

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE



MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEURE  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOHAMED KHIDER DE BISKRA

FACULTE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE  
DEPARTEMENTI DE GENIE ELECTRIQUE  
FILIERE D'ELECTROTECHNIQUE

Mémoire de fin d'Etude en vu de l'Obtention du Diplôme de

Master en Electrotechnique

Option : Réseaux Electriques

Thème

# Dispatching Economique par les Algorithmes Génétiques

Présenté par :

Mr. Achiba Mohamed Sadok  
Mr. Sbaa Ahmed

Dirigé et Proposé par :

Dr: B. Mahdad

Promotion Juin 2010

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



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

**Mémoire de Fin d'Etudes  
En vue de Préparation de diplôme:**

**Master**

*Thème :*

# **Dispatching Economique par les Algorithmes Génétiques**

**Présenté par :**

Achiba Mohamed Sadok

Sbaa Ahmed

**Avis favorable du président du Jury**

**Nom et prénom**

.....  
.....

**Signature**

.....

**Cachet et signature**



**Résumé du mémoire de fin d'étude  
En vue de Préparation de diplôme:**

Master

**Option : Réseaux électriques**

*Thème :*

**Dispatching Economique par les  
Algorithmes Génétiques**

**Proposé et Dirigé par :**

**Dr : B. Mahdad**

**RESUME**

Dans notre projet de fin d'étude, nous avons essayé de tester le programme de dispatching économique basé sur le GAtool du Matlab, des réseaux test standard ont été utilisés pour démontrer l'efficacité de l'algorithme génétique. Les résultats obtenus sont acceptables. Pour bien exploiter les différentes performances des algorithmes génétiques, il est nécessaire que nous fassions une étude détaillée et plusieurs tests pour résoudre le problème d'optimisation en tenant en considération les contraintes physiques liées avec la fonction objective ainsi que les contraintes de sécurité.

## **REMERCIEMENTS**

*AU TERME DE CE TRAVAIL NOS REMERCIEMENTS VONT  
PREMIÈREMENT À « DIEU » QUE NOUS A AIDÉ ET POUR LA VOLONTÉ, LA  
SANTÉ, QU'IL NOUS A DONNÉES DURANT TOUTES CES ANNÉES D'ÉTUDE.*

*NOUS TENONS À REMERCIER TRÈS VIVEMENT À NOTRE  
ENCADREUR, MONSIEUR MAHDAD BELKACEM POUR LE SUIVIT, LE  
CONSEIL, LA CONFIANCE ET QUI GRÂCE À LUI NOUS AVONS PU  
RÉALISER NOS OBJECTIFS.*

*NOUS GRANDS REMERCIENT AUSSI POUR TOUS LES  
ENSEIGNANTS DU DÉPARTEMENT D'ÉLECTROTECHNIQUE QUI A  
CONTRIBUÉ À NOTRE FORMATION DURANT TROIS ANS.*

*EN FIN NOUS TENONS À EXPRIMER NOTRE RECONNAISSANCE À  
TOUS NOS AMIS ET COLLÈGUES POUR LEUR SOUTIEN ET LEUR  
COMPRÉHENSION.*



## Liste des Figures

<b>Figure I.1</b> Objective du problème de l'écoulement de puissance	4
<b>Figure I.2</b> Organigramme de la méthode de Newton Raphson pour les jeux de barres de type PQ	12
<b>Figure I.3</b> Organigramme de la méthode de Newton Raphson pour des jeux de barres de type PV	13
<b>Figure II.1</b> Stratégie du dispatching économique.	17
<b>Figure II.2</b> modèle d'un réseau électrique concentré à un seul jeu de barre artificiel.	17
<b>Figure II.3</b> diagramme illustre les différentes étapes de la méthode de Lagrangien.	19
<b>Figure II.4</b> Incrément du coût lambda	21
<b>Figure III.1</b> L'organigramme de la procédure des Algorithmes Génétiques	28
<b>Figure III.2</b> les cinq niveaux d'organisation d'un algorithme génétique	29
<b>Figure III.3</b> illustration schématique du codage des variables réelles	30
<b>Figure III.4</b> Exemple de sélection par roulette.	31
<b>Figure III.5</b> Exemple d'un croisement en un point	32
<b>Figure III.6</b> Exemple d'un croisement en 2 points	33
<b>Figure III.7</b> exemple d'une mutation	33
<b>Figure III.8</b> les valeurs fitness et moyens obtenus par les AG	36
<b>Figure IV.1</b> Interface générale de GAtool	39
<b>Figure IV.2</b> Schéma bloc des différentes fonctionnalités de GAtool	40
<b>Figure IV.3</b> schéma unifilaire de réseau de 3JB	41
<b>Figure IV.4</b> Déclaration de la fonction objective et les contraintes dans le GAtool.	42
<b>Figure IV.5</b> La partie d'affichage des résultats dans le GAtool.	43
<b>Figure IV.6</b> Topologie du réseau test IEEE 9_bus	44

<b>Figure IV.7</b> Convergence de l'AG, pour différents nombre de génération (réseau test IEEE 9_bus)	48
<b>Figure VI.8</b> Convergence de l'AG, pour différents nombre de génération (réseau test IEEE 9_bus)	50
<b>Figure VI.9</b> Schéma unifilaire du réseau électrique IEEE 30 bus.	52
<b>Figure IV.10</b> Schéma bloc illustrant la solution du problème de dispatching économique avec considération des contraintes de sécurités.	55
<b>Figure VI.11</b> Convergence de l'AG, pour réseau test : IEEE 30_bus.	56
<b>Figure VI.12</b> Valeur de la fonction de coût du réseau IEEE 30 Bus durant le processus de l'AG	57
<b>Figure IV.13</b> Comparaison des résultats : coût et pertes.	59
<b>Figure IV.14</b> Tension aux niveaux des jeux de barres	60
<b>Figure IV.15</b> Valeur de la fonction de coût du réseau IEEE 30 Bus durant le processus de l'AG	62
<b>Figure IV.16</b> Valeur de la fonction de coût du réseau IEEE 30 Bus durant le processus de l'AG/ $kl= 1.1$ , $Ng=50$	63
<b>Figure IV.17</b> Valeur de la fonction de coût du réseau IEEE 30 Bus durant le processus de l'AG/ $kl= 1.1$ , $Ng= 100$	64
<b>Figure IV.18</b> Les tensions aux niveaux des jeux de barres.	65

**Liste des tableaux**

<b>Tableau I.1</b> Résumé des trois types de jeux de barres.	6
<b>Tableau I.2</b> Résultats de chaque exécution de la méthode de NR	11
<b>Tableau IV.1</b> Caractéristiques techniques du réseau 3 JB	41
<b>Tableau IV.2</b> Caractéristiques des jeux de barres du réseau électrique IEEE 9_bus	45
<b>Tableau IV.3</b> Caractéristiques des générateurs du réseau IEEE 9_bus	45
<b>Tableau IV.4</b> Données des lignes et des transformateurs du réseau IEEE 9_bus	46
<b>Tableau IV.5</b> Influence du nombre de génération des AG sur le coût optimal.	48
<b>Tableau VI.6</b> Influence du nombre de génération des AG sur la valeur du coût optimal.	51
<b>Tableau IV.7</b> données de réseau de 30 JB	53
<b>Tableau IV.8</b> Caractéristiques techniques des lignes : Réseau test IEEE 30_bus	53-54
<b>Tableau IV.9</b> Répartition optimales des puissances générées : Sans pertes IEEE 30_bus.	54
<b>Tableau VI.10</b> Puissances actives et couts optimales des générateurs du réseau IEEE 30 Bus	57
<b>Tableau VI.11</b> Comparaison avec d'autres méthodes	58
<b>Tableau VI.12</b> Puissances actives et couts optimales des générateurs du réseau IEEE 30 Bus, $kl=1.05$	61
<b>Tableau VI.13</b> Puissances actives et couts optimales des générateurs du réseau IEEE 30 Bus, $kl=1.1$	63

## Liste des Abréviations et Symboles

AG : Algorithme Génétique

EP : Ecoulement de Puissance

Nbr : Nombre

J: Le jacobéen

JB : jeu de barre

$I$  : Le courant

$Y$  : L'admittance

$V$  : La tension

$I_i$  : Le courant au niveau de jeu de barre  $i$

$Y_{ij}$  : L'admittance situé entre le jeu de barre  $i$  et le jeu de barre  $j$

$B_{ij}$  : La conductance branché entre le jeu de barre  $i$  et le jeu de barre  $j$

$G_{ij}$  : La susibntance branché entre le jeu de barre  $i$  et le jeu de barre  $j$

$P_L$ : Pertes actives

# SOMMAIRE

---

◆ Résumé	
◆ Dédicaces	
◆ Remerciements	
◆ Sommaire.....	i
◆ Liste des Figures.....	iv
◆ Liste des Tableaux.....	vi
◆ Liste des Abréviations et Symboles.....	vii
Introduction Général.....	1

## CHAPITRE I :

### Écoulement De Puissance

I.1 Introduction.....	4
I.2 But de l'étude de l'écoulement de puissance (EP).....	4
I.3 Classification des variables.....	5
I.4 Classification des jeux de barre.....	5
I.5 Classification des contraintes.....	6
I.5.1 Contraintes sur les variables dépendantes.....	6
I.5.2 Contraintes sur les variables indépendantes.....	8
I.6 Modélisation du système électrique.....	8
I.7 Technique de solution du problème d'écoulement de puissance.....	9
I.7.1 La méthode de Gauss-Seidel.....	10
I.7.2 Méthode de Newton-Raphson.....	10
I.8 Conclusion.....	14

# SOMMAIRE

## CHAPITRE II:

### Dispatching Economique

II.1 Introduction.....	16
II.2 Formulation du problème d'optimisation de l'écoulement de puissance.....	16
II.3 Planification de la Puissance Active.....	17
II.3.1 Dispatching économique sans perte.....	18
II.3.2 Fonction Objective Quadratique.....	18
II.4 Méthode de Lagrangien.....	18
II.5 Méthode graphique.....	21
II.6 Les contraintes.....	22
II.6.1 Contraintes d'égalité.....	22
II.6.2 Contraintes d'inégalités.....	22
II.7 Planification de la Puissance Réactive.....	23
II.8 Pertes de puissance active.....	23
II.9 Déviation de la tension.....	23
II.10 Conclusion.....	24

## CHAPITRE III:

### Les Algorithmes Génétiques

III.1 Introduction.....	26
III.2 Historique.....	26
III.3 Description des algorithmes génétiques.....	26
III.4 Principe général des algorithmes génétiques.....	27
III.5 Description détaillée des algorithmes génétiques .....	29
III.5.1 Codage des données.....	29
III.5.2 Evaluation.....	30
III.5.3 Sélection.....	31
III.5.4 La recombinaison.....	32
III.5.5 Critère d'arrêt.....	34
III.6 Applications des AG.....	34
III.7 Exemple élémentaire.....	34
III.8 Conclusion.....	36

# SOMMAIRE

## CHAPITRE IV:

### Test et Application

IV.1 Introduction.....	38
IV.2 Initiation au GAtool du MATLAB.....	38
IV.2.1 Description de gatool du MATLAB.....	39
IV.2.2 Exemple de démonstration.....	41
IV.3 Réseaux Tests.....	44
IV.3.1 Réseau électrique de 9 jeux de barres.....	44
IV.3.2 Réseau électrique de 30 jeux de barres.....	51
IV.3.2.1 Dispatching Economique sans Pertes.....	54
IV.3.2.2 Dispatching Economique avec Pertes.....	55
IV.3.2.2.1 Comparaison des résultats avec d'autres méthodes.....	58
IV.3.2.2.2 Vérification des contraintes de sécurités.....	59
IV.3.2.3 Dispatching économique avec considération de surcharge.....	60
IV.2.3.3.1Vérification des contraintes de sécurités.....	64
IV.4 Conclusion.....	65
Conclusion Général .....	67
♦ Bibliographie.....	68

## Résumé

Dans notre projet de fin d'étude, nous avons de tester le programme de dispatching économique basé sur le GAtool du Matlab, des réseaux test standard ont été utilisés pour démontrer l'efficacité de l'algorithme génétique. Les résultats obtenus sont acceptables. pour bien exploité les différentes performances des algorithmes génétiques, il est nécessaire de faire une étude détaillée et plusieurs tests pour résoudre le problème d'optimisation en tenant en considération les contraintes physique liée avec la fonction objective ainsi que les contraintes de sécurités.

### ملخص

يتلخص موضوع مشروع نهاية الدراسة في تطبيق خوارزمية الهندسة الوراثية (Algorithm Génétique) المدرجة ضمن برنامج Matlab في دراسة و تحليل إستراتيجية التوزيع الأمثل للطاقة الكهربائية (Dispatching Economique) .

لمعرفة مدى فعالية البرنامج المقترح فقد تم تطبيقه على جملة من شبكات كهربائية قياسية, كمرحلة أولية فقد تم الأخذ بعين الاعتبار قيود عدم التساوي المتعلقة بالتوترات. النتائج الأولية المتحصل عليها تؤكد مدى فعالية هذه الطرق الشاملة في إيجاد الحلول التطبيقية.

# Introduction Générale

L'énergie électrique joue un rôle très important dans la société moderne d'aujourd'hui. C'est une énergie largement utilisée pour l'éclairage, les systèmes informatiques, les systèmes de communication, les systèmes de transport, l'industrie et pour d'autres domaines. Elle rend notre vie plus sûre, plus saine, et plus commode. Elle est produite en même temps qu'elle est consommée.

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

Durant les dernières années, l'industrie de l'énergie électrique est confrontée à des problèmes liés à de nouvelles contraintes qui touchent différents aspects de la production, du transport et de la distribution de l'énergie électrique. On peut citer entre autres les restrictions sur la construction de nouvelles lignes de transport, l'optimisation du transit dans les systèmes actuels, la Cogénération de l'énergie, les interconnexions avec d'autres compagnies d'électricité et le respect de l'environnement.

Toute société économique cherche toujours à atteindre le rendement maximal de sa production. Pendant le fonctionnement du système de puissance, la contribution de chaque centrale et de chaque générateur doit être déterminée de façon que le coût de production de la puissance (fondamentalement le coût du carburant) soit minimal. Ce problème est connu sous le nom « Dispatching Economique Optimal ».

Le développement continu de la consommation de l'énergie électrique a pour conséquence un accroissement des puissances à générer et à transporter. En conséquence, le réseau électrique, et les systèmes d'énergie électriques deviennent de plus en plus grands et compliqués d'où l'intérêt à toujours de chercher les moyens de les exploiter efficacement et économiquement. Dans ce but plusieurs méthodes ont été utilisées tels que les méthodes déterministes et les méthodes non déterministes.

L'exploitation des grands réseaux électriques est devenu de plus en plus complexe du fait de l'augmentation de leur taille, de la présence de lignes d'interconnexion

de grande longueur, de l'adoption de nouvelles techniques, de contraintes économiques, politiques et écologiques. Ces facteurs obligent les opérateurs à exploiter ces réseaux près de la limite de stabilité et de sécurité. Les situations de pays à forte croissance de consommation accroissent encore les risques d'apparition du phénomène d'instabilité.

Le problème de la répartition économique d'énergie a pris une importance considérable avec l'apparition de la crise d'énergie nécessitant des combustibles de plus en plus chers. La résolution de la tâche de minimisation de la fonction coût est devenue en partie facile avec surtout l'apparition de l'informatique permettant une grande rapidité de calcul dès son application aux réseaux électriques et une bonne fiabilité de commande de cette répartition en temps réel.

Afin de réaliser un système énergétique fiable il faut maintenir à tout moment l'équilibre entre la production et la consommation.

L'objectif de ce travail est d'utiliser une méthode d'optimisation globale pour minimiser la fonction objective, qui est la fonction du coût de production d'énergie électrique, en satisfaisant les contraintes de type égalité et inégalité. Pour cela, nous avons utilisé les Algorithmes Génétiques sous l'environnement Matlab (Toolbox) pour assurer une répartition optimale.

*Le premier chapitre:* donne une vision générale sur l'écoulement de puissance, ainsi que l'étude de la répartition des charges, quelques méthodes ont été exposées et nous avons opté pour la méthode de Newton-Raphson (*NR*).

*Le deuxième chapitre:* donne une idée générale sur le dispatching économique, son objectif, mode d'exploitation des unités des générations, le dispatching économique dans les réseaux sans pertes ou avec pertes, et quelques définitions.

*Le troisième chapitre :* fournit une initiation de base sur “ les algorithmes génétiques ” ainsi que une application des algorithmes génétiques basés sur le Toolbox du Matlab appliqué sur un problème Mathématique.

*Le quatrième chapitre:* nous exposons dans ce dernier chapitre des simulations sur des systèmes génériques de 9 et 30 jeux de barres, afin de tester l'efficacité des algorithmes.

Enfin quelques conclusions et directives possibles pour une continuation des travaux dans cet axe de recherche.

## I.1 Introduction

Dans les réseaux électriques, il existe de nombreux problèmes qui ont des effets sur le but principal qui est, le maintien du système de puissance fonctionnel, dans son état normal. Parmi ces problèmes on trouve celui de l'écoulement de puissance.

L'étude de l'écoulement de puissance permet d'avoir la solution des grandeurs d'un réseau électrique en fonctionnement normal équilibré en régime permanent. 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.

## I.2 But de l'étude de l'écoulement de puissance (EP)

L'écoulement de puissance (Power flow) est un outil important permettant de suivre l'état d'un réseau électrique. Le problème de l'écoulement de puissance consiste à calculer les tensions des réseaux électriques pour des extrémités spécifiées et des conditions données aux jeux de barres, c'est à dire assurer une exploitation efficace.

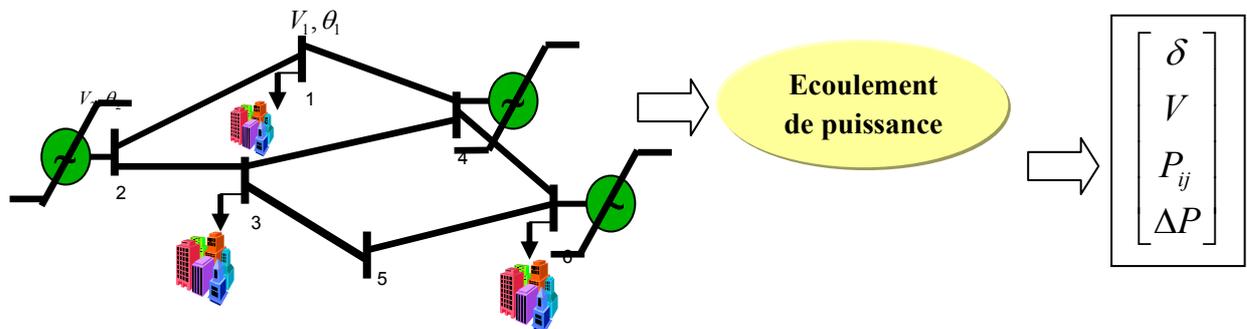


Figure I.1 Objective du problème de l'écoulement de puissance

### I.3 Classification des variables

Généralement le fonctionnement du système électrique peut être décrit en fonction de six variables pour chaque jeu de barres considéré :

$|V_i|$ ,  $\theta_i$  : Module et angle de phase de la tension de jeux de barres  $i$

$P_{Gi}$ ,  $Q_{Gi}$  : Puissance active et réactive injectées aux jeux de barres  $i$

$P_{Di}$ ,  $Q_{Di}$  : Puissance active et réactive demandées aux jeux de barres  $i$

Ces variables sont généralement divisées en trois groupes :

- **Variables de perturbation:** ce sont les puissances active et réactive demandé par les consommateurs qui sont incontrôlable par l'opérateur du système  $P_{di}$ ,  $Q_{di}$ .
- **Variables de contrôle:** représentent des éléments physiques particuliers du système qui sont directement contrôlés dans le processus d'optimisation, par exemple les puissances actives des générateurs, les niveaux de tension des générateurs et des sources réactives ainsi que les numéros de prises de charges des transformateurs variables.
- **Variables d'état:** Ces variables ne sont pas directement contrôlées dans le processus d'optimisation. Leurs valeurs sont dépendantes du choix des variables de contrôle et aussi comment le processus d'optimisation réagit aux valeurs de ces variables de contrôle. Le vecteur des variables d'état peut inclure les tensions des jeux de barres de charges et les angles de phase des jeux de barres générateurs (sauf le jeu de barres de référence).

### I.4 Classification des jeux de barre [1]

On résume les types des jeux de barres dans le tableau si dessous, ce tableau aussi illustre les variables connus et les variables inconnus de chaque type d jeux de barres.

Tableau I.1 Résumé des trois types de jeux de barres.

Type de JB	Référence	Contrôle	Charge
Variable connue	$ V , \delta$	$P,  V $	$P, Q$
Variable inconnue	$P, Q$	$\delta, Q$	$ V , \delta$

### I.5 Classification des contraintes

Contrairement aux objectifs, les contraintes sont faciles à définir, parce qu'elles sont liées à la nature physique des éléments du réseau. On distingue les contraintes sur les variables dépendantes, dites contraintes de sécurité et limites sur les variables indépendantes. Lors d'une répartition des charges ou une optimisation, les contraintes doivent être dans leurs limites admissibles [1].

#### I.5.1 Contraintes sur les variables dépendantes

Les contraintes liées à la sécurité des réseaux sont généralement au nombre de quatre :

- **Contraintes d'équilibre entre la production et la consommation**

En régime normal, et à tout moment, l'égalité entre la production et la consommation des puissances active et réactive doit être assurée, soit :

$$\sum_{i=1}^{ng} P_{gi} - \sum_{i=1}^{nc} P_{Di} - P_L = 0 \quad (I.1)$$

$$\sum_{i=1}^{ng} Q_{gi} - \sum_{i=1}^{nc} Q_{Di} - Q_L = 0 \quad (I.2)$$

Telque :

$P_L$ : Pertes actives totales

$Q_L$  : Pertes réactives totales.

$P_{Di}$ : Puissances actives demandés

$Q_{Di}$ : Puissances réactives demandés

$nc$  : Nombre de nœuds de consommation.

$ng$  : Nombre de nœuds de génération.

Toute atteinte à cet équilibre se répercute sur la valeur de la fréquence et les tensions du réseau.

- **Contraintes sur les modules de la tension**

Les conditions d'exploitation des réseaux fixent les limites :

- Des tensions maximales par la tenue diélectrique du matériel et la saturation des transformateurs.
- Des tensions minimales par l'augmentation des pertes et le maintien de la stabilité des alternateurs. On aura pour tous les JB, la condition suffisante et nécessaire à savoir :

$$- V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad (I.3)$$

$i= 1, 2, \dots, n$

$V_i$  : Module de la tension aux jeux de barres  $i$

$V_i^{\min}$ ,  $V_i^{\max}$  : Respectivement limites minimale et maximale de la tension.

Le respect des contraintes de tension est d'une importance primordiale pour la sécurité de l'exploitation et du matériel. Une violation de la limite supérieure que l'on observe parfois en faible charge peut constituer un danger pour l'isolation du matériel. Par ailleurs, des tensions trop basses nuisent à l'exploitation rationnelle du réseau, et peuvent conduire à son écroulement.

- **Contraintes sur la capacité de transit de la ligne** : La puissance transitée dans une ligne ne doit en aucun cas, dépasser la limite maximale,

$$S_{ij} \leq S_{ij}^{\max} \quad (I.4)$$

Avec :

$$S_{ij} = (P_{ij}^2 + Q_{ij}^2)^{1/2} \quad (I.5)$$

$S_{ij}$  : Puissance apparente transitée dans la ligne  $i - j$ .

$S_{ij}^{\max}$  : Puissance apparente maximale transitée dans la ligne  $i - j$ .

$P_{ij}$  Puissance active transitée dans la ligne  $i - j$ .

$Q_{ij}$  Puissance réactive transitée dans la ligne  $i - j$ .

En général, à partir des contraintes des puissances transitées, nous déterminons les contraintes de courant correspondant aux lignes et aux transformateurs. On limite les courants transités pour des raisons de surcharge et de stabilité.

### I.5.2 Contraintes sur les variables indépendantes [1]

Ces contraintes sont liées à la nature physique des éléments du réseau, soit :

#### ➤ Contraintes sur la production

La puissance produite par chaque groupe est bornée supérieurement par la puissance maximale qu'il peut fournir et inférieurement par le minimum, qui est conditionnée par le rendement de ce groupe et les contraintes sur la turbine. Pour tous les nœuds de production, les contraintes active et réactive sont :

$$P_i^{g.min} \leq P_i^g \leq P_i^{g.max} \quad (I.6)$$

$$Q_i^{g.min} \leq Q_i^g \leq Q_i^{g.max} \quad (I.7)$$

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

### I.6 Modélisation du système électrique

Pour un réseau à n nœuds, les équations reliant les tensions nodales et les courants injectés, sont :

$$I = Y \cdot V \quad (I.8)$$

$$I_i = \sum_{j=1}^n Y_{ij} \cdot V_j \quad (I.9)$$

$$I = 1, \dots, n$$

En pratique, le système est connu par les puissances apparentes injectées.

Les n équations complexes se décomposent en 2n équations réelles :

$$S_i = P_i + Q_i = V_i \cdot I_i^* \quad (I.10)$$

$$S_i^* = P_i - Q_i = V_i^* \cdot \sum_{j=1}^n Y_{ij} \cdot V_j \quad (I.11)$$

$$P_i = V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (I.12)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (I.13)$$

Ou en exprimant les tensions en forme cartésienne :

$$P_i = e_i \sum_{j=1}^n (G_{ij} e_j - B_{ij} f_j) + f_i \sum_{j=1}^n (G_{ij} f_j - B_{ij} e_j) \quad (I.14)$$

$$Q_i = f_i \sum_{j=1}^n (G_{ij} e_j - B_{ij} f_j) + e_i \sum_{j=1}^n (G_{ij} f_j - B_{ij} e_j) \quad (I.15)$$

Avec :

- $V_i, \theta_i$  : Le module et la phase de la tension aux jeux de barres  $i$ .
- $P_i, Q_i$  : Les puissances active et réactive injectées aux jeux de barres  $i$ .
- $G_{ij} +j B_{ij}$  : La partie réelle et imaginaire de la matrice  $Y_{ij}$ .
- $\theta_{ij} = \theta_i - \theta_j$  La différence des phases entre les jeux de barres  $i$  et  $j$ .
- $e_i, f_i$  : La partie réelle et imaginaire de la tension aux jeux de barres  $i$ . [1]

### I.7 Technique de solution du problème de l'écoulement de puissance

Les équations suivantes représentent un ensemble d'équations algébriques non linéaire pour les quelles il n'existe aucune solution générale. On doit donc trouver les solutions par des méthodes numériques adoptées à ce genre de problème, deux méthodes sont actuellement très utilisées en pratique pour la résolution du problème du calcul de l'écoulement de puissance, méthode de Gauss-Seidel et la méthode de Newton-Raphson.

$$V_i = 1/Y_{ii} \cdot ((P_i - jQ_i)/V_i^* - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n Y_{ij} \cdot V_j) \quad (I.16)$$

$$P_i = \sum_{j=1}^n |Y_{ij}| \cdot |V_i| \cdot |V_j| \cdot \cos(\delta_j - \delta_i + \alpha_{ij}) = F_{ip} \quad (I.17)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^n |Y_{ij}| \cdot |V_i| \cdot |V_j| \cdot \sin(\delta_j - \delta_i + \alpha_{ij}) = F_{iq} \quad (I.18)$$

### I.7.1 La méthode de Gauss-Seidel

Cette méthode consiste à calculer d'enlever séquentiellement chaque nœud et actualiser sa tension en fonction des valeurs disponibles de toutes les tensions. En général, on calcule le vecteur  $x$  qui satisfait le système non linéaire :  $f(x) = 0$  (I.19)

On peut formuler l'équation (I.3) comme le problème du point fixe, d'où :

$$x = f(x) \quad (I.20)$$

La solution est obtenue itérativement, à partir d'une valeur initiale  $x_0$ :

$$X^{k+1} = f(X^k) \quad (I.21)$$

Pour le cas concret de la répartition des charges, la résolution de l'équation nodale (1.9), est tel que :

$$V_i = \frac{1}{Y_{ii}} \left[ \frac{P_i - jQ_i}{V^*} - \sum_{j \neq i}^n Y_{ij} \cdot V_j \right] \quad (I.22)$$

$$V_i^{k+1} = \frac{1}{Y_{ii}} \left[ \frac{P_i - jQ_i}{(V_i^k)^*} - \sum_{j \neq i}^{i-1} Y_{ij} \cdot V_j^{k+1} + \sum_{j \neq i}^n Y_{ij} \cdot V_j \right] \quad (I.23)$$

Le processus itératif est obtenu quand l'expression suivante est satisfaite :

$$\max |V_i^{k+1} - V_i^k| \leq \varepsilon \quad (I.24)$$

Le processus peut être accéléré, en diminuant le nombre d'itérations, par l'introduction d'un facteur d'accélération  $\alpha$  :

$$V_{i,accl}^{k+1} = V_i^k + \alpha (V_i^{k+1} - V_i^k) \quad (I.25)$$

### I.7.2 Méthode de Newton-Raphson

Cette méthode est basée sur le développement en série de Taylor de l'équation (1.19). Cette dernière s'obtient successivement à partir des approximations du premier ordre :

$$F(x) \approx f(x^k) + f'(x^k) (x^{k+1} - x^k) = 0 \quad (I.26)$$

Où  $f' = \frac{\partial f}{\partial x}$  est le Jacobéen de  $f(x)$ . A partir d'une valeur initiale  $x_0$ , on obtient les

$$\text{Corrections } \Delta x_k \text{ en résolvant le système linéaire : } -f'(x_k) \cdot \Delta x_k = f(x_k) \quad (I.27)$$

Et les nouvelles valeurs  $x_{k+1}$  de :  $x_{k+1} = x_k + \Delta x_k$  (I.28)

**Exemple de démonstration**

On a l'équation  $f(x) = x + \sin x - 2 = 0$ , avec  $x_0 = 0$  et  $\epsilon = 0.01$

Définir :  $f^k = f(x) = x^k + \sin x^k - 2 = 0$  et  $f'_x{}^k = f'^k(x) = 1 + \cos x^k$  et  $\epsilon = x^{k+1} - x^k$

D'après la méthode de Newton-Raphson :  $x^{k+1} = x^k - \frac{f^k}{f'_x{}^k}$

**Tableau1.2** Résultats de chaque exécution de la méthode de NR

Numéro d'itérations (k)	$x^k$	$\epsilon$
0	0	0
1	1	1
2	1.103	0.103
3	1.10606	0.00306

**L'algorithme de la méthode de Newton Raphson :**

Les étapes de l'organigramme de Newton Raphson sont comme suit :

1. Attribuer des valeurs (estimation)

Pour les jeux de barres de charges (PQ) :  $|v| = 1$  et  $\theta = 0^\circ$

Pour les jeux de barres de contrôles (PV) :  $\theta = 0^\circ$

2. Calculer  $\begin{vmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{vmatrix}$

Pour les jeux de barres de charges (PQ) :  $P(x)$  et  $Q(x)$  sont en fonction des valeurs données et estimées ( $V_i$ )

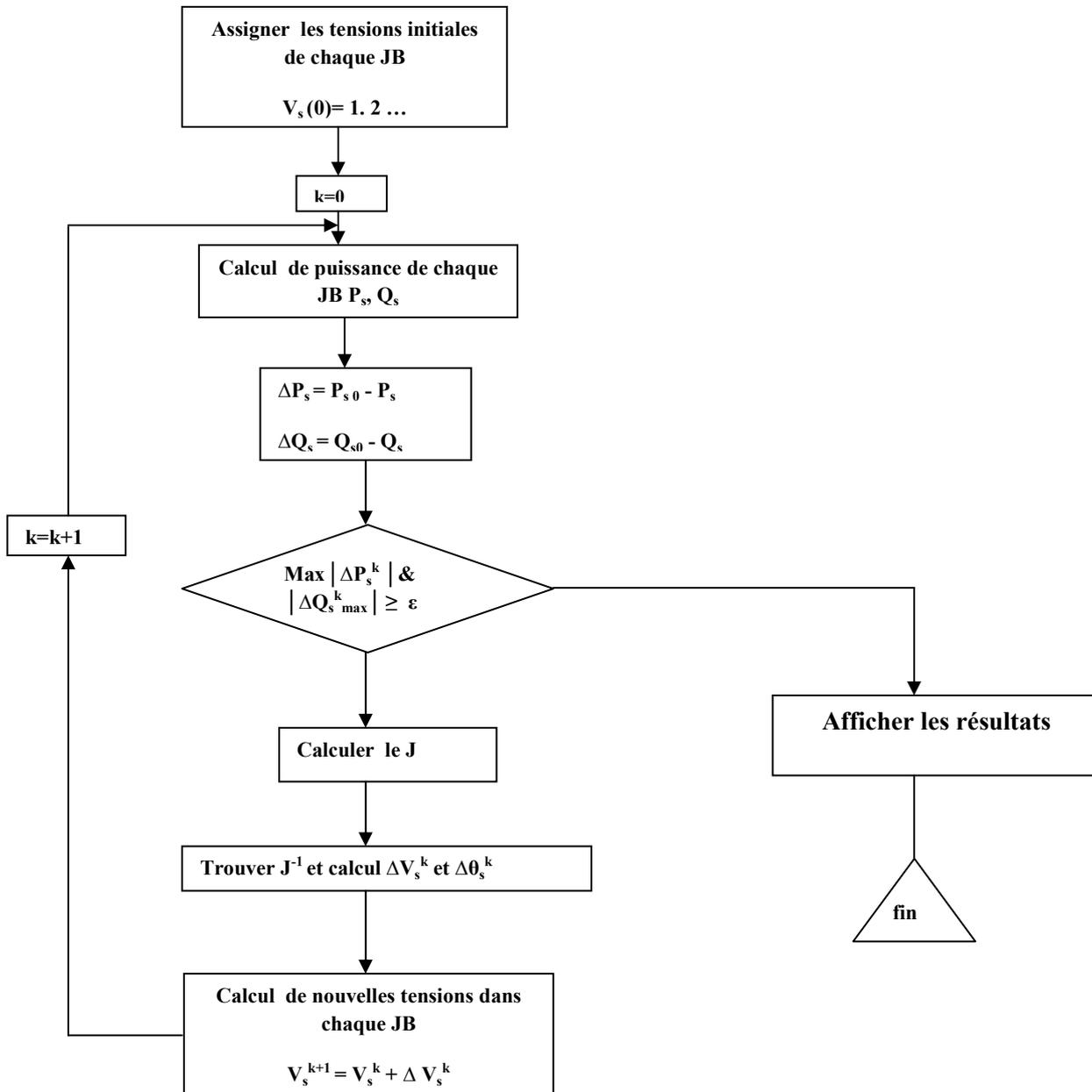
Pour les jeux de barres de contrôles (PV) : obtenir  $\Delta P$  et  $\Delta Q$

3. Teste de convergence :  $\begin{vmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{vmatrix} < \epsilon$

4. Former le jacobéen :

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

5. Trouver la solution (NR) : trouver les nouvelles valeurs de  $\left| \frac{P}{Q} \right|$
6. Répéter le teste de convergence :  $\left| \frac{\Delta P}{\Delta Q} \right| < \left| \varepsilon \right|$



**Figure I.2** Organigramme de la méthode de Newton Raphson pour les jeux de barres de type PQ

- La figure I.2 représente les différentes étapes de la méthode de Newton Raphson appliqué sur les jeux de barres de type PQ.

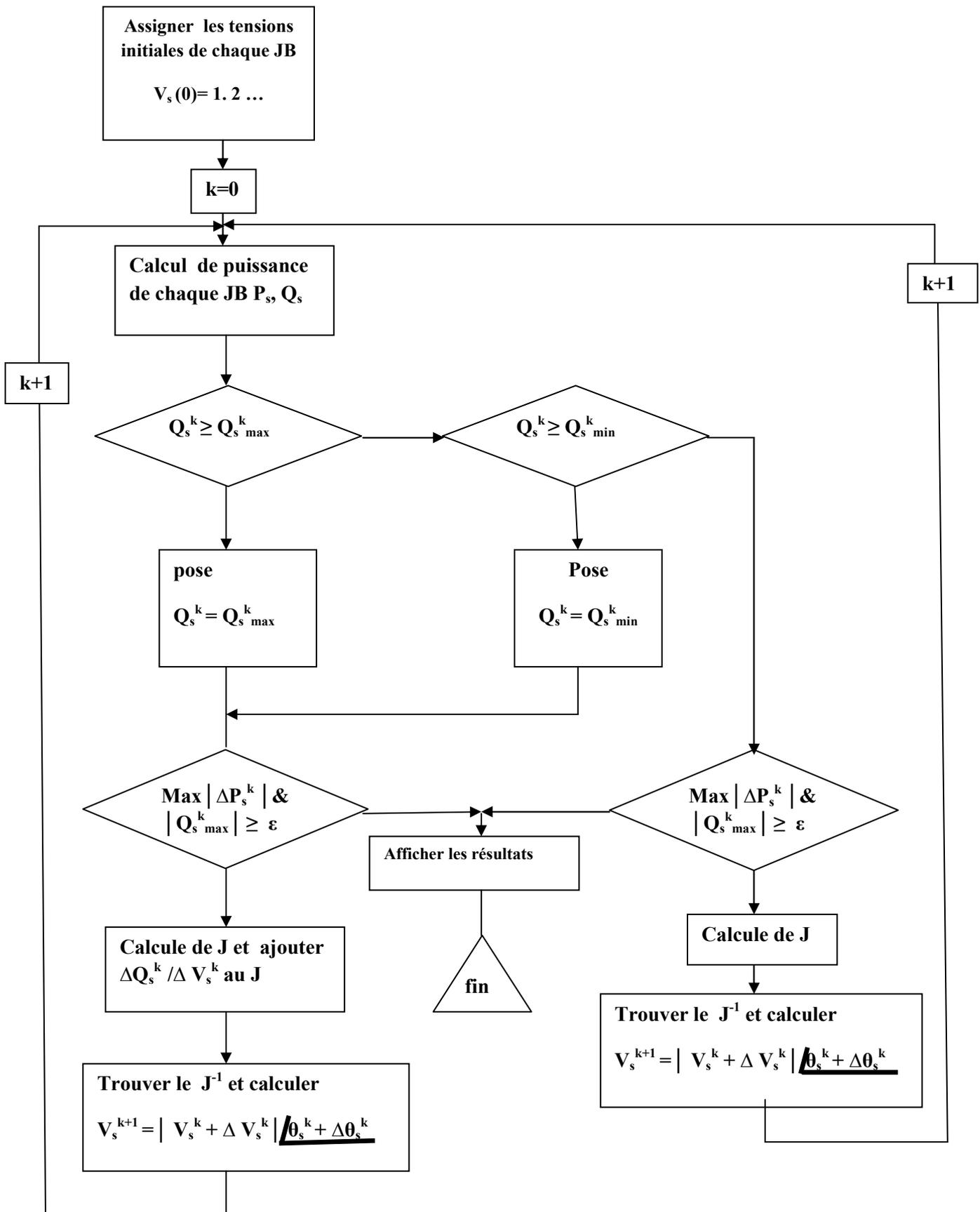


Figure I.3 Organigramme de la méthode de Newton Raphson pour des jeux de barres de type PV

- La figure I.3 illustre l'organigramme de la méthode de Newton Raphson appliqué sur les jeux de barres de type PV

### I.8 Conclusion

Le résultat d'un problème de l'écoulement de puissance aide l'ingénieur chargé de la planification et l'exploitation ou le dispatcheur du système électrique à connaître les niveaux de tension de tous les jeux de barres, les pertes de puissance, les contraintes qui sont forcées et de déterminer les lignes électriques surchargées afin qu'il puisse réaliser une stratégie de planification efficace.

## Optimisation de l'écoulement de puissance

### II.1 Introduction

Le rôle primordial d'un système énergétique est d'assurer à tout moment et en tout lieu la couverture en énergie électrique demandées par tous les utilisateurs et de garantir une qualité acceptable de l'énergie électrique avec un coût aussi faible que possible. Cette tâche est assurée par des méthodes d'optimisation, dans la littérature plusieurs méthodes ont été proposées, nous citons par exemple, les méthodes métaheuristiques, les méthodes d'intelligence artificielle, dont le but est d'assurer une solution globale.

Le dispatching économique est une méthode d'optimisation statique simplifiée qui permet d'obtenir ces puissances actives en les répartissant de la manière la plus économique possible entre les différentes centrales. Il existe deux sortes de dispatching :

- Dispatching sans pertes.
- Dispatching avec pertes.

On s'intéresse dans cette étude au problème de dispatching économique en utilisant les algorithmes génétiques.

### II.2 Formulation du problème d'optimisation de l'écoulement de puissance

Le problème de l'optimisation de l'écoulement de puissance standard (OPF) peut être écrit sous la forme suivante:

$\min F(x)$  (fonction objective)

Selon

$$g_i(x) = 0 \quad (\text{contraintes d'égalités}) \quad (\text{II.1})$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

$$h_j(x) \leq 0 \quad (\text{contraintes d'inégalités}) \quad (\text{II.2})$$

$$j = 1, 2, \dots, n$$

Il est facilement de constater qu'on est en présence de  $n$  contraintes d'égalité et  $m$  contraintes d'inégalité. Le nombre de variables du problème est égal à la taille du vecteur des variables de contrôle  $x$  (y compris la puissance active et la puissance réactive générées, niveaux de tension des jeux de barres, prises des transformateurs, ... etc.) (figure II.1).

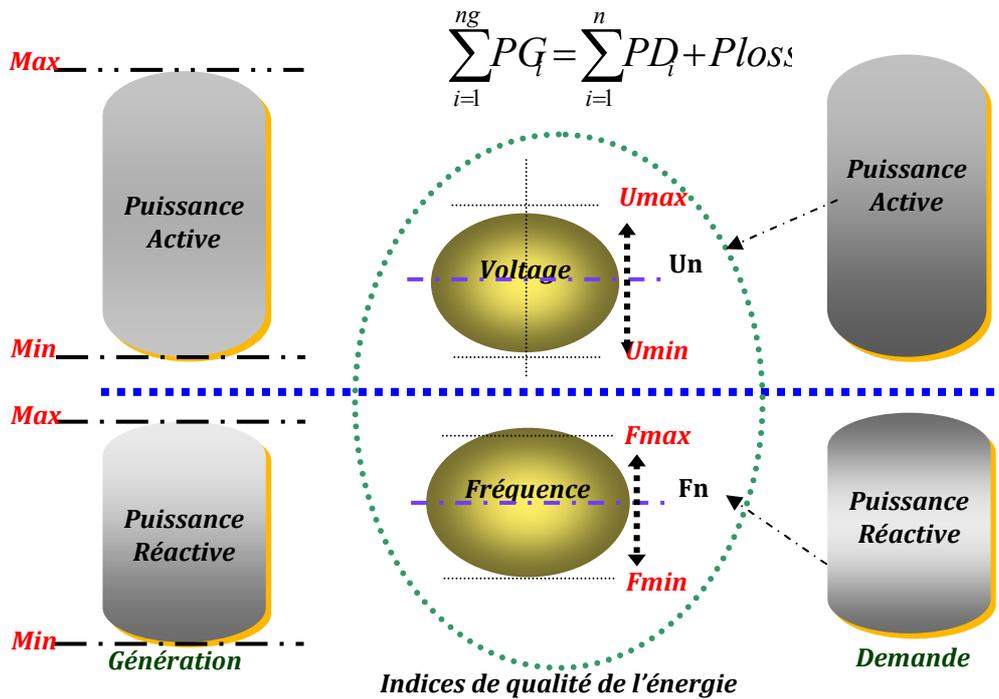


Figure II.1 Stratégie du dispatching économique.

### II.3 Planification de la Puissance Active

La figure II.2 illustre l'injection des puissances actives dans un jeu de barre artificiel, ainsi le principe général de dispatching économique sans pertes.

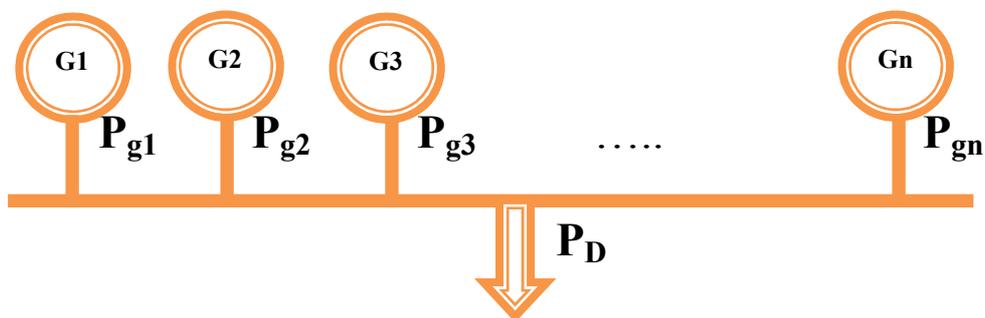


Figure II.2 modèle d'un réseau électrique concentré à un seul jeu de barre artificiel.

### II.3.1 Dispatching économique sans perte

Comme son nom l'indique, le dispatching économique sans perte ne tient pas compte des pertes engendrées par le transit de puissance dans les lignes. La topologie du réseau n'aura donc aucune incidence sur la répartition de la production. Seuls les coûts liés à la production sont pris en compte. Ses coûts sont modélisés sous la forme d'une équation polynomiale quadratique :

$$C(P_G) = a + b \cdot P_G + c \cdot P_G^2 \quad (\text{II.3})$$

Où  $P_G$  est la puissance générée (en MW) par la centrale considérée et  $a$ ,  $b$  et  $c$  des coefficients constants propres à la centrale. C'est cette fonction coût qu'il faudra minimiser afin d'obtenir un fonctionnement optimal.

### II.3.2 Fonction Objective Quadratique

L'optimisation de la puissance active est un cas particulier du problème d'optimisation standard : pour une fonction objective quadratique, la formulation mathématique peut être écrite sous la forme suivante :

$$\text{Min } f = \sum_{i=1}^N (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) \quad (\text{II.4})$$

Avec ( $N_g$ ) le nombre des unités de production,  $P_{gi}$  la puissance active générée de l'unité de production  $i$ ,  $a_i$ ,  $b_i$  et  $c_i$  sont les coefficients de la fonction coût.

## II.4 Méthode de Lagrangien

La méthode de lagrangien est définie par la formule qui est caractérisée par une fonction de coût qui est la seule non-linéarité avec les contraintes suivantes :

- ✓ contrainte d'égalité scalaire unique
- ✓ contraintes d'inégalités sous forme de limites inférieures et supérieures de puissance

Pour résoudre le problème du dispatching économique, on formule le lagrangien comme suit :

$$L = \sum_{i=1}^{Ng} (a_{i0} + a_{i1} P_{gi} + a_{i2} P_{gi}^2) + \lambda (P_D - \sum_{i=1}^{Ng} P_{gi}) \tag{II.5}$$

Les conditions d'optimalités nécessaire sont les équations suivantes :

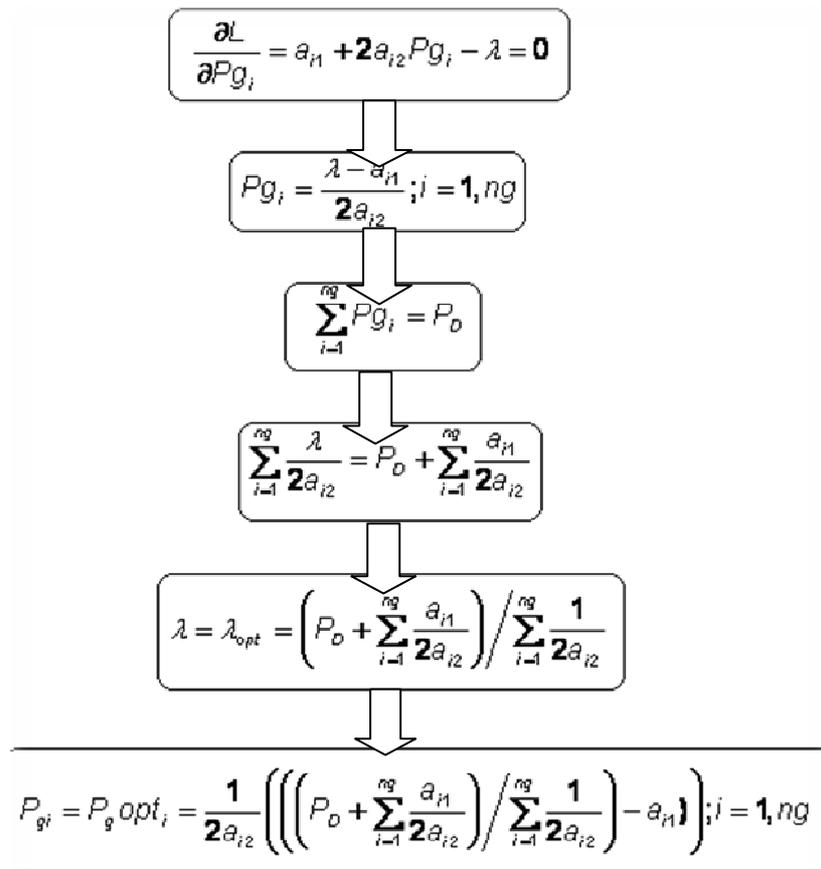
$$\frac{\partial L}{\partial P_{gi}} = a_{i1} + 2a_{i2} P_{gi} - \lambda = 0 \tag{II.6}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = P_D - \sum_{i=1}^{ng} P_{gi} = 0 \tag{II.7}$$

$$P_{gi}^{min} \leq P_{gi} \leq P_{gi}^{max} \tag{II.8}$$

$i = 1 \dots ng$

On peut résoudre ce système d'équations d'ordre  $ng+2$  par la substitution des équations qui présenté dans le diagramme suivant : (figure II.3)



**Figure II.3** Etapes de calculs du dispatching économique sans pertes, sans contraintes par la formulation du lagrangien.

Ce diagramme qui nous donne donc l'ensemble des  $P_{Gi}$  minimisant le coût total (contraintes d'inégalité négligées) et constituant notre premier optimum, n'est pas calculable dans le cas où  $c_i$  est nul. Or ce coefficient est nul pour cinq de nos centrales.

### Exemple

Soit à calculer la répartition optimale des puissances générées par la méthode de Lagrange en tenant en considération les contraintes d'inégalités. La puissance demandée totale est de : 975MW.

Les contraintes d'inégalité :

$$200 \leq P_1 \leq 450$$

$$150 \leq P_2 \leq 350$$

$$100 \leq P_3 \leq 225$$

On pose la première valeur initiale de l'incrément du coût  $\lambda$  égale à 6.

On donne les fonctions quadratiques de coût comme suit :

$$C_1 = 500 + 5.3P_{g1} + 0.004P_{g1}^2.$$

$$C_2 = 400 + 5.5P_{g2} + 0.006P_{g2}^2.$$

$$C_3 = 200 + 5.8P_{g3} + 0.009P_{g3}^2.$$

Pour résoudre ce problème on utilise le programme de la méthode de Lagrangien sous l'environnement de MATLAB 7.4.

### Exécution et résultats

Incrément du Coût = 9.400000 \$/MWh

Puissance Optimales Générées:

450.0000

325.0000

200.0000

Cout total = 8236.25 \$/h

dp = -2.2737e-013 ;

telque dp est l'erreur.

**II.5 Méthode graphique**

On utilise aussi la méthode graphique pour déterminer la solution du dispatching économique. Avec la dérivée du lagrangien par rapport à la puissance produite de chaque générateur qui contient la même valeur lambda

$$\lambda = (a_{11} + 2a_{i2}Pg_1)$$

$$\lambda = (a_{21} + 2a_{22}Pg_2)$$

$$\lambda = (a_{31} + 2a_{23}Pg_3)$$

.....

$$\lambda = (a_{ng1} + 2a_{ng2}Pg_{ng})$$

$$0 = P_D - (Pg_1 + Pg_2 + \dots + Pg_{ng})$$

$$Pg_i^{min} \leq Pg_i \leq Pg_i^{max}$$

La dérivée de la fonction objective est représentée.

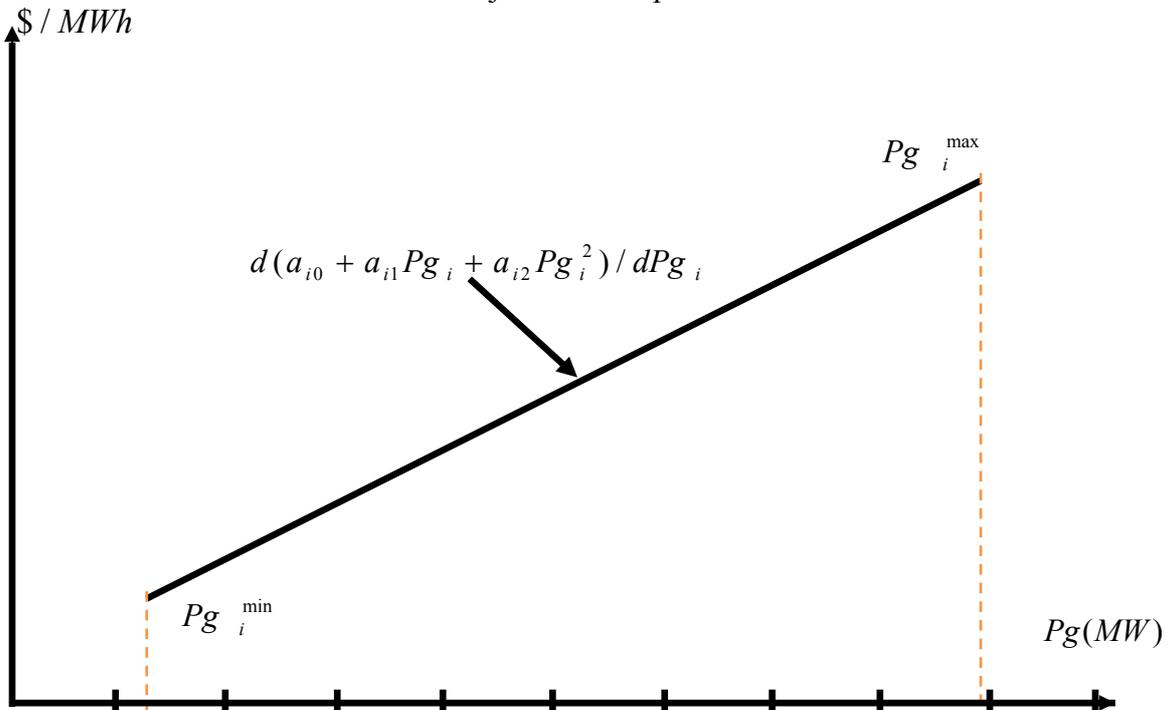


Figure II.4 Incrément du coût lambda

- **Le coût incrémental**

Le dérivée  $dC_i / dP_{Gi}$  (avec  $i=1, \dots, n$ ) est appelée le coût incrémental du  $i$ -ème générateur. D'un point de vue physique, elle représente l'accroissement de coût (en \$/MWh) correspondant à la production d'une unité de puissance supplémentaire.

## II.6 Les contraintes

Le coût optimal consiste à trouver le vecteur solution des puissances générés (répartitions optimales des puissances) qui satisfait les contraintes suivantes :

### II.6.1 Contraintes d'égalité

#### Contraintes d'égalités

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

$$\begin{aligned} \Delta P_i = 0 &= V_i \sum_{j=1}^n V_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) - P_{Gi} + P_{Di} \\ \Delta Q_i = 0 &= V_i \sum_{j=1}^n V_j (g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) - Q_{Gi} + Q_{Di} \end{aligned} \quad (\text{II.9})$$

#### 1. Cas d'un réseau sans pertes :

$$\sum_{i=1}^k P_{Gi} = P_D \quad (\text{II.10})$$

#### 2. Cas d'un réseau avec pertes :

$$\sum_{i=1}^k P_{Gi} = P_D + P_L \quad (\text{II.11})$$

### II.6.2 Contraintes d'inégalités

Puisque, chaque générateur est limité par sa capacité minimale et maximale de production il faut que la puissance  $P_{Gi}$  choisi doive être satisfaire la contrainte d'inégalité :  $P_{Gimin} < P_{Gi} < P_{Gimax}$  (II.12)

## II.7 Planification de la Puissance Réactive

La solution du problème de planification de la puissance réactive consiste à optimiser des fonctions objectives non-linéaires avec des contraintes non-linéaires.

Le problème de planification de la puissance réactive peut être résolu par plusieurs techniques, à savoir :

1. Le contrôle des tensions en temps réel.
2. La minimisation des pertes actives.
3. La maximisation des réserves de puissance réactive en les distribuant
4. uniformément entre les générateurs de production.
5. L'optimisation et la localisation du volume des moyens de compensation de la puissance réactive de telle sorte que les limites des tensions soient respectées.

## II.8 Pertes de puissance active

La formulation mathématique de la fonction objective, destinée à la minimisation des pertes, peut être écrite sous la forme suivante :

$$P_{loss} = \sum_{k=1}^{N_i} g_k [ (t_k V_i)^2 + V_j^2 - 2t_k V_i V_j \cos \delta_{ij} ] \quad (\text{II.13})$$

Avec :  $N_i$  le nombre de des branches;  $g_k$  est la conductance de la branche k entre le jeu de barre i et le jeu de barre j;  $t_k$  : les prises du transformateur k;  $V_i$  est le module de la tension au niveau du jeu de barres i;  $\delta_{ij}$  : la différence d'angle entre deux jeux de barres i et j.

## II.9 Déviation de la tension

La fonction objective qui correspond à la déviation de la tension est donnée par la relation suivante :

$$\Delta V = \sum_{k=1}^{N_{pq}} |V_K - V_K^{des}| \quad (\text{II.14})$$

Sachant que  $N_{pq}$  est le nombre de jeux de barres de charges et  $V_k^{des}$  est la tension désirée au jeu de barres de charge k.

## **II.10 Conclusion**

Le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance à pour mission accomplir le les objectifs suivants :

1. En exploitation, un OPF détermine périodiquement les valeurs optimales des variables électriques, en considérant toutes les contraintes et les limites. En se basant sur ces valeurs optimales, les opérateurs réalisent les manœuvres nécessaires pour obtenir l'exploitation optimale du système, en suivant les variations de la demande.
2. En planification, l'OPF est utilisé pour planifier les changements pourront se produire sur le réseau en dehors de l'état optimal du système.

### III.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter quelques notions de base sur les algorithmes génétiques, ses principes et ses opérateurs pour comprendre bien la procédure d'optimisation par les 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 : sélections, croisements, mutations, etc. Ils appartiennent à la classe des algorithmes évolutionnaires. On peut dire que l'algorithme génétique est une méthode de programmation qui repose sur le principe de l'évolution pour effectuer la recherche d'une solution adéquate à un problème.

### III.2 Historique

**1975 :** Dans les années 1960, John Holland étudie les systèmes évolutifs et, en 1975, il introduit le premier modèle formel des algorithmes génétiques (the canonical genetic algorithm AGC) dans son livre *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ce modèle servira de base aux recherches ultérieures.

**1989 :** David Goldberg publie un ouvrage de vulgarisation des algorithmes génétiques.

**1990 :** Programmation d'une panoplie d'algorithmes génétiques transcrits en C++, appelée GALib. Cette librairie contient des outils pour des problèmes d'optimisation en utilisant les AG. Elle est conçue pour servir de support de programmation.

### III.3 Description des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques sont des procédures qui s'inspirent des mécanismes de sélection naturelle et des phénomènes génétiques. Le principe de base consiste à simuler le processus d'évolution naturelle dans un environnement hostile. Ces algorithmes utilisent un vocabulaire similaire à celui de la génétique, cependant, les processus auxquels ils font référence sont beaucoup plus complexes.

On parlera ainsi d'individu dans une population. L'individu est composé d'un ou plusieurs chromosomes. Les chromosomes sont eux-mêmes constitués de gènes qui contiennent les caractères héréditaires de l'individu. Les principes de sélection, de croisement et de mutation introduits dans ce cadre artificiel, s'appuient sur les processus

naturels du même nom. Pour un problème d'optimisation donné, un individu représente un point de l'espace d'état. On lui associe la valeur du critère à optimiser. L'algorithme génère ensuite de façon itérative des populations d'individus sur lesquelles on applique des processus de sélection, de croisement et de mutation. La sélection a pour but de favoriser les meilleurs éléments de la population, tandis que le croisement et la mutation assurent une exploration efficace de l'espace d'état. [ 5]

### III.4 Principe général des algorithmes génétiques

Le mécanisme consiste à faire évoluer, à partir d'un tirage initial, un ensemble de points de l'espace vers le ou les optima d'un problème d'optimisation. L'ensemble du processus s'effectue à taille de population constante, que nous notons  $N$ . Par analogie avec la génétique, on parle alors de générations successives. L'ensemble du processus s'effectue à taille de population constante, que nous notons  $N$ ; de sorte que les générations successives comportent toutes  $N$  individus.

Afin de faire évoluer ces populations de la génération  $k$  à la génération  $k + 1$ , trois opérations (voir figure 1) sont effectuées pour tous les individus de la génération  $k$  : Une **sélection** d'individus de la génération  $k$  est effectuée en fonction du critère à optimiser ou plus généralement du critère d'adaptation au problème (fitness), on cherche ainsi à privilégier la reproduction des ‘bons’ éléments au détriment des ‘mauvais’.

Des opérateurs d'exploration de l'espace sont ensuite utilisés pour ‘élargir’ la population et introduire de la nouveauté d'une génération sur l'autre.

L'opérateur de **croisement** est appliqué avec une probabilité  $P_c$  à deux éléments de la génération  $k$  (parents) qui sont alors transformés en deux nouveaux éléments (les enfants) destinés à les remplacer dans la génération  $k + 1$ .

Cette procédure en trois points est ensuite renouvelée à taille de population constante. Les critères d'arrêts sont alors de deux natures :

- Arrêt après un nombre de générations fixé a priori. C'est la solution retenue lorsqu'un impératif de temps de calcul est imposé.
- Arrêt lorsque la population cesse d'évoluer ou n'évolue plus suffisamment rapidement, on est alors en présence d'une population homogène dont on peut penser qu'elle se situe à proximité du ou des optimums.

Il est à noter qu'à ce stade, aucune certitude concernant la bonne convergence de l'algorithme n'est assurée. Comme dans toute procédure d'optimisation l'arrêt est arbitraire, et la solution "en temps fini" ne constitue qu'une approximation de l'optimum. [5]

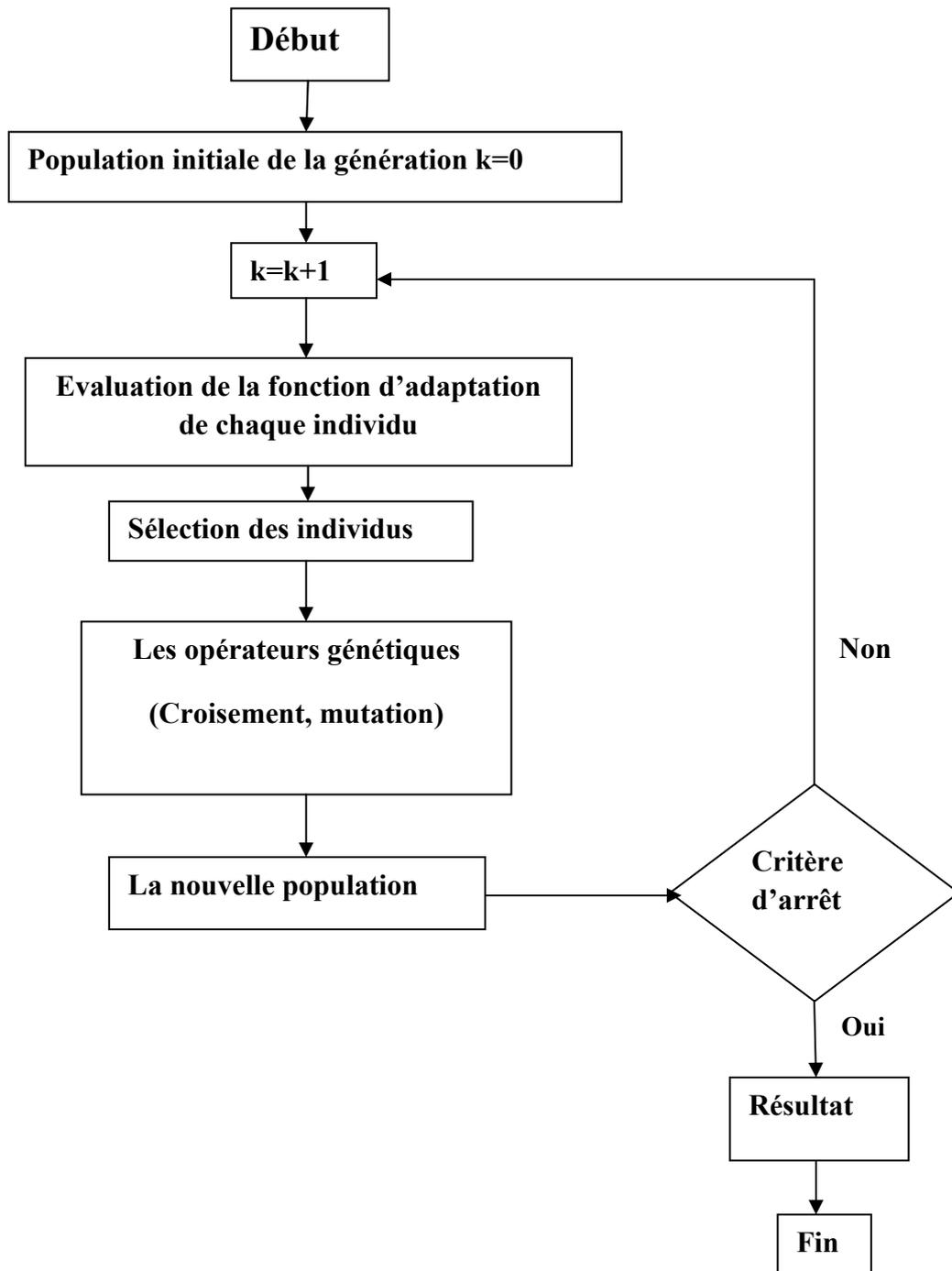


Figure III.1 L'organigramme de la procédure des Algorithmes Génétiques

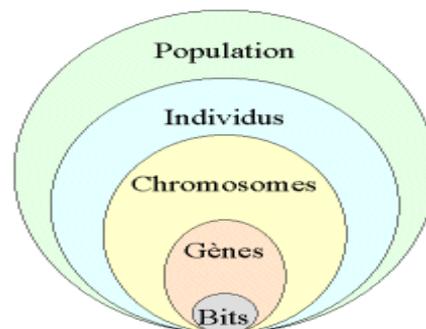
### III.5 Description détaillée des algorithmes génétiques

#### III.5.1 Codage des données

Chaque paramètre d'une solution est assimilé à un gène, toutes les valeurs qu'il peut prendre sont les allèles de ce gène, on doit trouver une manière de coder chaque allèle différent de façon unique (établir une bijection entre l'allèle "réel" et sa représentation codée).

Un chromosome est une suite de gène, on peut par exemple choisir de regrouper les paramètres similaires dans un même chromosome (chromosome à un seul brin) et chaque gène sera repérable par sa position : son locus sur le chromosome en question.

Chaque individu est représenté par un ensemble de chromosomes, et une population est un ensemble d'individus.



**Figure III.2** les cinq niveaux d'organisation d'un algorithme génétique

Il y a trois principaux types de codage utilisables, et on peut passer de l'un à l'autre relativement facilement :

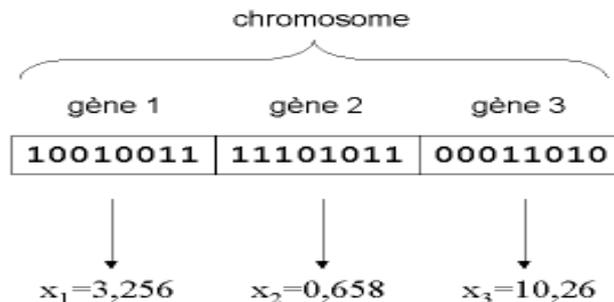
➤ le codage binaire : c'est le plus utilisé.

Chaque gène dispose du même alphabet binaire  $\{0, 1\}$

Un gène est alors représenté par un entier long (32 bits), les chromosomes qui sont des suites de gènes sont représentés par des tableaux de gènes et les individus de notre espace de recherche sont représentés par des tableaux de chromosomes.

Ce cas peut être généralisé à tout alphabet allélique n-aire permettant un codage plus intuitif, par exemple pour le problème du voyageur de commerce on peut préférer utiliser l'alphabet allélique  $\{c_1, c_2, c_3, \dots, c_n\}$  où  $c_i$  représente la ville de numéro  $i$ .

- le codage réel : cela peut-être utile notamment dans le cas où l'on recherche le maximum d'une fonction réelle.



**Figure III.3** illustration schématique du codage des variables réelles

- le codage de Gray : dans le cas d'un codage binaire on utilise souvent la "distance de Hamming" comme mesure de la dissimilarité entre deux éléments de population, cette mesure compte les différences de bits de même rang de ces deux séquences.

Et c'est là que le codage binaire commence à montrer ses limites. En effet, deux éléments voisins en termes de distance de Hamming ne codent pas nécessairement deux éléments proches dans l'espace de recherche. Cet inconvénient peut être évité en utilisant un "codage de Gray" : le codage de Gray est un codage qui a comme propriété qu'entre un élément  $n$  et un élément  $n + 1$ , donc voisin dans l'espace de recherche, un seul bit diffère.

### III.5.2 Evaluation

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

- $Fit(x) = N - F_{obj}(x)$  si  $F_{obj} \geq N$  ( $N$  est une constante positive)  
sinon  $Fit(x) = 0$
- $Fit(x) = \frac{1}{F_{obj}(x)}$  ;
- $Fit(x) = -F_{obj}(x)$  ;

Contrairement aux méthodes d'optimisation classique, aucune condition liée à la dérivabilité, à la continuité, la convexité ou concavité n'est requise pour la fonction objective. Il suffit juste qu'elle fournisse une valeur numérique finie pour chaque individu.

Cela donne aux algorithmes génétiques un caractère très attrayant pour la résolution dont les propriétés mathématiques sont méconnues ou très délicates à déterminer. [4]

### III.5.3 Sélection

La sélection permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais. On trouve dans la littérature un nombre important de principes de sélection plus ou moins adaptés aux problèmes qu'ils traitent.

Il existe plusieurs méthodes de sélection comme la sélection par méthode de RANG, tournoi ou la sélection par la roulette cette dernière qui se fait en manière aléatoire ou le meilleur est le résultat codé par un chromosome, plus grandes sont ses chances d'être sélectionné. Il faut imaginer une sorte de roulette de casino sur laquelle sont placés tous les chromosomes de la population, la place accordée à chacun des chromosomes étant en relation avec sa valeur d'adaptation. Cette roulette est représentée par la figure 3.4.

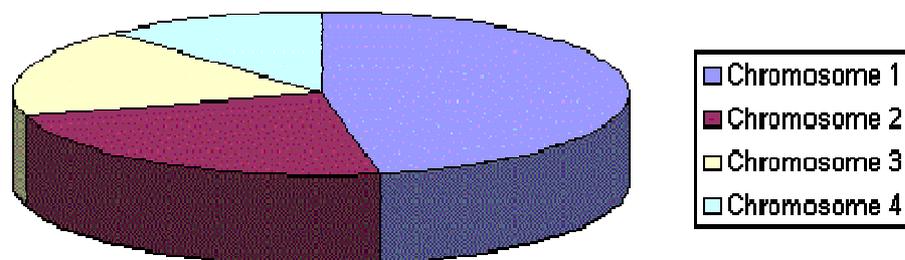


Figure III.4 Exemple de sélection par roulette.

Ensuite, la bille est lancée et s'arrête sur un chromosome. Les meilleurs chromosomes peuvent ainsi être tirés plusieurs fois et les plus mauvais ne jamais être sélectionnés. [4]

Cela peut être simulé par l'algorithme suivant :

1. On calcule la somme  $S_1$  de toutes les fonctions d'évaluation d'une population.
2. On génère un nombre  $r$  entre 0 et  $S_1$ .
3. On calcule ensuite une somme  $S_2$  des évaluations en s'arrêtant dès que  $r$  est dépassé.

4. Le dernier chromosome dont la fonction d'évaluation vient d'être ajoutée est sélectionné.

### III.5.4 La recombinaison

Dans cette procédure il existe deux catégories d'opérateurs: l'opérateur de croisement et l'opérateur de mutation.

#### a L'hybridation (ou croisement)

Pour élargir l'espace de la recherche c'est-à-dire créer des nouveaux individus il faut faire des changements au niveau des certains gènes des chromosomes des parents qu'ils sont sélectionnés pendant l'étape précédente, on obtient donc deux nouveaux individus (enfants) qui héritent de certaines caractéristiques de leurs parents. S'il n'y a pas d'hybridation, les fils sont l'exacte copie des parents.

- S'il y a hybridation, les fils sont composés d'une partie de chacun de leurs parents.
- Si la probabilité est de 0%, la nouvelle génération est la copie de la précédente.
- Si la probabilité est fixée à 100%, tous les descendants sont générés par hybridation.

L'hybridation est mise en place pour que les nouveaux chromosomes gardent la meilleur partie des chromosomes anciens. Ceci dans le but d'obtenir, peut-être, de meilleurs chromosomes. Néanmoins, il est quand même important qu'une partie de la population survive à la nouvelle génération.

Ils existent deux types de croisements comme il est illustré dans les figures ci-dessous :

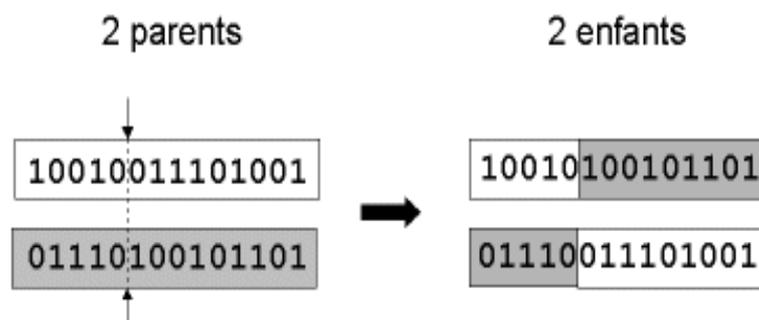


Figure III.5 Exemple d'un croisement en un point

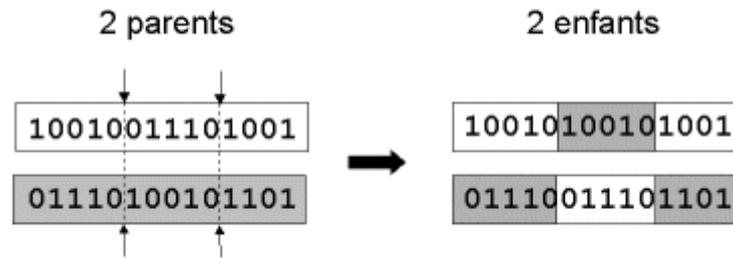


Figure III.6 Exemple d'un croisement en 2 points

### b La mutation

La mutation est le processus selon lequel un bit choisi au hasard dans un chromosome est permuté. Elle joue un rôle plutôt secondaire dans les AG et n'est activée qu'occasionnellement. On doit choisir la fréquence à laquelle la mutation se produit. Si on lui associe une probabilité de 0,005, un chromosome aura cinq chances sur mille d'être muté.

La mutation modifie aléatoirement la valeur d'une position d'une chaîne. Elle est utile pour ramener du matériel génétique qui aurait été oublié par les opérateurs de reproduction et de croisement. Certaines implantations vont automatiquement changer la valeur du bit choisi (Goldberg, 1989), d'autres vont générer aléatoirement une nouvelle valeur de bit, ce qui n'entraîne à l'occasion aucune mutation (Davis, 1991). Soit la chaîne  $A = 0101100$ . Après mutation, nous pouvons obtenir la chaîne suivante  $A' = 0111100$ . La valeur du troisième bit a été modifiée.

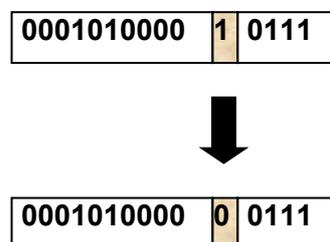


Figure III.7 exemple d'une mutation

### III.5.5 Critère d'arrêt

Tous les algorithmes itératifs ont besoin un critère pour les n'entrer pas dans une boucle infinie .Celui-ci peut être formulé de différentes façons parmi les quelles nous pouvons citer :

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

### III.6 Applications des AG

Les AG sont largement utilisés sur tout pour :

- Optimisation de fonctions numériques difficiles
- Traitement d'images
- Optimisations d'emplois du temps
- Contrôle de systèmes industriels

### III.7 Exemple élémentaire

Comme un exemple on va faire la minimisation d'une simple fonction définie par deux variables.

Soit le problème de minimisation suivant :

$$\min f(x) = 100 * (x_1)^2 - (x_2)^2 + (1 - x_1)^2$$

Les contraintes d'inégalité non linéaires

$$\begin{cases} x_1 \cdot x_2 + x_1 - x_2 + 1.5 \leq 0 \\ 10 - x_1 \cdot x_2 \leq 0 \end{cases}$$

Les marges

$$\begin{cases} 0 \leq x_1 \leq 1 \\ 0 \leq x_2 \leq 13 \end{cases}$$

- Pour résoudre ce problème nous utilisons le GAtool de Malab 7.4.
- Au début la création de fonction fitness et fonction de contrainte.
- Premièrement création de fonction fitness en M-file sur le nom de *fitness* comme suit :

```
function y = fitness(x)
    y = 100*(x(1)^2 - x(2))^2 + (1 - x(1))^2;
```

- En suite la création en M-file la fonction de contrainte sur le nom de *contrainte* :

```
function [c, ceq] = contrainte(x)
    c = [1.5 + x(1)*x(2) + x(1) - x(2), -x(1)*x(2) + 10];
    ceq = [];
```

- Après on ouvre l'interface de GAtool et on remplit comme suit :

Objective Function = @ fitness;

Number of variables = 2;

Lower bound = [0 0];

Upper bound = [1 13];

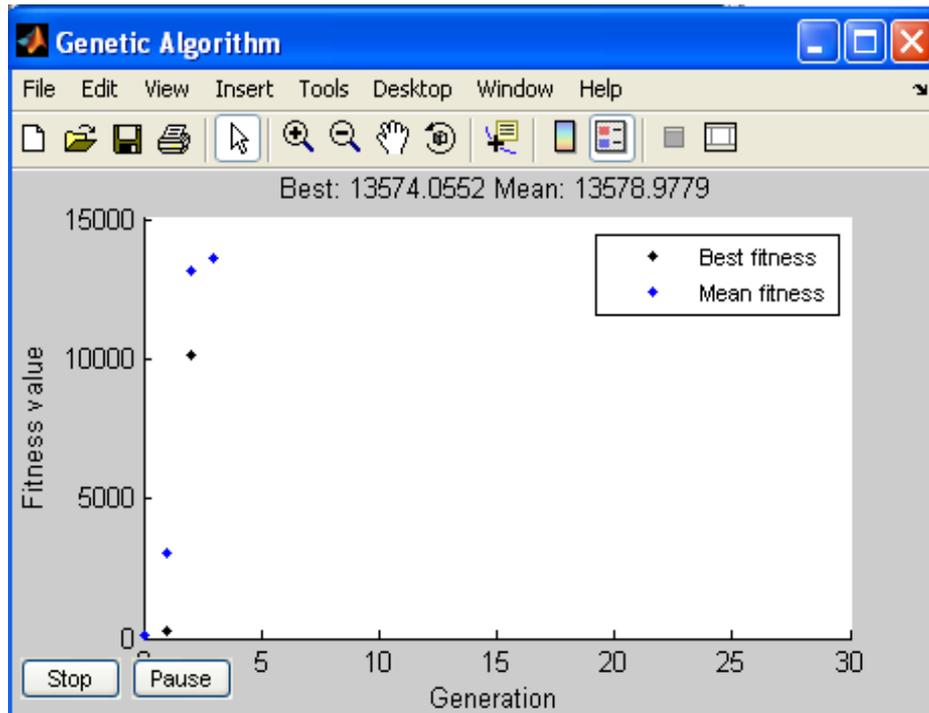
Constraint Function = @ contrainte

Les résultats sont :

$x_1 = 0.8122$  ;  $x_2 = 12.3122$  ;

$y = 1.3574e+004$  ;

- Si nous allons cocher dans la barre de « plot » sur « best fitness », la courbe obtenue est dans la figure III.8.



**Figure III.8** les valeurs fitness et moyens obtenus par les AG

### III.8 Conclusion

Dans ce chapitre on a abordé d'une manière non très détaillé le principe des algorithmes génétiques, ce type des algorithmes permet de traiter la majorité des problèmes d'optimisation qui sont insoluble par les techniques d'optimisation classique.

Ainsi nous avons donné la solution d'un exemple mathématique par le toolbox du Matlab 7.4 (GAtool).

## IV.1 Introduction

Dans la littérature plusieurs algorithmes d'optimisation ont été proposés pour résoudre le problème de dispatching économique, nous citons par exemples : les algorithmes génétiques (GA), l'essaim de particules (PSO), le tabou search (TS), le recuit simulé (SA), ainsi que une grande catégorie des méthodes hybrides.

Dans ce chapitre, l'algorithme génétique introduit dans le tool box du Matlab est utilisé pour résoudre le problème du dispatching économique. Des réseaux tests standard ont été utilisés pour valider l'efficacité des algorithmes génétiques.

## IV.2 Initiation au GAtool du MATLAB

Cette première partie est consacré à donné une initiation de base sur le tool box du MATLAB contenant les algorithmes génétiques. Les étapes suivantes donnent une idée sur l'utilisation du tool box associe aux algorithmes génétiques (GAtool).

### Etape1: L'ouverture de GAtool

Tapez le mot gatool ou bien cliquer sur Start → toolboxes → Genetic Algorithm and Direct search → Genetic Algorithm tool (gatool). La figure 4.1 représente l'interface générale de GAtool. Cette interface est composée de trois parties coordonnées:

**Partie A :** Description détaillée de la fonction objective et le mode d'affichage des résultats.

**Partie B :** Réglage détaillés des operateurs liées à la formulation de l'algorithme génétique.

**Partie C :** l'aide généralisé permettant à l'utilisateur à bien utilisé les différentes fonctionnalités du GAtool.

La figure IV.2 illustre le schéma bloc des différentes fonctionnalités de GAtool.

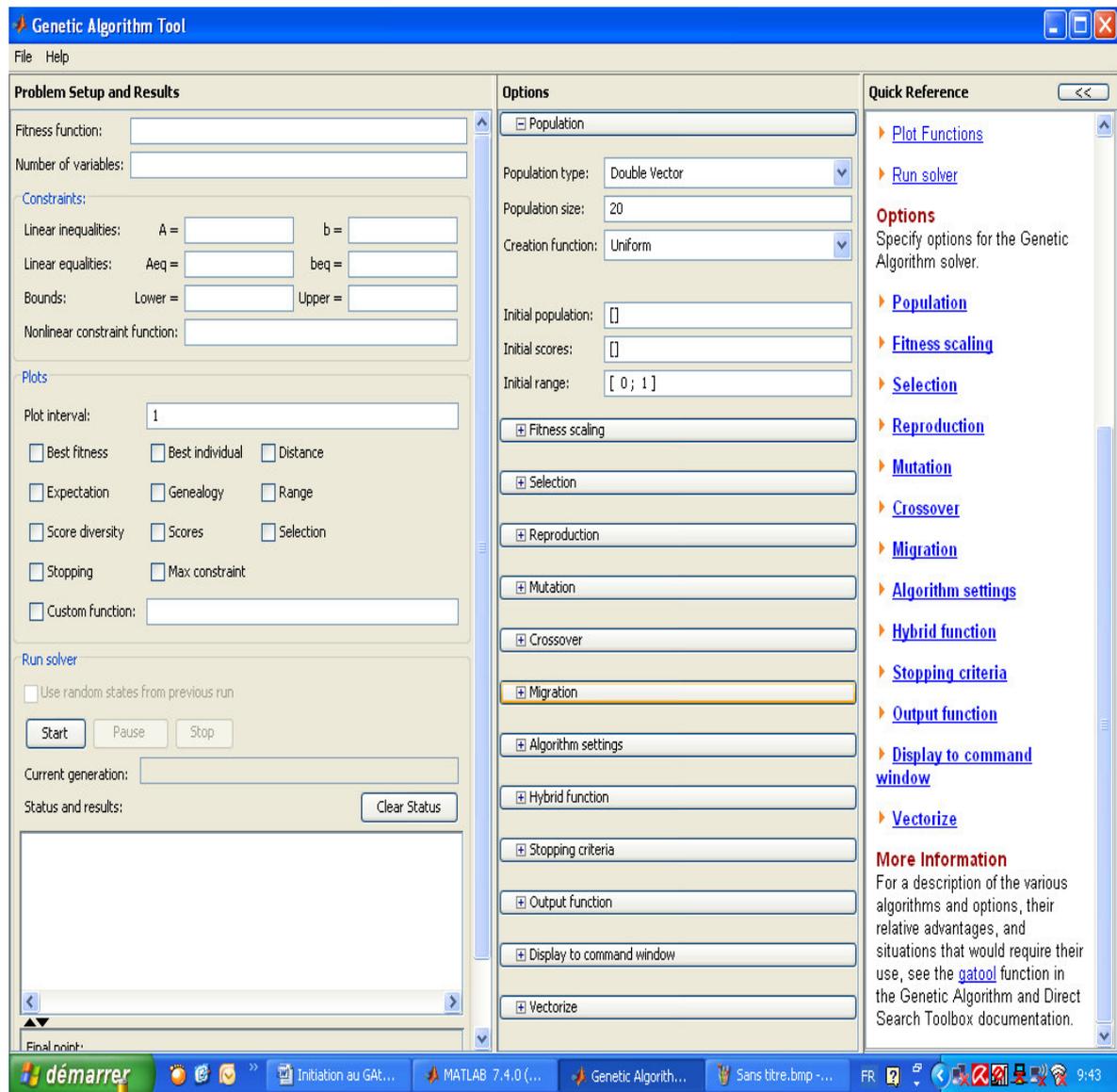
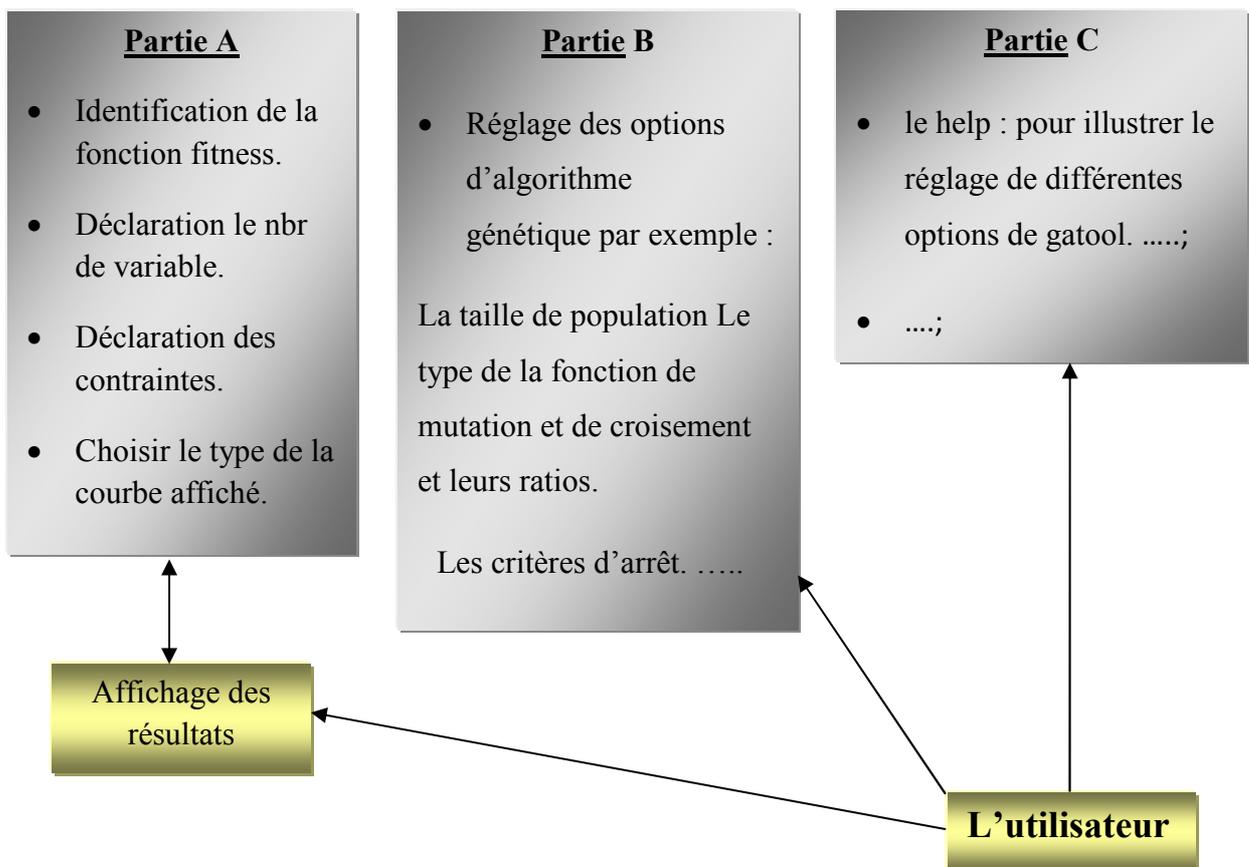


Figure IV.1 Interface générale de GAtool

## IV.2.1 Description de gatool du MATLAB

Le schéma bloc de figure IV.2 représente d'une manière globale une description générale de gatool du MATLAB 7.4.



**Figure IV.2** Schéma bloc des différentes fonctionnalités de GAtool

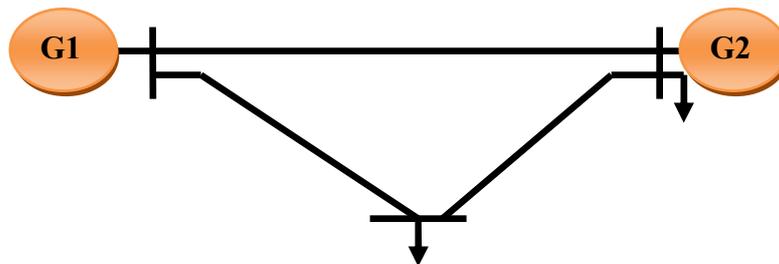
Les figures IV.1 et IV.2 représentent le mode d'utilisation de GAtool de MATLAB 7.4, dans la partie A nous déclarons les différents caractères de la fonction fitness à optimiser à partir un fichier M-file, le nombre de variable de cette fonction et les contraintes d'égalité et d'inégalité. Dans la même partie nous avons le choix de type d'allure affiché comme la valeur optimale en fonction de nbr de génération et la distance entre les individus...

La partie B offre la possibilité de réglage de différents opérateurs des algorithmes génétiques comme le type de la fonction de mutation et de croisement et leurs ratios et autres options.

La partie C est destinée à aider l'utilisateur en donnant les informations sur les différentes fonctions intégrée dans GAtool.

## IV.2.2 Exemple de démonstration

Le premier réseau test utilisé se compose de trois jeux de barres comme indiqué dans la figure IV.3.



**Figure IV.3** schéma unifilaire de réseau de 3JB

Les données de ce réseau sont dans le tableau IV.1:

**Tableau IV.1** Caractéristiques techniques du réseau 3 JB

	a	b	c	Pmin	Pmax
F(1)	100	1.5	0.006	135	195
F(2)	130	2.1	0.009	70	145

- Pour résoudre ce problème nous utilisons le GAtool de MATLAB 7.4 en suivant les étapes suivantes :
  1. La première étape consiste à créer la fonction fitness en utilisant l'éditeur du Matlab (M-file) sous le nom de '*fitness*' et la même chose pour la fonction qui représente les contraintes.
  2. La deuxième étape consiste à introduire les limites des puissances active des unités de production 'min' et 'max'.

3. La troisième étape consiste avec le choix des options liées avec les paramètres de l'algorithme génétique tels que la valeur du crossover, la mutation, la population et le nombre de génération...
4. La dernière étape consiste à lancer le programme en appuyant sur le bouton : 'Start'.

Ces étapes sont bien illustrées dans la figure IV.4.

```
function y =simple_fitness (pg)
f (1)= 0.006*pg(1)^2+1.5*pg(1)+100
f (2)= 0.009*pg(2)^2+2.1*pg(2)+130
y=f (1) +f (2)
```

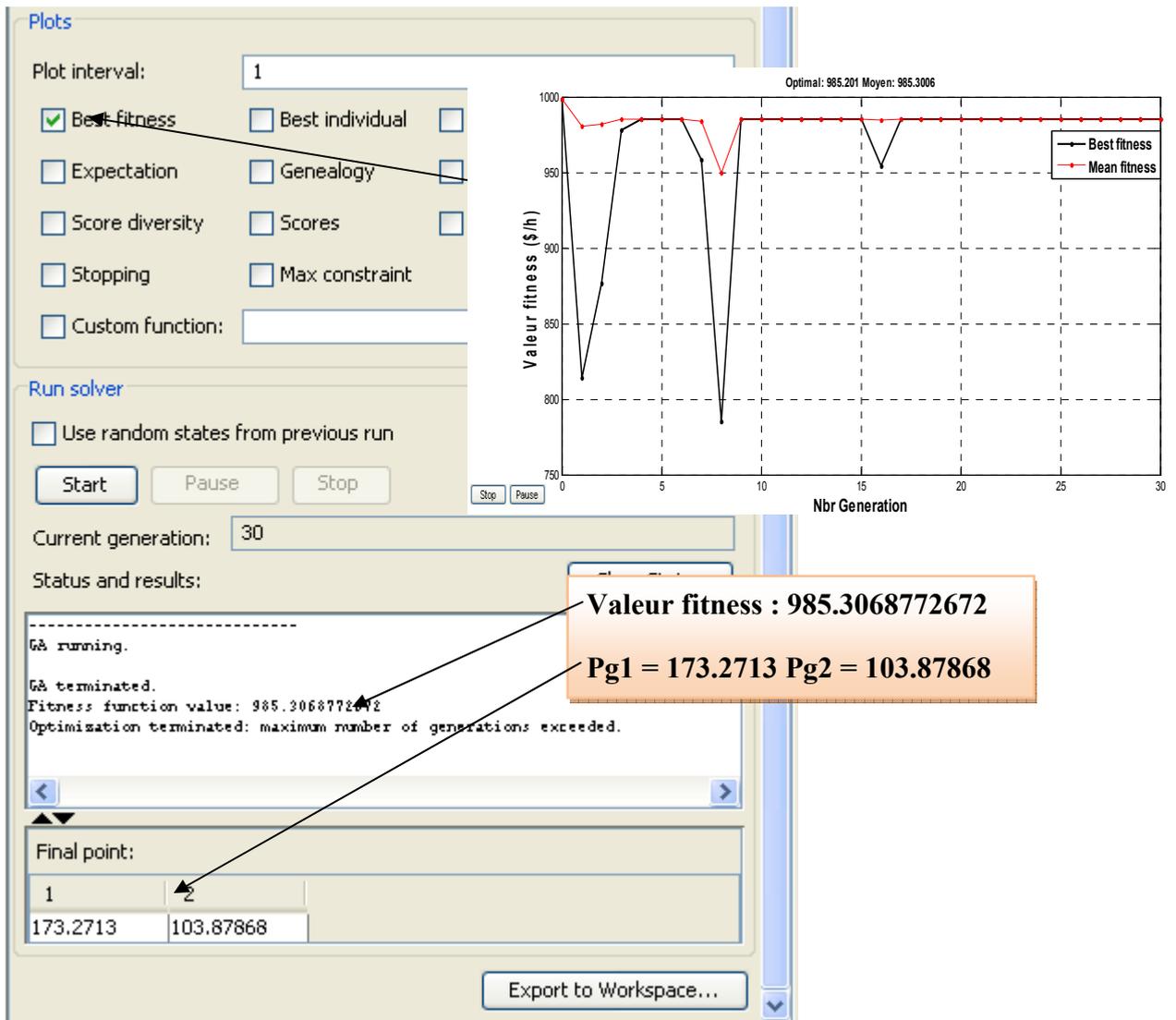
**Le nbr de variable**

**Contraintes d'égalité**

```
function [c, ceq] = simple_constraint (pg)
c=[] ;ceq=[pa(1)+ pa(2)-277.15];
```

The screenshot shows the 'Genetic Algorithm Tool' window. The 'Problem Setup and Results' section is active. The 'Fitness function' is set to '@simple\_fitness'. The 'Number of variables' is set to 2. Under 'Constraints', the 'Bounds' section shows 'Lower' as [135 70] and 'Upper' as [195 145]. The 'Nonlinear constraint function' is set to '@simple\_constraint'. The 'Plots' section has 'Best fitness' checked. The 'Run solver' section has 'Start' button highlighted.

**Figure IV.4** Déclaration de la fonction objective et les contraintes dans le GAtool.



**Figure IV.5** La partie d'affichage des résultats dans le GAtool.

La figure IV.5 représente la partie d'affichage des résultats dans la partie A de GAtool, cette partie comporte plusieurs commande tels que :

- *Best fitness* : pour afficher les courbes de valeurs fitness et de valeurs moyennes des individus.
- *Best individual* : afin d'illustrer les meilleurs individus dans chaque génération.
- ...

## IV.3 Réseaux Tests

### IV.3.1 Réseau électrique de 9 jeux de barres

Au départ, un simple réseau électrique de 9 jeux de barres est utilisé. Ce réseau test est constitué de 6 lignes électriques, 3 générateurs, 3 transformateurs et 3 charges (figure IV.5).

Les données des jeux des barres de ce réseau figurent dans le tableau IV.1 sachant que la valeur initiale pour tous les niveaux de tension des jeux de barres est 1.0 p.u entre limite min.0.9 p.u. et limite max.1.1 p.u. et les angles de phase ont une valeur 0.0°. Le tableau IV.2 montre les données de ces trois générateurs interconnectés et le tableau IV.3 visualise les données des lignes et des transformateurs. Notions que la résistance R, la réactance X et la susceptance B ainsi que le niveau de tension des jeux de barres sont donnés en unité relative. La puissance et la tension de base utilisées valent respectivement 100MVA et 345.0KV.

Notre but dans cette première partie est de tester l'efficacité de l'algorithme génétique intégré dans le Toolbox du Matlab, c'est-à-dire analyser la solution du problème de dispatching économique en fonction des paramètres de l'algorithme génétique tel que le nombre de génération, et la taille de la population.

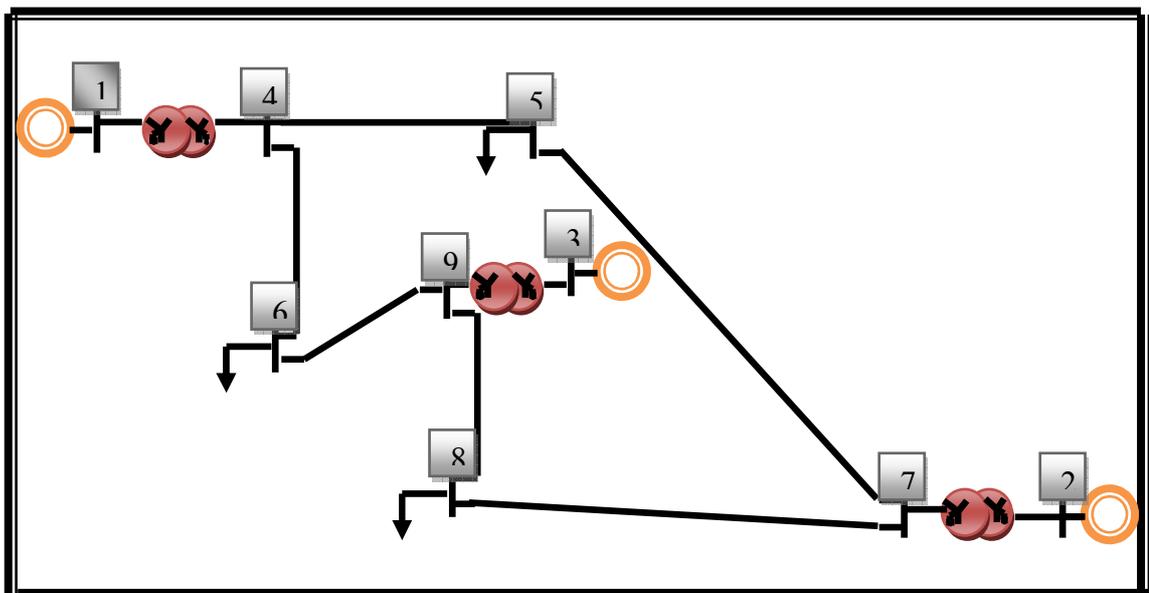


Figure IV.6 Topologie du réseau test IEEE 9\_bus

**Tableau IV.2** Caractéristiques des jeux de barres du réseau électrique IEEE 9\_bus

Bus	Type	Pd (Mw)	Qd (Mvar)
1	Ref	0.0	0.0
2	PV	0.0	0.0
3	PV	0.0	0.0
4	PQ	0.0	0.0
5	PQ	125.0	50
6	PQ	90.0	30.0
7	PQ	0.0	0.0
8	PQ	100.0	35.0
9	PQ	0.0	0.0

**Tableau IV.3** Caractéristiques des générateurs du réseau IEEE 9\_bus

JB	Pg (MW)	Qg (Mvar)	Qmax (Mvar)	Qmin (Mvar)	Pmax (MW)	Pmin (MW)	c (\$/MW <sup>2</sup> hr)	b (\$/MWhr)	a (\$/hr)
1	0.0	0.0	300.0	-300.0	250.0	10.0	0.1100	5.0	150
2	163.0	0.0	300.0	-300.0	300.0	10.0	0.085	1.2	600
3	85.0	0.0	300.0	-300.0	270.0	10.0	0.1225	1.0	335

Tableau IV.4 Données des lignes et des transformateurs du réseau IEEE 9\_bus

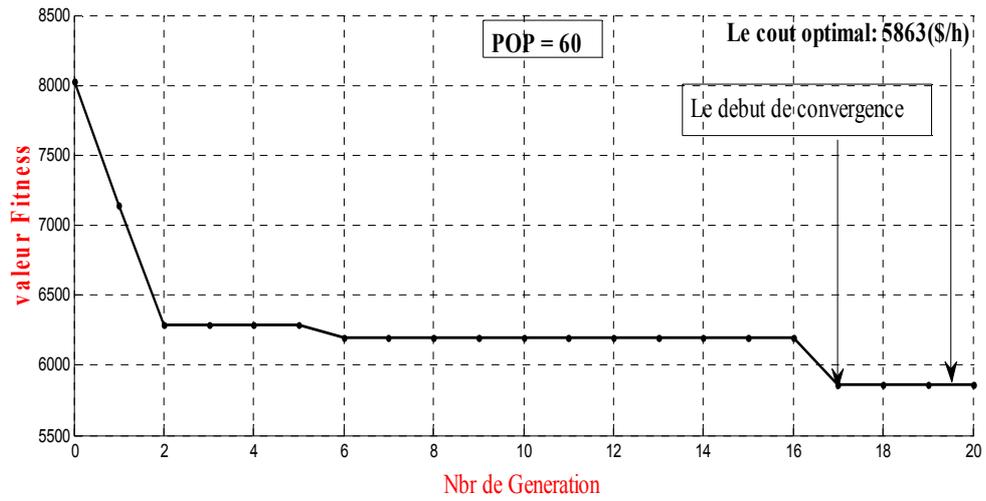
From	To	r (p.u)	X (p.u)	b (p.u)
1	4	0.0000	0.0567	0.000
4	6	0.017	0.0576	0.158
6	9	0.0390	0.1700	0.358
3	9	0.0000	0.0586	0.000
8	9	0.0119	0.1008	0.209
7	8	0.0085	0.0720	0.149
7	2	0.0000	0.0625	0.000
5	7	0.0320	0.0000	0.306
4	5	0.0100	0.0850	0.176

### a Impact du nombre de génération

Afin d'analyser l'influence du nombre de génération sur le résultat final des algorithmes génétiques on va faire un test sur le réseau test standard IEEE 9\_bus.

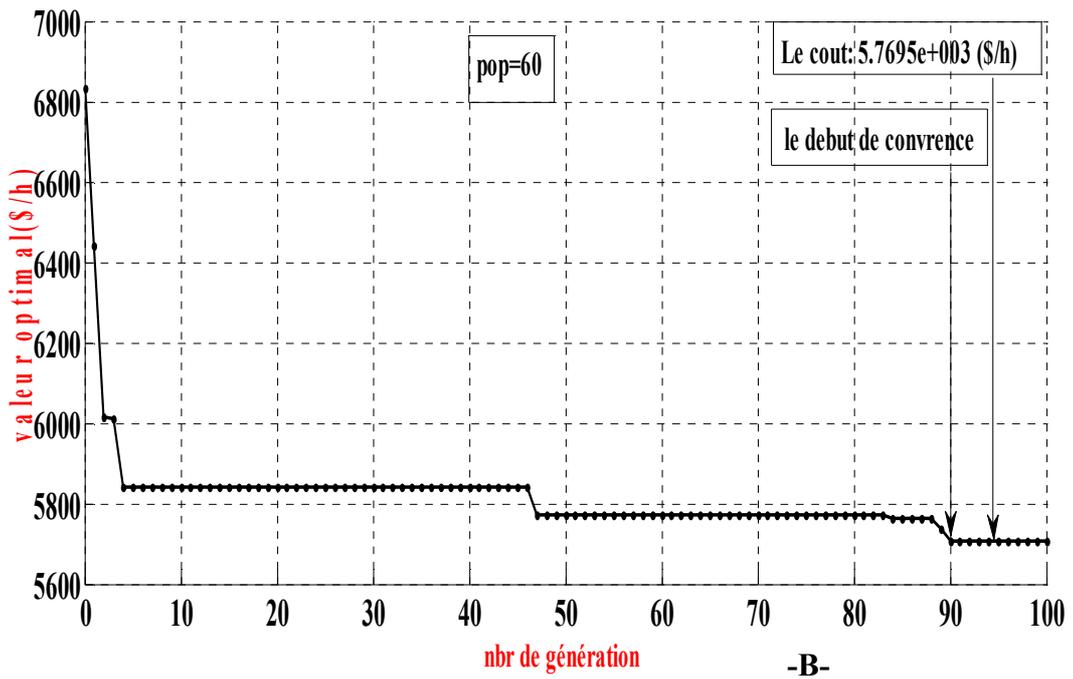
- **Le premier test:** le nombre de génération est 20.
- **Le deuxième test:** le nombre de génération est 60.
- **Le troisième test:** le nombre de génération est 100.

Les résultats obtenus sont représentés dans les figures suivantes :

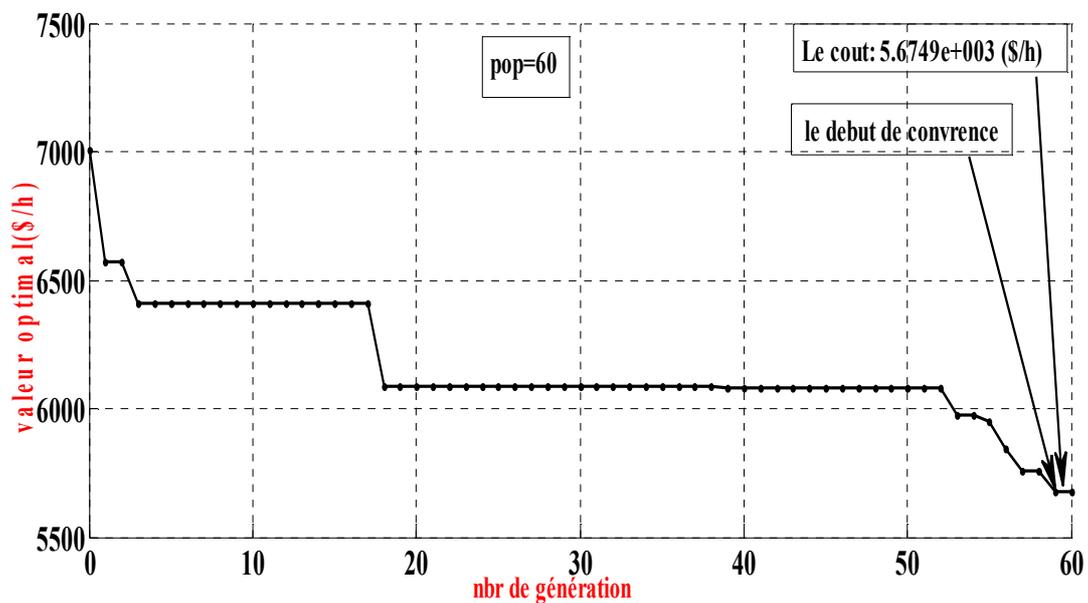


Stop Pause

-A-



-B-



-C-

**Figure IV.7** Convergence de l'AG, pour différents nombre de génération (réseau test IEEE 9\_bus)

La figure IV.6 illustre la convergence des AG de différents nombres de génération, les résultats obtenus (cout minimal) sont présentés dans le tableau suivant :

**Tableau IV.5** Influence du nombre de génération des AG sur le coût optimal.

	Cas 1	Cas 2	Cas 3
Nbr de génération	20	60	100
La taille de population	60	60	60
Le cout (\$/h)	5863	5649	5779.5
Le début de convergence	Après 16 générations	Après 58 générations	Après 90 générations

Dans notre cas on remarque que si nous modifions le nombre de génération il n'y a pas une influence suffisante sur la valeur optimale.

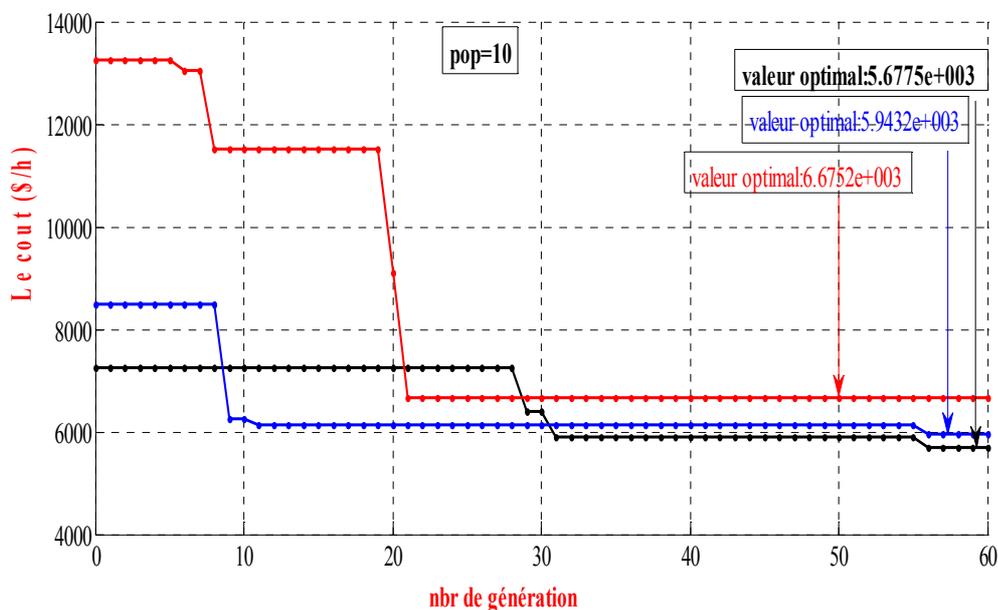
On peut conclure que la meilleur valeur du nombre de générations dans notre cas est 60 générations du point de vue le temps d'exécution et la vitesse de convergence.

## b Impact de la taille de population

Pour déduire l'influence de la diversité de la population nous allons faire plusieurs applications sur le réseau test de 9 jeux de barres.

- **La première application:** la taille de la population est de 10.
- **La deuxième application:** la taille de la population est de 60.
- **La troisième application:** la taille de la population est de 110.

Les résultats obtenus sont représentés dans les figures suivantes :



-A-

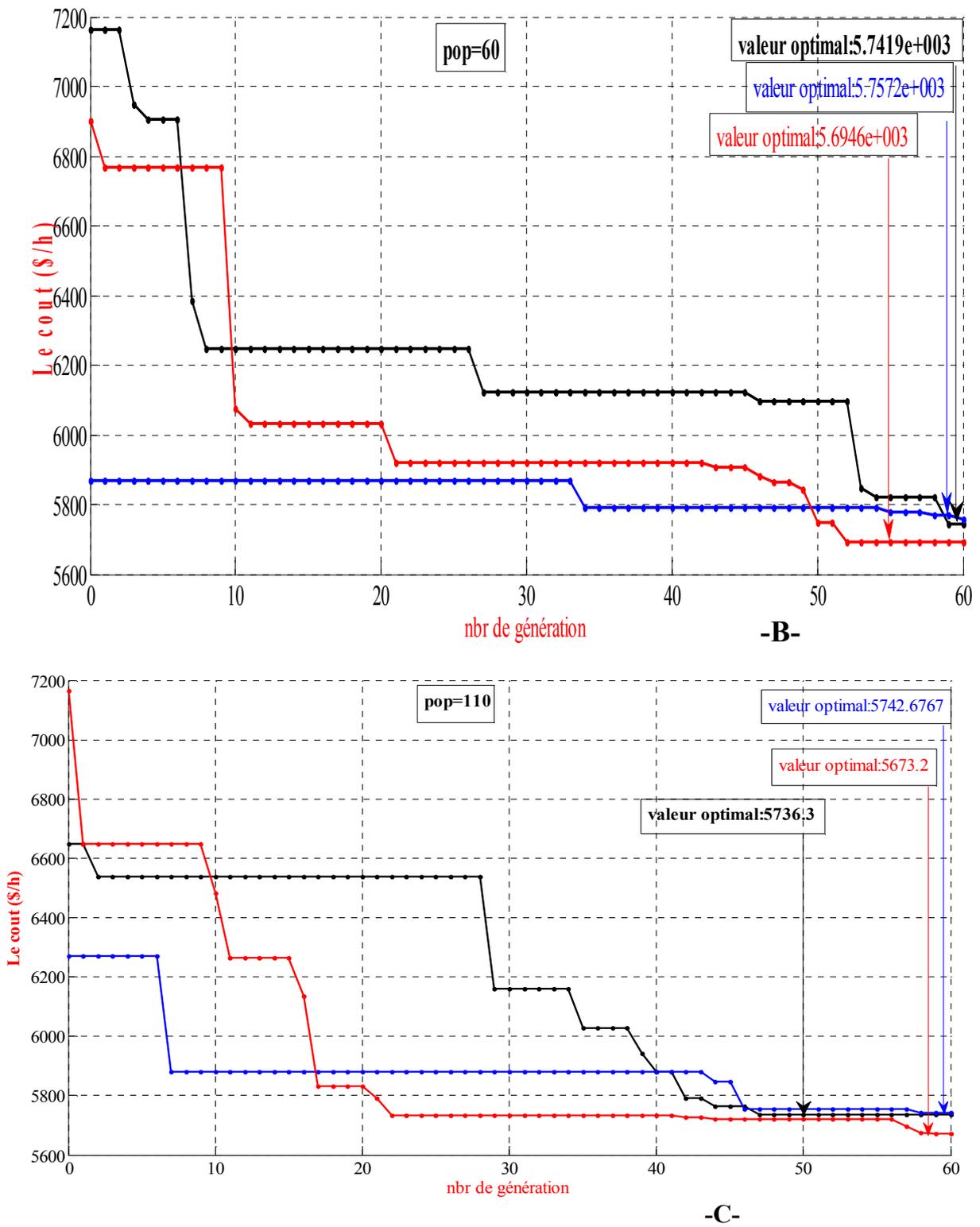


Figure VI.8 Convergence de l'AG, pour différents nombre de génération (réseau test

IEEE 9\_bus)

Les résultats obtenus sont illustrés dans le tableau VI.5 :

**Tableau VI.6** Influence du nombre de génération des AG sur la valeur du coût optimal

	Cas 1			Cas 2			Cas 3		
	test1	test 2	test 3	test 1	test 2	test 3	test 1	test 2	test 3
Nbr de génération	60	60	60	60	60	60	60	60	60
La taille de population	10	10	10	60	60	60	110	110	110
Le cout (\$/h)	5677	5643	6675	5741	5757	5946	5736	5673	5742

On remarque que tous les valeurs du cout obtenus sont presque les mêmes à partir de la population 60. Cela nous ramène à tirer la conclusion suivante.

- On peut dire que la taille optimale de la population dans notre exemple est 60 générations de point de vue le temps d'exécution et la vitesse de convergence.

### IV.3.2 Réseau électrique de 30 jeux de barres

Le deuxième réseau test utilisé pour résoudre le problème de dispatching économique est un réseau test standard IEEE 30\_bus, qui représente une portion du système de puissance électrique américain (Midwestern) daté de 1961. Ce réseau électrique est constitué de 30 jeux de barres et 6 générateurs (aux jeux de barres n=° 1, 2, 5, 8,11, et 13) injectant leurs puissances à un système alimentant 20 charges à travers 41 lignes de transport (Figure VI.8).

La tension de base est de 135 KV.

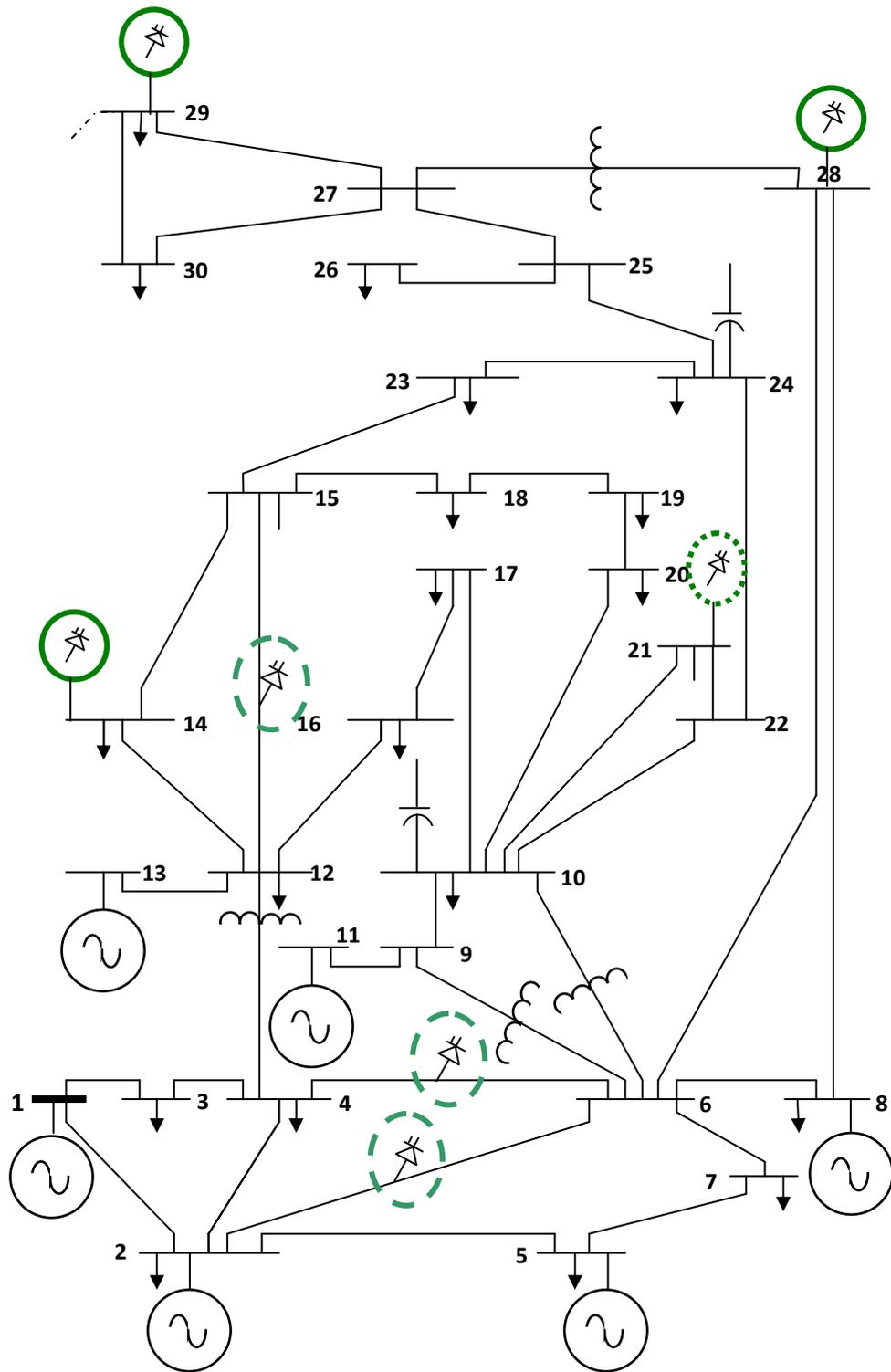


Figure VI.9 Schéma unifilaire du réseau électrique IEEE 30 bus.

Les données des jeux des barres de ce réseau figurent dans le tableau IV.2, Les caractéristiques techniques des jeux de barres de ce réseau sont présentées dans le tableau IV.6

**Tableau IV.7** Données de réseau de 30 JB

No	type	Mag.	Deg.	Load (MW)	Load (Mvar)	No	type	Mag.	Deg.	Load (MW)	Load (Mva)
1	Ref	1.06	0.00	0.0	0.0	16	PQ	1.00	0.00	3.5	1.8
2	PV	1.00	0.00	21.70	12.7	17	PQ	1.00	0.00	9.0	5.8
3	PQ	1.00	0.00	2.4	1.2	18	PQ	1.00	0.00	3.2	0.9
4	PQ	1.06	1.06	7.6	1.6	19	PQ	1.00	0.00	9.5	3.4
5	PV	1.00	0.00	94.2	19.0	20	PQ	1.00	0.00	2.2	0.7
6	PQ	1.00	0.00	0.00	0.00	21	PQ	1.00	0.00	17.5	11.2
7	PQ	1.00	0.00	22.8	10.9	22	PQ	1.00	0.00	0.00	0.00
8	PV	1.00	0.00	30.0	30.0	23	PQ	1.00	0.00	3.2	1.6
9	PQ	1.00	0.00	0.00	0.00	24	PQ	1.00	0.00	8.7	6.7
10	PQ	1.00	0.00	5.8	12.0	25	PQ	1.00	0.00	0.00	0.00
11	PV	1.00	0.00	0.00	0.00	26	PQ	1.00	0.00	3.5	2.3
12	PQ	1.00	0.00	11.2	7.5	27	PQ	1.00	0.00	0.00	0.00
13	PQ	1.00	0.00	0.00	0.00	28	PQ	1.00	0.00	0.00	0.00
14	PQ	1.00	0.00	6.2	1.6	29	PQ	1.00	0.00	2.4	0.9
15	PQ	1.00	0.00	8.2	2.5	30	PQ	1.00	0.00	10.6	1.9

**Tableau IV.8** Caractéristiques techniques des lignes : Réseau test IEEE 30\_bus

From	To	R	X	B/2	From	To	R	X	B/2
1	2	0.02	0.06	0.03	15	18	0.11	0.22	0.00
1	3	0.05	0.19	0.02	18	19	0.06	0.13	0.00
2	4	0.06	0.17	0.02	19	20	0.03	0.07	0.00
3	4	0.01	0.04	0.00	10	20	0.09	0.21	0.00
2	5	0.05	0.2	0.02	10	17	0.03	0.08	0.00
2	6	0.06	0.18	0.02	10	17	0.03	0.07	0.00
4	6	0.01	0.04	0.00	10	22	0.07	0.15	0.00
5	7	0.05	0.12	0.01	21	22	0.01	0.02	0.00

6	7	0.03	0.08	0.01	15	23	0.10	0.20	0.00
6	8	0.02	0.04	0.00	22	24	0.12	0.18	0.00
6	9	0.00	0.21	0.00	23	24	0.13	0.27	0.00
6	10	0.00	0.56	0.00	24	25	0.19	0.33	0.00
9	11	0.00	0.21	0.00	25	26	0.25	0.38	0.00
9	10	0.00	0.11	0.00	25	27	0.11	0.21	0.00
4	12	0.00	0.26	0.00	28	27	0.00	0.40	0.00
12	13	0.00	0.14	0.00	27	29	0.22	0.42	0.00
12	14	0.12	0.26	0.00	27	30	0.32	0.60	0.00
12	15	0.07	0.13	0.00	29	30	0.24	0.45	0.00
12	16	0.09	0.2	0.00	8	28	0.06	0.20	0.02
14	15	0.22	0.2	0.00	6	28	0.02	0.06	0.01
16	17	0.08	0.19	0.00					

### IV.3.2.1 Dispatching Economique sans Pertes

Dans cette première partie, l'algorithme génétique est appliqué pour résoudre le problème de dispatching économique sans pertes, l'objectif principal est de vérifier la convergence de l'algorithme génétique.

**Tableau IV.9** Répartition optimales des puissances générées : Sans pertes IEEE

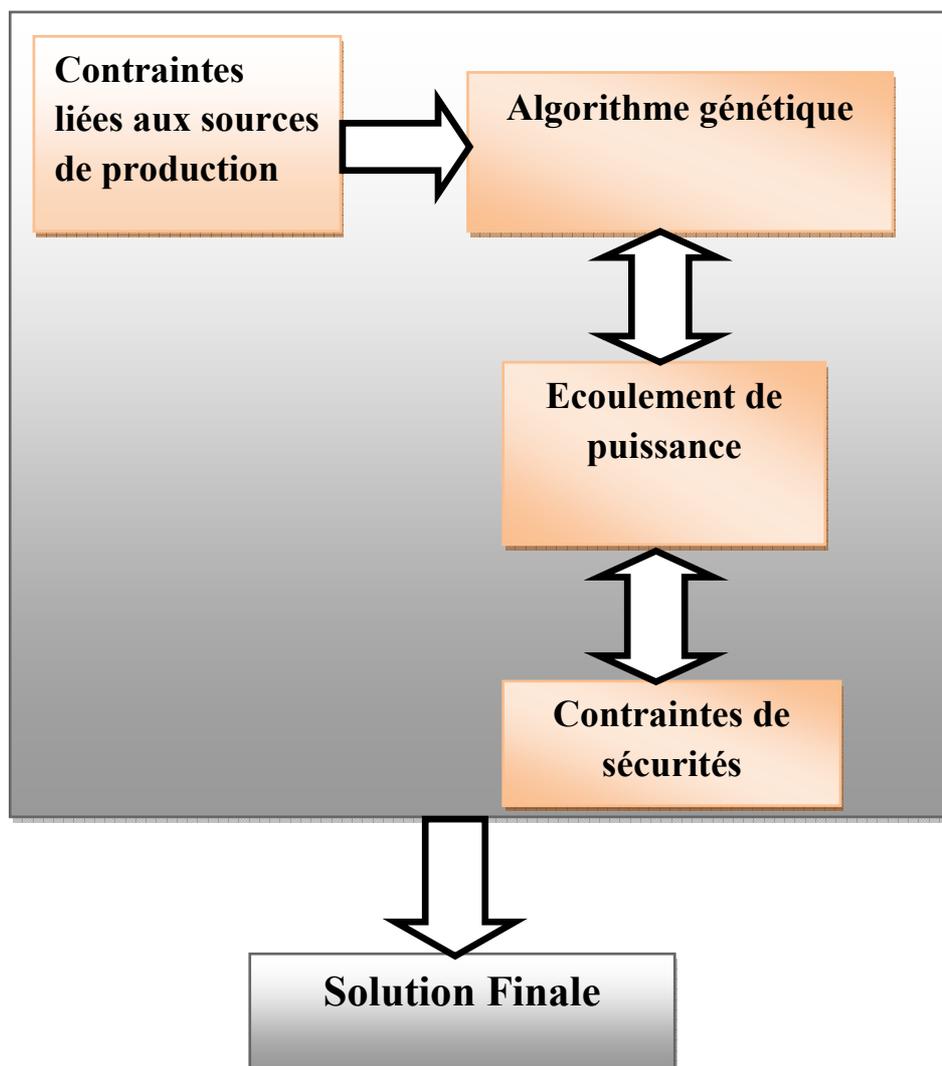
30\_bus.

	Pg1(MW)	Pg2(MW)	Pg3(MW)	Pg4(MW)	Pg5(MW)	Pg6(MW)	Coût (\$/h)
<b>Test 2</b>	150.9003	57.7959	23.4059	23.3636	12.7586	15.1771	<b>722.00</b>

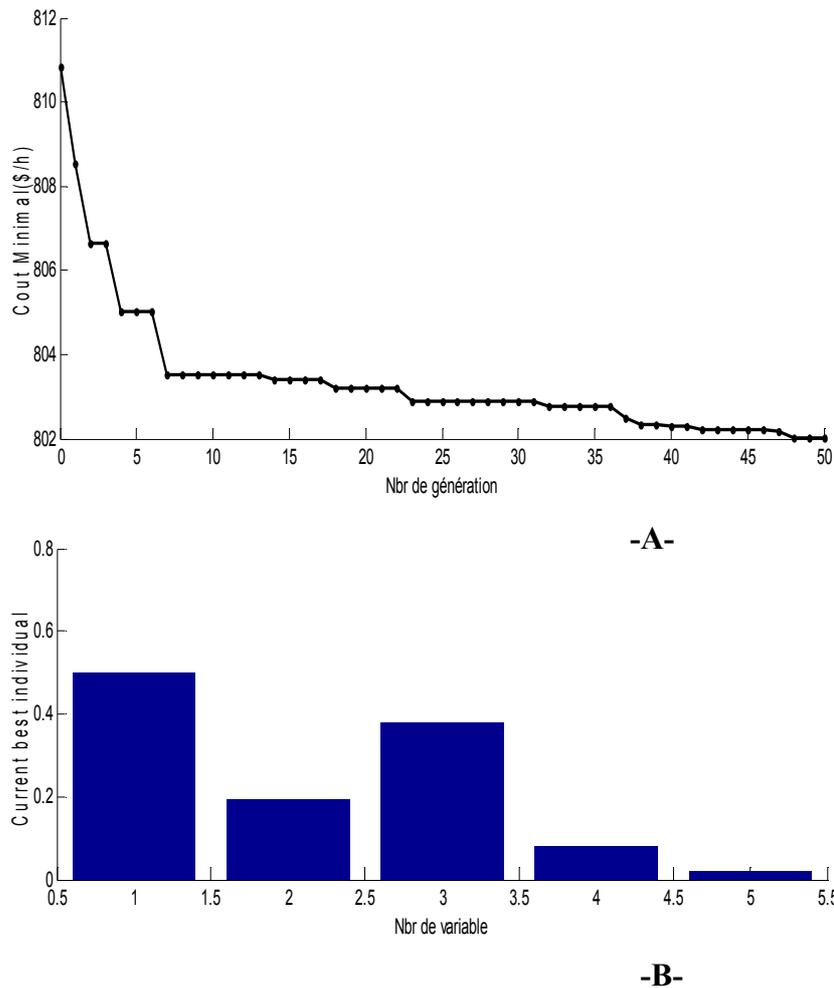
Le tableau IV.8 représente la répartition optimale des puissances générées ainsi que le coût total pour différentes exécution. On remarque que le bilan de puissance (contrainte d'égalité) est vérifié, les contraintes des puissances actives générées sont dans leurs limites admissibles.

## IV.3.2.2 Dispatching Economique avec Pertes

Le schéma de la figure suivante illustre le programme simplifié proposé pour tenir en considération les contraintes de sécurité. Un programme de l'écoulement de puissance basé sur la méthode de Newton-Raphson, est intégré dans le programme principal, pour vérifier et adapter la vectrice solution initiale (répartition optimale de puissances générées) avec les contraintes de sécurité, liées avec les tensions aux niveaux de jeux de barres, la limite des puissances transitées.



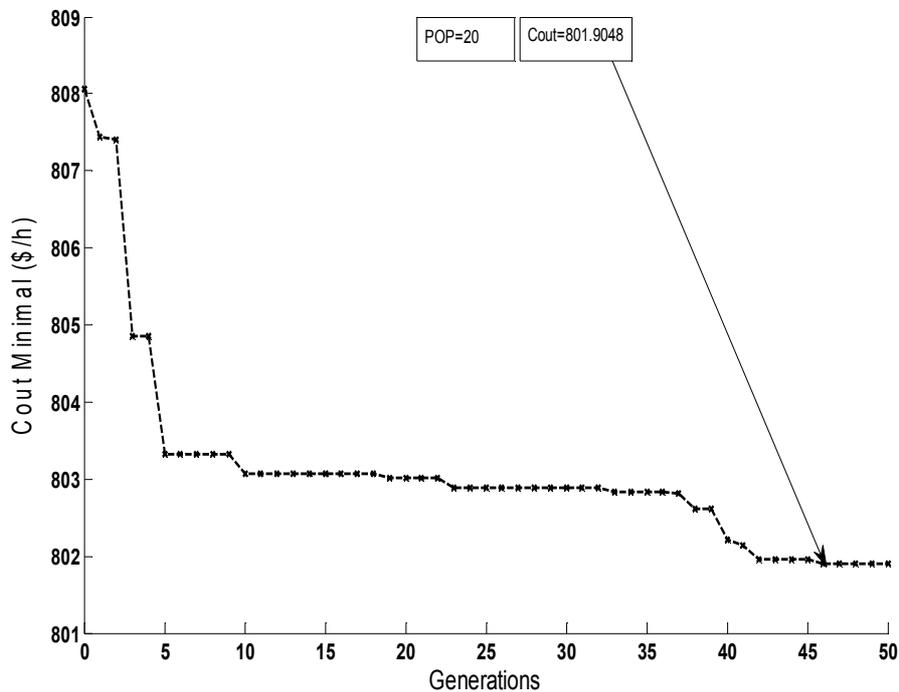
**Figure IV.10** Schéma bloc illustrant la solution du problème de dispatching économique avec considération des contraintes de sécurité.



**Figure VI.11** Convergence de l'AG, pour réseau test IEEE 30\_bus.

La convergence est acquise après 40 générations, la puissance totale générée est de 292.8841MW, avec des pertes de l'ordre de 9.3869MW.

La partie A de la figure VI.10 représente la convergence de fonction cout pendant les itérations (générations) de l'algorithme génétique et dans le partie B le Gatool affiche les meilleurs individus (cout optimal) en fonction du numéro de leur génération.



**Figure VI.12** Valeur de la fonction de coût du réseau IEEE 30 Bus durant le processus de l'AG

Pour obtenir la valeur du coût la plus proche de l'optimum global, il faut exécuter l'algorithme génétique plusieurs fois. Le tableau montre les résultats du cout pour plusieurs tests :

**Tableau VI.10** Puissances actives et couts optimales des générateurs du réseau IEEE 30 Bus

	Pg1 (MW)	Pg2 (MW)	Pg5 (MW)	Pg8 (MW)	Pg11 (MW)	Pg13 (MW)	Cout opt (\$/h)
TEST	177.8659	49.6686	21.2024	21.2180	11.6018	11.3528	801.9048
TEST 1	176.6164	48.4834	21.0710	22.5366	12.0109	12.0561	801.9112
TEST 2	175.9055	48.8152	21.7261	21.9084	11.7901	12.5806	801.9321
TEST 3	176.6486	49.1392	21.5147	20.7785	11.9112	12.8139	801.9504
TEST 4	175.9366	48.7994	21.5838	21.3434	12.9898	12.0717	801.9163

TEST 5	178.2750	48.7720	21.2402	20.2260	11.4328	12.9814	802.0005
TEST 6	176.1686	49.6941	20.8861	20.5136	12.5312	13.0146	802.0110
TEST 7	176.4216	49.2097	21.7304	21.1140	12.0222	12.2810	801.9130

Le vecteur 'TEST' formé par les puissances générées n'est pas optimal parce qu'il ne vérifie pas les contraintes d'inégalité  $P_{g_{min}} \leq P_g \leq P_{g_{max}}$ .

Le vecteur optimal est de l'itération numéro1 (Itéra 1).

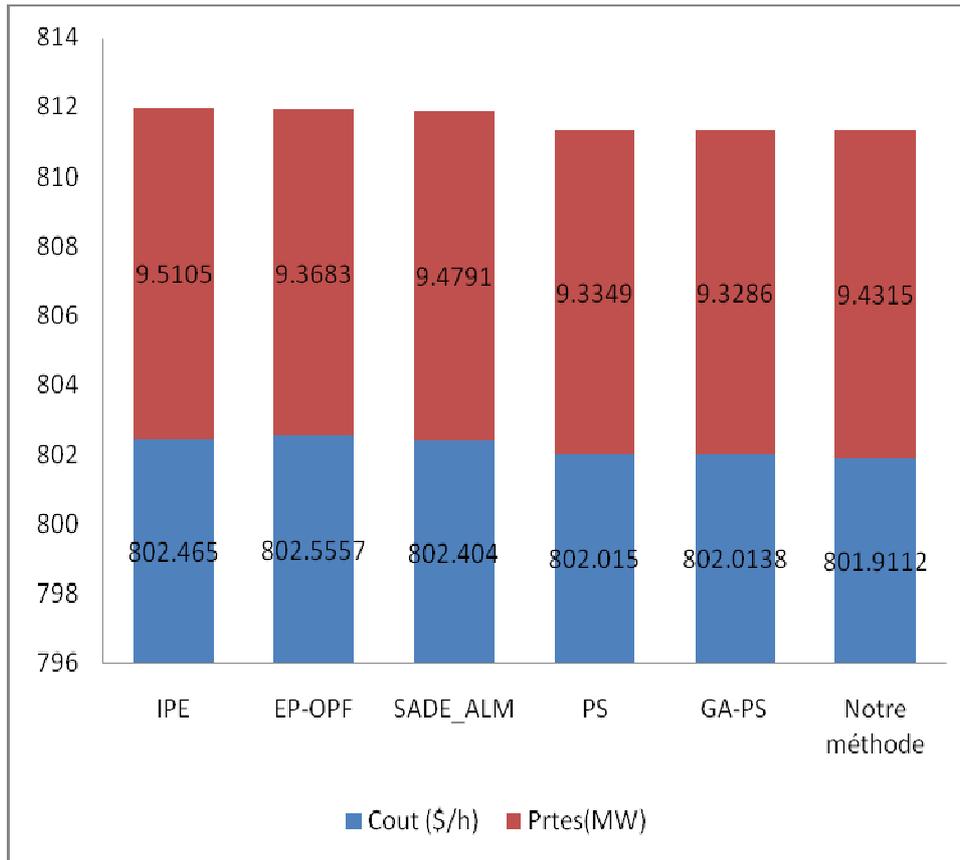
#### IV.3.2.2.1 Comparaison des résultats avec d'autres méthodes

Nous avons comparés les résultats obtenus par le programme développé basé sur le GAtool avec d'autres méthodes d'optimisation globales. Les résultats sont présentés dans le tableau VI.11.

**Tableau VI.11** Comparaison avec d'autres méthodes

	IPE [8]	EP-OPF [8]	SADE_ALM [8]	PS [8]	GA-PS [8]	GA-Matlab-Tools
Pg1 (MW)	176.235	173.8262	176.1522	175.727	75.6627	<b>176.6164</b>
Pg2 (MW)	49.0093	49.998	48.8391	48.6812	48.6413	<b>48.4834</b>
Pg5 (MW)	21.5023	21.386	21.5144	21.4282	21.4222	<b>21.0710</b>
Pg8 (MW)	21.8115	22.63	22.1299	22.8313	22.6219	<b>22.5366</b>
Pg11 (MW)	12.3387	12.928	12.2435	12.0667	12.3806	<b>12.0109</b>
Pg13 (MW)	12.0129	12.00	12.000	12.000	12.000	<b>12.0561</b>
Pertes (MW)	9.5105	9.3683	9.4791	9.3349	9.3286	<b>9.4315</b>
Cout opt (\$/h)	802.465	802.5557	802.404	802.0150	802.0138	<b>801.9112</b>

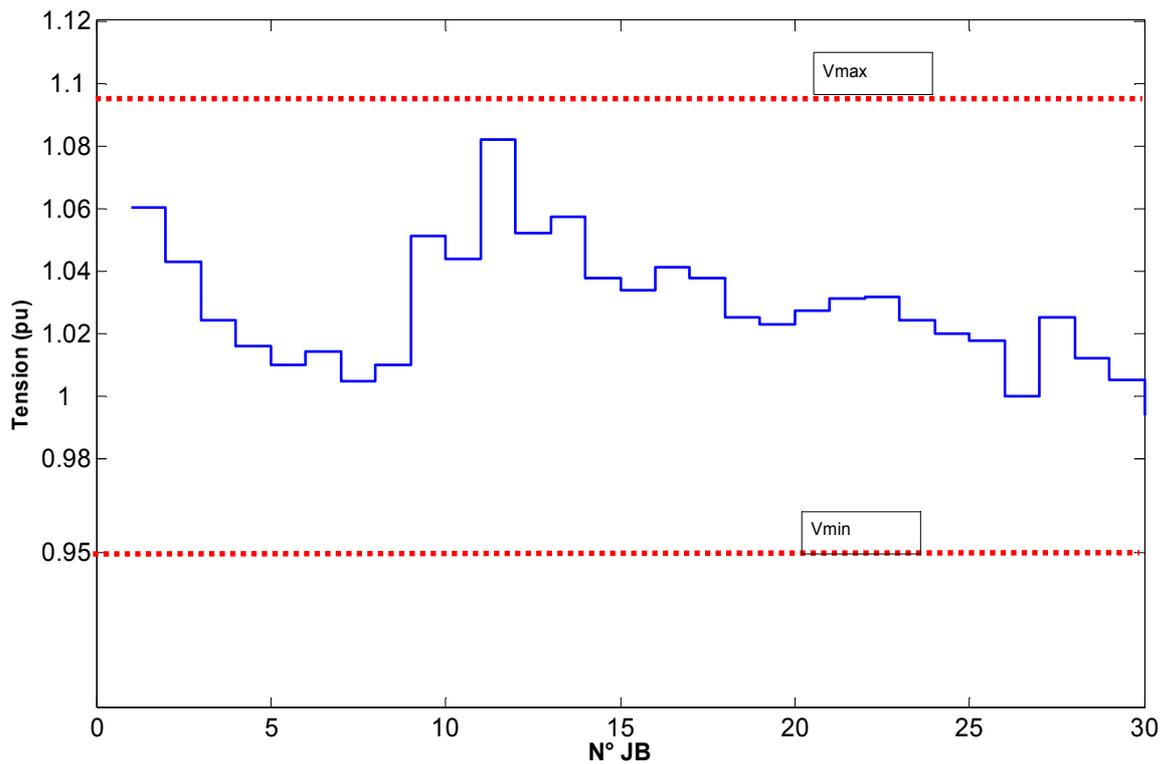
- On peut conclure que les résultats sont acceptables.



**Figure IV.13** Comparaison des résultats : coût et pertes.

### IV.3.2.2.2 Vérification des contraintes de sécurités

Après avoir déterminé le vecteur solution de puissances générées, le programme de l'écoulement de puissance est lancé pour vérifier les tensions aux niveaux des jeux de barres. La figure IV.14 montre les des tensions des jeux de barres, on remarque que les tensions sont dans leurs limites admissibles.



**Figure IV.14** Tension aux niveaux des jeux de barres

### IV.3.2.3 Dispatching économique avec considération de surcharge

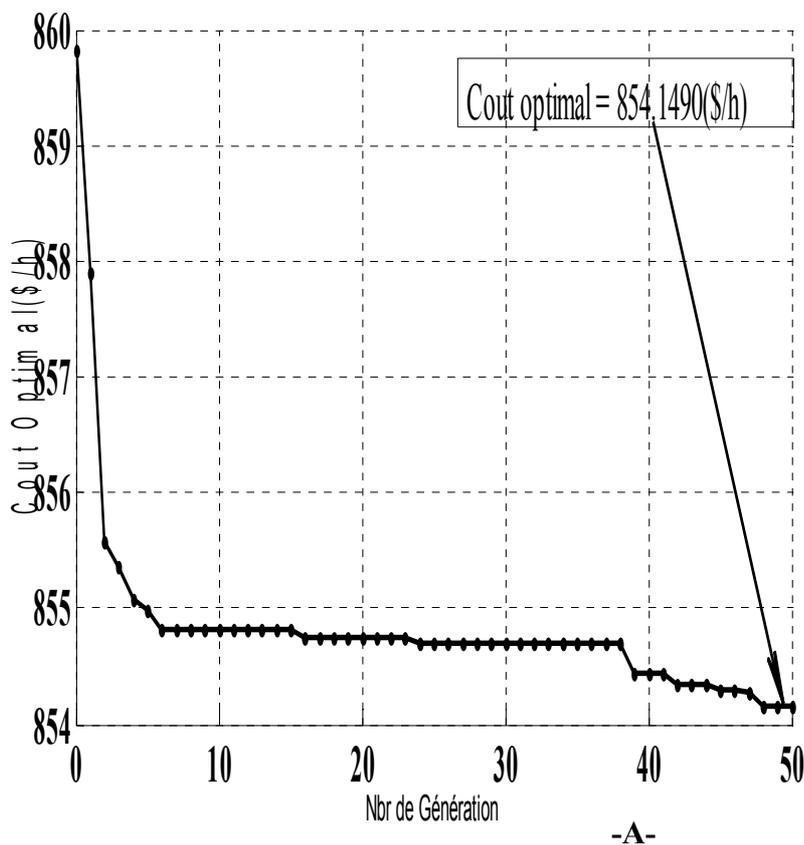
Dans cette partie, on s'intéresse à la solution du problème de dispatching économique avec considération de surcharge, les puissances actives et réactives des jeux de barres sont multiplier par un facteur de surcharge ( $kl$ ). La formulation mathématique de surcharge est donnée par:

$$P_{gi}^{new} = kl \cdot P_{gi}^{old} \tag{VI.2}$$

Test 1: facteur de surcharge:  $kl=1.05$

Tableau VI.12 Puissances actives et coûts optimaux des générateurs du réseau IEEE 30 Bus,  $kl=1.05$

	Pg1 (MW)	Pg2 (MW)	Pg5 (MW)	Pg8 (MW)	Pg11 (MW)	Pg13 (MW)	Cout opt (\$/h)
TEST 1	184.5478	50.8118	22.1685	25.5355	12.4036	12.3575	854.1490
TEST 2	182.1265	50.1352	22.2526	27.7511	12.8850	12.4502	854.1799
TEST 3	183.6748	50.9013	21.9945	25.5308	13.0936	12.5702	854.1221
TEST 4	183.8042	50.9686	21.9337	25.2917	13.3640	12.4157	854.1217



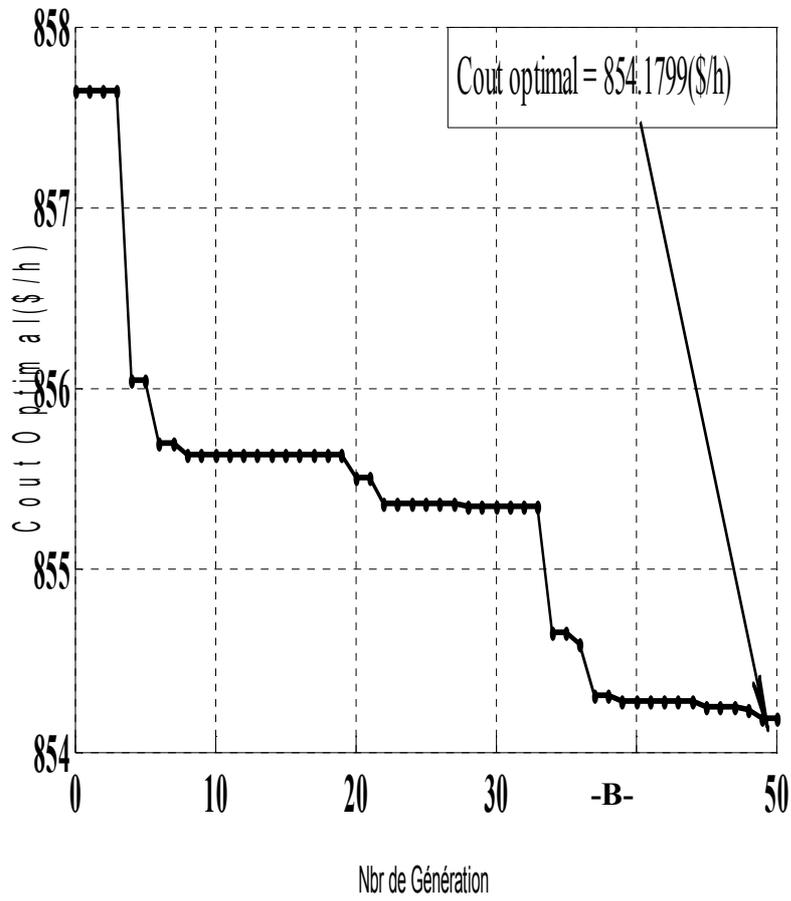


Figure IV.15 Valeur de la fonction de coût du réseau IEEE 30 Bus.

Test 1: facteur de surcharge:  $kl=1.1$

Tableau VI.13 Puissances actives et coûts optimaux des générateurs du réseau

IEEE 30 Bus,  $kl=1.1$

	Pg1 (MW)	Pg2 (MW)	Pg5 (MW)	Pg8 (MW)	Pg11 (MW)	Pg13 (MW)	Cout opt (\$/h)
TEST 1	197.2154	54.7428	23.2024	32.5471	15.9479	15.6029	967.0434
TEST 2	196.3968	53.7654	23.1284	35.0000	16.0239	14.8231	967.0460

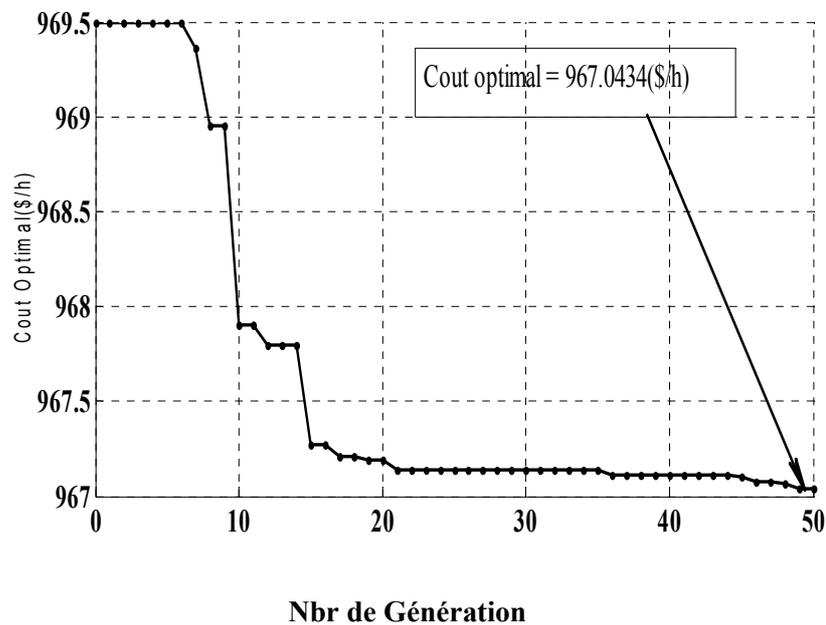
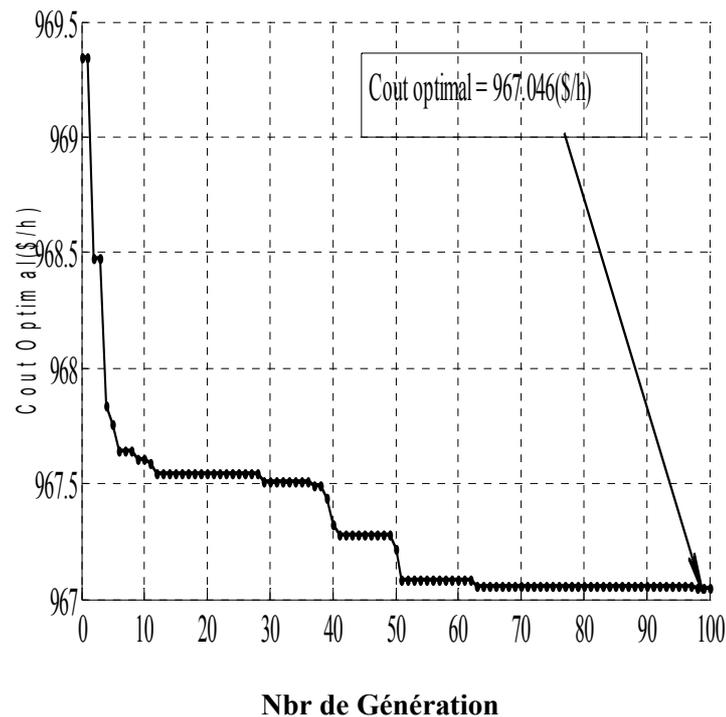


Figure IV.16 Valeur de la fonction coût du réseau IEEE 30 Bus durant le processus de l'AG/  $kl= 1.1$ ,  $N_g=50$

- La figure VI.16 représente la courbe de cout optimal en fonction des générations avec le facteur de surcharge  $kl= 1.1$ .

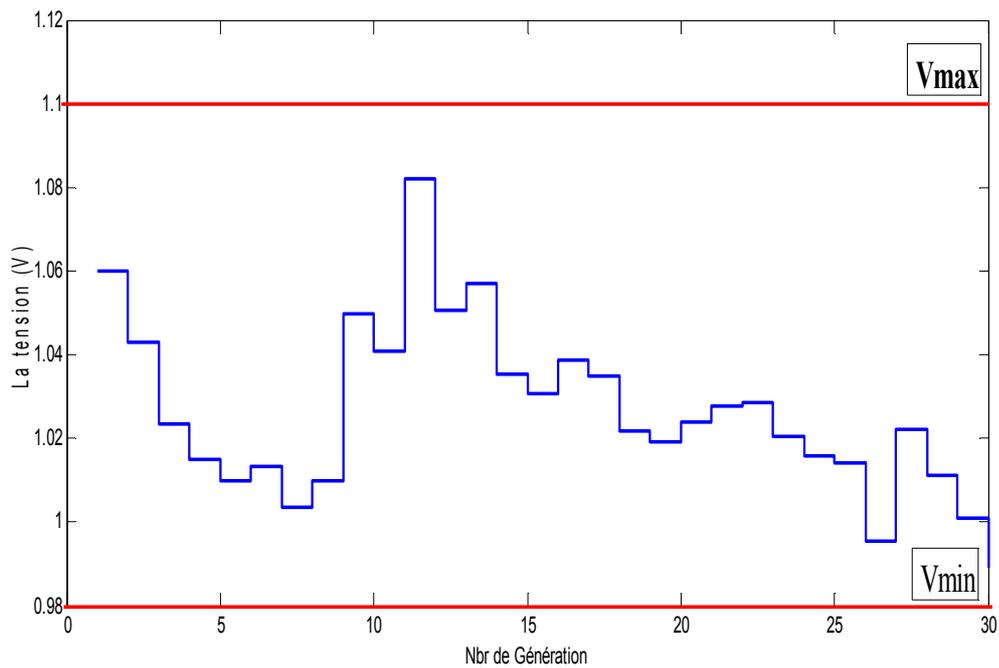


**Figure IV.17** Valeur de la fonction coût du réseau IEEE 30 Bus durant le processus de l'AG/  $kl= 1.1$ ,  $Ng= 100$

- La figure VI.17 représente la courbe de cout optimal en fonction des générations avec le facteur de surcharge  $kl= 1.1$  et nombre de génération égale 100.

### IV.2.3.3.1 Vérification des contraintes de sécurités

Après avoir trouvé le vecteur optimal des puissances générés, le programme de l'écoulement de puissance est lancé pour vérifier les tensions aux niveaux des jeux de barres. La figure IV.17 montre les tensions des jeux de barres, on remarque que les tensions sont dans leurs limites admissibles.



**Figure IV.18** Les tensions aux niveaux des jeux de barres.

## IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons testé le programme de dispatching économique basé sur le GAtool du Matlab, des réseaux test standard ont été utilisés pour démontrer l'efficacité de l'algorithme génétique. Les résultats obtenus sont satisfaisantes. Une étude détaillée est nécessaire pour bien exploité les performances des algorithmes génétiques pour résoudre le problème d'optimisation en tenant en considération les contraintes physique liée avec la fonction objective ainsi que les contraintes de sécurités.

## Conclusion Générale

Dans notre modeste travail, nous avons appliqué l'outil de MATLAB 7.4 (GAtool) pour résoudre le problème de répartitions optimales des puissances actives (le problème de Dispatching Economique). Nous avons appliqué l'algorithme génétique basé sur le GAtool du MATLAB sur des réseaux tests typiques (9JB et 30JB).

Les résultats obtenus, à partir des différentes simulations, nous ont permis de formuler les conclusions suivantes :

1. La répartition des charges (Load flow) est l'un des principaux problèmes qui se pose aux Gestionnaires d'un système de production -transport d'énergie électrique.
2. L'efficacité de la recherche effectuée par les algorithmes génétiques permet d'envisager le traitement du problème dispatching économique en tenant en considération les contraintes réelle liés aux unités de production et les contraintes de sécurités.

En perspective, nous suggérons une continuité dans les domaines suivants :

- L'optimisation des puissances réactives et le contrôle des tensions avec l'incorporation des dispositifs de compensations dynamiques (FACTS).
- Etude de l'impact des options de GAtool du MATLAB 7.4 sur la précision des résultats.
- Elaboration d'un programme personnalisé basé sur les fonctions du GAtool permettant de résoudre le problème de dispatching économique.

**Bibliographies**

[1]: HAIMOUR Rachida « Contrôle des Puissances Réactives et des Tensions par les Dispositifs FACTS dans un Réseau Electrique », mémoire pour l'obtention du diplôme de magister en électrotechnique Ecole d'Oran, 2008-2009.

[2]: M. Rahli, et M. Tamali « Optimisation de la Production de l'Energie Active du Réseau Ouest Algérien par la Méthode de Zoutendijk », Centre Universitaire de Béchar 1998.

[3]: Fraipont Michael « Dispatching économique avec/sans pertes » projet de conduite des réseaux électriques, université libre de Bruxelles elec234.2006/2007.

[4]: Principes Mathématiques et Utilisations des Algorithmes Génétiques-Christophe Bontemps- 18 Novembre 1995

[5]: Jean-Philippe Rennard. Genetic Algorithm Viewer : Démonstration d'un algorithme génétique, Avril 2000.

[6]: L. Yacine et B. Nour Eddine " Etude et analyse le problème du dispatching économique par les algorithmes génétique" mémoire pour l'obtention du diplôme d'ingénieur, juin 2006, Biskra.

[7]: A. Houssam et Z. Mohamed mémoire " Amélioration de la Stabilité Dynamique des Réseaux Electriques par les Algorithmes Génétiques" mémoire pour l'obtention du diplôme d'ingénieur --Ecole Nationale Polytechnique-Alger

[8]: Y. Labbi, Ben Attouss "Etude d'un dispatching économique par la méthode de GA-PS" JATIT 2010.



**INTRODUCTION  
GÉNÉRAL**



**CHAPTRE I**

**L'ÉCOULEMENT DE  
PUISSANCE**



**CHAPTRE II**

**Le Dispatching Economique**



**CHAPTRE III**

**Les Algorithmes Génétiques**

# Test Et Application

