

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Sciences Appliquées
Département de Génie Electrique



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et technologies

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Electrotechnique Industrielle

Présenté par :

GHARZOULI Farid

Thème :

Optimisation des flux de puissance sur un réseau standard IEEE

Soutenu publiquement

Le :04/06/2017

Devant le jury :

M^r BOUDJELLA Houari

MA (A)

Président

UKM Ouargla

M^r SADAQUI Fares

MC (B)

Encadreur/rapporteur

UKM Ouargla

M^r AYAD Ahmed nour elislam

MA (A)

Examineur

UKM Ouargla

Année universitaire 2016/2017

Remerciements

Le Grand remerciement revient à ALLAH, de m'avoir donné le savoir pour découvrir les secrets de la science et de la vie, de m'avoir donné la santé pour travailler sans peine.

Je tiens à remercier sincèrement mon encadreur de mémoire Monsieur SADAoui FARES qui a accepté d'être mon encadreur avec un suivi constant et un intérêt tout au long de mon travail.

Je remercie également tous les responsables et les enseignants du département d'électrotechnique.

Je tiens à remercier aussi tous les étudiants de l'électrotechnique industrielle pour les moments agréables qu'on a partagés ensemble durant l'année universitaire.2016/2017.

Je tiens à réserver un remerciement particulier aux êtres les plus tendres à mes yeux et plus chères à mon cœur à ma mère et mon père, à ma femme et mes enfants.

Mes vifs remerciements sont destinés aux membres du jury de m'avoir fait l'honneur d'évaluer mon travail.

En fin, mes remerciements vont à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.

Résumé :

L'Optimisation de l'écoulement de puissance dans un réseau électrique est capitale pour les fournisseurs d'énergie électrique pour la prise de décision dans le cas de la minimisation des coûts d'exploitation, émission des gaz toxiques (préoccupation environnementale) des centrales d'énergies électriques, et pertes de transmission des puissances dans les lignes.

Pour notre travail, nous avons exploré et testé le réseau (IEEE-30 nœuds) avec des méthodes métaheuristiques qui sont l'algorithme génétique et les essaims de particules dans la recherche de l'optimum de la fonction objective.

Une première phase de ce travail est consacrée au calcul de l'écoulement de puissance par les différentes méthodes itératives à savoir : méthode de Gauss-Seidel, méthode de Newton-Raphson et méthode découplée rapide, afin de déterminer les tensions, les angles de phases, les puissances injectées aux jeux de barres et les pertes totales du réseau. Ensuite nous avons appliquées les méthodes des algorithmes génétiques et des essaims de particules pour minimiser le coût de production et les pertes actives totales sous les contraintes d'égalités et d'inégalités. Les résultats de simulations confirment bien la validité et l'efficacité de ces Algorithmes.

Mots clés : PSO, Optimisation par Essaim de particule, Algorithme génétique, Ecoulement de puissance, MATLAB.

Abstract:

The Flow Power Optimization in an Electrical Network is capital for the suppliers of electrical energy to take decision in the case of the minimization of the costs of exploitation, emission of pollutant gases (environmental concern) of the power stations of electrical energies, and losses power in the lines of transmission.

In our work, we have explored and tested the network (IEEE-30 nodes) with metaheuristic methods that are the genetic Algorithm and the swarm particles in order to research the optimum of the objective function.

The first phase of this work consists to calculate the flow power by the iterative methods such as Newton-Raphson, Gauss-Siebel, and Rapid decoupled method in order to determine voltages, phases' angles, and the injected powers in the buses and the total losses power of the network.

Then we have applied the methods of the Genetic Algorithms and the Swarm particles to minimize the production costs under the constraints of equalities and inequalities.

Simulations results, well, confirm the validity and the efficiency of these Algorithms.

Keywords: PSO, particles Swarm Optimization, Genetic Algorithm, Flow Power, MATLAB

Sommaire

<i>Liste des abréviations et symboles</i>	1
<i>Liste des figures</i>	2
<i>Liste des tableaux</i>	2
Introduction générale	4
CHAPITRE 1 :ETUDE THEORIQUE SUR L'ECOULEMENT DE PUISSANCE ET L'OPTIMISATION	
1.1. Introduction.....	7
1.2. Calcul de l'écoulement de puissance [2]	7
1.3. Classification des nœuds d'un réseau électrique	8
1.4. Technique de calcul de l'écoulement de Puissance	8
1.5. Calcul de l'écoulement de puissance par la méthode de Gauss-Seidel (G-S)	9
1.5.1. Principe de la méthode itérative de Gauss-Seidel	9
1.5.2. Application de la méthode de Gauss-Seidel pour le calcul de l'écoulement de puissance.....	9
1.5.3. Calcul de l'écoulement de puissance par la méthode de Newton-Raphson	11
1.5.4. Calcul de l'écoulement de puissance par la méthode de découplée rapide	13
1.6. Ecoulement de puissance optimal [3]	16
1.6.1. Fonction Objective	16
1.6.2. Variables de décision.....	16
1.6.3. Formulation d'un problème d'optimisation mono-objectif.....	16
1.6.4. Minimum global	16
1.6.5. Minimum local	17
1.6.6. Formulation d'un problème d'optimisation multi-objectif.....	17
1.7. Définition des Méthodes Métaheuristiques	18
1.8. Méthode de recherche locale (de voisinage).....	19
1.9. Métaheuristiques à base de population	19
1.10. Méthodes des algorithmes génétiques.....	20
1.10.1. Introduction.....	20
1.10.2. Présentation des algorithmes génétiques (AGs)	20
a. Séquence / Chromosome / Individu (Codage binaire).....	20
b. Fitness d'une séquence	20
1.10.3. Codage et population initiale	21

1.10.4.	Les opérateurs	22
1.10.4.1.	Opérateur de Sélection	22
1.10.4.2.	.Opérateur de Croisement.....	23
1.10.4.3.	Opérateur de Mutation	24
1.10.4.4.	Autres paramètres.....	25
1.11.	Optimisation par essaim de particule	25
1.12.	Conclusion.....	27
CHAPITRE 2 :ETUDE DE L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE		
2.1.	Introduction.....	30
2.2.	Calcul de l'Écoulement de puissance sur le réseau standard IEEE 30 Jeux de Barres..	30
2.3.	Algorithmes utilisés pour le calcul de l'écoulement de puissance	31
2.3.1.	Algorithme de Gauss –Seidel	31
2.3.2.	Algorithme Newton Raphson	32
2.4.	Conclusion	36
CHAPITRE 3 :OPTIMISATION DE L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE		
3.1.	Introduction.....	38
3.2.	Formulation du calcul	38
3.3.	Optimisation de l'écoulement de puissance sur le réseau IEEE 30 J.B.....	40
3.3.1.	Algorithme P.S.O	40
3.3.2.	Algorithme Génétique	42
3.3.3.	Répartition des puissances des générateurs après optimisation	44
3.3.4.	Conclusion.....	46
<i>Conclusion générale</i>		48
<i>Bibliographie</i>		49

Liste des abréviations et symboles

P_i	: Puissance réelle au nœud i
Q_i	: Puissance réactive au nœud i
$V_{i,j}$: Tension aux nœuds i, j
I_{ig}	: Courant au nœud de génération
$Y_{i,j}$: Matrice Admittance au nœud i, j
$\theta_{i,j}$: Angle de phase de la branche i, j
$I_{i,j}$: Courant dans la branche i, j
$S_{i,j}$: Puissance complexe qui transite le long de branche
J	: Matrice Jacobienne
$G_{i,j}$: Conductance
$B_{i,j}$: Susceptance
$Y_{i,j}/2$: Admittance Shunt des nœuds i, j
S_i	: Puissance Apparente
P_{Gi}, Q_{Gi}	: Puissance Active et Réactive de génération triphasée injectées au nœud i
P_{Ti}, Q_{Ti}	: Puissances triphasées active et réactive transmises vers les autres nœuds sortant du nœud i
δ_{ij}	: Phase de tension au nœud i, j
$\Delta P_i, \Delta Q_i$: Correcteurs (mismatch) des puissances active et réactive
S	: Espace de recherche global
S_i^k, S_i^{k+1}	: Position de la particule i à l'itération k et $k + 1$
ζ	: Région faisable
ω	: Fonction de pondération
$C_{1,2}$: Facteurs de pondération
$Rand$: Nombre aléatoire entre 0 et 1
P_{best}	: Meilleure Position trouvée par la particule i
V_i^{k+1}	: Vitesse de la particule i à l'itération $k + 1$
ω_{max}	: Poids initial
ω_{min}	: Poids final
$Iter_{max}$: Nombre maximal d'itération
$Iter$: Nombre d'itération
$P.S.O$: Particles Swarm Optimization
$A.G$: Algorithme Génétique
$E.P$: Ecoulement de Puissance

Liste des figures

Figure 1. 1. Illustration des différents minima d'une fonction objective17

Figure 1. 2. Croisement en codage binaire.....24

Figure 1. 3. La mutation en codage binaire.....24

Figure 1. 4. Déplacement d'une particule27

Figure 2. 1.Schéma unifilaire du réseau Standard IEEE-30 J.B 30

Figure 2.2.Algorithme Gauss-Seidel.....31

Figure 2.3.Algorithme de Newton-Raphson.....33

Figure 3. 1.Algorithme P.S.O40

Figure 3. 2. Caractéristique de convergence de la fonction objective coût en fonction du nombre d'itération(Algorithme P.S.O).....41

Figure 3. 3.Etapes de l'algorithme Génétique.....42

Figure 3. 4. Caractéristique de convergence par l'algorithme génétique.....43

Liste des tableaux

Tableau 1. 1. Clacification des noeuds d'un réseau électrique.....8

Tableau 2. 1. Comparaison entre les méthodes utilisées au terme de nombre d'itération33

Tableau 2. 2. Résultats de l'écoulement de puissance d'un réseau IEEE30 J.B obtenus par la méthode de Newton-Raphson34

Tableau 2. 3. Résultats des puissances transmises entre les branches d'un réseau IEEE 30 J.B35

Tableau 3. 1. Paramètres de Contrôle De P.S.O41

Tableau 3. 2. Coût de Production et pertes actives Avant et Après Optimisation (Méthode PSO)42

Tableau 3. 3.Paramètre de l'algorithme génétique43

Tableau 3. 4.Coût de Production et pertes actives avant et après optimisation par l'algorithme génétique.....44

Tableau 3. 5.Puissances des générateurs Avant et Après Optimisation par les deux méthodes.....44

Tableau 3. 6.Pertes des puissances des lignes de transmission Après Optimisation et dispatching économique45

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

Les opérateurs des réseaux électriques approchent de plus en plus des limites d'utilisations de leur matériel. Aujourd'hui, dans de nombreux pays, et surtout ici en Algérie ces dernières années, où la consommation d'énergie électrique est en constante augmentation, du fait du développement de l'industrie, de l'urbanisme, de la croissance démographique et avec la crise financière mondiale (chute du prix de pétrole) rendent difficile l'investissement à grandes envergures (lignes hautes tension, centrales électriques,...). Il résulte de tout ceci que les réseaux doivent aujourd'hui transporter plus de puissance avec un dimensionnement non proportionnel.

L'opérateur de distribution d'énergie cherche à adapter la production à la consommation en ajustant les puissances active et réactive des générateurs interconnectés dans leurs limites admissibles afin de satisfaire la charge électrique fluctuante avec des minimum de coûts de production et minimum de pertes des puissances transités. Pour atteindre cet objectif, l'opérateur est censé mener une étude d'optimisation des flux de puissance. Cette dernière se base sur des calculs très complexes qu'on ne peut pas les résoudre avec des méthodes classiques mais sa résolution utilise plutôt des méthodes récentes métaheuristiques.

L'objectif principal de ce projet est d'optimiser le coût du combustible en fonction des puissances générées dans le réseau électrique. Il consiste alors à évaluer l'apport de ces méthodes métaheuristiques dans l'amélioration des performances du réseau de transport et d'interconnexion.

Ce mémoire, comporte trois chapitres :

Le premier chapitre est consacré à l'étude théorique sur l'écoulement de puissance et l'optimisation, la résolution des équations, les méthodes itératives de résolutions (méthode Gauss-Seidel et Newton-Raphson), quelques définitions de base et formulation du problème d'optimisation mono-objectif et multi-objectif.

Le deuxième chapitre est dédié à l'application et la simulation des méthodes de Gauss-Seidel et Newton-Raphson développées sur le réseau test standard IEEE 30 jeux de barres.

Le troisième chapitre donne une vue sur l'application des algorithmes génétiques (A.G) et les algorithmes des essaims de particules (PSO) avec une comparaison des résultats trouvées. Une simulation a été faite sur le réseau test Standard IEEE 30 jeux de barres pour minimiser

le coût du combustible des générateurs et minimiser les pertes actives transitées dans les lignes.

Finalement, nous clôturons ce présent mémoire par une conclusion générale concernant l'apport de notre travail.

CHAPITRE 1 :

**ETUDE THEORIQUE SUR L'ECOULEMENT
DE PUISSANCE ET L'OPTIMISATION**

1.1. Introduction

L'étude de l'écoulement de puissance permet d'avoir la solution des grandeurs d'un réseau électrique en régime permanent et pour un fonctionnement normal équilibré. Ces grandeurs sont les tensions aux nœuds, les puissances injectées aux nœuds et celles qui transitent dans les lignes. Les pertes et les courants des lignes s'en déduisent à partir des grandeurs précédemment établies.

Un grand nombre de mathématiciens, d'informaticiens et d'ingénieur sont consacré des années de leur carrière à étudier les méthodes de calcul de l'écoulement de puissance. Les premières méthodes développées étaient basées sur la méthode itérative de Gauss-Seidel. Cette méthode ne nécessite pas beaucoup d'espace mémoire et sa programmation est relativement simple. Mais, son utilisation est réduite aux réseaux électriques de petite taille nécessitant que peu d'itérations pour converger. Pour les grands réseaux, l'utilisation de la méthode de Gauss-Seidel demande un nombre important d'itérations et sa convergence n'est pas assurée. Pour l'étude des grands réseaux les chercheur sont développé la méthode de Newton-Raphson qui nécessite plus de temps par itération que celle de Gauss-Seidel, alors qu'elle ne demande que quelques itérations même pour les grands réseaux. Cependant, elle requiert des capacités de stockage ainsi que des puissances de calcul importantes. Dans la perspective d'accélérer le temps de calcul et d'optimiser le stockage d'autres techniques sont apparues connues sous le nom méthodes découplée rapide. [1]

La complexité du problème d'optimisation de puissance avec l'apparition des contraintes en matière de réduction des coûts de production et des émissions de gaz polluant, fait en sorte qu'il est souvent difficile d'utiliser des méthodes exactes de solution. Ces problèmes ont donné lieu au développement d'une nouvelle classe de méthodes d'optimisation métaheuristiques, qui s'appliquent à toutes sortes de problèmes combinatoires.

Les méthodes métaheuristiques permettent de trouver une solution de bonne qualité en un temps de calcul en général raisonnable, sans garantir l'optimalité de la solution obtenue.

1.2. Calcul de l'écoulement de puissance [2]

La puissance apparente au niveau du nœud i d'un réseau électrique comportant n nœuds s'exprime par :

$$S_i = P_i + jQ_i = (P_{Gi} - P_{Li} - P_{Ti}) + j(Q_{Gi} - Q_{Li} - Q_{Ti}) \quad (1.1)$$

Avec :

S_i : Puissance complexe triphasée au nœud i ;

P_i, Q_i : Puissances active et réactive triphasée au nœud i ;

P_{Gi}, Q_{Gi} : Puissances active et réactive de génération triphasées injectées au nœud i ;

P_{Li}, Q_{Li} : Puissances active et réactive de charge triphasées sortant du nœud i ;

P_{Ti}, Q_{Ti} : Puissances triphasées active et réactive transmises vers les autres nœuds sortant du nœud i .

Sachant que l'on a aussi :

$$S_i = V_i I_i^* = P_i + jQ_i \quad (1.2)$$

$$I_i = \frac{(P_i - jQ_i)}{V_i^*} \quad (1.3)$$

1.3. Classification des nœuds d'un réseau électrique

Les nœuds d'un réseau électrique sont classés en trois types décrits dans le tableau ci-dessous. Chaque type est défini par ses paramètres spécifiés et ses paramètres inconnus.

Type de Nœud	Paramètres spécifiés	Paramètres inconnus
Nœud balancier ou slack bus	$ V = 1.0 \text{ p.u. } \theta = 0^\circ$	P, Q
Nœud de génération ou nœud PV	$P, V $	Q, θ
Nœud de charge ou nœud PQ	P, Q	$ V , \theta$

Tableau 1.1. Classification des nœuds d'un réseau électrique

1.4. Technique de calcul de l'écoulement de Puissance

Il existe plusieurs méthodes de calcul d'écoulement de puissance, mais nous citerons que les trois les plus importantes :

- ♣ Méthode de Gauss-Seidel (G-S) ;
- ♣ Méthode de Newton-Raphson (N-R) ;
- ♣ Méthode Découplée Rapide (D-R).

1.5. Calcul de l'écoulement de puissance par la méthode de Gauss-Seidel (G-S)

L'objectif recherché est de déterminer tous les paramètres $P_i, Q_i, |V_i|$ et θ_i , pour les n nœuds d'un réseau électrique. La procédure suivie consiste d'abord à calculer les V_i et θ_i des nœuds PQ, ensuite les Q_i et θ_i des nœuds PV et finalement le P et Q du slack bus :

1.5.1. Principe de la méthode itérative de Gauss-Seidel

La méthode de Gauss-Seidel est basée sur le principe de la méthode de Gauss ordinaire. La différence est de rendre plus efficace la procédure de calcul en faisant une petite modification qui consiste à utiliser au niveau de chaque itération les toutes dernières valeurs des variables indépendantes calculées.

Après l'itération $(k + 1)$, le nouveau système obtenu est défini par :

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = (1/a_{11})[b_1 - a_{12}x_2^{(k)} - \dots - a_{1n}x_n^{(k)}] \\ x_2^{(k+1)} = (1/a_{22})[b_2 - a_{21}x_1^{(k+1)} - \dots - a_{2n}x_n^{(k)}] \\ \vdots \\ x_n^{(k+1)} = (1/a_{nn})[b_n - a_{n1}x_1^{(k+1)} - \dots - a_{n,n-1}x_{n-1}^{(k+1)}] \end{cases} \quad (1.4)$$

Les mêmes critères d'arrêt que ceux de la méthode de Gauss s'appliquent.

1.5.2. Application de la méthode de Gauss-Seidel pour le calcul de l'écoulement de puissance

Les n équations de courants s'expriment en fonction des n tensions inconnues :

$$\begin{aligned} I_{BUS} &= Y_{BUS}V_{BUS} \quad (1.5) \\ \begin{cases} I_1 = Y_{11}V_1 + Y_{12}V_2 + \dots + Y_{1n}V_n \\ I_2 = Y_{21}V_1 + Y_{22}V_2 + \dots + Y_{2n}V_n \\ \vdots \\ I_n = Y_{n1}V_1 + Y_{n2}V_2 + \dots + Y_{nn}V_n \end{cases} \end{aligned} \quad (1.6)$$

Ou encore sous forme matricielle $I = YV$:

$$\begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ \vdots \\ I_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \dots & Y_{1n} \\ Y_{21} & Y_{22} & \dots & Y_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ Y_{n1} & Y_{n2} & \dots & Y_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_n \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

Les éléments de la matrice admittance Y sont déterminés sur la base d'une modélisation en π des lignes de transport à laquelle il faut ajouter les éléments shunts connectés à certains nœuds

L'application des équations à l'itération $(k + 1)$ donne :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_1^{(k+1)} = \frac{1}{Y_{11}} (I_1^{(k)} - Y_{12}V_2^{(k)} - Y_{13}V_3^{(k)} - \dots - Y_{1n}V_n^{(k)}) \\ V_2^{(k+1)} = \frac{1}{Y_{22}} (I_2^{(k)} - Y_{21}V_1^{(k+1)} - Y_{23}V_3^{(k)} - \dots - Y_{2n}V_n^{(k)}) \\ \vdots \\ V_n^{(k+1)} = \frac{1}{Y_{nn}} (I_n^{(k)} - Y_{n1}V_1^{(k+1)} - Y_{n2}V_2^{(k+1)} - \dots - Y_{n,n-1}V_{n-1}^{(k+1)}) \end{array} \right. \quad (1.8)$$

Les courants des équations ci-dessus peuvent être exprimés en termes de P , Q et V :

$$I_i = \frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} \quad (1.9)$$

Chaque type de nœuds comporte deux paramètres connus et deux inconnus à déterminer.

a. Pour les nœuds PQ

On détermine les tensions $|V_i|$ et les angles θ_i par la formulation suivante :

$$V_i^{(k+1)} = \frac{1}{Y_{ii}} \left(\frac{P_i - jQ_i}{V_i^{(k)*}} - \sum_{i \neq j}^n Y_{ij} V_j^{(k)} \right) \quad i = 2, \dots, n \quad (1.10)$$

Il faut noter que le nœud 1 est choisi comme nœud balancier dont l'amplitude et la phase de tension sont connues. Cela explique pourquoi le calcul commence pour $i = 2$.

b. Pour les nœuds PV

Pour un nœud de génération i , la puissance réelle P_i et l'amplitude de tension $|V_i|$ sont connues, et il reste à déterminer la puissance réactive Q_i et la phase de tension θ_i à chaque itération.

Pour le générateur du nœud i , on a :

$$I_{gi} = \frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} = Y_{i1}V_1 + Y_{i2}V_2 + \dots + Y_{in}V_n \quad (1.11)$$

D'où, on tire :

$$P_i - jQ_i = V_i^{(k)*} \left[\sum_{j=1}^n Y_{ij} V_j^{(k)} \right] \quad (1.12)$$

En prenant la partie imaginaire de l'équation (1.12), on obtient la puissance réactive du nœud de génération i :

$$Q_i = -Im \left[V_i^{(k)*} \left(\sum_{j=1}^n Y_{ij} V_j^{(k)} \right) \right] \quad (1.13)$$

Il faut remarquer que les meilleures valeurs de tension sont utilisées dans le calcul de la puissance réactive Q_i . Une fois Q_i déterminée, on utilise l'équation (1.10) pour calculer la nouvelle valeur de V_i du nœud de générateur i et en tirer la phase θ_i .

c. Pour le nœud balancier (slack bus)

Une fois que toutes les tensions aux nœuds V_2, V_3, \dots, V_n sont solutionnées, la puissance du nœud balancier est alors calculée :

$$\frac{P_1 - jQ_1}{V_1^*} = Y_{11}V_1 + Y_{12}V_2 + Y_{13}V_3 + \dots + Y_{1n}V_n \quad (1.14)$$

$$P_1 - jQ_1 = Y_{11}V_1V_1^* + Y_{12}V_2V_1^* + Y_{13}V_3V_1^* + \dots + Y_{1n}V_nV_1^* \quad (1.15)$$

1.5.3. Calcul de l'écoulement de puissance par la méthode de Newton-Raphson

La méthode de Newton-Raphson est très fiable et rapide comparée à celle de Gauss-Seidel.

a. Méthode de Newton Raphson

Soit le système de n équations à n inconnus à résoudre :

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \\ f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \\ \vdots \\ f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \end{cases} \quad (1.16)$$

Ou sous forme matricielle :

$$F(x) = 0 \quad (1.17)$$

Avec : $x^t = [x_1, x_2, \dots, x_n]$

On peut écrire :

$$F(x) = F(x^{(0)}) + [J(x^{(0)})][x - x^{(0)}] \quad (1.18)$$

Ou la matrice Jacobéenne J des coefficients du système (1.18) s'écrit :

$$J(x) = \begin{bmatrix} \partial f_1 / \partial x_1 & \partial f_1 / \partial x_2 & \cdots & \partial f_1 / \partial x_n \\ \partial f_2 / \partial x_1 & \partial f_2 / \partial x_2 & \cdots & \partial f_2 / \partial x_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \partial f_n / \partial x_1 & \partial f_n / \partial x_2 & \cdots & \partial f_n / \partial x_n \end{bmatrix} \quad (1.19)$$

Aussi, à partir de (1.18), on a :

$$[x^{(k+1)}] = [x^{(k)}] - [J(x^{(k)})]^{-1} [F(x^{(k)})] \quad (1.20)$$

Posons :

$$V_i \equiv |V_i| < \delta_i \quad (1.21)$$

$$Y_{ij} \equiv |Y_{ij}| < -\theta_{ij} \quad (1.22)$$

Les puissances actives et réactives:

$$P_i = \sum_{j=1}^n |V_i| |Y_{ij}| |V_j| \cos(\theta_{ij} + \delta_i - \delta_j) \quad (1.23)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^n |V_i| |Y_{ij}| |V_j| \sin(\theta_{ij} + \delta_i - \delta_j) \quad (1.24)$$

Les variations des puissances sont également liées aux variations des amplitudes et phases de tension :

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1 & J_2 \\ J_3 & J_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (1.25)$$

Pour la sous-matrice J_1 , les éléments diagonaux et non diagonaux s'écrivent alors :

$$\frac{\partial P_i}{\partial \delta_j} = |V_i| |Y_{ij}| |V_j| \sin(\theta_{ij} + \delta_i - \delta_j) \quad (1.26)$$

Similairement, pour la sous-matrice J_2 on a :

$$\frac{\partial P_i}{\partial |V_i|} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |Y_{ij}| |V_j| \cos(\theta_{ij} + \delta_i - \delta_j) + 2 |V_j| |Y_{ii}| \cos \theta_{ii} \quad (1.27)$$

On obtient

$$\frac{\partial P_i}{\partial |V_i|} = |V_i| |Y_{ij}| \cos(\theta_{ij} + \delta_i - \delta_j) \quad (1.28)$$

Les éléments de J_3 sont déterminées à partir de (1.25)

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \delta_i} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |V_i| |Y_{ij}| |V_j| \cos(\theta_{ij} + \delta_i - \delta_j) = Q_i - |V_i|^2 |Y_{ii}| \cos \theta_{ii} \quad (1.29)$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \delta_j} = -|V_i| |Y_{ij}| |V_j| \cos(\theta_{ij} + \delta_i - \delta_j) \quad (1.30)$$

De même, pour la sous-matrice J_4 on obtient :

$$\frac{\partial Q_i}{\partial |V_i|} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |Y_{ij}| |V_j| \sin(\theta_{ij} + \delta_i - \delta_j) + 2 |V_i| |Y_{ii}| \sin \theta_{ii} = \frac{Q_i}{|V_i|} + 2 |V_i| |Y_{ii}| \cos \theta_{ii} \quad (1.31)$$

D'où :

$$\frac{\partial Q_i}{\partial |V_j|} = |V_i| |Y_{ij}| \sin(\theta_{ij} + \delta_i - \delta_j) \quad (1.32)$$

Dans le cas où un nœud contrôlé est présent dans le réseau, l'équation générale doit être modifiée :

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \\ \Delta |V| \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1 & J_2 \\ J_3 & J_4 \\ J_5 & J_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (1.33)$$

Les éléments des sous-matrices pour le nœud contrôlé i peuvent être déterminés à partir de l'équation :

$$\begin{cases} |V_i| = |V_i| \\ \frac{\partial |V_i|}{\partial \delta_j} = 0 \end{cases} \quad \forall i, j \quad (1.34)$$

De manière similaire, pour la matrice J_6 , les éléments diagonaux ont la valeur unité alors que les éléments non diagonaux sont nuls :

$$\begin{cases} \frac{\partial |V_i|}{\partial |V_i|} = 1 & i = j \\ \frac{\partial |V_i|}{\partial |V_j|} = 0 & i \neq j \end{cases} \quad (1.35)$$

Il faut préciser que les angles $\Delta \delta$ des équations doivent être en radians.

1.5.4. Calcul de l'écoulement de puissance par la méthode de découplée rapide

L'indépendance comparative de puissance active par rapport aux variations de l'amplitude de la tension et l'indépendance comparative de puissance réactive par rapport aux variations de la phase de la tension, a permis d'utiliser la propriété de découplage et de décomposer le problème d'écoulement de puissance en deux sous-problèmes plus simples à résoudre.

On peut écrire :

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H & N \\ J & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta |V|/|V| \end{bmatrix} \quad (1.36)$$

En général, pour un réseau électrique donné, la puissance active étant moins sensible à un changement de l'amplitude de tension qu'à sa phase. Alors les éléments de N sont presque nuls. La même chose, la puissance réactive étant moins sensible à un changement de la phase de tension qu'à son amplitude, les éléments de J sont presque nuls.

L'équation (1.36) devient donc :

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H & 0 \\ 0 & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta |V|/|V| \end{bmatrix} \quad (1.36)$$

Que l'on peut réécrire :

$$[\Delta P] = [H][\Delta \delta] \quad (1.37)$$

$$[\Delta Q] = [L][\Delta |V|/|V|] \quad (1.38)$$

Alors on a :

$$[\Delta \delta] = [H]^{-1}[\Delta P] \quad (1.39)$$

Et :

$$[\Delta |V|/|V|] = [L]^{-1}[\Delta Q] \quad (1.40)$$

Les puissances active et réactive s'écrivent de la manière suivante :

$$\begin{aligned} P_i &= V_i \sum_{j=1}^n V_j \{G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}\} \\ Q_i &= V_i \sum_{j=1}^n V_j \{G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}\} \end{aligned} \quad (1.41)$$

Les hypothèses établies par Stott et Alsac ont pour but de simplifier les expressions de P et Q et de mettre en évidence leur découplage (ou couplage) en fonction des $|V|$ et δ .

Les équations découplées concernant les éléments des sous-matrices H et L sont :

$$H_{ij} = \frac{\partial P_i}{\partial \delta_i} = |V_i||V_j|(G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) \quad (1.42)$$

$$H_{ij} = \frac{\partial P_i}{\partial \delta_i} = B_{ij}|V_i|^2 - Q_i \quad (1.43)$$

$$L_{ij} = \frac{\partial Q_i}{(\partial |V_j|/|V_j|)} = |V_i||V_j|(G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) = H_{ij} \quad (1.44)$$

$$L_{ij} = \frac{\partial Q_i}{(\partial |V_i|/|V_i|)} = -B_{ij}|V_i|^2 + Q_i \quad (1.45)$$

La technique développée par Stott et Alsac a donné une efficacité et une rapidité de calcul très importantes aux méthodes de calcul d'écoulement de puissance. Cette technique se base comme suit :

Les réseaux électriques ayant un rapport X/R élevés, c'est-à-dire $X \gg R$, on peut écrire :

$$G_{ij} \sin \delta_{ij} \ll B_{ij} \quad (1.46)$$

La différence entre les angles ou phases de tension de deux nœuds adjacents est en général très petite. Alors :

$$\begin{cases} \sin \delta_{ij} = \sin(\delta_i - \delta_j) \cong \delta_i - \delta_j = \delta_{ij} \\ \cos \delta_{ij} = \cos(\delta_i - \delta_j) \cong 1.0 \end{cases} \quad (1.47)$$

Puisque :

$$\begin{cases} G_{ij} \sin \delta_{ij} \ll B_{ij} \\ \text{et} \\ \cos \delta_{ij} = \cos(\delta_i - \delta_j) \cong 1.0 \end{cases} \quad (1.48)$$

Alors :

$$Q_i \ll B_{ii} |V_i|^2 \quad (1.49)$$

Et les équations (1.37) et (1.38) peuvent être approximées par :

$$[\Delta P] = [V \ B' \ V][\Delta \delta] \quad (1.50)$$

$$[\Delta Q] = [V \ B'' \ V][\Delta |V|/|V|] \quad (1.51)$$

$[B']$ et $[B'']$ sont les éléments du négatif de la matrice susceptance $[-B]$ tirée de la matrice complexe du réseau étudié :

$$\begin{cases} B'_{ij} = -\frac{1}{X_{ij}} & i \neq j \\ B'_{ii} = \sum_{j=1}^n \frac{1}{X_{ij}} & i \neq j \\ B''_{ij} = -B_{ij} \end{cases} \quad (1.52)$$

Un découplage plus exact est obtenu si on ajoute les hypothèses suivantes :

Omettre de $[B']$ les éléments qui n'affectent pas directement la puissance active mais altèrent plutôt la puissance réactive.

Omettre de $[B'']$ les éléments qui affectent la puissance active.

Prendre $V_j = 1 \text{ p.u}$ dans l'élément H_{ij} , et il faut noter que les matrices $[B']$ et $[B'']$ sont réelles, creuses et symétriques.

Alors on peut écrire que :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \Delta P \\ |V| \end{bmatrix} = [B'] [\Delta \delta] \\ \begin{bmatrix} \Delta Q \\ |V| \end{bmatrix} = [B''] [\Delta |V|/|V|] \end{cases} \quad (1.53)$$

1.6. Ecoulement de puissance optimal [3]

Un problème d'optimisation se définit comme la recherche du minimum ou du maximum (de l'optimum) d'une fonction donnée. On peut aussi trouver des problèmes d'optimisation pour lesquelles les variables de la fonction à optimiser sont contraintes d'évoluer dans une certaine partie de l'espace de recherche. Dans ce cas, on a une forme particulière de ce que l'on appelle un problème d'optimisation sous contraintes.

1.6.1. Fonction Objective

C'est le nom donné à la fonction f (on l'appelle aussi fonction de coût ou critère d'optimisation). C'est une fonction que l'algorithme d'optimisation va devoir trouver un optimum.

1.6.2. Variables de décision

Elles sont regroupées dans le vecteur \vec{x} . C'est en faisant varier ce vecteur que l'on recherche un optimum de la fonction f .

1.6.3. Formulation d'un problème d'optimisation mono-objectif

Un problème d'optimisation mono-objectif est présenté sous la forme suivante :

$$\text{Minimiser } f(\vec{x}) \text{ (fonction à optimiser)} \quad (1.54)$$

Sujet de :

$$\begin{cases} \vec{g}(\vec{x}) \leq 0 & (m \text{ contraintes d'inégalité}) \\ h(\vec{x}) = 0 & (p \text{ contraintes d'égalité}) \end{cases} \quad (1.55)$$

Avec :

$$\vec{x} \in R^n, \vec{g}(\vec{x}) \in R^m, \vec{h}(\vec{x}) \in R^p.$$

Les vecteurs $\vec{g}(\vec{x})$ et $\vec{h}(\vec{x})$ représentent respectivement m contraintes d'inégalité et p contraintes d'égalité.

1.6.4. Minimum global

On a la fonction :

$$f: \Omega \in R^n \rightarrow R, \text{ tel que } \Omega \neq \emptyset, \text{ Pour } x^* \in \Omega$$

On dit que x^* est un optimum global si et seulement si :

$$x \in \Omega: f(x^*) \leq f(x) \quad (1.56)$$

Tel que :

x^* : L'optimum global ;

f : La fonction objective ;

Ω : La région faisable ;

S : L'espace de recherche global

Le minimum global est illustré par le point M_3 dans la figure 2.1.

1.6.5. Minimum local

Un point x^* est un minimum local de la fonction f si et seulement si :

$$f(x^*) < f(x) \quad \forall x \in V(x^*) \text{ et } x^* \neq x \quad (1.57)$$

Où $V(x^*)$ définit un voisinage de x^* .

Deux minimum locaux sont illustrés dans la figure 1.1 sont les points M_1 et M_2 .

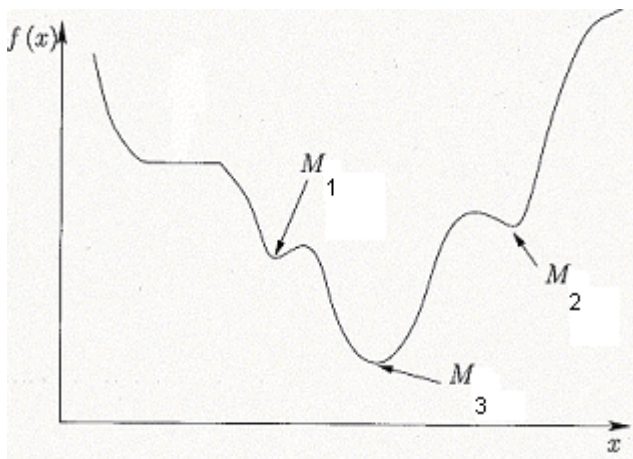


Figure 1. 1. Illustration des différents minima d'une fonction objective

1.6.6. Formulation d'un problème d'optimisation multi-objectif

Le problème d'optimisation multi-objectif peut se définir comme suit :

$$\text{Minimiser } Y = F(x) = [f_1(x), f_2(x), f_3(x), \dots, f_n(x)]^T \quad (1.58)$$

Chercher le vecteur $x^* = [x_1^*, x_2^*, x_3^*, x_4^*, \dots, x_p^*]^T \in \Omega$

Avec :

$$g_i(x) \leq 0 \quad i = 1, 2, 3, \dots, M \quad (1.59)$$

Tel que : $x = [x_1, x_2, \dots, x_p]^T \in \Omega$

Où.

Y : représente le vecteur des fonctions objectives ;

g_i : représente les contraintes ;

x : représente le vecteur des variables de décision dans l'espace de recherche Ω .

1.7. Définition des Méthodes Métaheuristiques

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

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

Les métaheuristiques se partage en deux classes :

- les métaheuristiques à solution unique (à voisinage) tel que :
 - ♣ recherche locale
 - ♣ Recherche Tabou
 - ♣ Recuit simulé
- les métaheuristiques à solutions multiples (à population) tel que :
 - ♣ Algorithmes évolutionnaires
 - ♣ colonies de Fourmies
 - ♣ Algorithme Génétique
 - ♣ Essaims particuliers
 - ♣ colonies d'abeilles

1.8. Méthode de recherche locale (de voisinage)

Les méthodes de recherche locale ou métaheuristiques à base de voisinages s'appuient toutes sur un même principe, à partir d'une solution x_0 considérée comme point de départ, 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 de cette solution. Déterminer une solution voisine de x dépend bien entendu du problème traité.

De manière générale, les opérateurs de recherche locale s'arrêtent quand une solution localement optimale est trouvée, c'est-à-dire quand il n'existe pas de meilleure solution dans le voisinage.

Mais accepter uniquement ce type de solution n'est pas satisfaisant. Dans un cadre plus général, il serait intéressant de pouvoir s'échapper de ces minima locaux. Il faut alors permettre à l'opérateur de recherche locale de faire des mouvements pour les quels la nouvelle solution retenue sera de qualité moindre que la précédente, c'est le cas immédiat des méthodes du recuit simulé et de la recherche taboue.

1.9. Métaheuristiques à base de population

Les méthodes de recherche à population, comme leur nom l'indique, travaillent sur une population de solutions et non pas sur une solution unique. On peut trouver d'autres noms généralement pour ces méthodes, la plus en vogue étant sans doute la méthode basée sur les algorithmes évolutionnaires.

Le principe généralement de toutes ces méthodes consiste à combiner des solutions entre elles pour en former de nouvelles en essayant d'hériter des bonnes caractéristiques des solutions parents. Untel processus est répété jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait (nombre de génération maximum, nombre de génération sans améliorations, temps maximum, borne atteinte, etc.). Parmi ces algorithmes à population, on retrouve deux grandes classes qui sont les algorithmes évolutionnaires et la méthode des essaims de particules.

1.10. Méthodes des algorithmes génétiques

1.10.1. Introduction

Les algorithmes génétiques (AGs) sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Leur fonctionnement est extrêmement simple.

On part avec une population de solutions potentielles (chromosomes) initiales arbitrairement choisies. On évalue leur performance (fitness) relative. Sur la base de ces performances on crée une nouvelle population de solutions potentielles en utilisant des opérateurs évolutionnaires simples (la sélection, le croisement et la mutation). On recommence ce cycle jusqu'à ce que l'on trouve une solution satisfaisante. [11]

Les AGs ont été initialement développés par John Holland (1975). C'est au livre de Goldberg (1989) que nous devons leur popularisation. Leurs champs d'application sont très vastes. Outre l'énergie, ils sont utilisés pour l'optimisation de fonctions mathématiques.

1.10.2. Présentation des algorithmes génétiques (AGs)

Selon Lerman et Ngouenet (1995), un algorithme génétique est défini par :

- ♣ Individu / chromosome / séquence : une solution potentielle du problème ;
- ♣ Population : un ensemble de chromosomes ou de points de l'espace de recherche ;
- ♣ Environnement : l'espace de recherche ;
- ♣ Fonction de fitness : la fonction - positive - que nous cherchons à maximiser ou minimiser.

Avant d'aller plus loin il nous faut définir quelques termes importants généralement définis sous l'hypothèse de codage binaire.

a. Séquence / Chromosome / Individu (Codage binaire)

Nous appelons une séquence (chromosome, individu) A de longueur $L(A)$ une suite :

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_l\} \text{ avec } \forall i \in [1, l], a_i \in V = \{0, 1\}$$

Un chromosome est donc une suite de bits en codage binaire, appelé aussi chaîne binaire.

b. Fitness d'une séquence

Nous appelons fitness d'une séquence toute valeur positive que nous noterons $f(A)$, où f est typiquement appelée fonction de fitness.

La fitness (efficacité) est donc donnée par une fonction à valeurs positives réelles. Le but d'un algorithme génétique est alors simplement de trouver la chaîne qui maximise cette fonction f . Bien évidemment, chaque problème particulier nécessitera ses propres fonctions d et f .

Les AGs sont alors basés sur les phases suivantes :

- ♣ Initialisation : Une population initiale de N chromosomes est tirée aléatoirement.
- ♣ Évaluation : Chaque chromosome est décodé, puis évalué.
- ♣ Sélection : Création d'une nouvelle population de N chromosomes par l'utilisation
- ♣ Reproduction : Possibilité de croisement et mutation au sein de la nouvelle population.
- ♣ Retour à la phase d'évaluation jusqu'à l'arrêt de l'algorithme.

1.10.3. Codage et population initiale

Il existe trois principaux type de codage : binaire, gray ou réel. Nous pouvons facilement passer d'un codage à l'autre (voir Michalewicz (1992)). Certains auteurs n'hésitent pas à faire le parallèle avec la biologie et parlent de génotype en ce qui concerne la représentation binaire d'un individu, et de phénotype pour ce qui est de sa valeur réelle correspondante dans l'espace de recherche.

Rappelons que la transformation la plus simple (fonction de décodage d) d'une chaîne binaire A en nombre entier x s'opère par la règle suivante :

$$X = d(A) = \sum_{i=1}^l a_i * 2^{l-i-1}$$

Ainsi le chromosome $A = \{1, 0, 1, 1\}$ vaut $1*2^3+0*2^2+1*2^1+1*2^0=8+2+1=11$.

Évidemment, la fonction d sera modifiée selon le problème. Ainsi si nous cherchons à maximiser une fonction $f : [0,1] \rightarrow [0,1]$ une méthode possible serait la suivante (la taille du chromosome dépendant bien évidemment de la précision voulue) :

Pour ce qui est de la phase d'initialisation, la procédure est assez simple. Elle consiste en un tirage aléatoire de N individus dans l'espace des individus permis. En codage binaire, selon la taille L de la chaîne, nous effectuons pour un chromosome A tirage dans $\{0, 1\}$ avec équiprobabilité.

1.10.4. Les opérateurs

Les opérateurs jouent un rôle prépondérant dans la réussite d'un AG. Nous en dénombrons trois principaux : l'opérateur de sélection, de croisement et de mutation. Si le principe de chacun de ces opérateurs est facilement compréhensible, il est tout de même difficile d'expliquer l'importance isolée de chacun de ces opérateurs dans la réussite de l'AG. Cela tient pour partie au fait que chacun de ces opérateurs agit selon divers critères qui lui sont propres (valeur sélective des individus, probabilité d'activation de l'opérateur, etc).

1.10.4.1. Opérateur de Sélection

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

Il existe plusieurs méthodes pour la reproduction. La méthode la plus connue et utilisée est sans nul doute, la roue de loterie biaisée (*roulette Wheel*) de Goldberg(1989). Selon cette méthode, chaque chromosome sera dupliqué dans une nouvelle population proportionnellement à sa valeur d'adaptation. On effectue, en quelque sorte, autant de tirages avec remise qu'il y a d'éléments dans la population.

Les individus ayant une grande fitness ont donc plus de chance d'être sélectionnés. On parle alors de sélection proportionnelle.

L'inconvénient majeur de cette méthode repose sur le fait qu'un individu n'étant pas le meilleur peut tout de même dominer la sélection.

Elle peut aussi engendrer une perte de diversité par la domination d'un super individu. Un autre inconvénient est sa faible performance vers la fin quand l'ensemble des individus se ressemblent.

Pensez à une situation où une chaîne [chromosome pour nous] de la population a comparativement une fitness élevée mais n'est pas optimal ou proche de l'optimum. Disons que la fitness de cette chaîne est dix fois plus grande que la fitness moyenne. Il pourrait facilement arriver, après quelques générations, que la population ne soit entièrement constituée que de cette chaîne. Dans un tel cas, l'algorithme génétique n'évoluera plus et l'optimum ne sera pas trouvé. Ce phénomène est appelé "convergence prématurée" et est l'un

des problèmes les plus fréquents lors de l'utilisation des algorithmes génétiques. Un autre problème issu de la sélection proportionnelle est celui du "fine tuning" à la fin de la recherche.

Une solution à ce problème ne tient pas dans l'utilisation d'une autre méthode de sélection mais dans l'utilisation d'une fonction de fitness modifiée. Ainsi, nous pouvons utiliser un changement d'échelle (scaling) afin de diminuer ou accroître de manière artificielle l'écart relatif entre les fitness des individus.

Brièvement, il existe d'autres méthodes, la plus connue étant celle du tournoi (tournament selection) : on tire deux individus aléatoirement dans la population et on reproduit le meilleur des deux dans la nouvelle population. On refait cette procédure jusqu'à ce que la nouvelle population soit complète. Cette méthode donne de bons résultats. Toutefois, aussi important que soit la phase de sélection, elle ne crée pas de nouveaux individus dans la population. Ceci est le rôle des opérateurs de croisement et de mutation [11].

1.10.4.2. .Opérateur de Croisement

L'opérateur de croisement permet la création de nouveaux individus selon un processus fort simple. Il permet donc l'échange d'information entre les chromosomes (individus). Tout d'abord, deux individus, qui forment alors un couple, sont tirés au sein de la nouvelle population issue de la reproduction. Puis un (potentiellement plusieurs) site de croisement est tiré aléatoirement (chiffre entre 1 et $l - 1$). Enfin, selon une probabilité P_c que le croisement s'effectue, les segments finaux (dans le cas d'un seul site de croisement) des deux parents sont alors échangés autour de ce site (voir figure 1.2).

Cet opérateur permet la création de deux nouveaux individus. Toutefois, un individu sélectionné lors de la reproduction ne subit pas nécessairement l'action d'un croisement. Ce dernier ne s'effectue qu'avec une certaine probabilité. Plus cette probabilité est élevée et plus la population subira de changement.

Quoi qu'il en soit, il se peut que l'action conjointe de la reproduction et du croisement soit insuffisante pour assurer la réussite de l'AG. Ainsi, dans le cas du codage binaire, certaines informations (i.e. caractères de l'alphabet) peuvent disparaître de la population. Ainsi aucun individu de la population initiale ne contient de 1 en dernière position de la chaîne, et que ce 1 fasse partie de la chaîne optimale à trouver, tous les croisements possibles ne permettront pas

de faire apparaître ce 1 initialement inconnue. En codage réel, une telle situation peut arriver si utilisant un opérateur simple de croisement, il se trouvait qu'initialement toute la population soit comprise entre 0 et 40 et que la valeur optimale était de 50. Toutes les combinaisons convexes possibles de chiffres appartenant à l'intervalle $[0, 40]$ ne permettront jamais d'aboutir à un chiffre de 50. C'est pour remédier entre autre à ce problème que l'opérateur de mutation est utilisé.

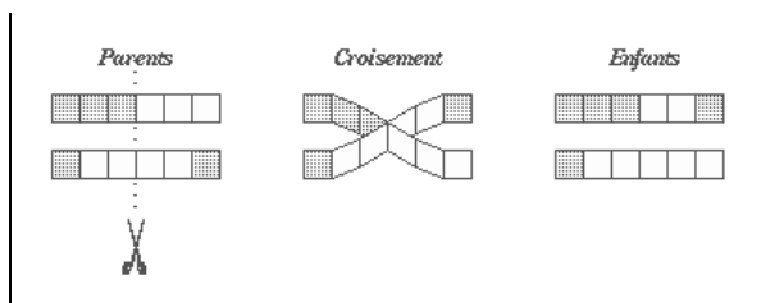


Figure 1. 2. Croisement en codage binaire

1.10.4.3. Opérateur de Mutation

Le rôle de cet opérateur est de modifier aléatoirement, avec une certaine probabilité, la valeur d'un composant de l'individu. Dans le cas du codage binaire, chaque bit $a_i \in \{0, 1\}$ est remplacé selon une probabilité P_m par son inverse $a_0 = 1 - a_i$. C'est ce qu'illustre la figure 1. 3. Tout comme plusieurs lieux de croisement peuvent être possibles, nous pouvons très bien admettre qu'une même chaîne puisse subir plusieurs mutations.

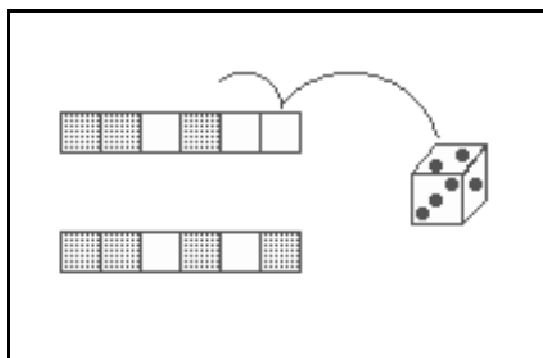


Figure 1. 3. La mutation en codage binaire

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 est donc d'une grande importance. Il a de fait un double rôle : celui d'effectuer une recherche locale et/ou de sortir d'une trappe (recherche éloignée).

1.10.4.4. Autres paramètres

Les opérateurs de l'algorithme génétique sont guidés par un certain nombre de paramètres fixés à l'avance. La valeur de ces paramètres influence la réussite ou non d'un algorithme génétique. Ces paramètres sont les suivants:

- ♣ –La taille de la population N , et la longueur du codage de chaque individu l (dans le cas du codage binaire). Si N est trop grand le temps de calcul de l'algorithme peut s'avérer très important, et si N est trop petit, il peut converger trop rapidement vers un mauvais chromosome. Cette importance de la taille est essentiellement due à la notion de *parallélisme implicite* qui implique quel en ombre d'individus traité par l'algorithme est au moins proportionnel au cube du nombre d'individus [11]
- ♣ –La probabilité de croisement P_c : elle dépend de la forme de la fonction de fitness. Son choix est en général heuristique (tout comme pour P_m). Plus elle est élevée, plus la population subit de changements importants. Les valeurs généralement admises sont comprises entre 0.5 et 0.9.
- ♣ –La probabilité de mutation P_m : Cet aux est généralement faible puisqu'un taux élevé risque de conduire à une solution sous-optimale.

1.11. Optimisation par essaim de particule

Kennedy et Eberhart [5], proposent en 1995 une nouvelle méthode d'optimisation nommée Optimisation par Essaim de Particule PSO (en anglais : Particle Swarm Optimization). PSO est une méthode d'optimisation stochastique basée sur une population de particules [4, 5]. Un Essaim regroupe plusieurs particules (individus). Chaque particule prend sa décision en utilisant sa propre expérience et les expériences de leur voisinage [6].

A la différence des algorithmes génétiques, qui miment les mécanismes génétiques de l'évolution [8], PSO est inspiré du comportement social des nuées d'oiseaux et des bancs de poissons qui ont tendance à imiter les comportements réussis qu'ils observent dans leurs entourage, tout en y apportant leurs variations personnelles [8, 9].

Comme les algorithmes génétiques, PSO démarre le processus d'optimisation par une population des solutions aléatoires qui se déplacent dans l'espace de recherche. La position de chaque particule est représentée par ses coordonnées suivant les deux axes XY et également

par sa vitesse qui est exprimée par V_x (la vitesse suivant l'axe x) et V_y (la vitesse suivant l'axe y).

Le déplacement de chaque particule dans l'espace de recherche est basé sur sa position actuelle et la mise à jour de sa vitesse.

$$S_i^{k+1} = S_i^k + v_i^{k+1} \quad (1.60)$$

Avec :

S_i^{k+1} , S_i^k : Position de la particule i à l'itération $k + 1$ et k respectivement

v_i^{k+1} : Vitesse de la particule i à l'itération $k + 1$.

Chaque particule dans l'essaim, change sa vitesse suivant deux informations essentielles. Une, est liée à son expérience personnelle, qui est la meilleure position trouvée par la particule durant le processus de recherche *pbest*. La deuxième information, concernant la meilleure position trouvée par les voisins (ou par tout l'essaim, dans la version globale de l'algorithme *gbest*). Cette information est obtenue à partir de la connaissance de la façon dont les autres agents ont exécuté leurs recherches.

Le principe de changement de la vitesse est défini par l'équation suivante

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 rand_1 * (pbest_i - S_i^k) + c_2 rand_2 * (gbest - S_i^k) \quad (1.61)$$

Avec :

V_i^k : vitesse de la particule i à l'itération k .

ω : Fonction de pondération,

$C_{1,2}$: Facteurs de pondérations,

Rand : Nombre aléatoire entre 0 et 1,

S_i^k : Position actuelle d'agent i à l'itération k ,

$pbest_i$: Meilleure position trouvée par la particule i jusqu'à ici,

La figure 1.4 présente la stratégie de déplacement des particules dans l'espace de recherche à chaque itération.

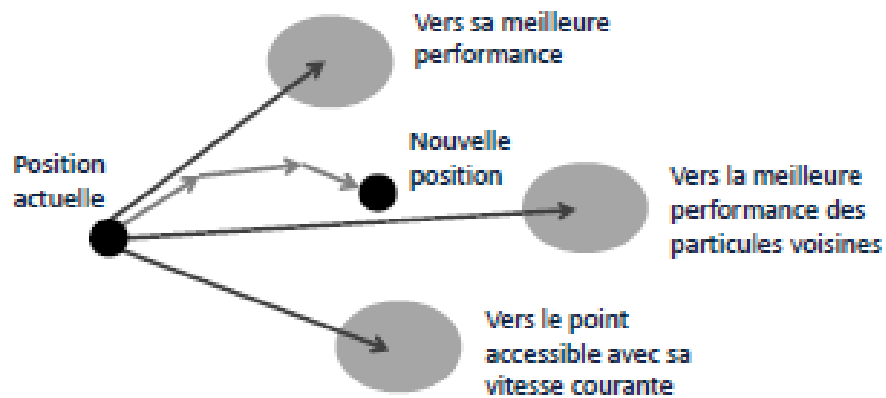


Figure 1. 4. Déplacement d'une particule

1.12. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé les trois méthodes de calcul de l'écoulement de puissance à savoir : la méthode de Gauss-Seidel, Newton-Raphson, et découplée rapide. Pour chaque méthode, on a décrit le principe et son application pour le calcul du flux de puissance dans un réseau électrique.

Nous avons aussi énumérer les méthodes d'optimisation et plus particulièrement les deux méthodes métaheuristiques : algorithme génétique et essaim de particule.

CHAPITRE 2 :

ETUDE DE L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE

2.1. Introduction

L'étude de l'écoulement de puissance est utilisée dans le cadre de la planification d'un réseau électrique, de son fonctionnement, de son contrôle et la détermination en régime permanent des tensions, angles de phases, puissances injectées et celles qui transitent dans les lignes au niveau de chaque jeu de barre du réseau.

Dans ce chapitre nous nous sommes intéressés à l'étude en régime permanent de l'écoulement de puissance d'un réseau standard IEEE-30 J.B équilibré en se basant sur des méthodes numériques itératives à savoir méthode de Gauss-Seidel, Newton –Raphson et découplée Rapide.

2.2. Calcul de l'Écoulement de puissance sur le réseau standard IEEE 30 Jeux de Barres

Le calcul a été fait sur le réseau test standard IEEE-30 jeux de barres présenté sur la figure 2.1

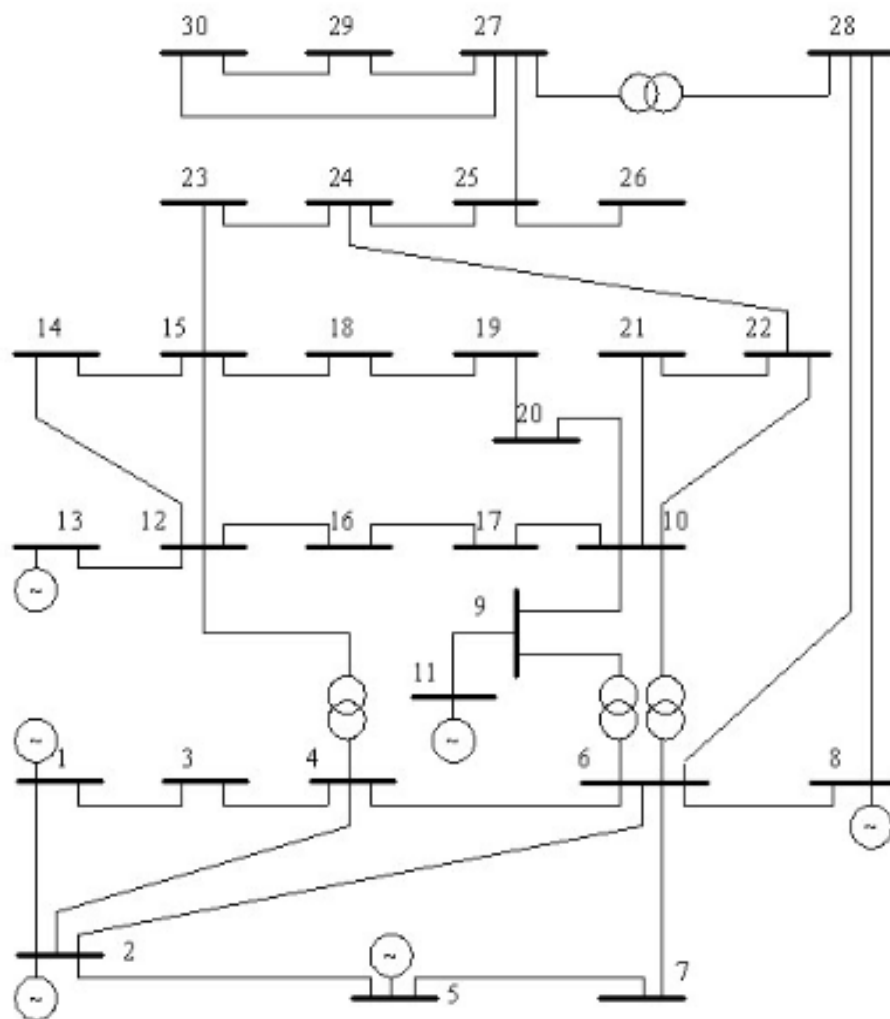


Figure 2. 1.Schéma unifilaire du réseau Standard IEEE-30 J.B

2.3. Algorithmes utilisés pour le calcul de l'écoulement de puissance

Plusieurs Algorithmes ont été testés pour le calcul de l'écoulement de puissance dans le réseau à commencer par la méthode de gauss-Seidel, Newton-Raphson et ensuite découplée Rapide.

2.3.1. Algorithme de Gauss –Seidel

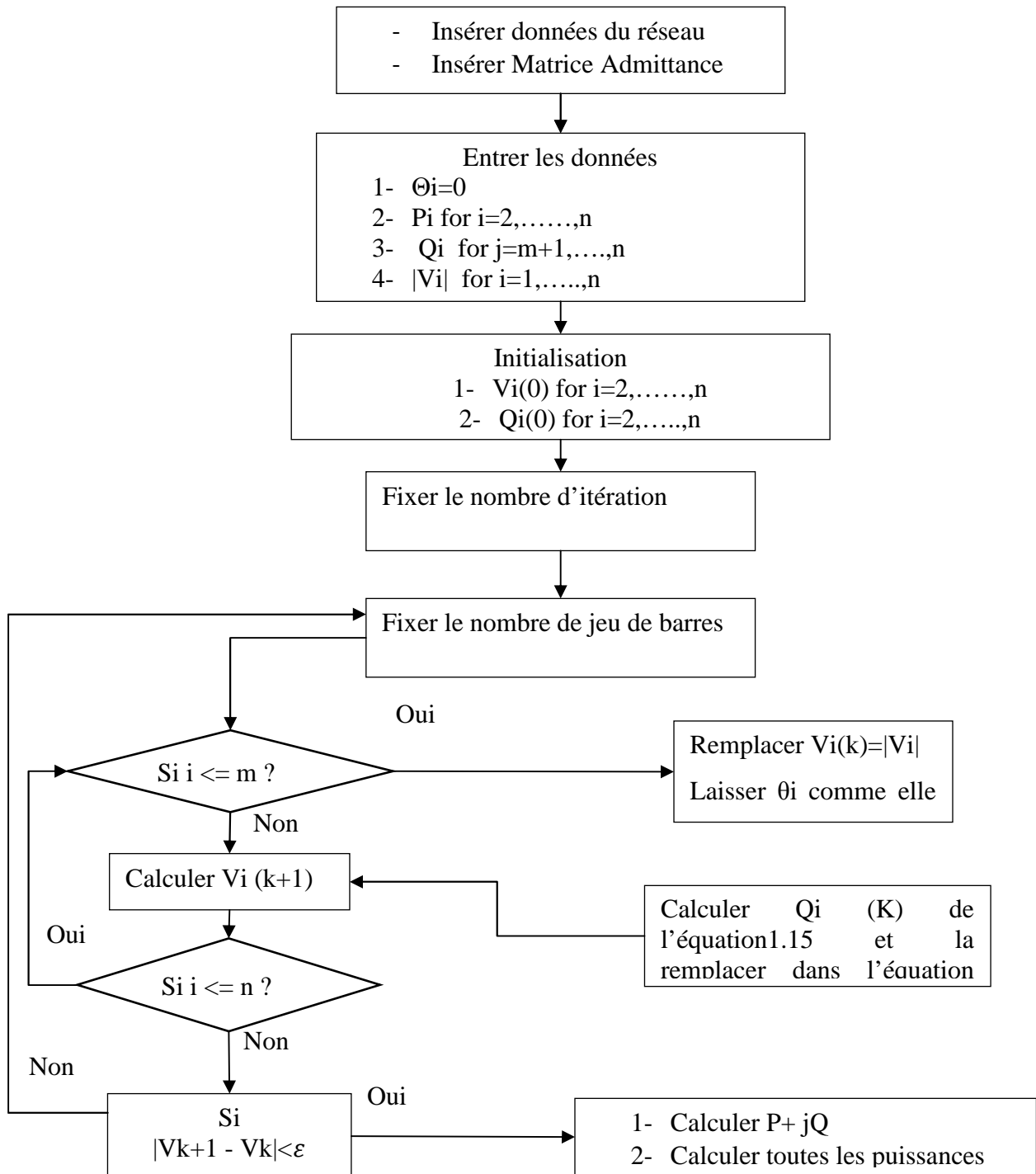
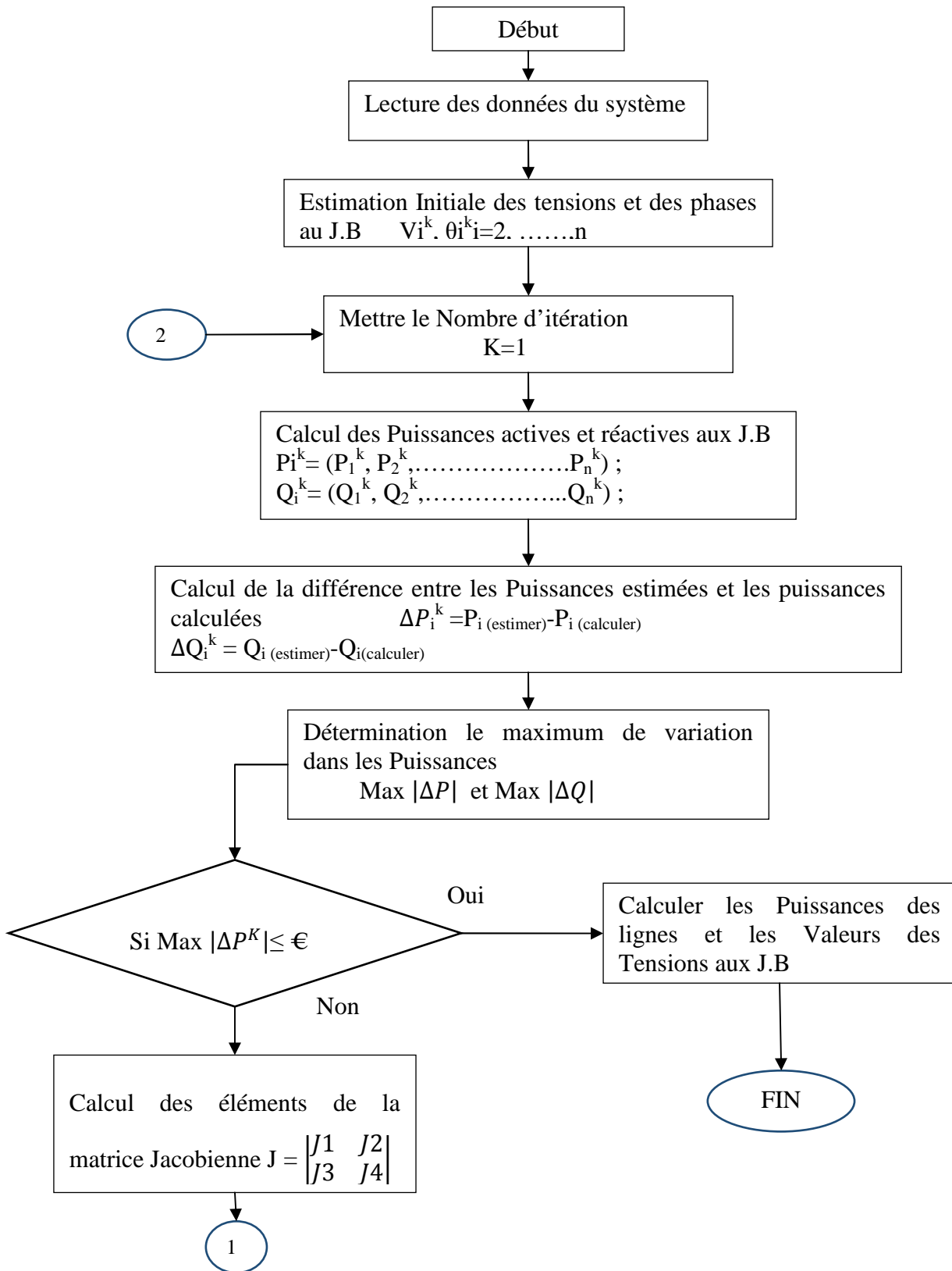


Figure 2.2. Algorithme Gauss-Seidel

2.3.2. Algorithme Newton Raphson



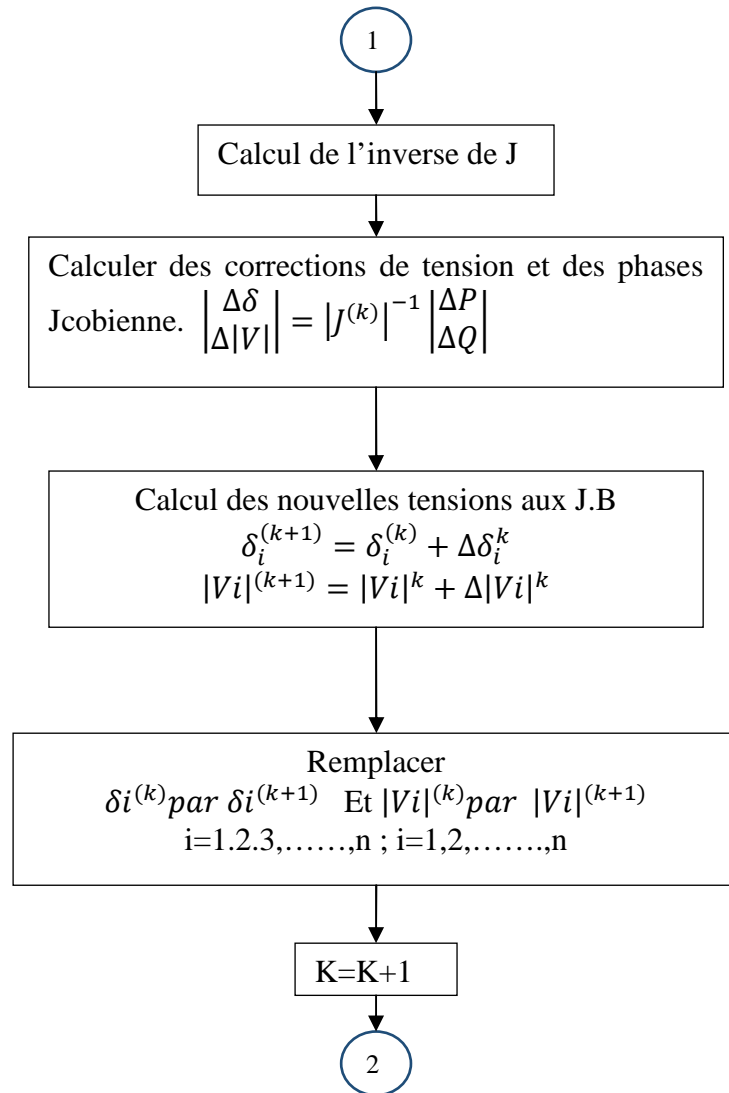


Figure 2.3. Algorithme de Newton-Raphson

Le résultat obtenu est le même sauf que la différence réside dans le nombre d'itérations voir (Tableau 2-1).

Méthodes de calcul EP	Nombre d'itérations
Gauss-Seidel	155
Newton Raphson	02
Découplée rapide	03

Tableau 2. 1. Comparaison entre les méthodes utilisées au terme de nombre d'itération

Le nombre d'itérations nécessaire pour assurer la convergence est le plus faible dans le cas de la méthode de Newton–Raphson.

Comme les résultats de calcul obtenus sont similaires avec les trois algorithmes testés, dans la suite nous représentons uniquement les résultats de l'écoulement de puissance du réseau testé en utilisant l'algorithme de Newton-Raphson.

N° du J.B	Tension		Puissances (Générée)		Puissances (Charges)	
	V (P.U)	Ang (deg)	P (MW)	Q (Mvar)	P(MW)	Q(Mvar)
1	1.06	0.000	260.96	-20.42	-	-
2	1.045	-5.378	40.00	56.07	21.70	12.70
3	1.021	-7.529	-	-	2.40	1.20
4	1.012	-9.279	-	-	7.60	1.60
5	1.010	-14.149	0.00	35.66	94.20	19.00
6	1.011	-11.055	-	-	-	-
7	1.003	-12.852	-	-	22.80	10.90
8	1.010	-11.797	0.00	36.11	30.00	30.00
9	1.051	-14.098	-	-	-	-
10	1.045	-15.688	-	-	5.80	2.00
11	1.082	-14.098	0.00	16.06	-	-
12	1.057	-14.933	-	-	11.20	7.50
13	1.071	-14.933	0.00	10.45	-	-
14	1.043	-15.825	-	-	6.20	1.60
15	1.038	-15.916	-	-	8.20	2.50
16	1.045	-15.515	-	-	3.50	1.80
17	1.040	-15.850	-	-	9.00	5.80
18	1.028	-16.530	-	-	3.20	0.90
19	1.026	-16.704	-	-	9.50	3.40
20	1.030	-16.507	-	-	2.20	0.70
21	1.033	-16.131	-	-	17.50	11.20
22	1.034	-16.116	-	-	-	-
23	1.027	-16.307	-	-	3.20	1.60
24	1.022	-16.483	-	-	8.70	6.70
25	1.018	-16.055	-	-	-	-
26	1.000	-16.474	-	-	3.50	2.30
27	1.024	-15.530	-	-	-	-
28	1.007	-11.677	-	-	-	-
29	1.004	-16.759	-	-	2.40	0.90
30	0.992	-17.642	-	-	10.60	1.90
TOTAL			300.96	133.93	283.40	126.20

Tableau 2. 2. Résultats de l'écoulement de puissance d'un réseau IEEE30 J.B obtenus par la méthode de Newton-Raphson

N° de LT	Du J.B N°	Au J.B N°	Du J.B P inj (MW)	Du J.B Qinj (Mvar)	Au J.B Pinj (MW)	Au J.B Q (Mvar)	Pertes P (MW)	Pertes Q (Mvar)
1	1	2	173.31	-24.70	-168.09	34.47	5.213	15.61
2	1	3	87.65	4.28	-84.54	2.65	3.108	11.36
3	2	4	43.65	4.75	-42.63	-5.54	1.018	3.10
4	3	4	82.14	-3.85	-81.29	5.44	0.856	2.46
5	2	5	82.36	2.78	-79.42	5.17	2.943	12.36
6	2	6	60.36	1.37	-58.43	0.58	1.946	5.90
7	4	6	72.13	-15.91	-71.50	17.19	0.632	2.20
8	5	7	-14.78	11.49	14.95	-13.13	0.169	0.43
9	6	7	38.13	-2.78	-37.75	2.23	0.381	1.17
10	6	8	29.56	-7.20	-29.46	6.66	0.108	0.38
11	6	9	27.72	-8.09	-27.72	9.72	0.000	1.62
12	6	10	15.84	0.19	-15.84	1.10	0.000	1.28
13	9	11	0.00	-15.60	0.00	16.06	0.000	0.46
14	9	10	27.72	5.88	-27.72	-5.08	0.000	0.80
15	4	12	44.19	14.41	-44.19	-9.72	0.000	4.69
16	12	13	0.00	-10.32	0.00	10.45	-0.000	0.13
17	12	14	7.86	2.40	-7.78	-2.25	0.074	0.15
18	12	15	17.89	6.79	-17.67	-6.36	0.217	0.43
19	12	16	7.24	3.35	-7.19	-3.24	0.054	0.11
20	14	15	1.58	0.65	-1.58	-0.64	0.006	0.01
21	16	17	3.69	1.44	-3.68	-1.41	0.008	0.03
22	15	18	6.02	1.60	-5.98	-1.52	0.039	0.08
23	18	19	2.78	0.62	-2.77	-0.61	0.005	0.01
24	19	20	-6.73	-2.79	6.74	2.83	0.017	0.03
25	10	20	9.03	3.71	-8.94	-3.53	0.082	0.18
26	10	17	5.33	4.43	-5.32	-4.39	0.014	0.04
27	10	21	15.79	10.01	-15.67	-9.77	0.111	0.24
28	10	22	7.62	4.60	-7.57	-4.49	0.053	0.11
29	21	22	-1.83	-1.43	1.83	1.43	0.001	0.00
30	15	23	5.04	2.91	-5.00	-2.84	0.031	0.06
31	22	24	5.74	3.06	-5.69	-2.99	0.046	0.07
32	23	24	1.80	1.24	-1.80	-1.23	0.006	0.01
33	24	25	-1.21	2.01	1.22	-2.00	0.010	0.02
34	25	26	3.54	2.37	-3.50	-2.30	0.045	0.07
35	25	27	-4.76	-0.37	4.79	0.42	0.024	0.05
36	28	27	18.07	5.04	-18.07	-3.75	0.000	1.29
37	27	29	6.19	1.67	-6.10	-1.51	0.086	0.16
38	27	30	7.09	1.66	-6.93	-1.36	0.162	0.31
39	29	30	3.70	0.61	-3.67	-0.54	0.034	0.06
40	8	28	-0.54	-0.54	0.55	-3.80	0.002	0.01
41	6	28	18.67	0.11	-18.62	-1.23	0.058	0.20
Total							17.557	67.69

Tableau 2. 3. Résultats des puissances transmises entre les branches d'un réseau IEEE 30 J.B

Si on analyse les résultats trouvés on remarque que les tensions aux jeux de barres sont acceptables et sont dans leurs limites admissibles, que le réseau est en régime équilibré et par conséquent la distribution d'énergie électrique est de bonne qualité.

2.4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié l'écoulement de puissance sur le réseau standard IEEE-30, par les différentes méthodes itératives. L'ensemble des résultats montrent que :

- ♣ La méthode de Newton –Raphson est la plus appropriée pour l'étude de l'écoulement de puissance et elle est appliquée aussi dans le prochain chapitre sur l'optimisation des flux de puissances.
- ♣ Les pertes actives et réactives totales sont respectivement 17.557 MW et 67 Mvar
- ♣ Les distributions des pertes de puissances actives et réactives dans les branches sont telles que la plus grande perte de puissance est 5.21 MW et 15.61 Mvar sur la branche 1-2 ce résultat se justifie par le transit des plus grandes valeurs des courants puisque la barre de génération la plus chargée est la barre 1, qui génère la plus grande valeur des puissances soit 173.31 MW et 24.70 Mvar.
- ♣ La majorité des tensions aux jeux de barres sont acceptables et sont dans leurs limites admissibles.

CHAPITRE 3 :
OPTIMISATION DE L'ÉCOULEMENT DE
PUISSANCE

3.1. Introduction

Le but de notre étude est d'améliorer la contribution en puissance de chaque unité de génération du réseau standard IEEE 30 J.B, de sorte que le coût total de production soit minimisé le plus possible, pour n'importe quelle conditions de charge toutes en respectant les contraintes physiques de ces générateurs.

Les facteurs influençant le coût de production sont résumés en trois points essentiels :

- Le rendement de fonctionnement des générateurs
- Le coût du combustible
- Les pertes dans les lignes de transmission.

Et, pour minimiser la fonction du coût, on peut ajuster sur l'un des points précédents.

Ce chapitre est réservé à l'optimisation mono-objective de la fonction coût du combustible (coût de production) toute en tenant compte des pertes actives dans les lignes de transmission et les pénalités appliquées en multipliant le coût par un facteur appelé facteur de pénalité [11].

3.2. Formulation du calcul

La répartition économique de puissance dans un réseau de production et de transport à (N_g) générateurs, consiste à déterminer les puissances actives produites par les différents générateurs dans les centrales de productions de l'énergie électrique et qui rendent minimales les frais de production [12]. C'est-à-dire on détermine les valeurs des puissances pour que le coût soit minimal. Pour cela, nous devons chercher à minimiser la fonction objective coût total suivante:

$$F = f (P_{G1}, P_{G2}, \dots, P_{Gn}) \quad (3.1)$$

En fonction de la puissance demandée et les pertes actives dans les lignes

Tel que :

$$F = \sum_{i=1}^{N_g} F_i(P_{Gi}) \quad (3.2)$$

Avec :

P_{Gi} : Puissance active générée par la centrale(i) dont les coefficients (a_i, b_i, c_i) sont des constantes propres à chaque centrale.

Sachant que le coût de production d'une centrale quelconque F_i est généralement modélisé par une fonction polynomiale du second degré [13] :

$$F_i(P_{Gi}) = a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2 \quad (3.3)$$

Où :

$$P_{imin} \leq P_i \leq P_{imax} \quad (3.4)$$

La puissance générée totale et les pertes actives déterminées par les coefficients de pertes sont égales :

$$\sum_{i=1}^{Ng} P_i = D + P_l \quad (3.5)$$

$$P_l = \sum_i^{Ng} \sum_j^{Ng} B_{ij} P_i P_j \quad (3.6)$$

On peut directement constater que le problème d'optimisation est non linéaire et soumis à des contraintes d'égalité d'inégalité suivante :

- **Contraintes d'égalités**

$$\sum_{i=1}^{Ng} P_{Gi} - P_{ch} - P_l = 0 \quad (3.7)$$

Où :

$$P_{ch} = \sum_i^{Nch} P_{chi} \quad (3.8)$$

Avec :

P_{chi} : Puissance active consommée par la charge i

P_{ch} : Puissance active Totale consommée.

P_l : Pertes actives dans le réseau.

N_{ch} : le nombre de nœud consommateur

- **Contraintes d'inégalités.**

Dénommées contraintes de sécurité, elles caractérisent les limites minimales et maximales tolérées en puissance active produites par chaque générateur :

$$P_{Gi}^{Max} - P_{Gi} \leq 0 \quad (3.9)$$

$$P_{Gi} - P_{Gi}^{Min} \leq 0 \quad (3.10)$$

Où

P_{Gi}^{Max} : Puissance active maximale du générateur (i)

P_{Gi}^{Min} : Puissance active Minimale du générateur (i).

3.3. Optimisation de l'écoulement de puissance sur le réseau IEEE 30 J.B

Notre étude d'optimisation sur l'écoulement de puissance sera validée sur un réseau IEEE 30 J.B, constitué de 30 jeux de barres, 6 générateurs, 4 transformateurs, 41 lignes de transmission, 2 batteries de compensation d'énergie réactive et 21 charges, où on va appliquer deux techniques des métaheuristiques :

- Les essaims de particules (P.S.O) ;
- L'algorithme Génétique (A.G).

Cette étude est menée dans le but de trouver l'optimum (minimal) du coût total des 6 générateurs de production du réseau IEEE 30 J.B.

3.3.1. Algorithme P.S.O

En premier lieu la méthode PSO est utilisée pour résoudre le problème d'optimisation du coût de production en suivant les étapes illustrées sur l'organigramme ci-dessous:

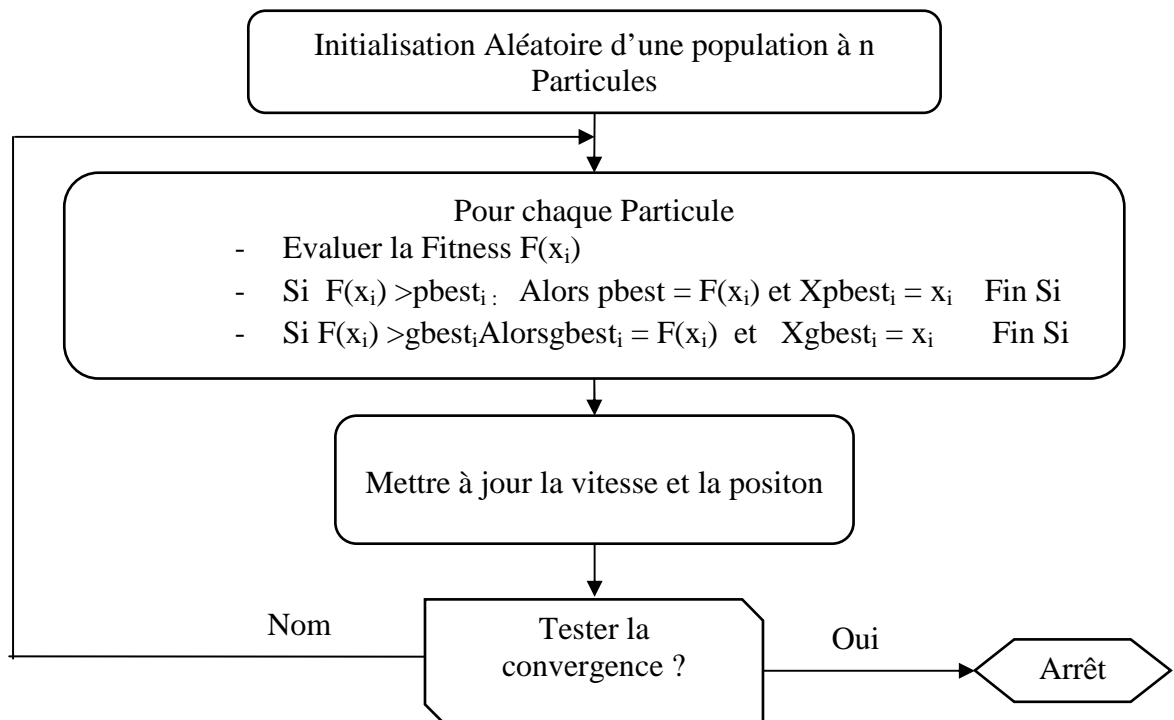


Figure 3. 1. Algorithme P.S.O

Afin d'illustrer l'efficacité de la technique P.S.O proposée dans ce travail, elle a été testée sur le réseau standard de test IEEE 30 J.B avec les caractéristiques et les paramètres mentionnés ci-dessous :

Caractéristique de réseau IEEE 30J.B

- Six générateurs aux bus 1, 2, 5, 8,11 et 13
- Quatre transformateurs aux lignes 6-9,6-10,4-12 et 28-27
- 41 branches de liaisons
- Puissance demandée =283.4 MW

Les paramètres de l'algorithme PSO sont regroupés dans le tableau ci-après :

Paramètres de Contrôles	
Nombre d'itération	100
Nombre de Particule	500
w	0.4
C1 et C2	2

Tableau 3. 1. Paramètres de Contrôle De P.S.O

Après plusieurs simulations sur le bon choix des paramètres qui est une étape essentielle, nous avons abouti au résultat (figure 3-1) nous montrons la convergence de la fonction objective coût total en fonction du nombre d'itération vers son optimum (valeur minimale).

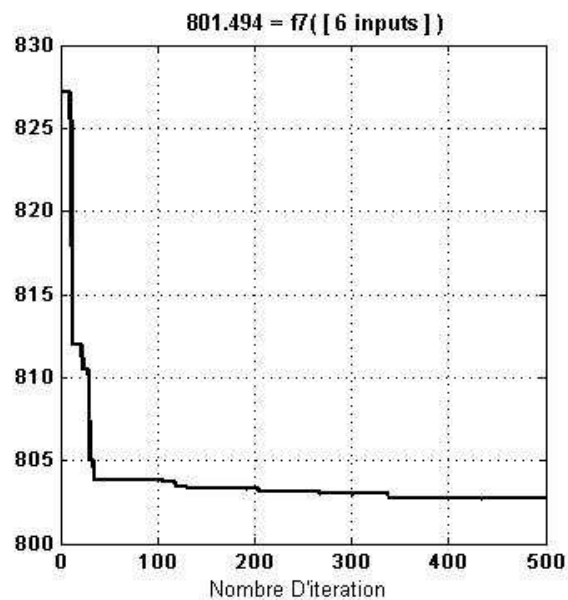


Figure 3. 2. Caractéristique de convergence de la fonction objective coût en fonction du nombre d'itération(Algorithme P.S.O)

Le tableau ci-dessous illustre le résultat du coût total du combustible des générateurs de production et les pertes actives totales obtenus avant et après l'optimisation par l'Algorithme PSO. On remarque que l'utilisation de l'algorithme d'optimisation PSO a permis d'une part

de réduire le coût du combustible de 7.38 % et d'autre part de diminuer les pertes actives totales dans les lignes avec un pourcentage de 47.6%.

	Valeur avant Optimisation	Valeur Après Optimisation	Gain en %
Le coût du combustible (\$ / h)	875.296	801.494	7.38 %
Pertes actives (MW)	17.557	9.196	47.6%

Tableau 3. 2. Coût de Production et pertes actives Avant et Après Optimisation (Méthode PSO)

3.3.2. Algorithme Génétique

En deuxième lieu l'algorithme génétique a été appliqué pour la résolution du même problème que la méthode PSO, à savoir l'optimisation du coût total de production en tenant compte des pertes des lignes de transmission sur le réseau IEEE 30 J.B. Les étapes de l'algorithme génétique sont résumées sur la figure :

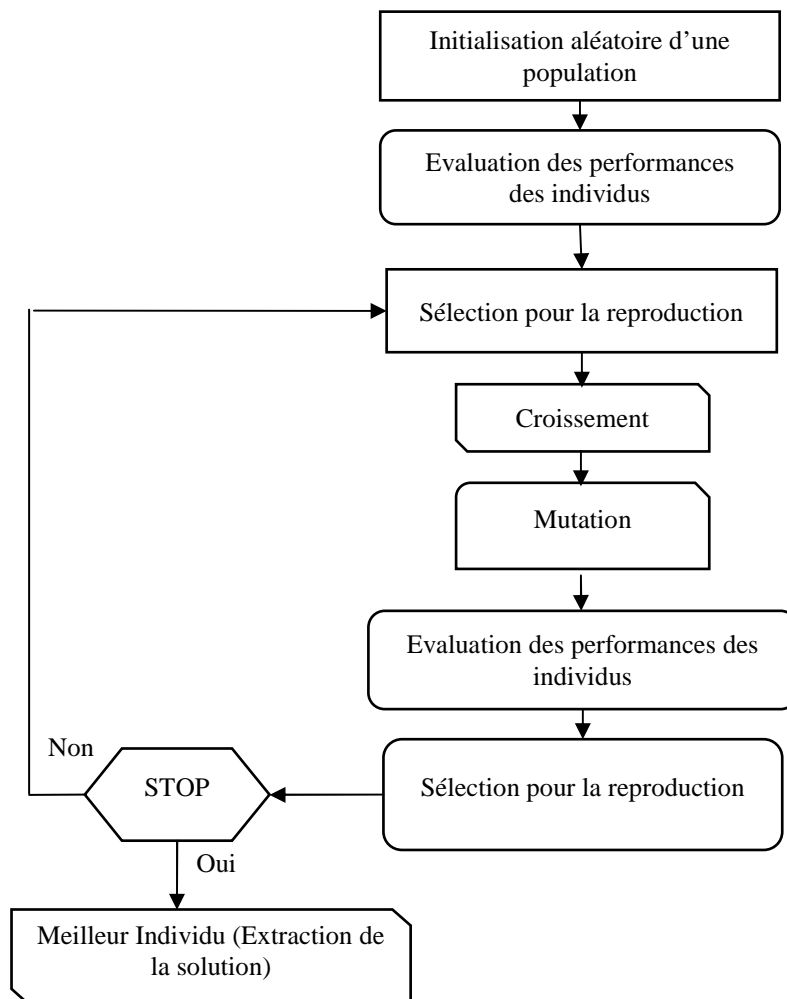


Figure 3. 3. Etapes de l'algorithme Génétique.

Le tableau ci-dessous regroupe les paramètres de l'algorithme génétique utilisés.

Paramètres de Contrôles	
Nombre de population	95
Nombre de Générations	100
croisement	0.8
mutation	0.01

Tableau 3.3. Paramètre de l'algorithme génétique

Après plusieurs simulations sur le bon choix des paramètres de l'algorithme génétiques, nous obtenons la convergence de la fonction objective coût total en fonction du nombre d'itération à une valeur optimum. Le nombre d'itération est moins important que celui de la méthode d'optimisation par l'algorithme par essaim de particule.

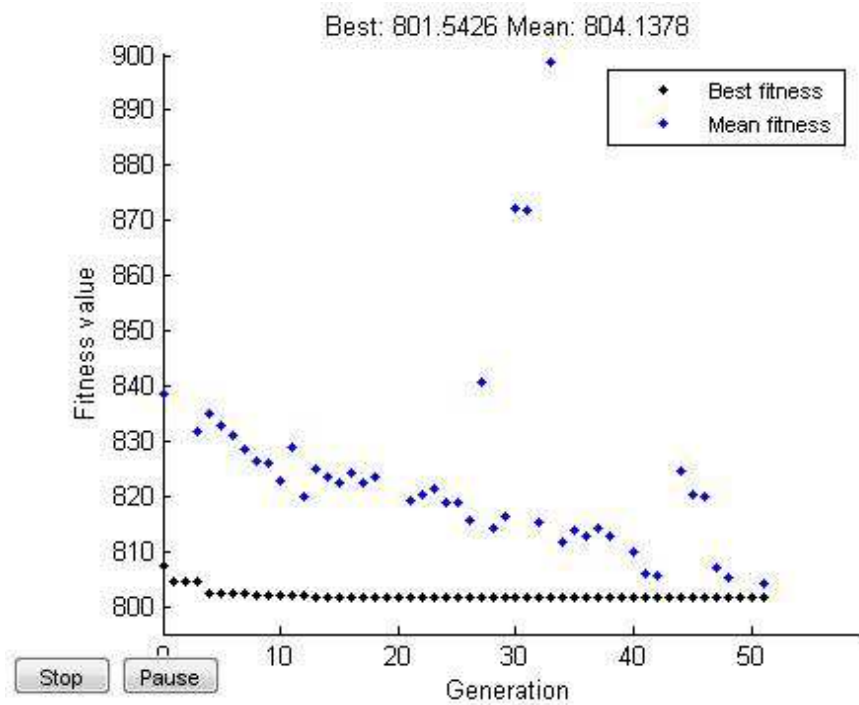


Figure 3.4. Caractéristique de convergence par l'algorithme génétique

Le tableau ci-dessus illustre le résultat du coût total du combustible des générateurs de production et les pertes actives totales obtenus avant et après optimisation par l'Algorithme génétique qui donne des valeurs très significatives puisque le coût du combustible à diminuer de 8.4 % et les pertes actives totales de 47.53%.

	Valeur avant optimisation	Valeur Après Optimisation	Gain en %
Le coût du combustible (\$ / h)	875.296	801.543	8.4%
Pertes actives (MW)	17.557	9.212	47.53%

Tableau 3. 4. Coût de Production et pertes actives avant et après optimisation par l'algorithme génétique

3.3.3. Répartition des puissances des générateurs après optimisation

Le tableau suivant illustre les puissances des générateurs avant et après optimisation des deux méthodes utilisées.

N° du Générateur Au J.B N°	Puissance du Générateur avant Optimisation (MW) (dispatching des puissances)	Puissance du Générateur Après Optimisation (MW)		Gain en Puissance %
		(dispatching des puissances) Méthode A.G	(dispatching des puissances) Méthode PSO	
		<u>Gén-1 Au J.B 1</u>	260.96	
<u>Gén-2 Au J.B 2</u>	40	48.3216	48.5676	
<u>Gén-3 Au J.B 5</u>	0	20.8308	20.8667	
<u>Gén-4 Au J.B 8</u>	0	22.7011	22.9266	
<u>Gén-5 Au J.B 11</u>	0	12.4449	12.3132	
<u>Gén-6 Au J.B 13</u>	0	12.0937	12.0516	
<u>Puissance Totale</u>	300.96	292.6117	292.6001	2.77%

Tableau 3. 5. Puissances des générateurs Avant et Après Optimisation par les deux méthodes

Le tableau suivant illustre les résultats des pertes dans les lignes de transmission après optimisation et dispatching économique des puissances des générateurs en utilisant la méthode de l'écoulement de puissance de Newton-Raphson.

N° de LT	Du J.B N°	Au J.B N°	Du J.B P inj (MW)	Du J.B Qinj (Mvar)	Au J.B Pinj (MW)	Au J.B Q (Mvar)	Pertes P (MW)	Pertes Q (Mvar)
1	1	2	115.10	-10.16	-112.82	11.12	2.273	6.81
2	1	3	61.39	5.79	-59.85	-4.59	1.543	5.64
3	2	4	32.54	5.03	-31.97	-7.18	0.579	1.76
4	3	4	57.45	3.39	-57.03	-3.07	0.416	1.20
5	2	5	63.21	4.69	-61.47	-1.76	1.748	7.34
6	2	6	43.69	3.72	-42.65	-4.55	1.033	3.13
7	4	6	48.70	-5.74	-48.42	5.77	0.276	0.96
8	5	7	-11.90	8.83	12.01	-10.62	0.108	0.27
9	6	7	35.13	-0.47	-34.81	-0.28	0.321	0.99
10	6	8	9.66	5.09	-9.64	-5.96	0.014	0.05
11	6	9	18.52	-8.13	-18.52	8.92	-0.000	0.79
12	6	10	13.03	0.01	-13.03	0.83	0.000	0.86
13	9	11	-12.44	-14.43	12.44	15.12	0.000	0.68
14	9	10	30.96	5.51	-30.96	-4.53	0.000	0.98
15	4	12	32.70	14.39	-32.70	-11.64	0.000	2.75
16	12	13	-12.09	-8.24	12.09	8.51	0.000	0.27
17	12	14	7.94	2.36	-7.87	-2.21	0.075	0.16
18	12	15	18.25	6.70	-18.02	-6.26	0.223	0.44
19	12	16	7.41	3.31	-7.35	-3.20	0.055	0.12
20	14	15	1.67	0.61	-1.66	-0.60	0.006	0.01
21	16	17	3.85	1.40	-3.84	-1.37	0.008	0.03
22	15	18	6.06	1.58	-6.02	-1.50	0.039	0.08
23	18	19	2.82	0.60	-2.81	-0.59	0.005	0.01
24	19	20	-6.69	-2.81	6.70	2.85	0.017	0.03
25	10	20	8.98	3.73	-8.90	-3.55	0.081	0.18
26	10	17	5.17	4.47	-5.16	-4.43	0.014	0.04
27	10	21	16.17	9.87	-16.05	-9.63	0.114	0.24
28	10	22	7.87	4.50	-7.81	-4.39	0.054	0.11
29	21	22	-1.45	-1.57	1.45	1.58	0.000	0.00
30	15	23	5.43	2.79	-5.39	-2.72	0.034	0.07
31	22	24	6.37	2.82	-6.32	-2.74	0.052	0.08
32	23	24	2.19	1.12	-2.19	-1.10	0.008	0.02
33	24	25	-0.20	1.65	0.20	-1.64	0.005	0.01
34	25	26	3.54	2.37	-3.20	-2.30	0.044	0.07
35	25	27	-3.75	-0.73	3.76	0.76	0.015	0.03
36	28	27	17.04	5.24	-17.04	-4.09	0.000	1.16
37	27	29	6.19	1.67	-6.10	-1.51	0.086	0.16
38	27	30	7.09	1.66	-6.93	-1.36	0.162	0.30
39	29	30	3.70	0.61	-3.67	-0.54	0.033	0.06
40	8	28	2.34	-2.56	-2.34	-1.79	0.004	0.01
41	6	28	14.74	2.26	-14.70	-3.45	0.037	0.13
Total							9.483	38.02

Tableau 3. 6. Pertes des puissances dans les lignes après optimisation et dispatching économique

Les tableaux montrent que la différence entre les deux méthodes utilisées pour l'optimisation est pratiquement insignifiante voir négligeable puisqu'on a abouti aux mêmes résultats. Ce

qui implique que l'utilisation des méthodes métaheuristiques répond bien à la résolution du problème d'optimisation et qui convergent vers la même solution quasi -optimale.

3.3.4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié l'optimisation de l'écoulement de puissance appliquée sur un réseau standard IEEE 30 nœuds en utilisant deux méthode d'optimisation métaheuristiques qui sont l'Algorithme génétique et les essais particulaires.

Les différents résultats obtenus montrent que :

- Les deux méthodes d'optimisation permettent de réduire le coût de production et de réduire les pertes actives des lignes de transmission ;
- Le nombre de convergence de la méthode de l'essaim de particule et plus important à celui de l'algorithme génétique ;
- La puissance totale des générateurs après dispatching économiques des deux méthodes est la même, avec 2.77% de moins après optimisation ce qui soulage le réseau.
- Les tensions aux différents jeux de barres du réseau sont restées stable dans leurs limites de fonctionnement.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Dans notre travail nous avons présenté l'application de deux méthodes métaheuristiques pour l'optimisation de l'écoulement de puissance en appliquant les algorithmes génétiques et les essaims de particules.

Pour concrétiser l'optimisation envisagée on a traité le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance en minimisant la fonction mono-objective du coût total du combustible en fonction des puissances générées en tenant comptes des contraintes physiques (pertes actives totales) pour une meilleure planification des puissances électriques du réseau.

Une étude comparative entre la méthode de l'algorithme génétique et les essaims de particule ont été simulées et testés sur le réseau standard IEEE 30 J.B, ainsi les résultats obtenus permettent de conclure que :

Les deux algorithmes AG et PSO prouvent leur qualité de convergence simultanée vers la même solution quasi-optimale.

Et ont montré l'efficacité des méthodes stochastiques pour l'optimisation du flux des puissances dans les réseaux électriques par les calculs numériques approchés.

L'amélioration de l'écoulement de puissance en minimisant les pertes actives totales.

Bibliographie

- [1] A.Nagi, « Optimisation de l'écoulement de Puissance en AG et PSO-TVAC », Mémoire fin d'Etude, Université Mohamed Khider Biskra, 2014.
- [2] A. Hellal, et M.Boudour, « Réseau Electrique fondamentaux et concepts de base », Livre, Page Bleues, Edition 2014.
- [3] R.Brnbaid, « Optimisation Multiobjectif de la synthèse des FACTS par les Particules en Essaim Pour le Contrôle de la stabilité de tension des Réseaux Electriques », Mémoire de Magister, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, 2007.
- [4] R.Eberhart, and J.Kennedy, « Particle Swarm Optimization, Proc of IEEE International Conf. on Neural Networks, Vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
- [5] R.Eberhart, and J. Kennedy, « Swarm Intelligence, Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [6] I.N Kassabalidis, « Dynamic Security Border Identification Using Enhanced Particle Swarm Optimization », IEEE Transactions on Power System, VOL. 17, N° 3, AUGUST 2002.
- [7] Jong-Bae Park, et al, « A Particle Swarm Optimization for Economic Dispatch with Non-smooth Cost Function », IEEE Transactions on Power System, Vol, 20, N°1, February 2005.
- [8] J.Kennedy, and R.C. Eberhart, « Swarm Intelligence. San Francisco », CA Morgan Kaufmann, Année 2001.
- [9] L.Kartobi, « Optimisation de la synthèse des Facts par les Algorithmes Génétiques et les Essaims Particulaires pour le contrôle des réseaux électriques », thèse Magister, ENP, Décembre 2006.
- [10] C.A. Coello, and M. Salazar Lechuga, « MOPSO A proposal for multiple objective particle Swarm Optimization », Congress on Evolutionary Computation IEEE Service Center, Piscataway, pp. 1051-1056, New Jersey Année 2002.
- [11] M.Labed, « Dispatching économique dans un système de puissance électrique par l'intelligence Artificielle », thèse Magister, page 54, Année 2013.
- [12] Thomas Vallée, et Murat Yıldızoglu, « Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie » Université de Nantes, LEA-CIL.
- [13] A.J Wood, B.F. Wollenberg, « Power generation operation and control » , John Wiley & Sons 1984.

Résumé :

L'Optimisation de l'écoulement de puissance dans un réseau électrique est capitale pour les fournisseurs d'énergie électrique pour la prise de décision dans le cas de la minimisation des coûts d'exploitation, émission des gaz toxiques (préoccupation environnementale) des centrales d'énergies électriques, et pertes de transmission des puissances dans les lignes.

Pour notre travail, nous avons exploré et testé le réseau (IEEE-30 nœuds) avec des méthodes métaheuristiques qui sont l'algorithme génétique et les essaims de particules dans la recherche de l'optimum de la fonction objective.

Une première phase de ce travail est consacrée au calcul de l'écoulement de puissance par les différentes méthodes itératives à savoir : méthode de Gauss-Seidel, méthode de Newton-Raphson et méthode découplée rapide, afin de déterminer les tensions, les angles de phases, les puissances injectées aux jeux de barres et les pertes totales du réseau. Ensuite nous avons appliquées les méthodes des algorithmes génétiques et des essaims de particules pour minimiser le coût de production et les pertes actives totales sous les contraintes d'égalités et d'inégalités. Les résultats de simulations confirment bien la validité et l'efficacité de ces Algorithmes.

Mots clés : PSO, Optimisation par Essaim de particule, Algorithme génétique, Ecoulement de puissance, MATLAB.

Abstract:

The Flow Power Optimization in an Electrical Network is capital for the suppliers of electrical energy to take decision in the case of the minimization of the costs of exploitation, emission of pollutant gases (environmental concern) of the power stations of electrical energies, and losses power in the lines of transmission.

In our work, we have explored and tested the network (IEEE-30 nodes) with metaheuristic methods that are the genetic Algorithm and the swarm particles in order to research the optimum of the objective function.

The first phase of this work consists to calculate the flow power by the iterative methods such as Newton-Raphson, Gauss-Siebel, and Rapid decoupled method in order to determine voltages, phases' angles, and the injected powers in the buses and the total losses power of the network.

Then we have applied the methods of the Genetic Algorithms and the Swarm particles to minimize the production costs under the constraints of equalities and inequalities.

Simulations results, well, confirm the validity and the efficiency of these Algorithms.

Keywords: PSO, particles Swarm Optimization, Genetic Algorithm, Flow Power, MATLAB