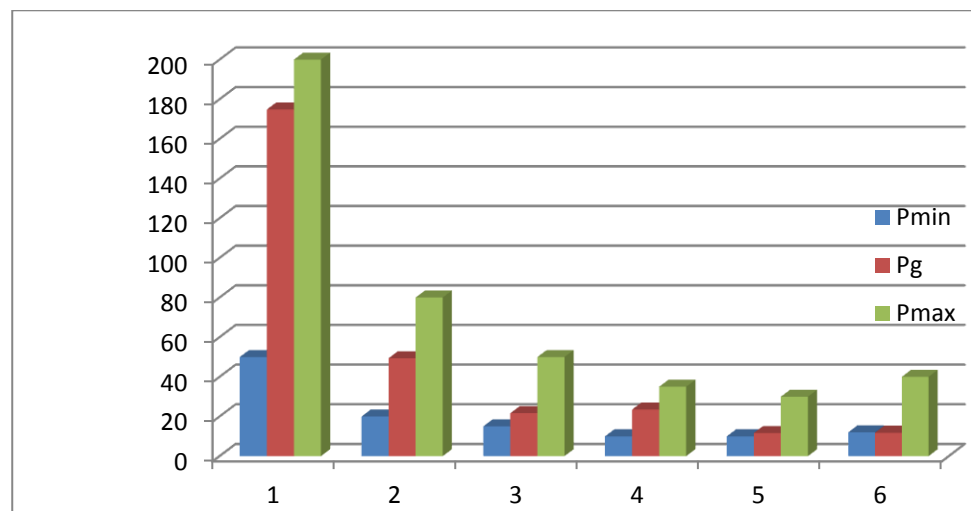


Figure (IV. 2) : puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objectif (la fonction coût)

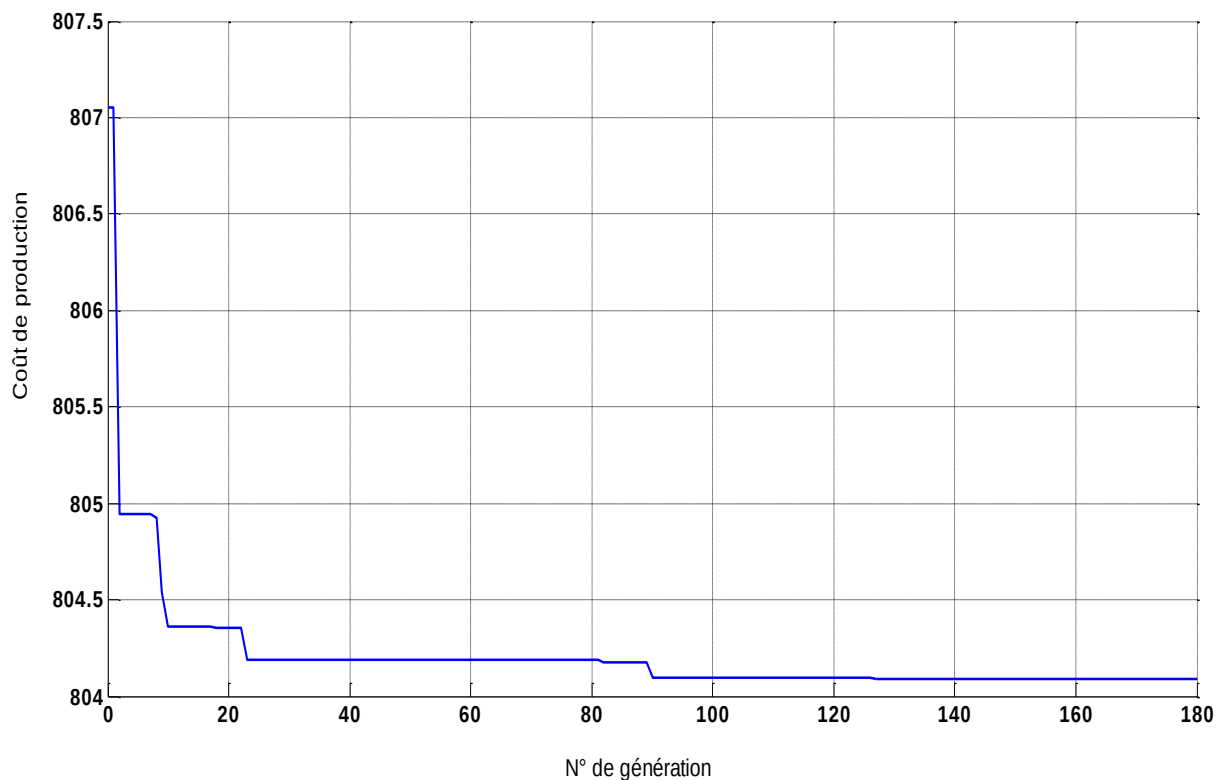


Figure (IV. 3) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire)

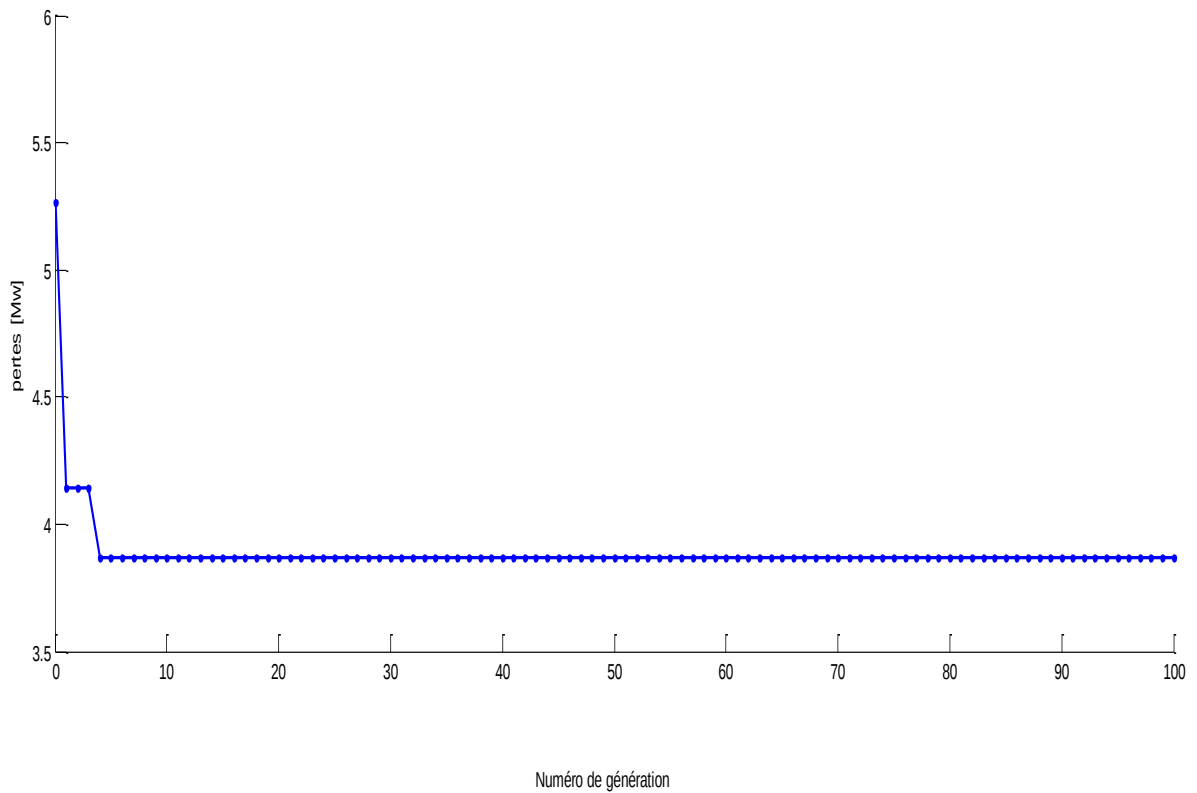
La valeur optimale du coût obtenu égale à 802.9090 (\$/h) qui exprime un bon résultat de minimisation de coût de production par rapport au cas d'optimisation mono-objectif pour les deux autres fonctions « émission des gaz et les pertes de transmission », ce coût optimal est légèrement meilleur par rapport aux références [32-33]. On remarque la même chose que le cas précédent, une augmentation importante pour la valeur de la fonction des pertes.

IV.4.3. Optimisation des pertes :

Pour cette partie on applique une optimisation mono-objective sur la fonction « perte » et après l'exécution de notre programme on a les résultats suivants :

Tableau I.V.5 Puissances et pertes du réseau électrique à 30 J.D.B.

<i>J.B</i>	P_g		
	NR	AG	P_{so}
1	98.86	52.2664	72.0623
2	80.0000	80.0000	80.0000
5	50.0000	50.0000	50.0000
8	20.0000	35.0000	35.0000
11	20.0000	30.0000	29.7503
13	20.0000	40.0000	25.8123
Puissance totale générée	288.861	287.1787	287.4750
Pertes totales de puissance	5.46	3.7787	4.0950
Coût de production (\$/h)	901.14	969.2345	938.3039

**Figure (IV. 4)** :Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction perte linéaire).

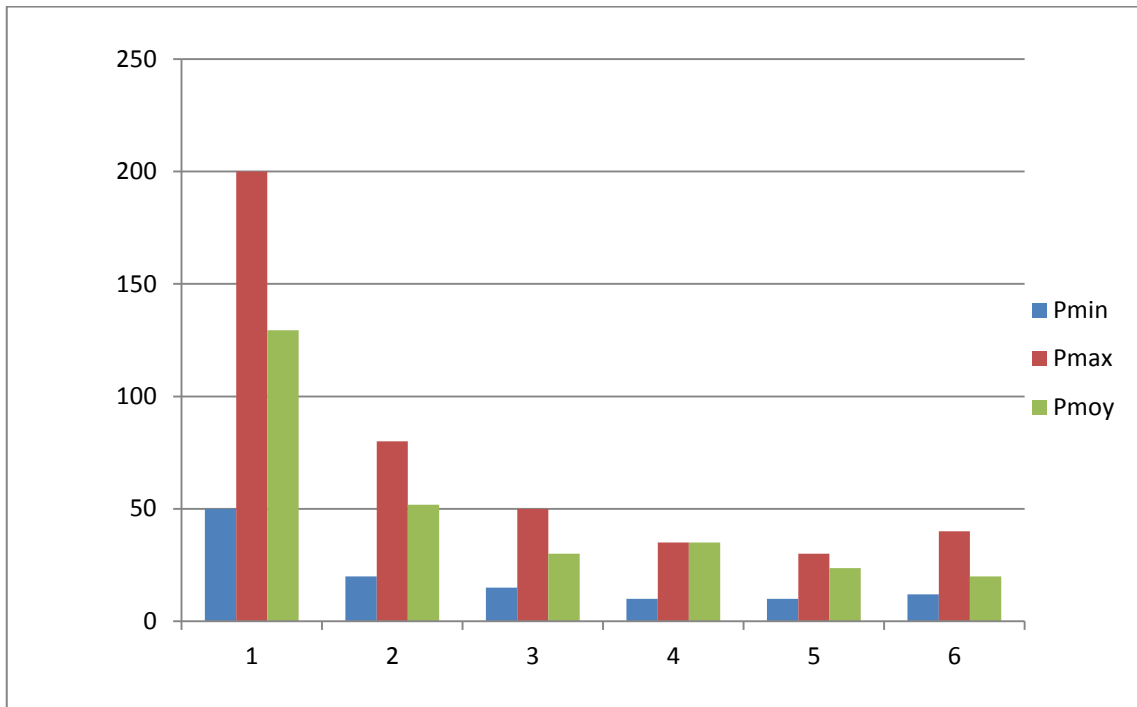


Figure (IV. 5) : puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objectif (la fonction de perte)

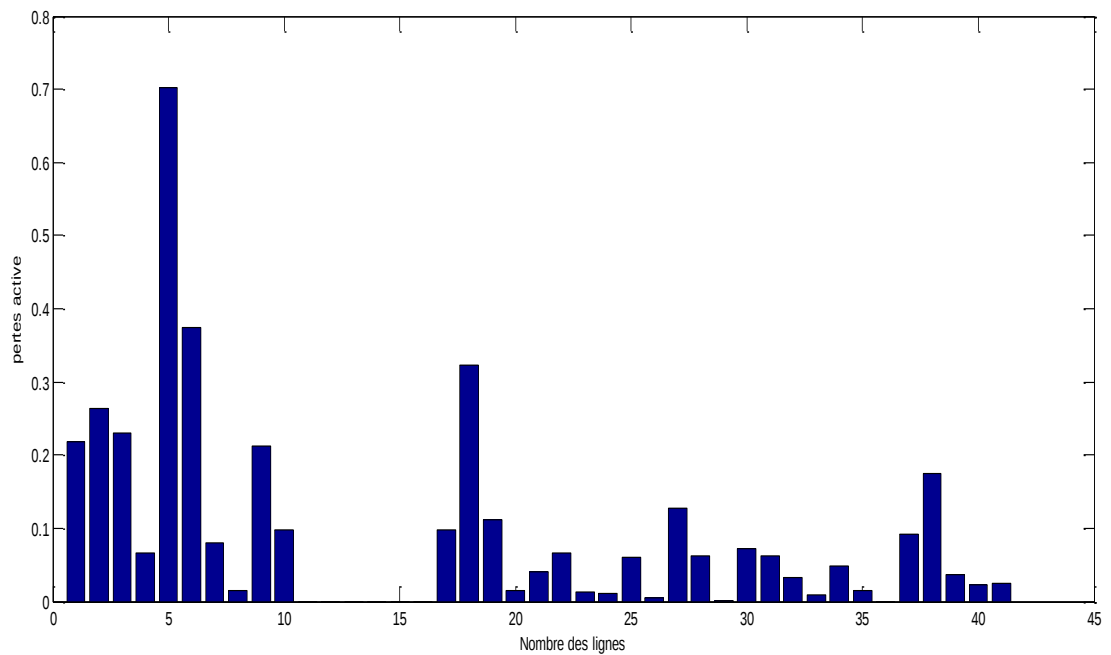


Figure (IV. 6) : les pertes actives du réseau électrique à 30 J.D.B par AG

La figure suivante représente l'affichage d'une optimisation mono-objective de la fonction des pertes de transmission. On a obtenus une valeur de 3.7784(MW).

Interprétation :

Suite aux résultats obtenus par les graphes précédents on constate que les valeurs de puissances générées par chaque centrale sont dans leurs limites admissibles. Il faut noter que la valeur des pertes optimisées (3.7784(MW)) à engendrée une augmentation dans les autres fonctions objectifs.

IV.5.Optimisation multi-objectif :

Une optimisation mono-objective d'une fonction va être au détriment de les autres. C'est pour cela nous avons un recours à l'optimisation multi-objectif, où nous allons essayer d'avoir un compromis chaque fois entre deux ou trois fonctions objectives en même temps.

Nous allons appliquer notre choix qui consiste à utiliser les méthodes évolutionnaire des algorithmes génétique basant sur la technique Pareto. Cette application a été réalisée grâce à un programme rédigé sous l'environnement MATLAB.

IV.5.1.Minimisation (coût de la production, pertes des transmissions) :

Dans cette cas, notre programme a été appliqué pour le problème de minimisation Multi-objectif des deux fonctions coût de production et pertes.

$$F = \frac{\alpha \cdot \text{coût}}{\text{coût max}} + \frac{\beta \cdot \text{pertes}}{\text{pertes max}} \quad (IV.3)$$

Tableau IV.6 Puissances Coût et pertes du réseau électrique à 30 J.D.B.

J.B	Pg		
	NR	AG	pso
1	98.86	129.4883	127.7958
2	80.0000	51.8660	51.9699
5	50.0000	30.1139	30.5745
8	20.0000	35.0000	35.0000
11	20.0000	23.7175	24.5126
13	20.0000	19.9365	20.1655
Puissance totale générée	288.861	289.8814	289.7821
Pertes totales de puissance	5.46	6.1814	6.3821
Coût de production (\$/h)	901.1254	824.6514	826.4887

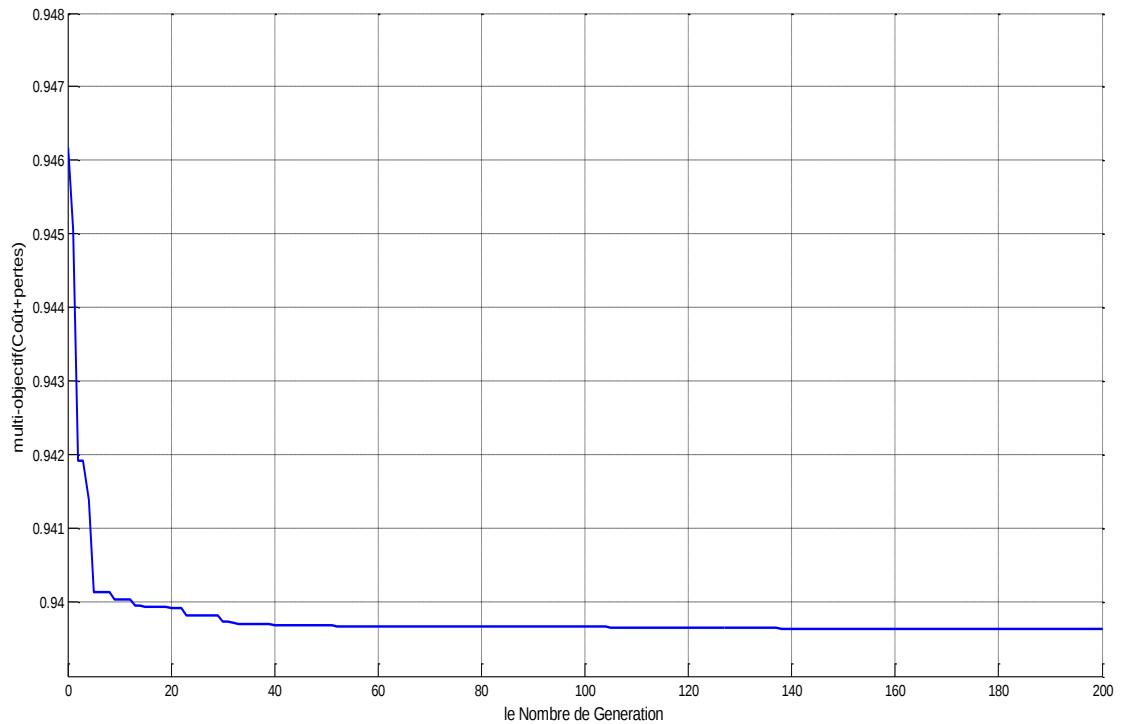


Figure (IV. 7) : Résultats d'optimisation multi-objective (la fonction coût linéaire)

La figure précédente présente des valeurs des deux fonctions objectives à minimiser : (cout de production et les pertes de transmission).

La valeur du coût choisi est de 824.6514 (\$/h) et la valeur des pertes de transmission est de 6.1814 (MW).

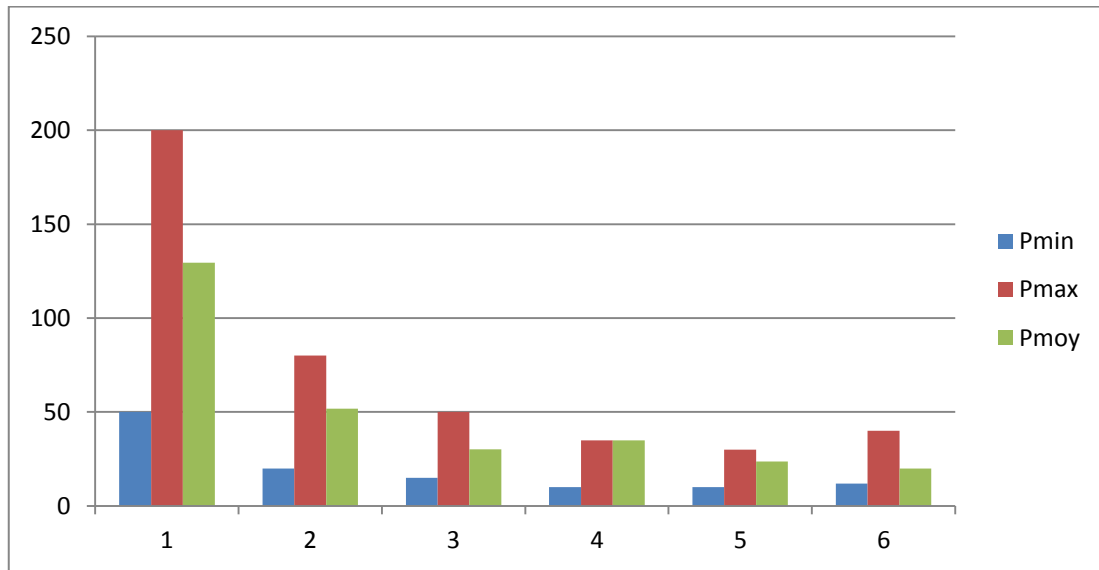


Figure (IV. 8) : puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation multi-objectif (la fonction de coût +perte)

IV.6.Conclusion :

Dans ce chapitre, on a appliqué les algorithmes génétiques, essaim des particules pour l'optimisation de l'écoulement de puissance, sur des réseaux standard. Les résultats obtenus par l'application des algorithmes génétiques et essaim des essaimes des particules nous trouver un très réussie du point de vue sur le coût de production, ainsi que du point de vue des pertes .

Conclusion générale

Conclusion général

Dans ce mémoire nous avons présentés l'application de deux méthodes globales pour l'optimisation de l'écoulement de puissance dans les réseaux électriques en appliquant les algorithmes génétiques (AG) et les essaims des particules PSO.

Pour concrétiser l'optimisation envisagée on a traité le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance en minimisant trois importantes fonctions objectifs qui ont une influence sur la gestion optimales des réseaux électriques, la première fonction objectif consiste à la minimisation de la fonction cout de production, la deuxième fonction objectif tient compte la minimisation de l'émission de pertes l'énergie électrique : tandis que la troisième concerne la minimisation des pertes totale. Afin de tester l'efficacité des méthodes d'optimisation dans le domaine de gestion optimale de l'énergie électrique, un cas critique qui est les surcharge et analysé, pour cela l'algorithme génétique est appliqué pour déterminer la répartition optimales des puissances générées afin de minimiser le coût totale de production.

Les deux algorithmes à savoir (GA), et l'algorithme (PSO) ont été appliqués au réseau test IEEE 30 jeux de barres, les résultats de simulation obtenus démontrent l'efficacité de ces méthodes à résoudre le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance

Enfin, on peut dire qu'un bon compromis entre le coût de production et les puissances transmises par les lignes de transport, peut être réalisé, en appliquant la méthode d'algorithme génétique au problème de la répartition optimale des puissances. Nous estimons que ce travail sera un pas dans le développement et l'implantation des techniques modernes pour résoudre le problème de répartition optimale des puissances basées sur les méthodes hybrides et que ce mémoire viendra. Enrichir la bibliothèque faculté des technologies .

Références Bibliographique

- [1] : **Alain Berro**, «Optimisation multi objectif et stratégies d'évolution en environnement dynamique», thèse présentée à l'université des sciences sociales Toulouse I 2001.
- [2] :**S. Sayah**, «Application de l'intelligence artificiel pour le fonctionnement optimal des Systèmes électriques »Université de Sétif thèse de doctorat, 2010.
- [3] : **Philippe Barret**, «Régime transitoire des machines tournantes électriques» Edition eyroles ; 1982.
- [4]: **Hingorani NG**, Gygyi L .Understanding facts, « Concept and technology of flexible ac Transmission Systems». New York : IEEE Prés ; 1999.
- [5] : **L. Slimani**, «optimisation de l'écoulement de puissance par une méthode de colonie de Fourmis », Université de Sétif mémoire de Magister, 2006.
- [6] : **A. Ladjici**, «calcul évolutionnaire application sur l'optimisation de la planification de la puissance réactive », école national polytechnique d'Alger Mémoire de Magister 10 sep 2015.
- [7] : **Angar yahia et Allaoua slimane**, «Minimisation des pertes actives par Algorithme génétique appliquée au réseau électrique Algérien», Université de Med khider Biskra, Master en réseaux électriques 2011.
- [8]: **Ankit Yadav**, «Multi objective optimal power flow» Memoir Master, University, Patiala, July 2010.
- [9] : **G. Abdelmalek** « Utilisation des méthodes d'optimisations métaheuristiques pour la résolution du problème de répartition optimale de la puissance dans les réseaux électriques » Mémoire de Magister, Universitaire d'El-oued 2010.
- [10] : **B.Amara** « Application des algorithmes génétiques au dispatching économique et environnemental » Mémoire de MASTER, Université de Biskra Juin 2012.
-

[11] : S. Moussa « Optimisation de l'écoulement de puissance par une méthode métaheuristiques (technique des abeilles) en présence d'une source renouvelable (éolienne) et des dispositifs FACTS » Mémoire de Magister, Université de Sétif 2012.

[12] : A. Ould Nagi « Optimisation de l'écoulement de puissance par algorithmes : AG et PSO-TVAC » Mémoire Master. Université de Biskra 2012.

[13]: H.Saadat « Power system Analysis » liver , Milwaukee School of Engineering, New York 10011- 4285 (212-337-4097.

[14] : L. Slimani, « Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes métaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité dérégulé », Thèse doctorat, Université de Batna, 2009.

[15] :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.

[16] : Stéphane Gerbex, « Métaheuristiques appliquées au placement optimal des dispositifs FACTS dans un réseau électrique, » thèse doctorat, EPFL Swiss 2003.

[17]: J. Brownlee « Clever algorithms- nature-inspired programming recipes » livre 2011. Applications, p. 407–427, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands, 1996.

[18] : Ioan Cristian Trelea, « L'essaim de particule vu comme un système dynamique : convergence et choix des paramètres », conf, L'OEP essaim de particules, Paris, 2003.

[19] : C. Eyquem et A. Montaut « Les Algorithmes Génétiques » 21 juin 2001.

[20]: Goldberg D.E., Algorithmes génétiques : exploration, optimisation et apprentissage automatique. Traduction de l'anglais américain) par Vincent Corruble. Editions Addison Wesley France, 417p.Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Addison Wesley Longman, 412 p (1994) (1989).

- [21]: **Bäck T., Fogel D.B,** Deb K. Introduction to selection. « Evolutionary computation1: Advanced algorithms and operators » Institute of Physics Publishing, Bristol and Philadelphia, 2000.
- [22]: **M. Dorigo and L. M. Gambardella,** « Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem, » IEEE Trans on Evolutionary Computation, Vol. 1, no. 1, pp. 53–66, 1997.
- [23]: **Vander Meer, R., Breed, M., K.E., E., and M.L., W.** « Pheromone Communication in Social Insects”. Westview Press, 1998.
- [24] : **T. Bouktir** ; « Application de la programmation orientée objet à l’optimisation de l’écoulement de puissances » thèse doctorat. Université Batna, juin 2004.
- [25]: **Michalewicz, Z.,** « Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs », Springer-Verlag , New York, NY, Second Edition, 1994
- [26]: **SAYAH Samir,** « Application de l’intelligence artificielle pour le fonctionnement optimal des systèmes électriques », Thèse de doctorat, Université de SETIF 1, 2009.
- [27] : **R. Missoum,** « Etude d’un dispatching économique des puissance active par les algorithmes de fourmis », Mémoire de Magister, Université de Chlef 2008
- [28]: **LAICHE Youcef , FADHEL Med chaouki** Mémoire de fin d’Etude en vue de l’Obtention du Diplôme de Ingénieur d’Etat en Génie Électrique « Optimisation De La Répartition Des Puissances dans Les Réseaux Electriques Par L'utilisation Des Les ALGORITHMES GENETIQUES » Centre Universitaire d’El-oued promotion 2010.
- [29]: **Bahi Ahmed Tedjani , Guezzoun Abdel Madjid** "Application des algorithmes génétiques au dispatching économique des réseaux électriques", Mémoire de Fin d'Etude En vue de l'obtention du diplôme de MASTER académique, 2015/2016.
- [30] : **ABID YAKOUB, CHENNOUF LAKHDAR, CHELI SALAH,"** Application d'une méthode métaheuristique à la répartition optimale des puissances
-

dans les réseaux électriques avec une fonction multi objective", Mémoire ressenté en vue de l'obtention du diplôme Master Académique en Electrotechnique 2016.

[31]: ABOUB HANIA, MAAMIR MADIHA, "étude de la répartition économique des puissance dans les réseaux électriques par les algorithmes génétiques", mémoire de fin d'étude en vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en électrotechnique, 2009 -2010.

[32] : Tigani et Dahman. Mémoire master. Optimisation multi-objectif à base des Algorithmes génétiques appliquée sur un réseau électrique. Université de Biskra 2012.

[33] : Ankit Yadav , Mémoire master. Multi-objective optimal power flow. Thapar Université PATIALA.147004. JULY 2010



ANNEXE

ANNEXE

DONNES DES RESEAUX ELECTRIQUES

A. Réseaux électrique à 30 jeux de barres :

Tableau A.1: Données des lignes et transformateurs du réseau électrique à 30 J.d.B

uD	Au	R	X	B/2
B.J	B.J	(p.u)	(p.u)	(p.u)
1	2	0.02	0.06	0.03
1	3	0.05	0.19	0.02
2	4	0.06	0.17	0.02
3	4	0.01	0.04	0.00
2	5	0.05	0.20	0.02
2	6	0.06	0.18	0.02
4	6	0.01	0.04	0.00
5	7	0.05	0.12	0.01
6	7	0.03	0.08	0.01
6	8	0.01	0.04	0.00
6	9	0.00	0.21	0.00
6	10	0.00	0.56	0.00
9	11	0.00	0.21	0.00
9	10	0.00	0.11	0.00
4	12	0.00	0.26	0.00
12	13	0.00	0.14	0.00
12	14	0.12	0.26	0.00
12	15	0.07	0.13	0.00
12	16	0.09	0.20	0.00
14	15	0.22	0.20	0.00
16	17	0.08	0.19	0.00
15	18	0.11	0.22	0.00
18	19	0.06	0.13	0.00
19	20	0.03	0.07	0.00
10	20	0.09	0.21	0.00
10	17	0.03	0.08	0.00
10	21	0.03	0.07	0.00
10	22	0.07	0.15	0.00
21	22	0.01	0.02	0.00
15	23	0.10	0.20	0.00
22	24	0.12	0.18	0.00
23	24	0.13	0.27	0.00
24	25	0.19	0.33	0.00
25	26	0.25	0.38	0.00

25	27	0.11	0.21	0.00
28	27	0.00	0.40	0.00
27	29	0.22	0.42	0.00
27	30	0.32	0.60	0.00
29	30	0.24	0.45	0.00
8	28	0.06	0.20	0.02
6	28	0.02	0.06	0.01

Tableau A.2 : Données des lignes et transformateurs du réseau électrique à 30 J.d.B :

J.d.B	Type	P_d (MW)	Q_d (Mvar)	V (p.u)	θ (degré)
1	Ref	0.0	0.0	1.060	0.0
2	PV	21.70	12.7	1.043	0.0
3	PQ	2.4	1.2	1.000	0.0
4	PQ	7.6	1.6	1.000	0.0
5	PV	94.2	19.0	1.010	0.0
6	PQ	0.0	0.0	1.000	0.0
7	PQ	22.8	10.9	1.000	0.0
8	PV	30	30	1.010	0.0
9	PQ	0.0	0.0	1.000	0.0
10	PQ	5.8	12.0	1.000	0.0
11	PV	0.0	0.0	1.082	0.0
12	PQ	11.2	7.5	1.000	0.0
13	PV	0.0	0.0	1.071	0.0
14	PQ	6.2	1.6	1.000	0.0
15	PQ	8.2	2.5	1.000	0.0
16	PQ	3.5	1.8	1.000	0.0
17	PQ	9.0	5.8	1.000	0.0
18	PQ	3.2	0.9	1.000	0.0
19	PQ	9.5	3.4	1.000	0.0
20	PQ	2.2	0.7	1.000	0.0
21	PQ	17.5	11.2	1.000	0.0
22	PQ	0.0	0.0	1.000	0.0
23	PQ	3.2	1.6	1.000	0.0
24	PQ	8.7	6.7	1.000	0.0

25	PQ	0.0	0.0	1.000	0.0
26	PQ	3.5	2.3	1.000	0.0
27	PQ	0.0	0.0	1.000	0.0
28	PQ	0.0	0.0	1.000	0.0
29	PQ	2.4	0.9	1.000	0.0
30	PQ	10.6	1.9	1.000	0.0

Tableau A.3:données des générateurs du réseau 30 J.d.B

J.d.B	P_g	Q_g	P_{gmin}	P_{gmax}	Q_{gmin}	Q_{gmax}	γ	β	α
	(MW)	(Mvar)	(MW)	(MW)	(Mvar)	(Mvar)	(\$/MW ² hr)	(\$/MW ² hr)	(\$/MW ² hr)
1	00	0.0	50	200	-150	250	0.00375	2.00	0
2	80	0.0	20	80	-40	50	0.01750	1.75	0
5	50	0.0	15	50	-40	40	0.06250	1.00	0
8	20	0.0	10	35	-30	40	0.00830	3.25	0
11	20	0.0	10	30	0.0	0.0	0.02500	3.00	0
13	20	0.0	12	40	-6	24	0.02500	3.00	0
