

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Sciences Appliquées
Département de Génie Electrique



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et technologies

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Réseaux électriques

Présenté par :

SOUIGAT Mohamed Abdennour

GHERGHOUT Yakoub

Thème:

**Dispatching optimal des puissances
réactives dans un réseau électrique en
utilisant la méthode PSO**

Soutenu publiquement

Le : 05/06/2017

Devant le jury :

M^r ROUIBAH Tahar

MA (B) Président

UKM Ouargla

M^r BOUDJELLA Houari

MA (A) Encadreur/rapporteur

UKM Ouargla

M^r BOUHADOUZA Boubekour

MA (A) Examineur

UKM Ouargla

Année universitaire 2016/2017

Résumé

Résumé

Dans ce mémoire, nous présentons la solution des répartitions optimales de puissance réactive par l'application d'une méthode métaheuristique qui est l'algorithme essaim de particules PSO. L'objectif est de minimiser les pertes actives aux différentes branches du réseau électrique.

La performance de la méthode PSO a été testée sur un réseau générique de 30 jeux de barres. L'objectif est la répartition optimale de puissance réactive avec un réglage optimal des variables de contrôle sans violer les contraintes d'inégalité et satisfaire la contrainte d'égalité. Les variables de contrôle sont la tension pour les nœuds de générateur et le rapport de transformation des transformateurs, ainsi la puissance réactive des compensateurs shunts.

On peut dire que l'optimisation de l'écoulement de puissance réactive par la méthode essaim de particule est une méthode globale puisqu'elle converge à la même solution approximativement de tout point de départ et donne un vecteur de contrôle cohérent.

Mots clés : méthodes métaheuristicques, PSO, ORPD, Dispatching économique.

Que veut-dire le terme ORPD ?

" Dispatching optimal de la puissance réactive ".

REMERCIEMENTS

REMERCIEMENTS

Nous profitons de cette occasion pour remercier :

*Avant tout, **ALLAH**, le tout puissant, de nous avoir donné le courage et la volonté pour accomplir ce travail de recherche.*

Tous ceux qui ont de près ou de loin ont participé à notre éducation.

Nos parents, nos frères et sœurs pour leur soutien indéfectible.

L'ensemble du personnel Enseignants et Administrateurs de l'université d'Ouargla.

Un remerciement et une reconnaissance particulière à notre encadreur Mr BOUDJELLA HOUARI pour ses conseils avérés, ses efforts et son écoute particulière.

Merci à tous



DEDICACES

C'est tout plein de joie que je dédie ce travail à ceux qui m'ont été une source d'inspiration et de volonté

A mon père (رحمك الله يا أبي) et ma mère à mes grands parents

Je le dédie à mes très chers frères et mes très chères sœurs

A toute ma grande famille Souigat

Une dédicace à mes très chers amis et pour tous ceux qui me connaissent

A la fin je dédie très chaleureusement ce mémoire à mon collègue Gherghout Yakoub

Souigat Mohamed Abdennour



DEDICACES

C'est tout plein de joie que je dédie ce travail à ceux qui m'ont été une source d'inspiration et de volonté

A ma mère et mon père à mes grands parents

Je le dédie à mes très chers frères et mes très chères sœurs

A toute ma grande famille Gherghout

Une dédicace à mes très chers amis et pour tous ceux qui me connaissent

A la fin je dédie très chaleureusement ce mémoire à mon collègue Souigat Mohamed Abdennour

Gherghout Yakoub
Gherghout Yakoub



Sommaire

Liste des tableaux	I
Liste des figures	II
Liste des symboles et abréviations	III
Introduction Générale	1
Chapitre I : Répartition des puissances dans les réseaux électriques	
I.1 Introduction	3
I.2 Principes de commande de répartition des puissances	3
I.3 Principes de répartition économique des puissances.....	4
I.4 Dispatching économique	4
I.5 Formulation mathématique du problème	5
I.5.1 Fonction coût	5
I.5.2 Minimisation des coûts de génération.....	6
I.5.3 Contraintes d'égalités.....	7
I.5.4 Contraintes d'inégalités	7
I.6 Écoulement optimal des puissances	7
I.7 Écoulement statiques des charges ou de puissance	8
I.8 Concept général de l'écoulement de puissance	8
I.9 But de l'étude de l'écoulement de puissance	9
I.10 Méthodes de calcul de l'écoulement des puissances	9
I.11 Formulation des équations d'écoulement statique des charges	9
I.12 Ecoulement optimal des puissances OPF	12
I.12.1 Méthode de programmation linéaire	12
I.12.2 Méthode de programmation non linéaire	13
I.13 Ecoulement optimal des puissances réactives ORPF	13
I.13.1 Algorithme de résolution	15
I.13.2 Contraintes fonctionnelles	16
I.13.3 Variables discrètes	17

I.14 Conclusion -----	18
Chapitre II Méthodes d'optimisation métaheuristique	
II.1 Introduction-----	19
II.2 Qu'est-ce qu'un problème d'optimisation -----	19
II.3 Classification des problèmes d'optimisation -----	19
II.4 Méthodes heuristiques -----	20
II.5 Méthodes métaheuristiques -----	20
II.6 Algorithmes métaheuristiques -----	22
II.6.1 Algorithmes Stochastiques -----	22
II.6.1.1 Classification des algorithmes stochastiques -----	23
II.6.1.2 Recherche Tabou (Tabu Search)-----	23
II.6.2 Algorithmes Physiques -----	24
II.6.2.1 Classification des Algorithmes Physiques -----	25
II.6.2.2 Méthode De Recuit Simulé -----	25
II.6.3 Algorithmes Evolutionnaires -----	27
II.6.3.1 Classification des Algorithmes Evolutionnaires -----	27
II.6.3.2 Algorithmes génétiques -----	28
II.6.3.3 Description de l'algorithme -----	29
II.6.4 Algorithmes De L'essaim -----	29
II.6.4.1 Classification des Algorithmes De L'essaim -----	30
II.6.4.2 Colonies De Fourmis -----	30
II.6.5 Optimisation Par Essaim de Particules -----	31
II.6.6 Algorithme du réseau immunitaire -----	31
II.7 Conclusion-----	32
Chapitre III : Dispatching optimal de puissance réactive	
III.1 Introduction -----	33
III.2 Formulation du problème et solution -----	33
III.2.1 Formulation mathématique -----	33
III.2.1.1 Sous les contraintes -----	34
III.3 Application de la méthode PSO pour la résolution du problème d'ORPD -----	35
III.3.1 Historique sur la méthode PSO-----	35
III.3.2 Définitions -----	36
III.3.2.1 Optimisation Par Essaims Particule -----	36

III.3.2.2 Notion de voisinage -----	36
III.3.3 l'Algorithme PSO -----	37
III.4. Application de l'algorithme PSO sur ORPD pour un réseau test -----	39
III.5 Organigramme de la méthode PSO proposé pour ORPD -----	42
III.6 Simulation et interprétation des résultats -----	43
III.6.1 Résultats de simulation par PSO-----	44
III. Conclusion -----	49
Conclusion Générale -----	50
Références -----	IV
Annexe -----	VI

Liste des Tableaux

Chapitre III

Tableau III.1 : limites min et max des puissances réactives des 6 générateurs -----	43
Tableau III.2 : Limites des tensions des nœud des générateurs et des rapports des régleurs en charge des transformateurs.-----	43
Tableau III.3 : Résultats obtenus par application de la méthode PSO -----	44
Tableau III.4 : Les Paramètres sélectionnés de PSO -----	45
Tableau III.5 : Valeurs des variables de contrôle avant et après optimisation -----	47
Tableau III.6 : Résultats des tensions et des rapports des régleurs en charge des transformateurs optimales par méthode PSO-----	48

Liste des figures

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1 : Schéma de commande de la répartition des puissances -----	3
Figure I.2 : Caractéristique entrée sortie d'une unité de production -----	5
Figure I.3 : système de distribution de puissance à deux barres -----	8
Figure I.4 : Organigramme d'optimisation d'une fonction objective choisie -----	16
Figure I.5 : Fonction de pénalité -----	17

Chapitre II

Figure II.1 : Différents critères du problème -----	20
Figure II.2 : Allure de la fonction objectif d'un problème d'optimisation difficile en fonction de la "configuration" -----	21
Figure II.3 : Classification des métaheuristiques selon leurs mécanismes de fonctionnement	22
Figure II.4 : Classification des algorithmes stochastiques-----	23
Figure II.5 : Fonctionnement d'algorithme Recherche Tabou -----	24
Figure II.6 : Classification des algorithmes Physiques-----	25
Figure II.7 : Fonctionnement de l'algorithme de recuit simulé -----	26
Figure II.8 : Classification des algorithmes Evolutionnaires-----	27
Figure II.9 : Fonctionnement d'Algorithmes génétiques -----	29
Figure II.10 : Classification des algorithmes De L'essaim-----	30
Figure. II 11 : Expériences du pont à double branche -----	30

Chapitre III

Figure III.1 : Différents types de topologie pour un essaim de particules -----	36
Figure III.2 : Concept de modification d'un point de recherche par le PSO -----	39
Figure III.3 : Le schéma du réseau électrique IEEE 30-Noeuds -----	40
Figure III.4 : Organigramme d'essaim de particule proposée pour le calcul de l'ORPD -----	42
Figure III.5 : Effet des paramètres de la méthode PSO sur les résultats de l'ORPD-----	45
Figure III.6 : Puissances réactives générées optimales par PSO -----	46
Figure III.7 : Les pertes de puissances actives et réactives avant et après l'optimisation.-----	46
Figure III.8 : Variation des pertes actives en fonction du nombre d'itérations -----	47
Figure III.9 : Valeurs avant et après optimisation des tensions et des rapports des transformateurs.-----	48

Liste des symboles et abréviations

S_i	Puissance apparente délivré par nœud i
P_{Gi}^m, P_{Gi}^M	Puissances active minimale et maximale que génèrent le générateur (i)
Q_{Gi}^m, Q_{Gi}^M	Puissances réactive minimale et maximale que génèrent le générateur (i)
$Q_{Ci}^{\min}, Q_{Ci}^{\max}$	Limites sur la capacité du compensateur installé au nœud i
T_i^{\min}, T_i^{\max}	Limites sur le rapport du régleur en charge au nœud i
y_{ij}	admittance série de la ligne ij
y'_{ij}	admittance de charge totale de la ligne ij
$F_i (P_{Gi})$	Fonction de cout de la centrale (i)
C_{glob}	la somme des fonctions de coût de chaque centrale
N_g	le nombre de nœuds générateurs
P_D	Puissance active totale absorbée par toute la charge
$\sum_{k \in N_E} P_{kloss}$	Pertes totales de puissance active dans le réseau électrique
I_i	Courant entrant au nœud i
V_i	Tension du nœud i
G_{ij}	Conductance entre les nœuds i et j
B_{ij}	Susceptance entre les nœuds i et j
OPF	Optimal Power Flow (Ecoulement de Puissance Optimal)
OPRD	Dispatching optimale de puissance réactive
PSO ou OEP	Particle swarm optimization ou optimisation par essaims particulaires
\mathbf{pbest}_i	Meilleure fitness obtenue pour la particule P_i
$\overrightarrow{\mathbf{x}_{pbest}_i}$	Position de la particule P_i pour la meilleure fitness
$\overrightarrow{\mathbf{x}_{gbest}_i}$	Position de la particule ayant la meilleure fitness de toutes

Introduction générale

Introduction générale

Une très grande partie des pertes de puissance dans les réseaux électriques sont attribuées à ceux dits de distribution. Sur l'ensemble de la puissance véhiculée par les réseaux de distribution, les pertes de puissance sont estimées à 14%. Le niveau de ces pertes conjuguée à l'orientation portant dérégulation du marché de l'électricité ont poussé les compagnies de distribution à accorder un sérieux intérêt au problème des pertes dans les réseaux de distribution afin d'augmenter la transmission de puissance de ces derniers avant de penser à investir dans la construction de nouvelles lignes.

Pour une configuration de ligne donnée et vu que la demande de puissance active est incompressible, la réduction des chutes de tension et celle des pertes de puissance ne peuvent donc être réalisées que par la diminution du transit des fortes composantes réactives du courant de ligne.

L'objet du présent mémoire est l'écoulement optimal de puissance réactive. Cependant, il ne suffit pas de compenser la puissance réactive, mais la gestion de l'écoulement optimal de puissance réactive qui vise comme principaux objectifs : la réduction des coûts de production, la minimisation des pertes totales, l'amélioration de la qualité et fiabilité du système en maintenant les tensions dans leurs limites permises ainsi que l'augmentation de la marge de sécurité du système. Le problème de l'écoulement optimal de puissance (Optimal Power Flow ou OPF), qui représente une optimisation non linéaire, s'est basé dès le début des premières études sur le problème de la répartition économique de la puissance [1].

Les méthodes conventionnelles déjà utilisées sont basées sur la programmation linéaire ou non linéaire et les méthodes de décomposition. Cependant, ces méthodes peuvent converger vers des minimums locaux et la plupart d'entre elles ne résolvent pas les problèmes d'optimisation à variables entières. Aujourd'hui, d'autres méthodes telles que l'intelligence artificielle, les réseaux de neurones, les algorithmes génétiques, la technique de la recherche Tabou, essaim de particules..., se sont développées en se basant uniquement sur des informations locales. Ainsi il en résulte la diminution du temps de calcul puisque l'approche est décentralisée. Ces méthodes heuristiques ou métaheuristiques consistent en un ensemble de techniques stochastiques souvent inspirées de phénomènes naturels et biologiques [2].

Le dispatching optimal de puissance réactive est un problème d'optimisation complexe dans lequel nous essayons de définir de manière optimale les valeurs des variables de contrôle

Introduction générale

comme la puissance réactive de sortie des générateurs (tensions du nœud du générateur), les rapports de dérivation des transformateurs et la puissance réactive des compensateurs shunts comme les condensateurs. Pour minimiser les pertes totales de puissance active de transmission tout en satisfaisant un ensemble donné de contraintes. Nous avons choisi la méthode d'optimisation essaim de particules (PSO) comme outil de résolution pour but de minimiser la fonction objective validé sur un réseau test IEEE 30 nœuds.

Description du travail :

L'objectif principal de ce travail est le dispatching optimal de puissance réactive. La fonction objective qu'on veut minimiser est les pertes actives totales. L'optimisation par essaims de particules (OEP/PSO) (Particle Swarm Optimization en anglais) a été appliquée pour la résolution de ce problème d'optimisation. La méthode proposée à été simulée dans l'environnement Matlab, et testée sur un réseau standard IEEE 30 nœuds. Cela se fait en déterminant les valeurs optimales pour les variables de contrôle (tensions du bus du générateur et les rapports de dérivation des transformateurs et la puissance de sortie réactive des compensateurs shunts).

Le présent mémoire est structuré en trois chapitres.

Le premier chapitre présente la formulation du problème de l'écoulement de puissance optimale.

Dans le deuxième chapitre on donnera un état de l'art sur les méthodes d'optimisation métaheuristiques.

Le troisième chapitre fournit dans sa première partie une introduction à la méthode d'optimisation par essaims de particules (PSO). Dans la deuxième partie on expose l'application de la méthode de PSO au problème de répartition optimale de puissance réactive. La troisième partie du chapitre montre des simulations sur un système générique de 30 jeux de barres.

Enfin quelques conclusions de ce travail sont mentionnées à la fin de ce mémoire.

Chapitre I

Répartition des puissances dans les réseaux électriques

I.1 Introduction

L'un des états les plus importants d'un réseau électrique est son mode d'opération en régime permanent. Afin d'obtenir des informations sur ces points d'opération et d'être en mesure de les gérer pour des raisons de sécurité, de fiabilité ou d'économie. Dans ce chapitre, nous allons introduit le concept général de la modélisation des systèmes électriques en traitant deux champs:

- ✓ Répartition économiques des puissances.
- ✓ Dispatching optimal des puissances réactives.

I.2 Principes de commande de répartition des puissances

Etant donné que l'énergie n'est pas stockable pratiquement, les puissances générés par les unités de production doivent être à tout instant adaptées à la consommation de façon à garder l'équilibre entre consommation et production en procédant chaque fois à de nouveaux calculs [3].

Le schéma de base de la commande de répartition des puissances dans un réseau d'énergie est donné par Fig. (I.1).

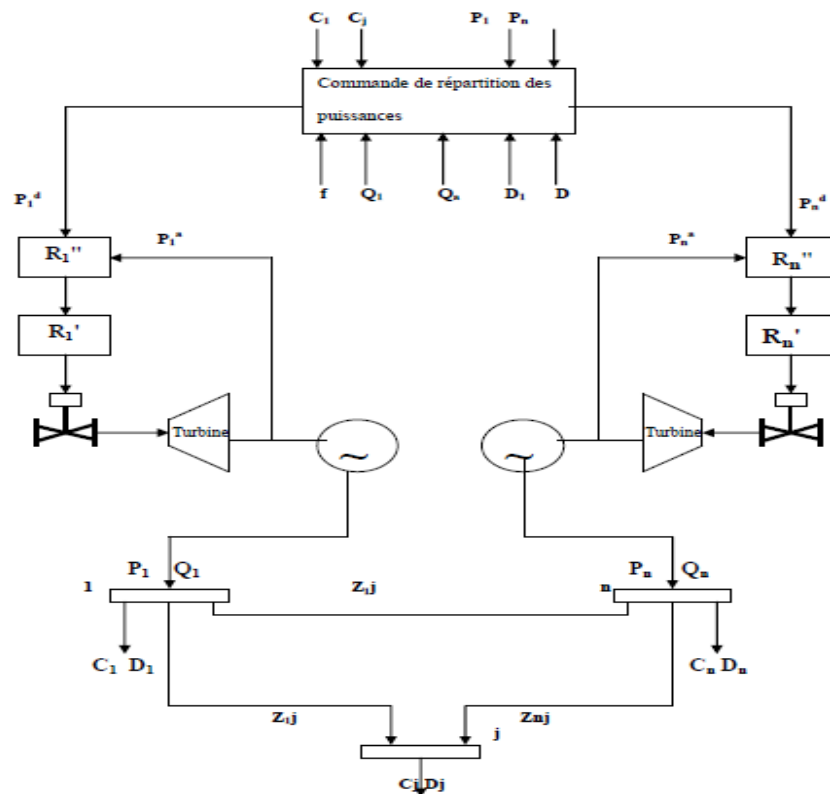


Figure I.1 : Schéma de commande de la répartition des puissances [3].

R_1', \dots, R_n' : régulateurs primaires de la fréquence du courant généré par chaque générateur.

R_1'', \dots, R_n'' : régulateurs secondaires de la puissance générée par chaque générateur.

P_{1d}, \dots, P_{nd} : puissances désirées sont déterminées par le bloc de commande de la répartition économique appelé régulateur tertiaire.

P_{1a}, \dots, P_{na} : puissances actives générées.

Q_1, \dots, Q_n : puissances réactives générées.

C_1, \dots, C_n : puissances actives consommées.

D_{11}, \dots, D_n : puissances réactives consommées

I.3 Principe de répartition économique des puissances

On considère un réseau de production-transport à n nœuds où l'on a N_g nœuds générateurs. La fonction du coût global de production de ce réseau est donnée par [3-4]:

$$C_{glob} = \sum_{i=1}^{N_g} C_i (P_{Gi}) \quad (I.1)$$

Avec :

P_{Gi} : représente les puissances actives générées.

N_g : représente le nombre de nœuds générateurs.

$C_i (P_{Gi})$: représente le coût de production de la centrale i .

C_{glob} : représente la somme des fonctions de coût de chaque centrale.

Le problème de la répartition économique des puissances consiste à minimiser la fonction du coût total de combustible nécessaire à la production d'énergie demandée [3].

Cette fonction est donnée par un polynôme de degré (n) sous la forme générale suivante [3-5]:

$$C (P_G) = a_0 + a_1 P_G + a_2 P_G^2 + \dots + a_n P_G^n \quad (I.2)$$

I.4 Dispatching économique

Le dispatching économique (ED) est la génération, répartition et l'exploitation à coût minimal de l'énergie électrique dans un réseau de puissance électrique, on peut encore dire que c'est un problème d'optimisation qui est basé essentiellement sur la répartition la plus économique de la puissance active produite par les groupes de génération existant dans un réseau électrique; en satisfaisant toute la demande et en tenant compte des contraintes d'égalité et d'inégalité des groupes [6].

L'outil dispatching optimale (OD) est utilisé très près du temps réel entre 5 et 15 min où les prévisions deviennent de plus en plus précises et lancé à des intervalles réguliers. Ça sert à déterminer le niveau de production définitif des unités qui sont disponibles à ce moment où déjà démarrées [6].

Donc l'objectif du (ED) est de minimiser la fonction coût du combustible, et souvent aussi, les frais des compensateurs, et les pollutions causées par les émissions des composants chimiques (les gaz) [6].

I.5 Formulation mathématique du problème

I.5.1 Fonction coût

C'est la fonction objective dont on veut optimiser, ou le coût de production reflète principalement le coût du combustible utilisé ; et d'autres coûts d'exploitation et de maintenance de la centrale. Le coût du combustible est évalué en se servant de la notion des valeurs de consommation spécifiques de chaleur (CSC) (c'est la quantité d'énergie thermique nécessaire pour produire de l'électricité). Cette valeur (CSC) est proportionnelle à l'inverse du rendement énergétique : plus la CSC est grande, moins la centrale est performante [6].

La fonction coût est polynomiale du second ordre en termes de P_{Gi} sous la forme suivante [6]:

$$F_i = a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2 \quad (I.3)$$

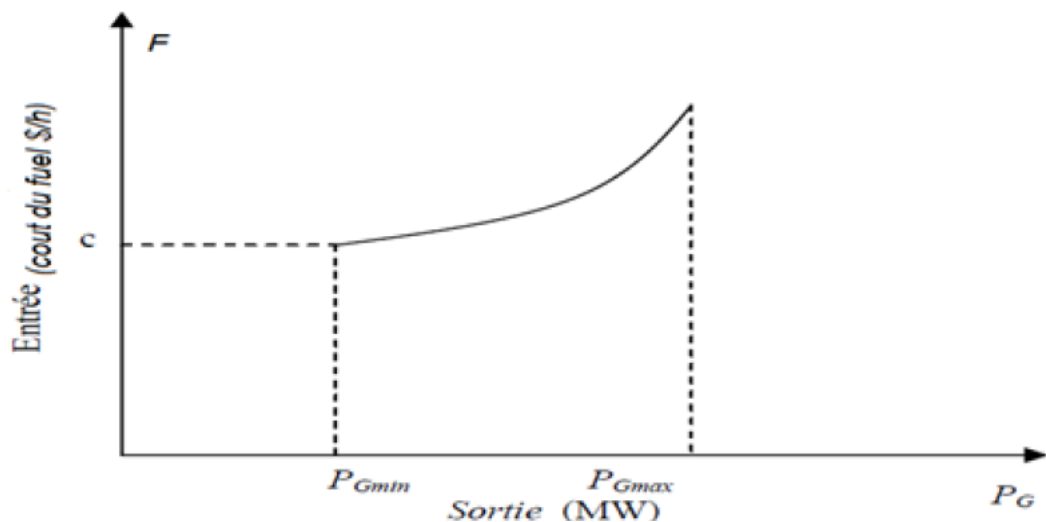


Figure I.2 : Caractéristique entrée-sortie d'une unité de production [6].

a_i , b_i et c_i sont des constantes propres à chaque centrale. Ces paramètres peuvent être déterminés à partir de plusieurs méthodes on peut citer la plus répandue : la méthode des moindres.

La constante a_i est normalement appelée coût de marche à vide et représente le coût pour tenir démarrée une unité de génération à production nulle [6].

P_{Gi} : Puissance active générée par unité de génération (i).

$F_i(P_{Gi})$: Fonction de coût de la centrale (i)

Il est très important à noter que d'autres caractéristiques spécifiques doivent être prises en considération pour le cout de production d'électricité. C'est le cas notamment du coût spécifique pour démarrer ou arrêter l'unité de production (coût de démarrage et d'arrêt), à titre d'exemple : le coût de démarrage correspond au coût de l'énergie nécessaire pour mettre en fonctionnement tous les auxiliaires permettant la production d'électricité (chaudières, pompes, etc.). Ce coût dépend normalement de l'état de l'unité de production au moment de l'appel à démarrer (démarrage à froid ou à chaud) et le temps de démarrage (pointe ou creux). Les contraintes techniques sont aussi importantes pour l'exploitation.

Généralement, l'unité de production ne peut fonctionner de manière stable qu'à partir d'un niveau de production minimal (capacité minimale de production) et jusqu'à un niveau maximal de production (capacité maximale de production) [6].

I.5.2 Minimisation des coûts de génération

Le but principal du dispatching économique est la minimisation du cout de production de chaque générateur et donc le cout total. D'autre part, on sait très bien que les facteurs influençant sur le cout sont résumés en trois points essentiels [6]:

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

Et pour minimiser la fonction de cout, on peut ajuster sur l'un des points précédents. Cette minimisation peut être traduite par la condition suivante [6]:

$$\text{Min} \left(\sum_{i=1}^{Ng} F_i(P_{Gi}) \right) \quad (\text{I.4})$$

I.5.3 Contraintes d'égalités

C'est l'équation de l'écoulement de puissance en équilibre entre la génération et la demande ; exprimée par la formule suivante [6]:

$$\sum_{i=1}^{N_g} P_{Gi} - P_D - P_L = 0 \quad (I.5)$$

$$P_D = \sum_{i=1}^{N_D} P_{Di} \quad (I.6)$$

D'où :

P_D : Puissance active totale absorbée par toute la charge.

P_{Di} : Puissance active absorbée par la charge (i).

P_L : Pertes actives dans les lignes de transmission.

N_D : Nombre de nœuds des consommateurs.

I.5.4 Contraintes d'inégalités

On les appelle aussi contraintes de sécurité, sont liées directement aux limites associées aux centrales électriques [6, 4, 5].

$$P_{Gi}^m \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^M \quad (I.7)$$

$$Q_{Gi}^m \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^M \quad (I.8)$$

D'où

P_{Gi}^m, P_{Gi}^M : Puissances active minimale et maximale que génère le générateur (i) respectivement.

Q_{Gi}^m, Q_{Gi}^M : Puissances réactive minimale et maximale que génère le générateur (i).

I.6 Écoulement optimal des puissances

Un Ecoulement de Puissance Optimal (OPF) est destiné à trouver une solution de l'écoulement de puissance qui optimise une fonction de performance (objectif) comme le coût du combustible, ou les pertes de transmission, tout en veillant à respecter les limites physiques imposées par les équipements du système [7].

Dans la formulation du modèle, on combine les puissances générées et demandées à chaque barre pour obtenir une puissance nette S . définie comme la différence entre la

production et la consommation de puissance de la barre i en question. Cette puissance nette est considérée comme injectée dans la barre par une "source de puissance de barre" dont le symbole est introduit dans la (Fig I.3) [8].

Pour le système à deux jeux de barres, ces puissances injectées sont [8]:

$$S_1 = P_1 + jQ_1 \triangleq P_{G_1} - P_{D_1} + j(Q_{G_1} - Q_{D_1}) \quad (\text{I.9})$$

$$S_2 = P_2 + jQ_2 \triangleq P_{G_2} - P_{D_2} + j(Q_{G_2} - Q_{D_2}) \quad (\text{I.10})$$

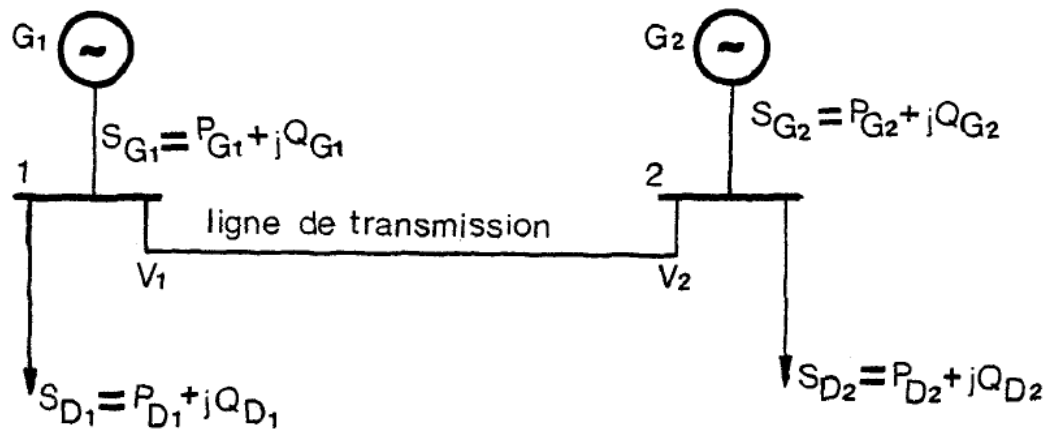


Figure I.3 : système de distribution de puissance à deux jeux de barres [8].

I.7 Écoulement statiques des charges ou de puissance

L'étude de l'écoulement de puissance (load flow) permet d'avoir la solution des grandeurs d'un réseau électrique en fonctionnement normal équilibré en régime permanent [9].

Ces grandeurs sont les tensions et les puissances injectées aux nœuds et celles qui transitent dans les lignes. Les pertes et les courants s'en déduisent. Les études de l'écoulement de puissance permettent de planifier la construction et l'extension des réseaux électriques ainsi que la conduite et le contrôle de ces réseaux [9].

Donc dans le deuxième parti de ce chapitre on va survoler le problème de l'écoulement de puissance en se basant sur l'objectif et les concepts relatifs à l'analyse de l'écoulement de puissance [9].

I.8 Concept général de l'écoulement de puissance

Le problème d'écoulement de puissance est résolu pour la détermination en régime permanent des tensions complexes au niveau de jeu de barres du réseau, à partir de lesquelles

les transits des puissances dans chaque ligne et transformateur sont calculés. L'ensemble des équations représentant le réseau électrique est de nature non linéaire [9].

Pratiquement, dans les méthodes de calcul d'écoulement de puissance, on exploite la configuration du réseau et les propriétés de ses équipements pour déterminer la tension complexe au niveau de chaque nœud. D'autre part, on considère une parfaite symétrie entre les trois phases du système triphasé du réseau électrique [9].

I.9 But de l'étude de l'écoulement de puissance

But de l'écoulement de puissance, se résume dans les points suivants [9]:

- Assurer l'équilibre entre la production et la demande d'énergie électrique (L'amélioration de dépense de l'électricité, production d'énergie selon de besoin) ;
- ne pas dépasser les valeurs limites (la stabilité théorique) ;
- Il faut conserver les tensions de jeu de barre entre les limites théoriques ($V_{\min} < V < V_{\max}$), en utilisent le contrôle de puissance ;
- Planification de réseau (à partir de calcul de la charge). Augmenter la sécurité de fonctionnement des réseaux par une bonne stratégie d'EP avant les perturbations.

I.10 Méthodes de calcul de l'écoulement des puissances

Pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance ; on a recours à plusieurs Méthodes [2-10]:

- Méthode de Gauss-Seidel ;
- Méthode de Newton-Raphson ;
- Méthode découplée de Newton ;
- Méthode découplée rapide de Newton.

I.11 Formulation des équations d'écoulement statique des charges

Dans le cas général, la relation d'injection de puissance de toute barre i d'un réseau électrique de N nœuds s'écrit [8] :

$$S_i^* = P_i - jQ_i = V_i^* I_i \quad (\text{I.11})$$

$$I_i = \frac{S_i^*}{V_i^*} = \frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} \quad (\text{I.12})$$

Dans lequel I_i est positif lorsque entrant dans le système. Dans la formulation des équations du système, si les éléments shunt par rapport à la terre sont inclus dans la matrice paramétrique, la relation (I.12) est le courant total de barre. Dans le cas contraire, si les éléments shunt n'ont pas été inclus, le courant total de la barre i s'obtient par:

$$I_i = \frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} - y_i V_i \quad (\text{I.13})$$

Dans lequel y_i est le total des admittances shunt connectées à la barre i et $y_i V_i$ est le courant circulant de ce nœud vers la terre.

$$\frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} = V_1 Y_{i1} + V_2 Y_{i2} + \dots + V_N Y_{iN} \quad (\text{I.14})$$

$$P_i - jQ_i = V_i^* [V_1 Y_{i1} + V_2 Y_{i2} + \dots + V_N Y_{iN}] \quad (\text{I.15})$$

La relation (I.15) peut être écrite sous forme de sommation mathématique compacte pour obtenir [8]:

$$P_i - jQ_i = V_i^* \sum_{j=1}^N V_j Y_{ij} \quad (\text{I.16})$$

Qui dans la littérature est la forme courante de l'équation d'écoulement statique des charges dans laquelle [8]:

$$P_i \triangleq P_{Gi} - P_{Di} \quad (\text{I.17})$$

$$Q_i \triangleq Q_{Gi} - Q_{Di} \quad (\text{I.18})$$

Connaissant le profil des tensions du système, le courant sortant de la barre i et s'écoulant dans la ligne ij (de i vers j) à partir des composants du modèle en π , s'exprime par:

$$i_{ij} = (V_i - V_j) y_{ij} + V_i \frac{y'_{ij}}{2} \quad (\text{I.19})$$

Où y_{ij} : admittance série de la ligne ij .

y'_{ij} = admittance de charge totale de la ligne ij .

Alors, l'écoulement de puissance active et réactive est [8]:

$$S_{ij}^* = P_{ij} - jQ_{ij} = V_i^* I_{ij} = V_i^* (V_i - V_j) y_{ij} + V_i \frac{y'_{ij}}{2} \quad (\text{I.20})$$

Où à partir de la barre i , P_{ij} et Q_{ij} sont respectivement les puissances active et réactive s'écoulant dans la ligne ij .

Par similitude les écoulements de puissance de j à i sont [8]:

$$S_{ji}^* \triangleq P_{ji} - jQ_{ji} = V_j^* (V_j - V_i) y_{ij} + V_j^* V_j \frac{y'_{ij}}{2} \quad (\text{I.21})$$

La puissance complexe perdue dans la ligne ij due à la transmission est obtenue en faisant la somme algébrique des écoulements de puissances déterminés par les équations (I.20) et (I.21).

Ce qui suit est le développement détaillé des équations (I.11-I.21).

Considérons le nœud i comme la référence du réseau caractérisé par une tension de module V_i et de phase $\theta_i = 0$. L'expression de toute autre tension peut s'écrire [8]:

$$V_i = V_i e^{j\theta_i} = V_i (\cos \theta_i + j \sin \theta_i) = V_i \angle \theta_i \quad (\text{I.22})$$

On sait d'une part:

$$V_i^* = V_i \angle -\theta_i \quad (\text{I.23})$$

$$V_j = V_j \angle \theta_j$$

Ainsi
$$V_i^* V_j = V_i V_j \angle -\theta_j = V_i V_j (\cos \theta_{ij} + j \sin \theta_{ij}) \quad (\text{I.24})$$

Où
$$\theta_{ij} = \theta_i - \theta_j \quad (\text{I.25})$$

D'autre part, tout élément Y_{ij} de la matrice des admittances de barre peut être écrit en fonction de sa partie réelle et imaginaire comme suit:

$$Y_{ij} = G_{ij} + jB_{ij} \quad (\text{I.26})$$

D'où

$$V_i^* V_j Y_{ij} = V_i V_j (\cos \theta_{ij} + j \sin \theta_{ij}) (G_{ij} + jB_{ij}) \quad (\text{I.27})$$

En appliquant (I.26) à (I.16), on obtient:

$$P_i - jQ_i = \sum_{j=1}^N V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (\text{I.27})$$

$$-j \sum_{j=1}^N V_i V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij})$$

En comparant et en égalant la partie réelle des 2 membres, puis l'imaginaire des 2 membres de l'équation (I.27), on constate que la puissance active injectée en tout nœud i du réseau est :

$$P_i = P_{Gi} - P_{Di} = V_i \sum_{j=1}^N V_j ((G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij})) \quad (\text{I.28})$$

Et la puissance réactive injectée au même nœud s'obtient par [8]:

$$Q_i = Q_{Gi} - Q_{Di} = V_i \sum_{j=1}^N V_j ((G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij})) \quad (\text{I.29})$$

I.12 Ecoulement optimal des puissances OPF

Les termes "*répartition optimale*", "*répartition optimale de génération*", "*répartition économique optimale*", "*écoulement de charge optimale*" sont essentiellement synonymes en se référant à un type de calcul d'écoulement de puissance dont une ou plusieurs quantités sont optimisées par rapport au plan programmé de la génération. La formulation la plus utilisée est celle qui consiste à minimiser les coûts de carburant ou les coûts de production, mais il existe bien d'autres formulations comme la minimisation de l'investissement pour les capacités shunts, la minimisation des écarts de déviation des tensions, la minimisation de l'émission d'agents polluants, etc.

Plusieurs méthodes sont élaborées pour résoudre le problème de l'écoulement optimal des puissances et qu'on peut les classer en deux classes [2]:

- programmation linéaire.
- programmation non linéaire.

I.12.1 Méthode de programmation linéaire

Le principe de cette méthode consiste à approximer la fonction objective vers une fonction linéaire où les contraintes sont linéaires autour d'un point de fonctionnement donné. Ces méthodes consistent à trouver les variables optimales correspondantes au minimum de la

fonction objective. On peut citer par exemple la méthode de graphes, le flot maximum et la méthode du simplexe [2].

I.12.2 Méthode de programmation non linéaire

L'objectif pour ces méthodes est de chercher un minimum (ou maximum) d'une fonction f de n variables x_1, x_2, \dots, x_n . Chacune de ces variables peuvent prendre n'importe quelle valeur. Les méthodes de programmation non linéaire sont considérées comme les plus efficaces pour la résolution du problème d'optimisation avec ou sans contraintes. Elles consistent à minimiser la fonction objective sous les contraintes de type égalité et inégalité. Parmi les méthodes les très utilisées, nous pouvons citer [2]:

- Méthode des multiplicateurs de Lagrange ;
- Méthode du gradient ;
- Méthode de pénalité ;
- Méthode de Newton ;
- Méthode Kuhn-Tucker.

I.13 Ecoulement optimal des puissances réactives ORPF

L'objectif principal du problème de l'écoulement optimal de puissance réactive est de minimiser les pertes ohmiques dans le réseau électrique et de maintenir les tensions dans leurs limites permises tout en satisfaisant un ensemble de contraintes égalités et inégalités [2].

Les contraintes égalités représentent les équations de l'écoulement de puissance. Les limites sur les tensions, sur les puissances réactives des générateurs ou des compensations shunts ainsi que les limites sur les rapports des régleurs en charge des transformateurs constituent les contraintes d'inégalités [2].

Pour le cas de notre problème, la fonction objective représente les pertes actives dans le réseau électrique. La formulation générale de ce problème s'écrivant sous forme compacte comme suit [2][4]:

$$\min f(X, U) \quad (\text{I.30})$$

Sous les contraintes [2][4]:

$$G(X, U) = 0 \quad (\text{I.31})$$

$$H(X, U) \leq 0 \quad (\text{I.32})$$

$$X_{\min} \leq X \leq X_{\max} \quad (\text{I.33})$$

$$U_{\min} \leq U \leq U_{\max} \quad (\text{I.34})$$

Où :

X : ensemble des variables d'état,

U : ensemble des variables de contrôle.

La formulation précédente peut être réécrite sous la forme explicite [2]:

$$\min \sum_{ij \in N_E} P_L = \sum_{ij \in N_E} G_{ij} (v_i^2 + v_j^2 - 2v_i v_j \cos \theta_{ij}) \quad (\text{I.35})$$

Sous les contraintes égalités [2]:

$$\Delta P_j = \sum_{j=2}^n V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) - P_i^g + P_i^l = 0 \quad (\text{I.36})$$

$$\Delta Q_j = \sum_{j=2}^n V_i V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) - Q_i^g + Q_i^l - Q_i^{sh} = 0 \quad (\text{I.37})$$

Et les contraintes inégalités [2]:

$$Q_{i,\min}^g \leq Q_i^g \leq Q_{i,\max}^g \quad i=1 \dots n_g \quad (\text{I.38})$$

$$Q_{i,\min}^{sh} \leq Q_i^{sh} \leq Q_{i,\max}^{sh} \quad i=1 \dots n_{sh} \quad (\text{I.39})$$

$$a_{i,\min} \leq a_i \leq a_{i,\max} \quad i=1 \dots n_T \quad (\text{I.40})$$

$$V_{i,\min}^g \leq V_i^g \leq V_{i,\max}^g \quad i=1 \dots n_g \quad (\text{I.41})$$

Avec :

P_i^g, Q_i^g : Puissance active et réactive générées dans le nœud i ;

P_i^l, Q_i^l : Puissance active et réactive demandées dans le nœud i ;

Q_i^{sh} : Puissance réactive du compensateur dans le nœud i ;

a_i : Rapport de transformation du régulateur en charge du transformateur au nœud i ;

V_i, V_j : Modules des tensions dans les nœuds i et j ;

$\theta_{ij} = \theta_i - \theta_j$: Angles des tensions des nœuds i et j ;

G_{ij} : Conductance entre les nœuds i et j ;

B_{ij} : Susceptance les nœuds i et j ;

- n_j : Nombre des générateurs ;
 n_j : Nombre des transformateurs ;
 n_{sh} : Nombre des condensateurs shunt ;
 n : Nombre total des nœuds.

I.13.1 Algorithme de résolution

La résolution d'un sous-problème de fonctionnement passe par la détermination de la configuration optimale des moyens de contrôle de l'énergie réactive, permettant ainsi l'amélioration du fonctionnement du réseau. Alors l'algorithme dans la Fig. (I.4) peut être utilisé.

L'écoulement de la puissance est résolu en utilisant la méthode d'écoulement de puissance découplée rapide avec les puissances actives, l'amplitude des tensions aux nœuds de génération, les rapports de transformation des régulateurs en charge des transformateurs et les susceptances des compensateurs shunts sont considérés comme des variables connues, alors que les puissances réactives aux nœuds générateurs et les modules des tensions aux nœuds de charge sont inconnus.

Ces variables inconnues peuvent aller au-delà des limites permises une fois que l'écoulement de puissance est résolu. L'ensemble des contraintes définit le domaine de faisabilité, car elles doivent être respectées.

Une solution qui viole une ou plusieurs contraintes ne peut pas être considérée comme une solution adéquate au problème, même si, elle optimise la fonction objective.

Dans notre cas, les tensions aux nœuds de charges sont les principales contraintes à considérer. On a fait appel alors à des fonctions de pénalités qui pénalisent les solutions qui violent ces contraintes [2].

Ces fonctions de pénalité introduisent un certain degré de satisfaction des contraintes. Elles permettent également de transformer le problème d'optimisation avec contraintes en un problème d'optimisation sans contraintes, plus facile à traiter [2].

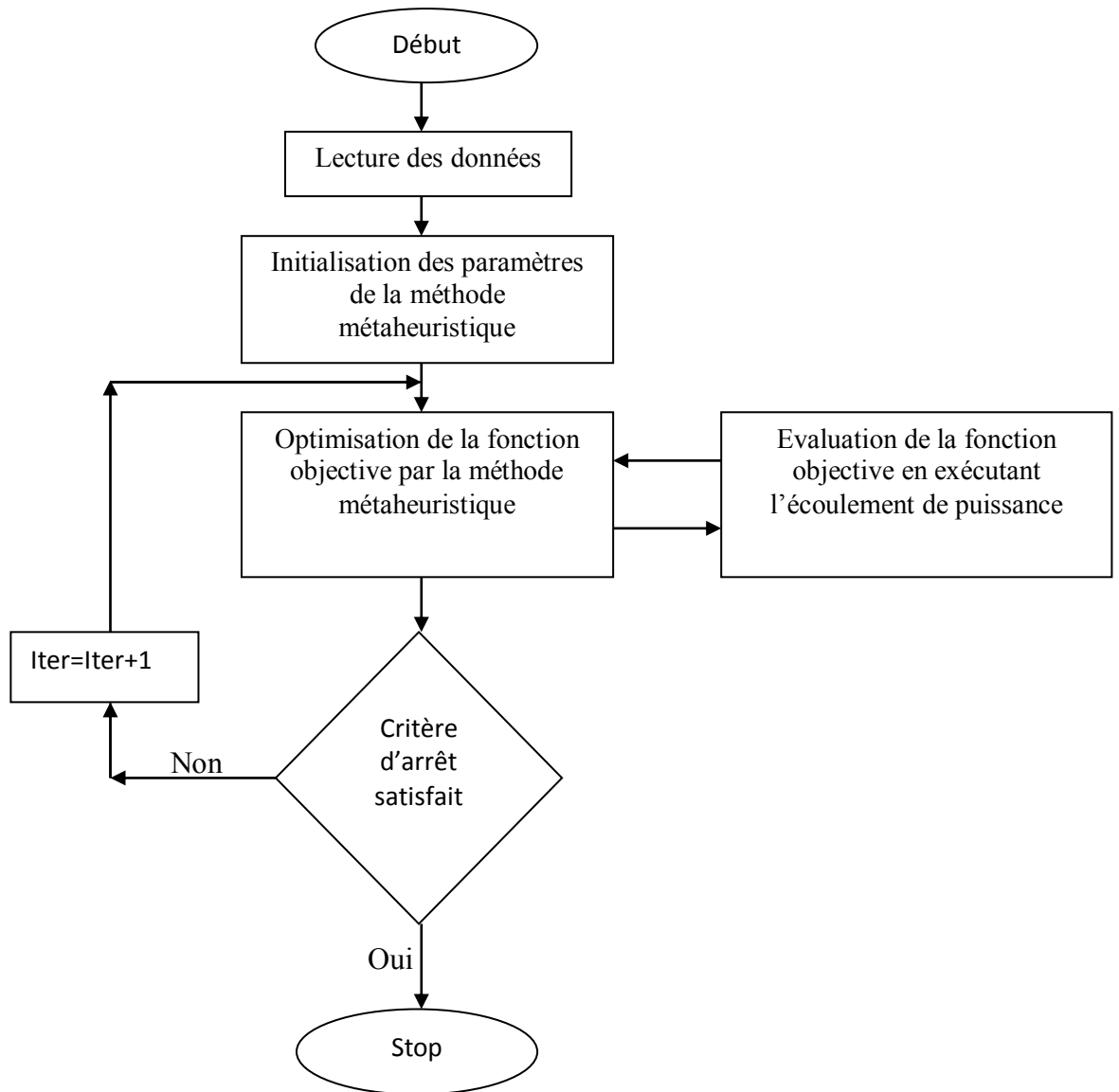


Figure I.4 : Organigramme d'optimisation d'une fonction objective choisie [2].

I.13.2 Contraintes fonctionnelles

En introduisant une fonction de pénalité, la fonction objective doit être remplacée par [2]:

$$F(\mathbf{X}, \mathbf{U}) = f(\mathbf{X}, \mathbf{U}) + \sum \omega_j \quad (\text{I.42})$$

Où le facteur de pénalité ω_j est introduit pour chaque violation de la contrainte fonctionnelle.

Il existe plusieurs formes possibles de fonctions de pénalités. Le choix d'une forme particulière dépend de la nature et de la complexité du problème à traiter. Dans notre cas, une fonction de pénalité statique a été choisie. Elle impose une sévérité de pénalité constante sur

les solutions qui violent le domaine de faisabilité. Les fonctions de pénalité utilisées sont les suivantes [2]:

$$\omega_j = a_j (x_j - x_j^{\text{lim}})^2 \quad (\text{I.43})$$

Où :

a_j : étant un scalaire à choisir correctement ;

x_j^{lim} , c'est la valeur limite maximale (x_j^M) ou minimale (x_j^m).

En fait, l'inconvénient majeur des fonctions de pénalité statiques est la détermination du coefficient constant (dans notre cas a_j) qui représente la sévérité de la pénalité pour chaque problème [2].

La figure (I.5) montre la fonction de pénalité qui remplace la limite rigide par une limite souple. La méthode efficace pour le choix de a_j est de commencer par une petite valeur et l'augmenter lors du processus d'optimisation si la solution dépasse une certaine tolérance sur la limite [2].

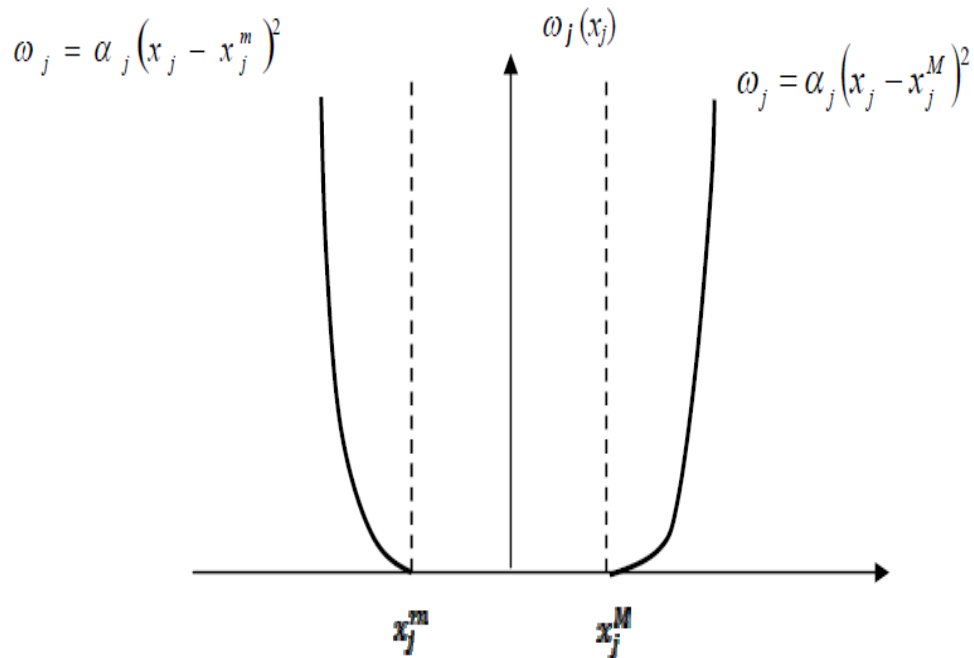


Figure I.5 : Fonction de pénalité [2].

I.13.3 Variables discrètes

En supposant que toutes les variables varient d'une manière continue. Par exemple, la contrainte sur le niveau de tension en un nœud générateur permet à la valeur de V_g de prendre toutes les valeurs dans la gamme définie [2].

L'algorithme de l'ORPF proposé suppose le même procédé pour les contraintes liées aux transformateurs réglés en charge. Bien que cette supposition ne soit pas absolument vraie puisque les transformateurs réglés en charge ont un nombre fixe de prises de charge correspondant à des valeurs discrètes et non continues [2].

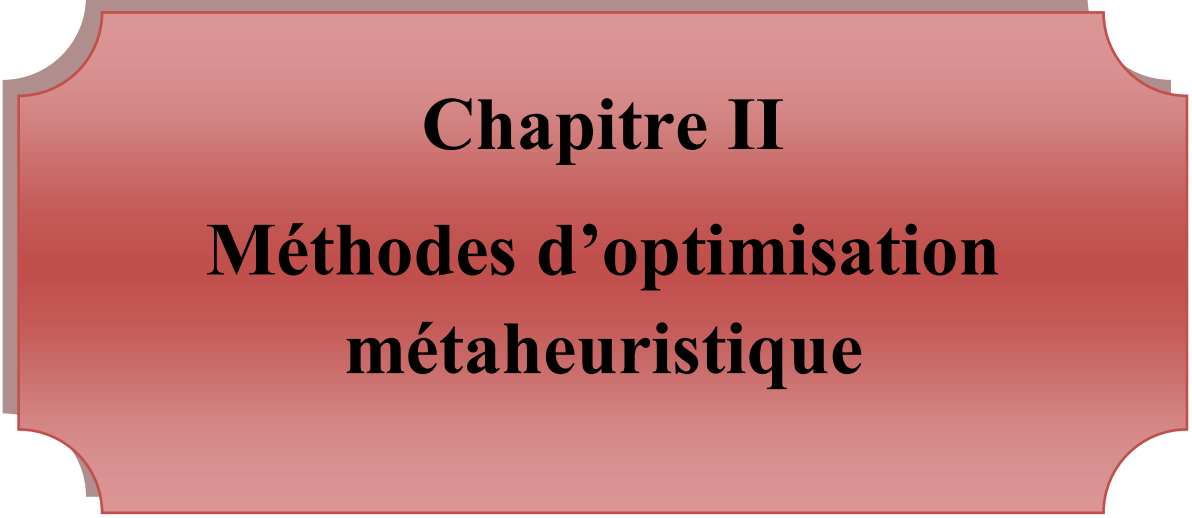
Une solution possible à ce problème est d'arrondir la valeur optimale trouvée pour une prise de charge supposée continue à la prise discrète la plus proche. Cependant, trois problèmes surviennent par cette méthodologie.

- 1^{ère}, il n'y a aucune garantie que la solution arrondie est bien la solution optimale.
- 2^{ème}, la solution peut devenir non correcte après l'approximation, c'est-à-dire, quelques contraintes peuvent être violées.
- 3^{ème}, cette méthodologie ne conviendra pas bien avec les variables discrètes qui ont de très large pas telles que les batteries de condensateurs [2].

I.14 Conclusion

L'importance de l'étude de la répartition des puissances dans un réseau est capitale pour l'obtention d'un état de réseaux à partir duquel nous avons appliqué le système de minimisation des pertes réelles. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées dans le dispatching optimal des puissances réactives ; soit des méthodes déterministes ou bien des méthodes métaheuristiques (évolutionnaires).

Le deuxième chapitre est consacré à l'étude des méthodes métaheuristiques les plus répandues utilisées dans l'écoulement optimal de puissance réactive.



Chapitre II
Méthodes d'optimisation
métaheuristique

II.1 Introduction

Depuis une décennie les chercheurs ont tenté de résoudre les problèmes d'optimisation qui sont très difficiles, d'une façon la plus efficace possible.

L'apparition des heuristiques a permis de trouver des solutions en générale de bonne qualité pour résoudre les problèmes mais souvent pour des instances de petite taille [2].

Les algorithmes métaheuristiques permettent de s'approcher d'une ou de plusieurs solutions à des problèmes dits "difficiles" qui s'apparentent à des problèmes d'optimisations. Le principe d'une métaheuristique est de minimiser ou de maximiser une fonction objective [11]. Il y a beaucoup d'optimisation de métaheuristiques, Elles se distinguent classiquement en deux groupes : les méthodes de recherche locale et les méthodes de recherche globale.

L'avantage des métaheuristiques est de trouver un minimum global à un problème de minimisation et de ne pas rester bloqué sur un minimum local [11].

II.2 Qu'est-ce qu'un problème d'optimisation

Un problème d'optimisation se définit comme la recherche du minimum ou maximum (optimum) d'une fonction donnée. On peut aussi trouver des problèmes d'optimisation pour lesquels les variables de la fonction à optimiser sont soumis à des contraintes qui évoluent 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 [12].

II.3 Classification des problèmes d'optimisation

On peut classer les différents problèmes d'optimisation que l'on rencontre dans la vie courante en fonction de leurs caractéristiques. Figure (II.1) résume les différents critères qui entrent dans la classification des problèmes d'optimisation [12]:

Les méthodes d'optimisation peuvent être réparties en deux catégories [3] :

- Méthodes exactes.
- Méthodes approchées.

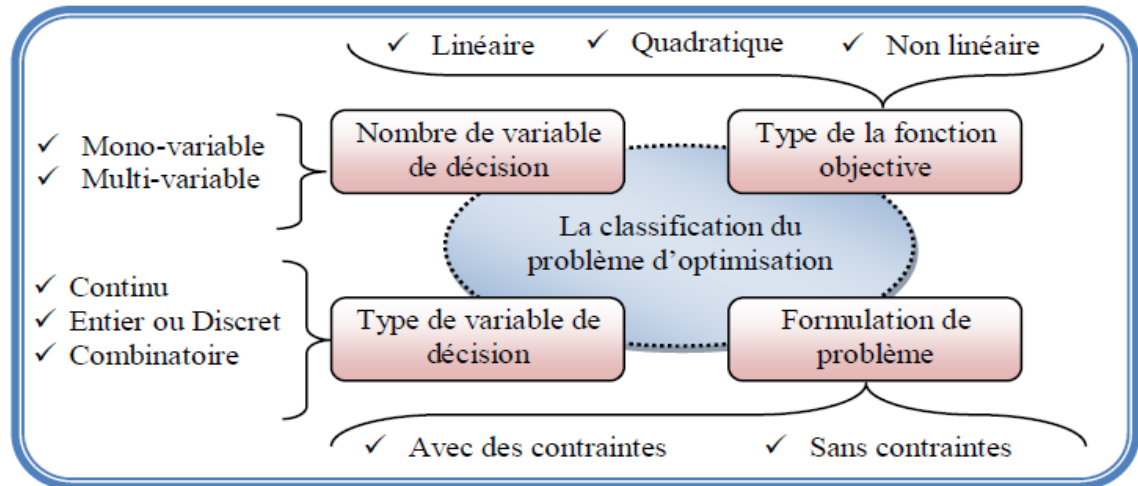


Figure II.1 : Différents critères du problème [12].

Les méthodes exactes fournissent systématiquement une solution (optimale) au problème traité si une telle solution existe. Dans le cas contraire, ce type de méthode permet d'affirmer qu'il n'existe pas de solution au problème traité [3].

Les méthodes approchées fournissent une solution approchée au problème traité. Elles sont en général conçues de manière à ce que la solution obtenue puisse être située par rapport à la valeur optimale : de telles méthodes permettent d'obtenir des bornes inférieures ou supérieures de la valeur optimale tel que [3] :

1. Méthodes Heuristiques ;
2. Méthodes Méta heuristiques.

II.4 Méthodes heuristiques

Une heuristique est une méthode approchée simple, rapide et dédiée à un problème donné. Elle exploite les propriétés structurelles d'une solution et tente de la rendre rapidement une solution admissible par des critères de décision déduits de la connaissance du problème. Aucune garantie quant à l'optimalité de la solution trouvée ne peut être fournie [13].

II.5 Méthodes métaheuristiques

Les méthodes d'optimisation globales connues souvent par le nom métaheuristiques sont inspirées parfois de la théorie d'évolution chez les sociétés d'animaux et d'insectes dans laquelle on trouve les algorithmes génétiques (AG), parfois sont inspirées de la théorie d'éthologie de ces sociétés dans laquelle on cite les algorithmes d'optimisation par essais particuliers PSO, les colonies de Fourmies, etc. Ces algorithmes sont basés sur l'exploration aléatoire probabiliste d'une ou plusieurs régions de l'espace de recherche, cette exploration

aléatoire guidée parfois par des fonctions probabiliste permet d'éviter les optimum locaux lors de l'exploration contrairement aux méthodes déterministes qui se bloque en général dans un optima local ou bien si la fonction objective présente certaine complexité mathématique grandissante. Les premières métaheuristiques datent des années 1980, et bien qu'elles soient d'origine discrète, on peut les adapter à des problèmes continus.

Elles sont utilisées généralement quand les méthodes classiques (mathématiques) ont échoué de trouver la solution souhaitée, leur efficacité n'est pas toujours garantie, elle dépend, de la nature de problème envisagé et les paramètres de l'algorithme [12].

Fonction objective

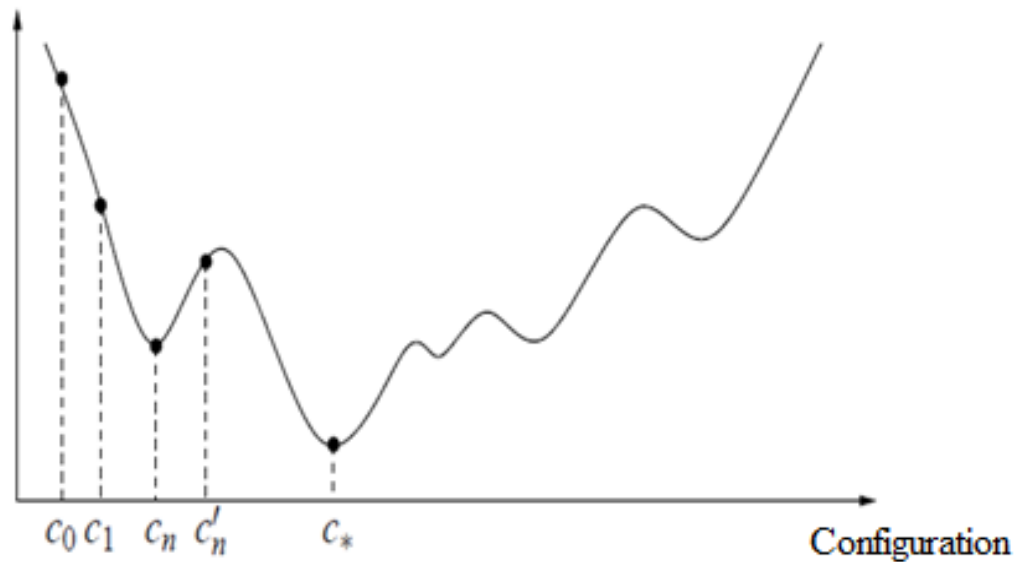


Figure II.2 : Allure de la fonction objectif d'un problème d'optimisation difficile en fonction de la "configuration" [14].

II.6 Algorithmes métaheuristiques

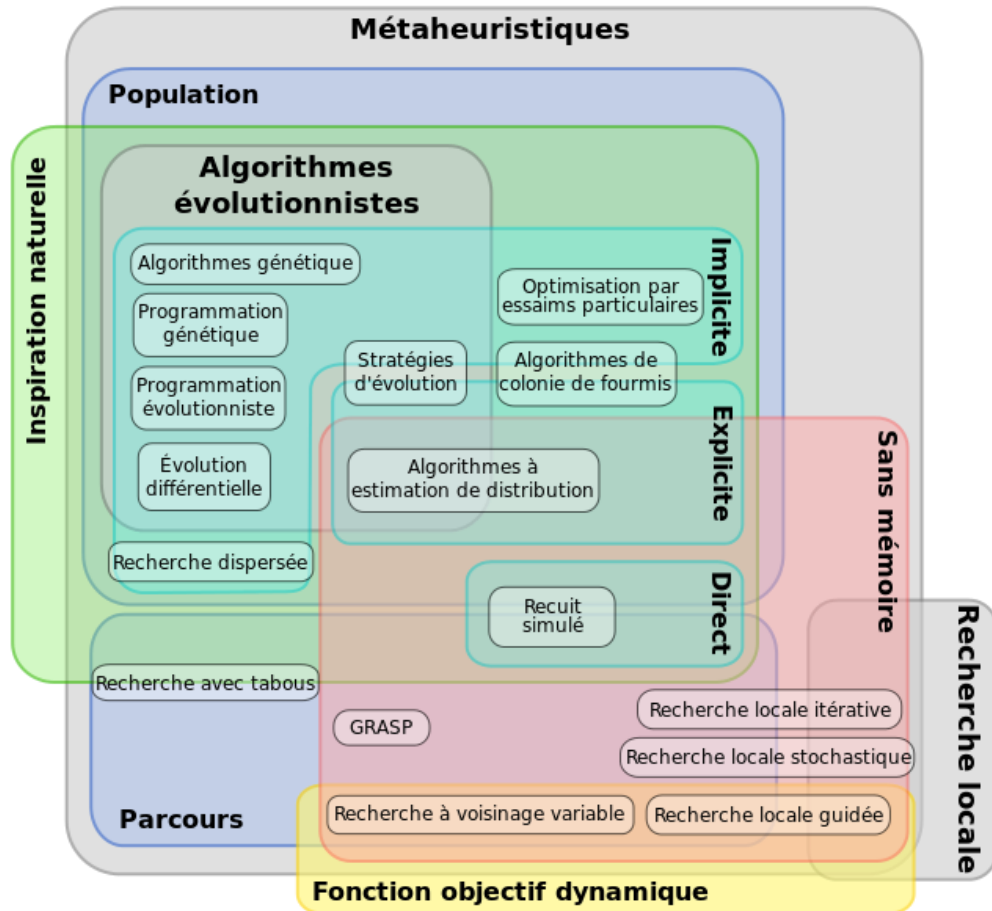


Figure II.3 : Classification des métaheuristiques selon leurs mécanismes de fonctionnement.

II.6.1 Algorithmes Stochastiques

La majorité des algorithmes sont constitués de processus probabilistes et stochastiques. Ce qui distingue les «algorithmes stochastiques» dans ce chapitre par les algorithmes restants est le manque particulier de 1) un système inspirant, et 2) une explication métaphorique. Les deux «inspiration» et «métaphore» se réfèrent aux éléments descriptifs de la description de l'algorithme normalisé [15].

Ces algorithmes décrits sont principalement des algorithmes d'optimisation globale et des métaheuristiques qui gèrent l'application d'une procédure de recherche d'exploration de quartier intégrée (locale). En tant que tel, à l'exception de «Stochastic Hill Climbing» et «Random Search», les algorithmes peuvent être considérés comme des extensions de la recherche multi-démarrage (également appelée recherche multi-redémarrage). Cet ensemble

d'algorithmes fournit diverses Des stratégies différentes par lesquelles des points de départ «meilleurs» et variés peuvent être générés et délivrés à une technique de recherche de quartier pour le rendement, processus qui se répète avec des zones potentiellement améliorées ou inexplorées à rechercher [15].

II.6.1.1 Classification des algorithmes stochastiques

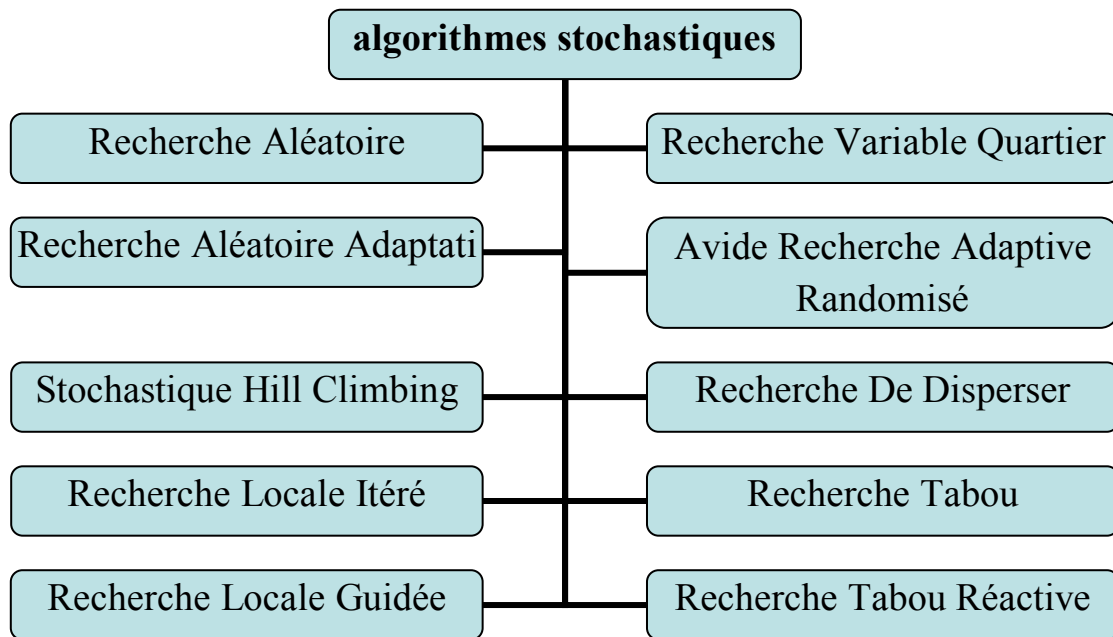


Figure II.4 : Classification des algorithmes stochastiques [15].

II.6.1.2 Recherche Tabou (Tabu Search)

La recherche tabou (TS) est une méthode de recherche locale combinée avec un ensemble de techniques permettant d'éviter d'être piégé dans un minimum local ou la répétition d'un cycle. La recherche tabou est introduite principalement par Glover (Glover 1986), Hansen (Hansen 1986), Glover et Laguna dans (Glover et Laguna 1997). Cette méthode a montré une grande efficacité pour la résolution des problèmes d'optimisation difficiles. En effet, à partir d'une solution initiale s dans un ensemble de solutions local S , des sous-ensembles de solution $N(s)$ appartenant au voisinage S sont générés. Par l'intermédiaire de la fonction d'évaluation nous retenons la solution qui améliore la valeur de f , choisie parmi l'ensemble de solutions voisines $N(s)$ [16].

L'algorithme accepte parfois des solutions qui n'améliorent pas toujours la solution courante. Nous mettons en œuvre une liste tabou (tabu list) T de longueur k contenant les k dernières solutions visitées, ce qui ne donne pas la possibilité a une solution déjà trouvée

d'être acceptée et stockée dans la liste tabou. Alors le choix de la prochaine solution est effectué sur un ensemble des solutions voisines en dehors des éléments de cette liste tabou [16].

Quand le nombre k est atteint, chaque nouvelle solution sélectionnée remplace la plus ancienne dans la liste. La construction de la liste tabou est basée sur le principe FIFO, c'est-à-dire le premier entré est le premier sorti. Comme critère d'arrêt on peut par exemple fixer un nombre maximum d'itérations sans amélioration de s^* , ou bien fixer un temps limite après lequel la recherche doit s'arrêter [16].

Amgorithm La recherche tabou

1 : Initialisation :

s_0 une solution initiale

$s \longleftarrow s_0, s^* \longleftarrow s_0, c^* \longleftarrow f(s_0)$

$T = \emptyset$

2 : Générer un sous-ensemble de solution au voisinage de s

$s' \in N(s)$ tel que $\forall x \in N(s), f(x) \geq f(s')$ et $s' \notin T$

si $f(s') < c^*$ alors $s^* \longleftarrow s'$ et $c^* \longleftarrow f(s')$

Mise-à-jour de T

3 : si la condition d'arrêt n'est pas satisfaite retour à l'étape 2

Figure II.5 : Fonctionnement d'algorithme Recherche Tabou.

II.6.2 Algorithmes Physiques

Les algorithmes physiques sont ces algorithmes inspirés par un processus physique. L'algorithme physique décrit généralement appartient aux domaines de la mobilité et de l'intelligence computationnelle, bien que ne soit pas nécessairement dans les catégories existantes des techniques inspirées biologiques (telles que Swarm, Immune, Neural et Evolution). Dans cette optique, ils pourraient facilement être désignés comme des algorithmes inspirés par la nature [15].

Les systèmes physiques inspirants vont de la métallurgie, de la musique, de l'interprétation entre la culture et l'évolution, et des systèmes dynamiques complexes tels que les avalanches. Ils sont généralement des algorithmes d'optimisation stochastique. Avec des mélanges de techniques de recherche locales (basées sur le voisinage) et globales [15].

II.6.2.1 Classification des Algorithmes Physiques

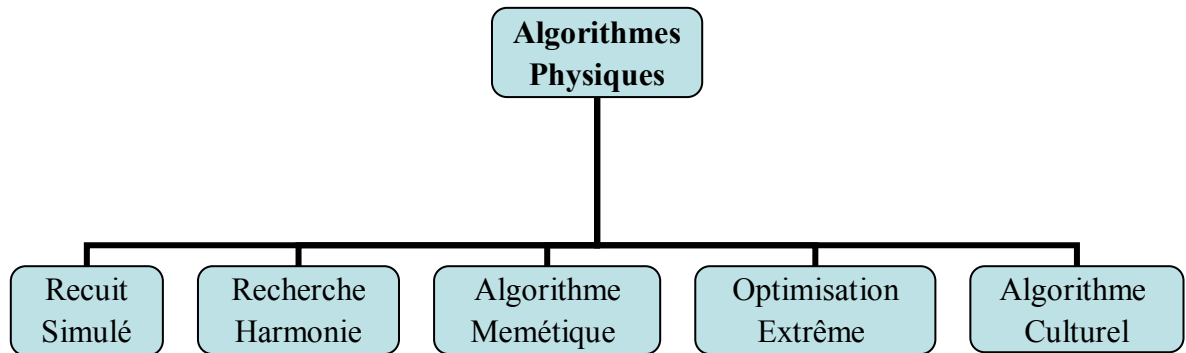


Figure II.6 : Classification des algorithmes Physiques [15].

II.6.2.2 Méthode De Recuit Simulé

Le recuit simulé (SA) a été introduit par (Kirkpatrick et al. 1983) et (Cerný 1985) comme une méthode de recherche locale normale, utilisant une stratégie pour éviter les minima locaux. Cette métaheuristique est basée sur une technique utilisée depuis longtemps par les métallurgistes qui, pour obtenir un alliage sans défaut, faisant alterner les cycles de réchauffage (ou de recuit) et de refroidissement lent des métaux. Le recuit simulé s'appuie sur des travaux faites par (Metropolis et al. 1953), qui ont pu décrire l'évolution d'un système en thermodynamique [16-17].

Le principe du recuit simulé est de parcourir de manière itérative l'espace des solutions. On part avec une solution notée s_0 initialement générée de manière aléatoire dont correspondent une énergie initiale E_0 , et une température initiale T_0 généralement élevée.

A chaque itération de l'algorithme, un changement élémentaire est effectué sur la solution, cette modification fait varier l'énergie du système ΔE .

Si cette variation est négative (la nouvelle solution améliore la fonction objective, et permet de diminuer l'énergie du système), elle est acceptée.

Si la solution trouvée est moins bonne que la précédente alors elle sera acceptée avec une probabilité P calculée suivant la distribution de Boltzmann suivante :

$$P(E, T) = \exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) \quad (\text{II.1})$$

En fonction du critère de Metropolis, un nombre $\varepsilon \in [0,1]$ est comparé à la probabilité $P = e^{-\frac{\Delta E}{T}}$. Si $p \leq \varepsilon$ la nouvelle solution est acceptée.

Le fonctionnement du critère de Metropolis est interprété par

- Si $\Delta E = f(s') - f(s) < 0$ alors $\exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) > 1$, donc ε est toujours inférieur à cette valeur, et on accepte la solution s'
- Si $\Delta > 0$
- et T est très grande, alors $\exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) \cong 1$, tout voisin est systématiquement accepté.
- et T est très petite, alors $\exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) \cong 0$, une dégradation a peu de chances d'être acceptée.

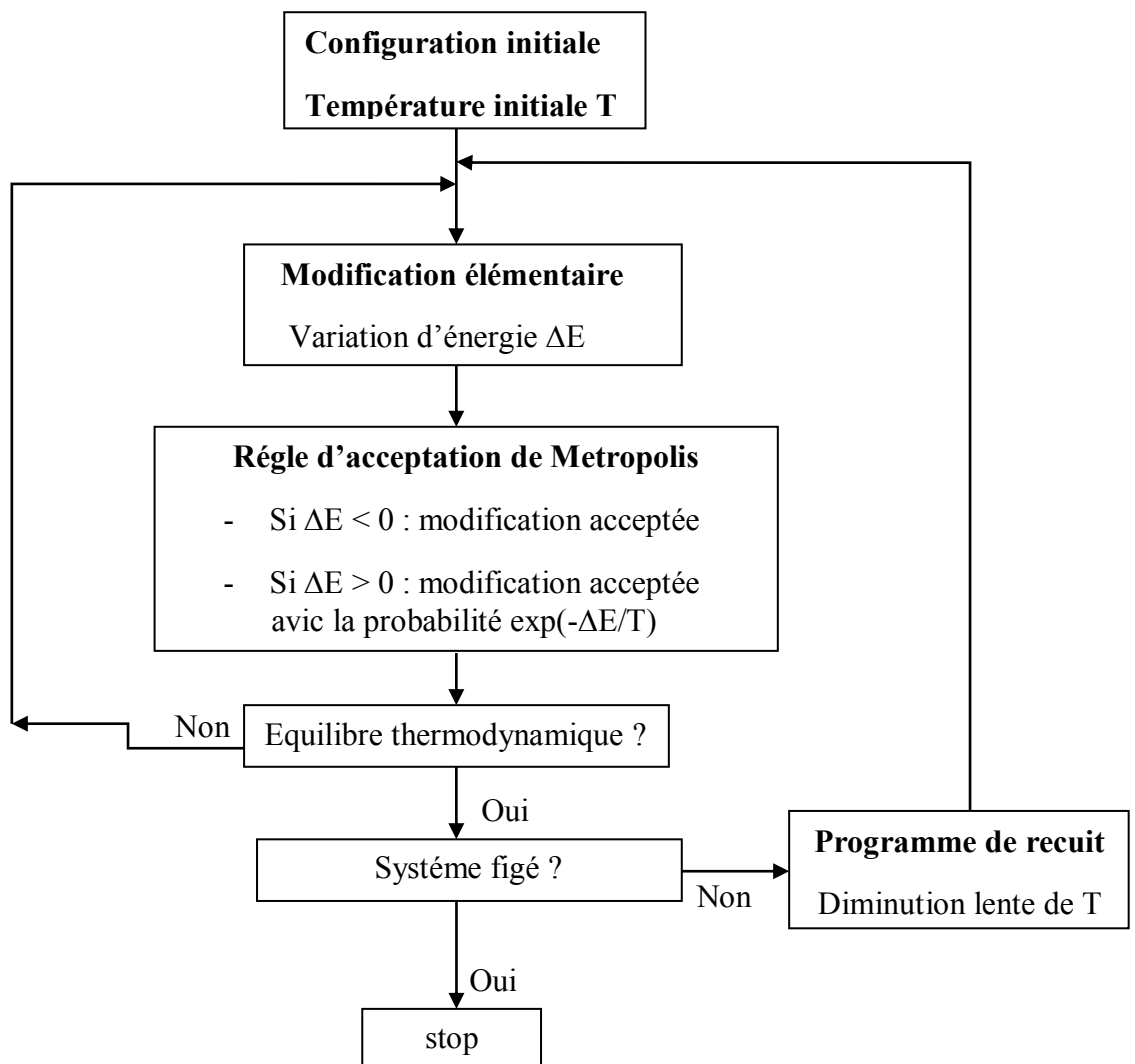


Figure II.7 : Fonctionnement de l'algorithme de recuit simulé.

II.6.3 Algorithmes Evolutionnaires

Les algorithmes évolutionnistes ou algorithmes évolutionnaires sont une famille d'algorithmes dont le principe s'inspire de la théorie de l'évolution pour résoudre des problèmes divers. Ce sont donc des méthodes de calcul bioinspirés.

L'idée est de faire évoluer un ensemble de solutions à un problème donné, dans l'optique de trouver les meilleurs résultats. Ce sont des algorithmes dits stochastiques, car ils utilisent itérativement des processus aléatoires.

Les Algorithmes Evolutionnaires (AE) sont inspirés du concept de sélection naturelle élaboré par Charles Darwin. Le vocabulaire employé est directement calqué sur celui de la théorie de l'évolution et de la génétique. Nous parlerons donc d'individus (solutions potentielles), de population, de gènes (variables), de chromosomes, de parents, de descendants, de reproduction, de croisement, de mutations, etc. Et nous nous appuyerons constamment sur des analogies avec les phénomènes biologiques, et dont font partie les algorithmes génétiques.

II.6.3.1 Classification des Algorithmes Evolutionnaires

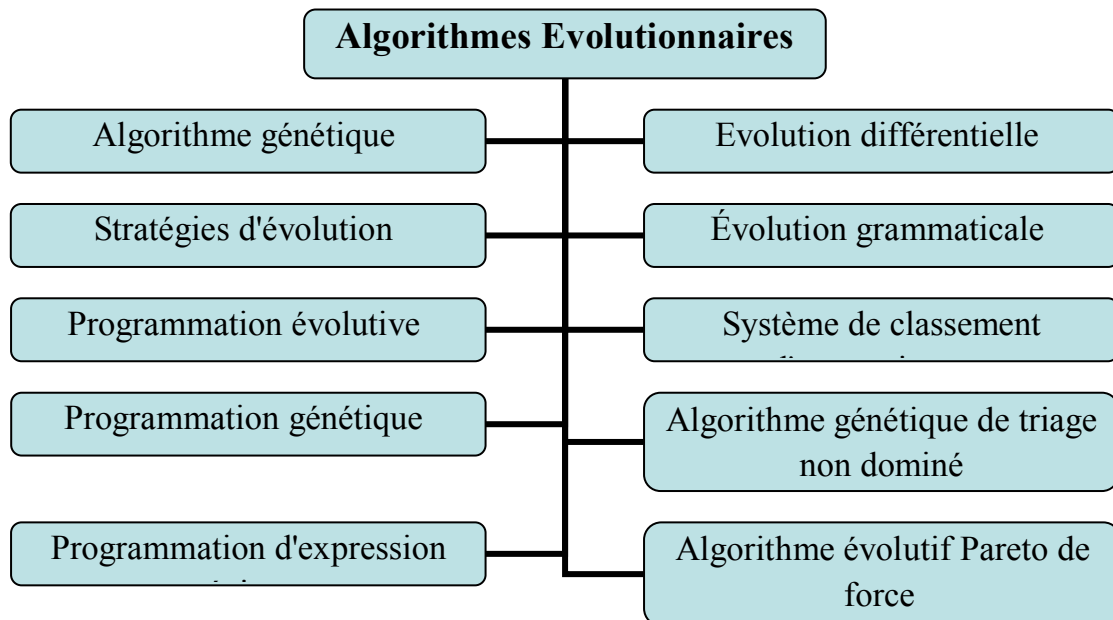


Figure II.8 : Classification des algorithmes Evolutionnaires [15].

II.6.3.2 Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques sont une méthode d'optimisation basée sur les mécanismes de la sélection naturelle. La solution optimale est recherchée à partir d'une population de solution en utilisant des processus aléatoires. La recherche de la meilleure solution est effectuée en créant une nouvelle génération de solution par application successive, à la population courante, de trois opérateurs : la *sélection*, le *croisement* et la *mutation*. Ces opérations sont répétées jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint [2].

Le codage des individus est un paramètre important de la méthode. Ceux-ci sont représentés sous forme de chaînes contenant des caractères ou gènes d'un alphabet prédéterminé.

Il existe différentes façons de coder une solution. Le codage doit être adapté au problème afin de limiter la taille de l'espace de recherche en produisant des solutions valides le plus souvent possibles lors de l'application des opérateurs de recherche. La représentation doit être telle que les opérateurs de recherche soient efficaces pour produire les solutions recherchées avec une bonne probabilité [2].

Le codage le plus utilisé en pratique est le codage binaire dans lequel chaque solution est représentée par une chaîne de 0 et 1. Le codage réel est une alternative au codage binaire. Dans ce cas, la taille de l'alphabet est identique au nombre de valeurs possibles pour chaque variable [2].

La sélection consiste à sélectionner un individu au sein de la population puis le recopier dans la nouvelle population. La sélection se fait au moyen d'une fonction d'adaptation (fitness fonction) qui est calculée pour chaque individu de la population.

L'opérateur croisement est appliqué sur des pères d'individus tirés aléatoirement. Il consiste en un échange partiel de leurs caractéristiques. Par ce biais, les gènes sont transférés d'un individu à l'autre et chacun des deux nouveaux individus hérite partiellement des caractéristiques de ses parents. Les positions à croiser sont tirées aléatoirement.

La mutation met en jeu un seul individu. Ce processus provoque le changement de valeur de certains caractères au sein de la chaîne. Ceci peut provoquer tant amélioration qu'une diminution de la qualité de l'individu [2].

II.6.3.3 Description de l'algorithme

Un algorithme de base de la méthode des algorithmes génétiques est donné dans la (fig. II.6) [2].

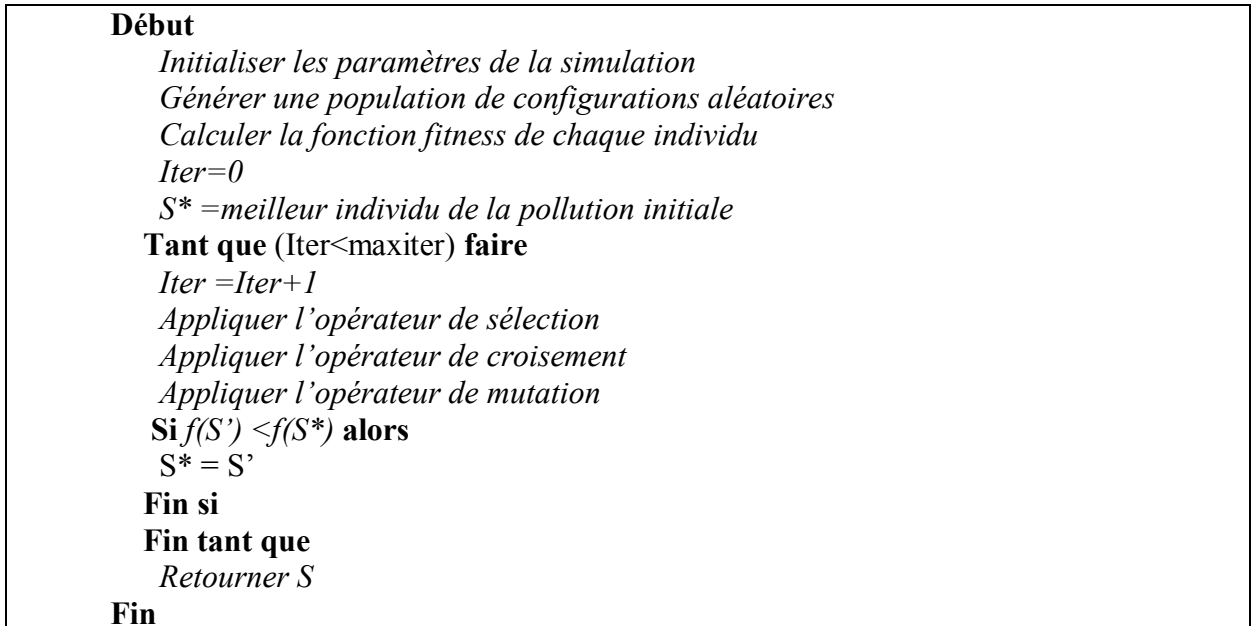


Figure II.9 : Fonctionnement d'Algorithmes génétiques.

II.6.4 Algorithmes De L'essaim

Intelligence par essaim est l'étude des systèmes informatiques inspirés de l'intelligence collective. L'intelligence collective émerge par la coopération d'un grand nombre d'agents homogènes dans l'environnement. Les exemples incluent les écoles de poissons, les troupeaux d'oiseaux et les colonies de fourmis. Une telle intelligence est décentralisée, auto-organisée et distribuée dans un environnement. Dans la nature, ces systèmes sont couramment utilisés pour résoudre des problèmes tels que l'alimentation efficace pour la nourriture, l'élimination des proies ou la réinstallation des colonies. L'information est habituellement stockée dans tous les agents homogènes participants, ou est stockée ou communiquée dans l'environnement lui-même, par exemple par l'utilisation de phéromones dans les fourmis, la danse dans les abeilles et la proximité des poissons et des oiseaux [15].

II.6.4.1 Classification des Algorithmes De L'essaim

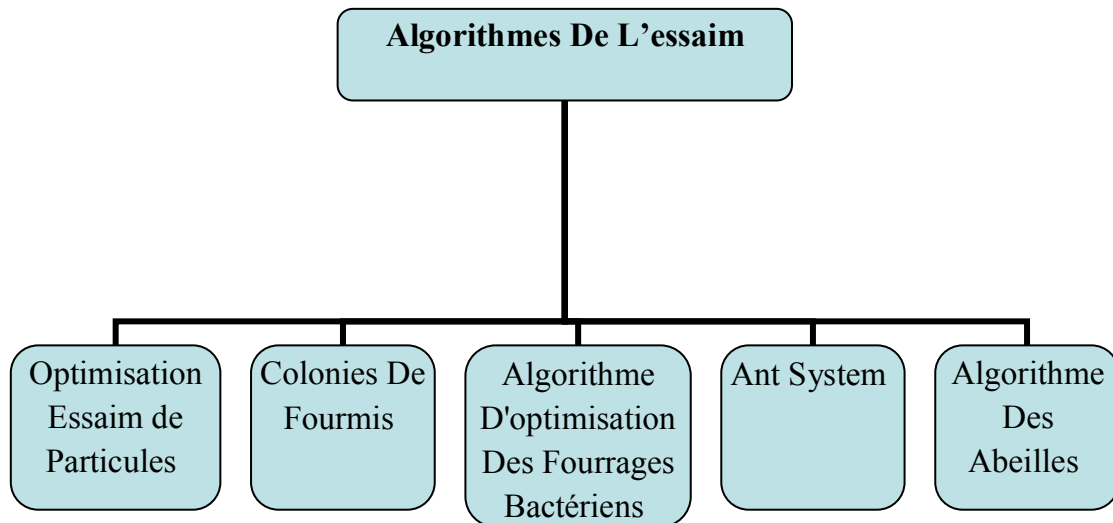


Figure II.10 : Classification des algorithmes De L'essaim [15].

II.6.4.2 Colonies De Fourmis

Cette métaheuristique s'inspire des comportements collectifs des fourmis dans leurs découvertes de nouvelles sources de nourriture en effet ces insectes utilisent des phéromones afin de marquer les informations qu'ils ont recueillies sur leur environnement [18].

On appelle cela stigmergie. L'utilisation de ces phéromones leur permet de repérer les plus courts chemins entre une source de nourriture et leur nid. Car malgré une capacité cognitive limitée, elles sont collectivement capables de résoudre des problèmes complexes [18].

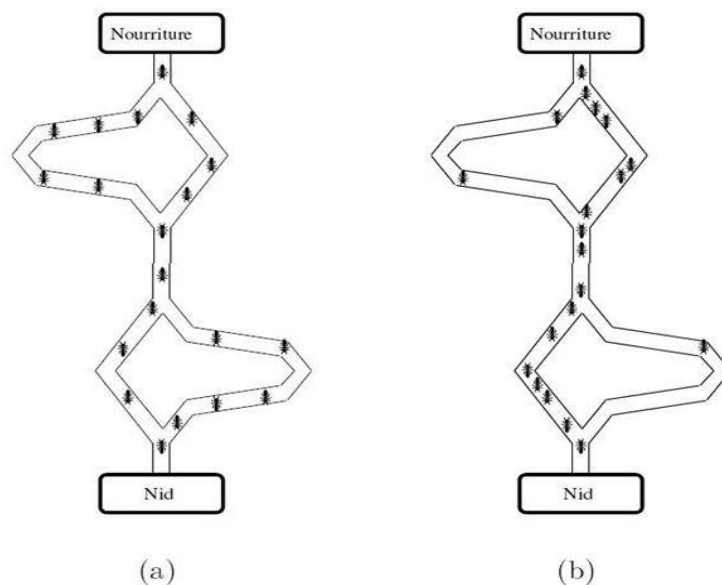


Figure II.11 : Expériences du pont à double branche [18].

La probabilité pour qu'une fourmi k se déplace du sommet i au sommet j , qui appartient à un ensemble de sommets qui ne sont pas encore visités par la fourmi k noté S_1^k est [18]:

$$P_{ij}^k(t) = \frac{(\tau_{ij}(t))^\alpha \times (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \in S_1^k} (\tau_i(l))^\alpha \times (\eta_{il})^\beta} \quad (\text{II.2})$$

a et b sont deux paramètres qui influencent sur l'importance de l'intensité de phéromone t_{ij} , et l'information statistique dite visibilité h_{ij} . Cette valeur guide le choix des fourmis vers des villes proches, et éviter le plus possible celles trop lointaines ($h_{ij} = 1/d_{ij}$). Pour $a = 0$, on prend en compte juste la visibilité c'est-à-dire que le choix sera tombé à chaque fois sur la ville la plus proche. Si $b = 0$, seules les pistes de phéromones jouent sur le choix. Pour éviter une sélection trop rapide d'un chemin, un compromis convenable entre ces deux paramètres est obligatoire [18].

II.6.5 Optimisation Par Essaim de Particules

L'optimisation par essaim de particules (OEP ou PSO) est une technique d'optimisation développée par Kennedy et Eberhart en s'inspirant du comportement social des individus qui ont tendance à imiter les comportements d'ensemble qu'ils observent dans leur entourage (des oiseaux s'assemblant en nuées, des bancs de poissons sous l'eau ou des essaims d'abeilles dans leur déplacement), tout en y apportant leurs variations personnelles. Le PSO présente beaucoup de similitudes avec les techniques de calcul évolutionnaire comme les algorithmes génétiques (AG).

A la différence d'autres techniques heuristiques, Le PSO a un mécanisme flexible et est bien équilibré pour augmenter et s'adapter aux capacités d'exploration globale et locale. Cependant, à la différence des algorithmes génétiques, qui miment les mécanismes génétiques de l'évolution, Le PSO ne comporte aucun opérateur d'évolution tel que le croisement ou la mutation. Cet algorithme s'inspire plutôt de la formation d'une culture [2]. Cet algorithme sera traité dans le chapitre trois.

II.6.6 Algorithme du réseau immunitaire

Les AIS (Artificial Immune System) forment un secteur de recherche assez récent comparé à d'autres modèles de calcul informatique s'inspirant de la biologie pour trouver des solutions. Comme tout secteur de recherche pas encore tout à fait exploré, il est complexe de

leur fournir une définition complète et concise. Cependant, plusieurs définitions ont été proposées. En voici quelques unes [19] :

Définition 1 : Les AIS sont des méthodes de manipulation de données, de classification, de représentation et de raisonnement qui s'inspirent d'un modèle biologique plausible : le système immunitaire humain (Starlab).

Définition 2 : Les AIS sont des systèmes informatiques basés sur des métaphores du système immunitaire naturel (Timmis 2000).

Définition 3 : Les AIS sont des systèmes adaptatifs, s'inspirant des théories de l'immunologie, ainsi que des fonctions, des principes et des modèles immunitaires, afin d'être appliqués à la résolution de problèmes (de Castro et Timmis 2002).

II.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les mécanismes des méthodes heuristiques et métaheuristiques. Ces dernières constituent une stratégie de résolution de plus en plus privilégiée. Une des particularités importantes des métaheuristiques, réside dans l'absence d'hypothèses particulière sur la régularité de la fonction objective. Aucune hypothèse sur la continuité de cette fonction n'est requise, ses dérivées successives ne sont pas nécessaires, ce qui rend très vaste le domaine d'application.

L'algorithme proposé dans notre travail, à but d'étudier la répartition optimale des puissances réactives dans un réseau électrique est l'algorithme essaims de particulaire (PSO) qui sera traité en détaille dans le troisième chapitre.

Chapitre III
Dispatching optimal de
puissance réactive

III.1 Introduction

L'écoulement de la puissance réactive optimal (ORPF) ou répartition optimal de l'énergie réactive est un cas particulier de l'écoulement de puissance optimal dans lequel, les moyens de contrôle de l'énergie active sont fixés, tandis que ceux de l'énergie réactive sont ajustables [20].

L'ORPF a été habituellement considéré comme la minimisation d'une fonction objective représentant la somme des pertes actives dans les réseaux électriques. Les contraintes impliquées sont les lois régissant les systèmes de génération - consommation de puissance, et les limites de fonctionnement de l'équipement.

Dans ce chapitre nous avons étudié la répartition optimale des puissances réactives. Pour cela, nous allons faire la connaissance avec une des méthodes métaheuristiques, celle-ci est dite « optimisation par essais de particule » dont l'idée directrice est la simulation du comportement collectif des oiseaux à l'intérieur d'une nuée.

III.2 Formulation du problème et solution

L'objectif principal du problème de l'écoulement optimal de puissance réactive est de minimiser les pertes actives dans le réseau électrique et de maintenir les tensions dans leurs limites permises tout en satisfaisant un ensemble de contraintes égalités et inégalités.

Les contraintes égalités représentent les équations de l'écoulement de puissance. Les limites sur les tensions, sur les puissances réactives des générateurs ou des compensations shunts ainsi que les limites sur les rapports des régulateurs en charge des transformateurs constituent les contraintes d'inégalités.

III.2.1 Formulation mathématique

Notre objective est de minimiser la fonction objective suivante [1-21] :

$$\min \sum_{k \in N_E} P_{kloss} = \sum_{k \in N_E} g_k \left(v_i^2 + v_j^2 - 2 v_i v_j \cos \theta_{ij} \right) \quad (\text{III.1})$$

Avec :

k : branche (i, j) ; $i \in N_B$ (nombre totale de nœud) ;

$\sum_{k \in N_E} P_{kloss}$: Pertes totales de puissance active dans le réseau électrique ;

g_k : Conductance de branche k (i, j) ;

v_i, v_j : amplitude de tension (pu) du nœud i et j respectivement ;

Θ_{ij} : angle de charge entre nœud i et j (rad).

$$\min P_L = \sum_{i=1}^{N_G} P_{G_i} - \sum_{j=1}^{N-N_G} P_{D_j} \quad (\text{III.2})$$

III.2.1.1 Sous les contraintes

Pour réduire au minimum les pertes totales de transmission de la puissance active, tout en satisfaisant un ensemble donné de contraintes [2]

Contraintes égalités :

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

$$P_{G_i} - P_{D_i} - v_i \sum_{j=1} v_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0 \quad i = 1, N \quad (\text{III.3})$$

$$Q_{D_i} - Q_{G_i} - v_i \sum_{j=1} v_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0 \quad (\text{III.4})$$

Contraintes inégalités :

$$Q_{G_i}^{\min} \leq Q_{G_i} \leq Q_{G_i}^{\max}, i = N_G \quad (\text{III.5})$$

$$Q_{C_i}^{\min} \leq Q_{C_i} \leq Q_{C_i}^{\max}, i = N_C \quad (\text{III.6})$$

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max}, i = N \quad (\text{III.7})$$

$$T_i^{\min} \leq T_i \leq T_i^{\max}, i = 1, N_t \quad (\text{III.8})$$

avec :

N : Nombre total de nœuds,

N_G : Nombre de générateurs,

N_t : Nombre de transformateurs,

N_C : Nombre de condensateurs shunts,

V_i : Amplitude de tension au nœud i ,

θ_i : Déphasage de la tension au nœud i , $\theta_{ij} = \theta_i - \theta_j$

P_{Gi}, Q_{Gi} : Puissances active et réactive générées,

P_{Di}, Q_{Di} : Puissances active et réactive demandées,

G_{ij} : Conductance mutuelle entre les nœuds i et j ,

B_{ij} : Susceptance mutuelle entre les nœuds i et j

$Q_{Gi}^{\min}, Q_{Gi}^{\max}$: Limites sur les puissances réactives au nœud générateur i ,

$Q_{Ci}^{\min}, Q_{Ci}^{\max}$: Limites sur la capacité du compensateur installé au nœud i ,

T_i^{\min}, T_i^{\max} : Limites sur le rapport du régulateur en charge au nœud i .

La fonction carrée statique de pénalité est utilisée pour traiter les contraintes d'inégalité. Donc, la fonction objective augmentée (fonction de condition physique) serait comme suit [19]:

$$F_P = \sum_{k \in N_E} P_{kloss} + \text{fonction de Pénalité} \quad (\text{III.9})$$

Où

$$\text{fonction de Pénalité} = k_1 \times \sum_{i=1}^{N_G} f(Q_{gi}) + k_2 \times \sum_{i=1}^N f(V_i) + k_3 \times \sum_{im=1}^{N_I} f(S_{lm}) \quad (\text{III.10})$$

$$k_1, k_2, k_3 = 10,000$$

Avec

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x^{\min} \leq x \leq x^{\max} \\ (x - x^{\max})^2 & \text{si } x > x^{\max} \\ (x^{\min} - x)^2 & \text{si } x < x^{\min} \end{cases} \quad (\text{III.11})$$

III.3 Application de la méthode PSO pour la résolution du problème d'ORPD

III.3.1 Historique sur la méthode PSO

L'optimisation par Essaim de particule (OEP) ou bien (PSO Particle swarm optimization), a été inventée par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio-psychologue) en 1995. Au départ J. Kennedy et R. Eberhart cherchaient à simuler la capacité des oiseaux à voler de façon synchrone et leur aptitude à changer brusquement de direction tout en restant en une formation optimale. Le modèle qu'ils ont proposé a ensuite été étendu en un algorithme simple et efficace d'optimisation.

III.3.2 Définitions

III.3.2.1 Optimisation Par Essaims Particule

L'optimisation par Essaim de particule (OEP) ou bien (PSO Particle swarm optimization) est une technique utilisée pour explorer l'espace de recherche d'un problème quelconque pour trouver l'ensemble des paramètres qui maximise/minimise un objectif particulier. Cet objectif est atteint en suivant un algorithme dédié que l'on verra par la suite.

III.3.2.2 Notion de voisinage

Le voisinage constitue la structure du réseau social. Les particules à l'intérieur d'un voisinage communiquent entre-elles. En général, pour une nuée d'oiseaux, le voisinage suit trois types de topologies :

- Topologie en étoile (Figure III.1 (a)) : le réseau social est complet, donc une communication complète et une attirance vers la meilleure particule.
- Topologie en anneau (Figure III.1 (b)) : chaque particule communique avec n voisins immédiates. Chaque particule tend à se déplacer vers la meilleure dans son voisinage local.
- Topologie en rayon (Figure III.1 (c)) : une particule "centrale" est connectée à toutes les autres. Seule cette particule centrale ajuste sa position vers la meilleure, si cela provoque une amélioration l'information est propagée aux autres.

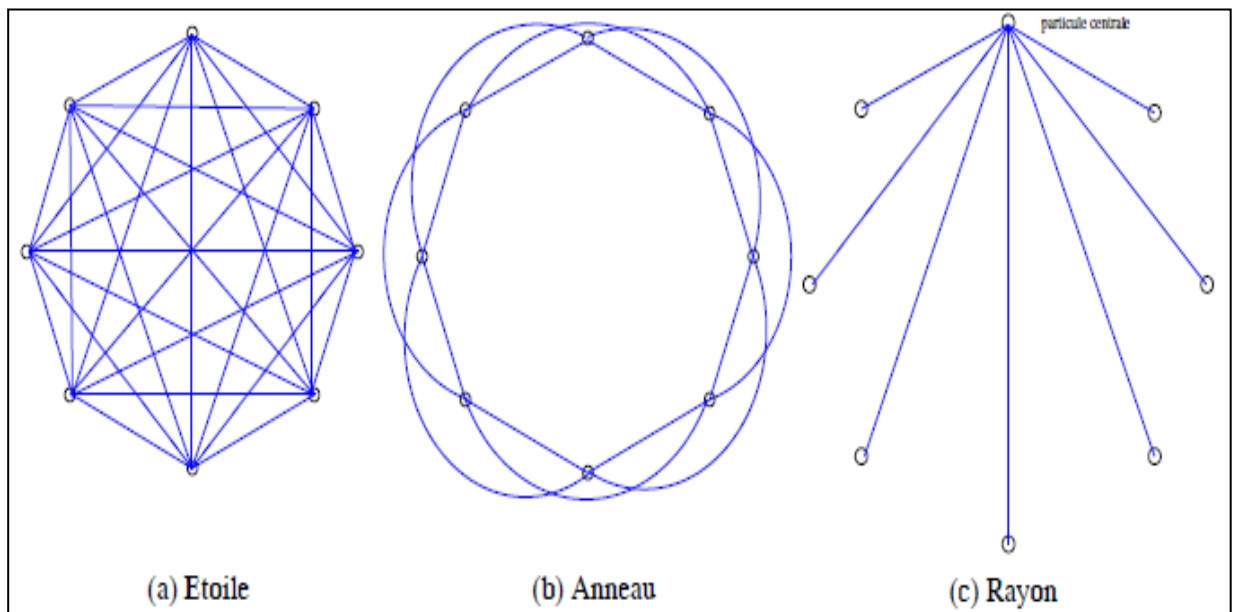


Figure III.1 : Différents types de topologie pour un essaim de particules.

III.3.3 l'Algorithme PSO

Chaque particule représente une solution potentielle dans l'espace de recherche. La nouvelle position d'une particule est déterminée en fonction de sa propre valeur et celle de ses voisines. Soit $\vec{x}_i(t)$ la position de la particule P_i au temps t , sa position est modifiée en ajoutant une vitesse $\vec{v}_i(t)$ à sa position courante :

$$\vec{x}_i(t) = \vec{x}_i(t-1) + \vec{v}_i(t) \quad (\text{III.12})$$

La vitesse de chaque particule est mise à jour suivant l'équation suivante:

$$\vec{v}_i(t+1) = W \vec{v}_i(t) + c_1 r_1 [x_{pi}(t) - \vec{x}_i(t)] + c_2 r_2 [g(t) - \vec{x}_i(t)] \quad (\text{III.13})$$

$v_i(t)$ est la vitesse de particule i à l'instant t et $x_i(t)$ est la position de particule i à l'instant t , les paramètres w , c_1 , et c_2 ($0 \leq w \leq 1.2$, $0 \leq C_1 \leq 2$, et $0 \leq C_2 \leq 2$) sont des coefficients constants fixés par l'utilisateur, r_1 et r_2 sont des nombres aléatoires tirés à chaque itération, $g(t)$ (parfois g_{best}) est la meilleure solution trouvée jusqu'à l'instant t et $x_{pi}(t)$ (parfois p_{best}) est la meilleure solution trouvée par la particule i . C 'est le vecteur vitesse qui dirige le processus de recherche et reflète la "sociabilité" des particules.

Les Variables et paramètres de l'algorithme :

N : nombre de particules ;

$\vec{x}_i(t)$: Position de la particule P_i ;

\vec{v}_i : vitesse de la particule P_i ;

p_{best_i} : Meilleure fitness obtenue pour la particule P_i ;

$\vec{x}_{p_{best_i}}$: Position de la particule P_i pour la meilleure fitness ;

$\vec{x}_{g_{best_i}}$: Position de la particule ayant la meilleure fitness de toutes ;

Les variables aléatoires ρ_1 et ρ_2 peuvent être définies de la façon suivante :

$$\begin{cases} \rho_1 = r_1 c_1 \\ \rho_2 = r_2 c_2 \end{cases}$$

r_1 et r_2 suivent une loi uniforme sur $[0..1]$ et c_1 et c_2 sont constantes et représentent une accélération positive.

La fonction de pondération W qui est habituellement utilisée dans l'équation (III.13) et qui permet de s'approcher graduellement de p_{best} et de g_{best} peut être écrit sous la forme suivante [1-2]:

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{iter_{\max}} \times iter \quad (\text{III.14})$$

où :

w_{\max} : poids initial,

w_{\min} : poids final,

$iter_{\max}$: nombre maximal d'itérations,

$iter$: nombre actuel d'itérations.

Initialisations :

Initialiser aléatoirement la population.

Traitement :

Répéter

Pour i de 1 à N faire

Si ($F(\vec{x}_i) > pbest_i$) **Alors**

$pbest_i \leftarrow F(\vec{x}_i)$

$\vec{x}_{pbest_i} \leftarrow \vec{x}_i$

Fin Si

Si ($F(\vec{x}_i) > gbest_i$) **Alors**

$gbest_i \leftarrow F(\vec{x}_i)$

$\vec{x}_{gbest_i} \leftarrow \vec{x}_i$

Fin Si

Fin Pour

Pour i de 1 à N faire

$\vec{v}_i \leftarrow \vec{v}_i + \rho_1(\vec{x}_{pbest_i} - \vec{x}_i) + \rho_2(\vec{x}_{gbest_i} - \vec{x}_i)$

$\vec{x}_i \leftarrow \vec{x}_i + \vec{v}_i$

Fin Pour

Jusqu'à ce que (le processus converge)

La variation de la vitesse est proportionnelle à l'éloignement d'une solution par rapport à la solution globale.

Le critère de convergence peut être un nombre fixe d'itérations, suivant la fitness ou bien la variation lorsqu'elle tend vers 0.

On remarque qu'il y a Six (06) paramètres qui rentrent en ligne de compte :

1. La dimension du problème.
2. Le nombre de particules.
3. Les valeurs des coefficients ρ .
4. La taille du voisinage.
5. La vitesse maximale.
6. L'inertie.

La vitesse peut être limitée par une vitesse maximale V_{\max} et une vitesse minimale V_{\min} pour éviter que les particules se déplacent trop rapidement ou trop lentement d'une région à une autre dans l'espace de recherche. Un facteur d'inertie Φ peut être appliqué à la vitesse pour contrôler l'influence de celle-ci.

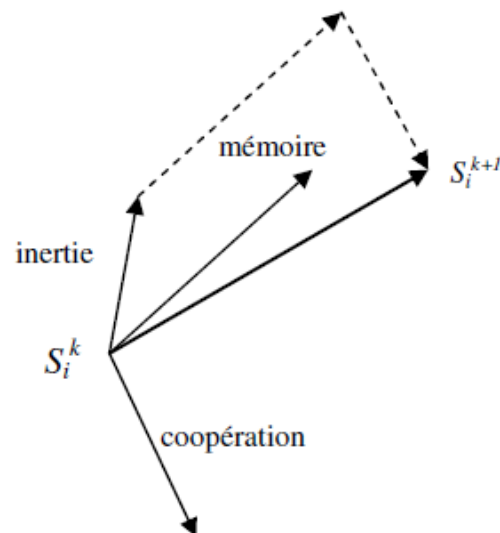


Figure III.2: Concept de modification d'un point de recherche par le PSO [1-2].

III.4. Application de l'algorithme PSO sur ORPD pour un réseau test :

Afin de mieux mettre en évidence la technique étudiée dans ce chapitre, nous avons choisi un réseau test réel pour valider les programmes que nous avons développé sous l'environnement Matlab.

Le système électrique qui va être la base de notre étude est issu d'un réseau réel simplifié qui est le réseau test IEEE 30 nœuds; représentant une portion du système de puissance électrique américain (in the Midwestern US). Ce dernier est constitué de 30 jeux de barres et 6 générateurs connectés aux jeux de barres $N=^{\circ} 1, 2, 5, 8, 11, \text{ et } 13$ injectant leurs puissances dans un système alimentant 24 charges, quatre (04) transformateurs et trois (03) bancs de condensateurs shunts. La tension de base pour chaque jeu de barres est de 135 KV.

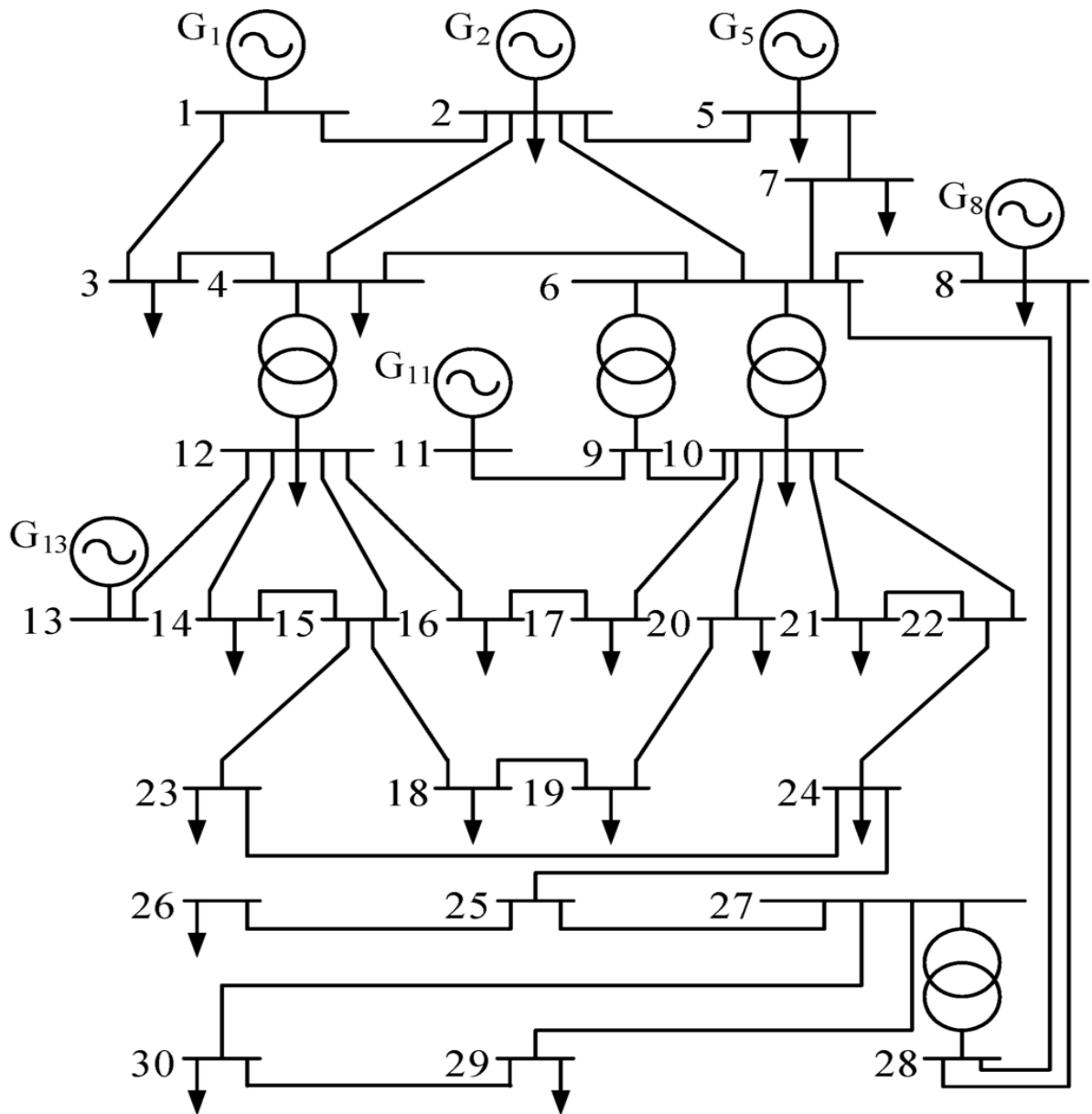


Figure III.3 : Schéma du réseau électrique IEEE 30 nœuds.

L'algorithme général de PSO peut être décrit comme suit [1-2].:

Étape 1 : définition de variables de contrôle (V_{gi} , T_i et Q_{ci}) au sein de leur limite admissible, définir la taille de la population, pas de l'itération, prendre des valeurs appropriées des paramètres de PSO, entrer les données de réseau test.

Étape 2 : Prendre itération = 0.

Étape 3 : générer de façon aléatoire la population de particules et de leurs vitesses.

Étape 4 : Calculer les pertes pour chaque flux de charge NR.

Etape 5 : Calculer la fonction objective de chaque particule en utilisant l'équation

$$F_P = \sum_{k \in N_E} P_{kloss} + \text{fonction de Pénalité}$$

Etape 6 : Découvrez meilleur personnel P_{best} (V_{gi} , T_i et Q_{ci}) et le meilleur de toutes les particules g_{bst} (P_{kloss}) et leurs convergences.

Etape 7 : $iter = iter + 1$

Etape 8 : Calculer la vitesse de chaque particule en utilisant l'équation (III.13) et l'ajuster si elle dépasse la limite ;

$$\vec{V}_{k+1} = \vec{W} \times \vec{V}_k + \vec{C}_1 \times \vec{r}_1 \times (\vec{P}_{best} - \vec{X}_k) + \vec{C}_2 \times \vec{r}_2 \times (\vec{P}_{gbest} - \vec{X}_k)$$

Etape 9 : Calculer la nouvelle position de chaque particule en utilisant l'équation (III.12) ;

$$\vec{X}_{k+1} = \vec{a} \times \vec{X}_k + \vec{b} \times \vec{V}_{k+1}$$

Etape 10 : Pour chaque flux de charge de NR recalculer les pertes ;

Etape 11 : Calculer la fonction de remise en forme de chaque particule en utilisant l'équation

$$F_P = \sum_{k \in N_E} P_{kloss} + \text{fonction de Pénalité}$$

Etape 12 : Pour chaque particule de forme actuelle (P) est meilleur que P_{best} du meilleur = P ;

Etape 13 : Régler meilleur de P_{best} comme g_{best} ;

Etape 14 : Passez à l'étape 7, jusqu'à $iter = iter_{max}$ arrêter ;

Etape 15 : Pour la coordonnée de g_{best} donner les valeurs optimisées des variables de contrôle et son aptitude, donner valeur minimale de pertes.

III.5 Organigramme de la méthode PSO proposé pour ORPD

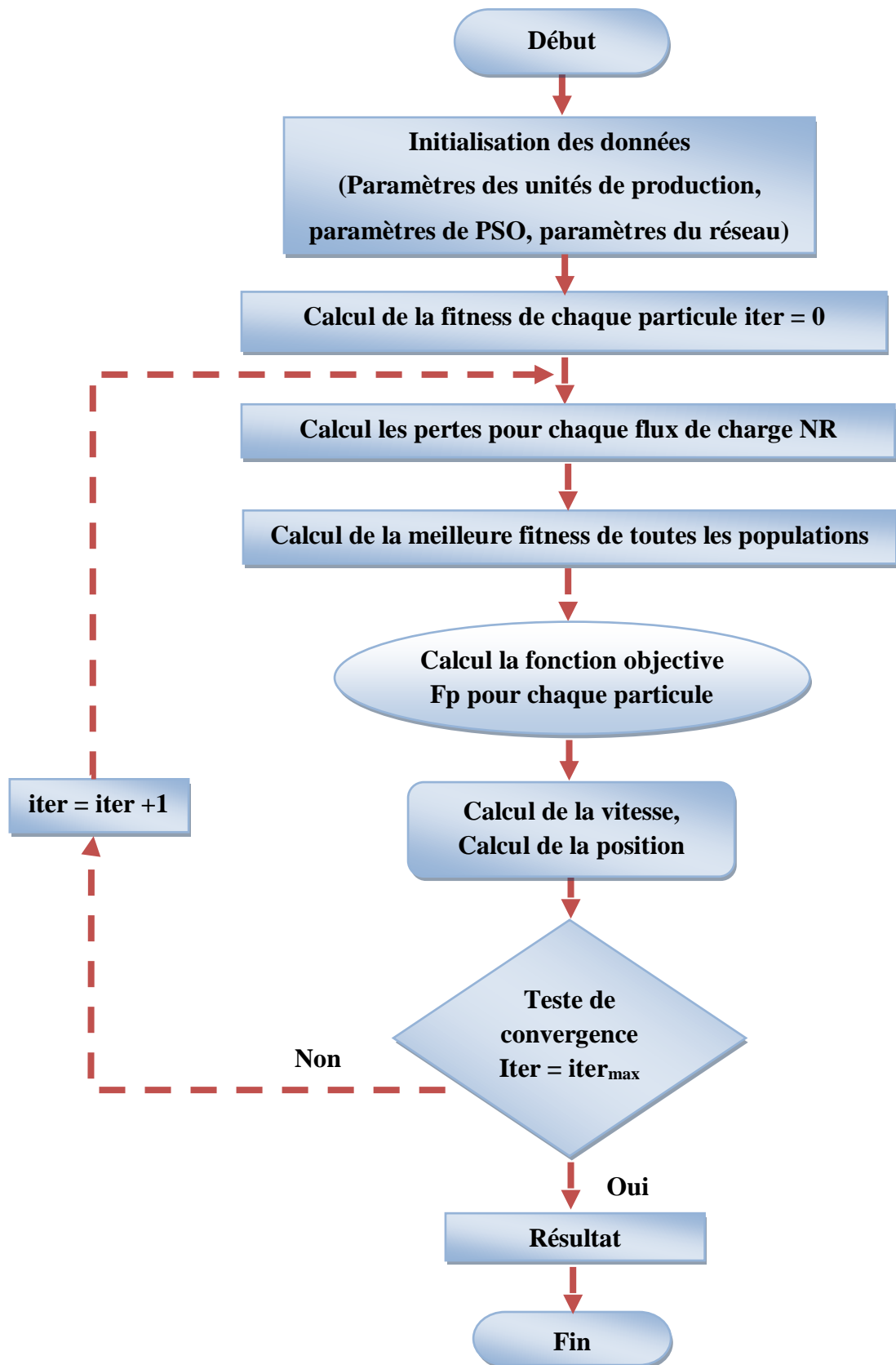


Figure III.4 : Organigramme d'essaim de particule proposée pour le calcul d'ORPD.

III.6 Simulation et interprétation des résultats

Le problème de dispatching optimal de puissance réactive à été résolu par l'application de la méthode PSO pour minimiser la fonction objectif (équation III.1), tous les programmes ont été mis en application dans **MATLAB R2010a**.

On à utilisé le programme **ORPD_30 bus.m** développé par **Katrik S. Pandya**.

Les pertes actives avant l'optimisation égale 17.557 MW.

Tableau III.1 : Limites min et max des puissances réactives des 6 générateurs.

Nœuds	$Q_{g_i \text{ Min}}$ (MVar)	$Q_{g_i \text{ Max}}$ (MVar)
1	-20	150
2	-20	60
5	-15	62.5
8	-15	48
11	-10	40
13	-15	44.7

Tableau III.2 : Limites des tensions des nœud des générateurs et des rapports des régleurs en charge des transformateurs.

Variable	Min	Max
V1 (pu)	0.90	1.1
V2 (pu)	0.90	1.1
V5 (pu)	0.90	1.1
V8 (pu)	0.90	1.1
V11 (pu)	0.90	1.1
V13 (pu)	0.90	1.1
T1 (pu)	0.95	1.1
T2 (pu)	0.95	1.1
T3 (pu)	0.95	1.1
T4 (pu)	0.95	1.1

III.5.1 Résultats de simulation par PSO

Tableau III.3 : Résultats obtenus par application de la méthode PSO.

	$C_1=2.1$	$C_1=0.7$	$C_1=0.6$	$C_1=2$	$C_1=1.7$	$C_1=1.8$
	$C_2=2$	$C_2=1$	$C_2=1.4$	$C_2=0.8$	$C_2=2$	$C_2=1.9$
	$W_{\max}=1$	$W_{\max}=1$	$W_{\max}=1$	$W_{\max}=1$	$W_{\max}=1$	$W_{\max}=1$
	$W_{\min}=0.2$	$W_{\min}=0.2$	$W_{\min}=0.2$	$W_{\min}=0.2$	$W_{\min}=0.2$	$W_{\min}=0.2$
Q_{G1} (MVar)	-27.21	-22.37	-25.54	-24.66	-22.60	-21.95
Q_{G2} (MVar)	50.72	56.14	52.62	54.47	54.98	55.50
Q_{G5} (MVar)	34.29	36.14	34.95	35.74	35.56	35.71
Q_{G8} (MVar)	28.38	38.94	32.19	36.79	35.59	36.34
Q_{G11} (MVar)	14.96	20.59	16.88	20.37	17.68	18.00
Q_{G13} (MVar)	7.35	13.79	9.76	13.19	11.09	11.36
Pertes actives (MW)	17.3700	17.3793	17.3821	17.3811	17.3847	17.3800
pertes réactive (MVar)	66.99	68.48	67.38	68.32	67.69	67.77

D'après le Tableau (III.3), On remarque que tous les résultats obtenus sont très proches l'un des autres. La valeur minimale de perte de puissance active pour les 6 cas étudiés est de 17.3700 MW ; correspond a aux paramètres du PSO ($C_1=2,1$, $C_2= 2$ et $W_{\max}=1$, $W_{\min}=0.2$) avec des pertes de puissances réactive de 66.99 MVar.

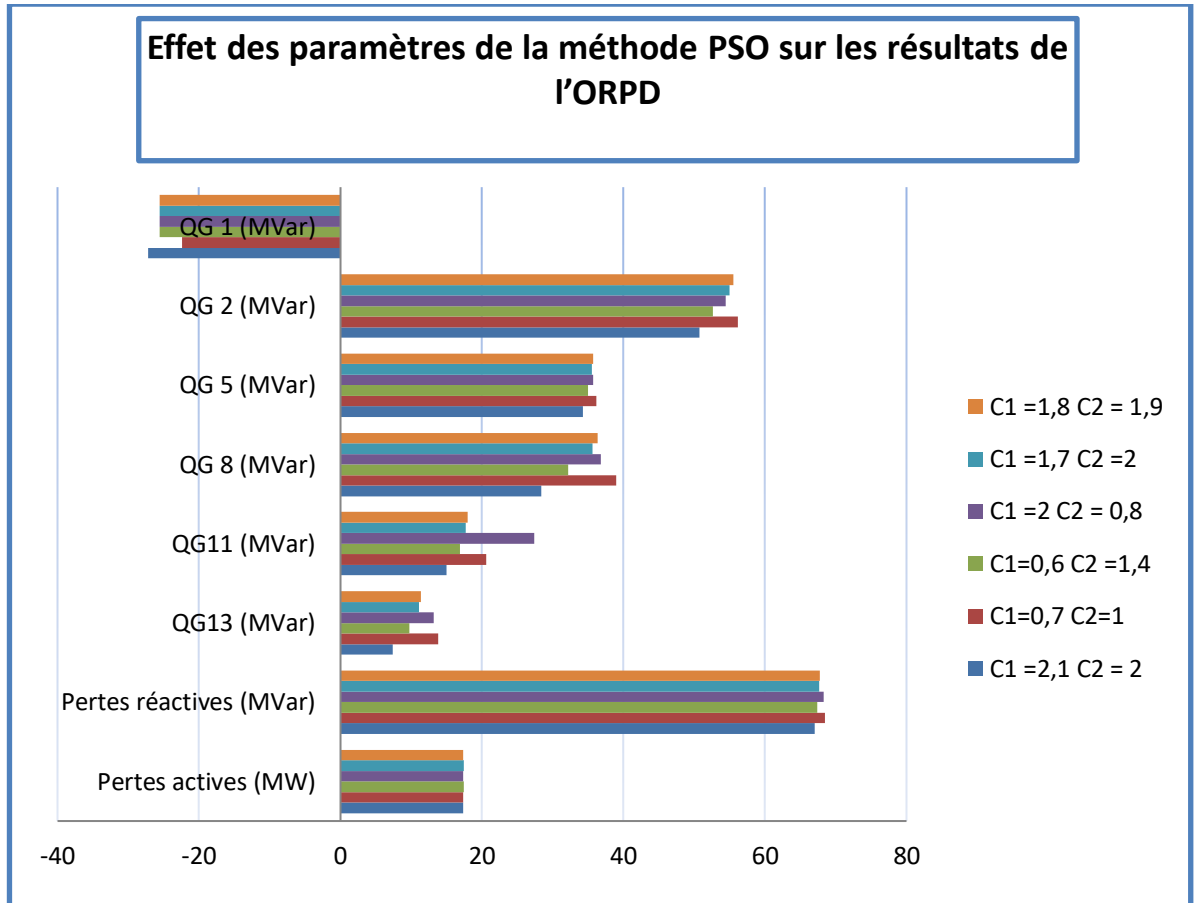


Figure III.5: Effet des paramètres de la méthode PSO sur les résultats de l'ORPD ($W_{\min} = 0.2$, $W_{\max} = 1$).

Tableau III.4: Les Paramètres sélectionnés de PSO.

Paramètres	
Taille de la population	50
Nombre maximum de Générations	200
Constant d'accélération (C1, C2)	2.1 , 2
W_{\min} et W_{\max}	0.2 et 1
Vitesse des particules Max et Mix	0.003 et -0.003
Critère de convergence $iter_{\max}$	200

Le tableau (III.4) représente les paramètres d’algorithme PSO sur lequel on à obtenu les meilleurs résultats (pertes actives minimales).

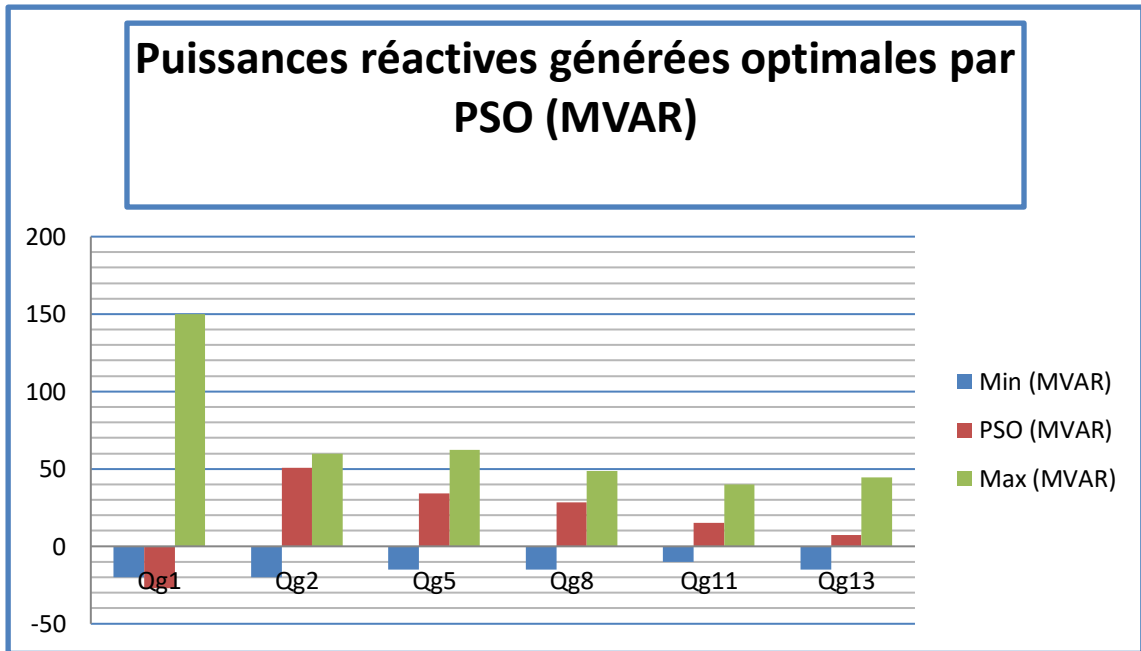


Figure III.6 : Puissances réactives générées optimales par PSO.

La figure (III.6) représente la puissance réactive les différents générateurs

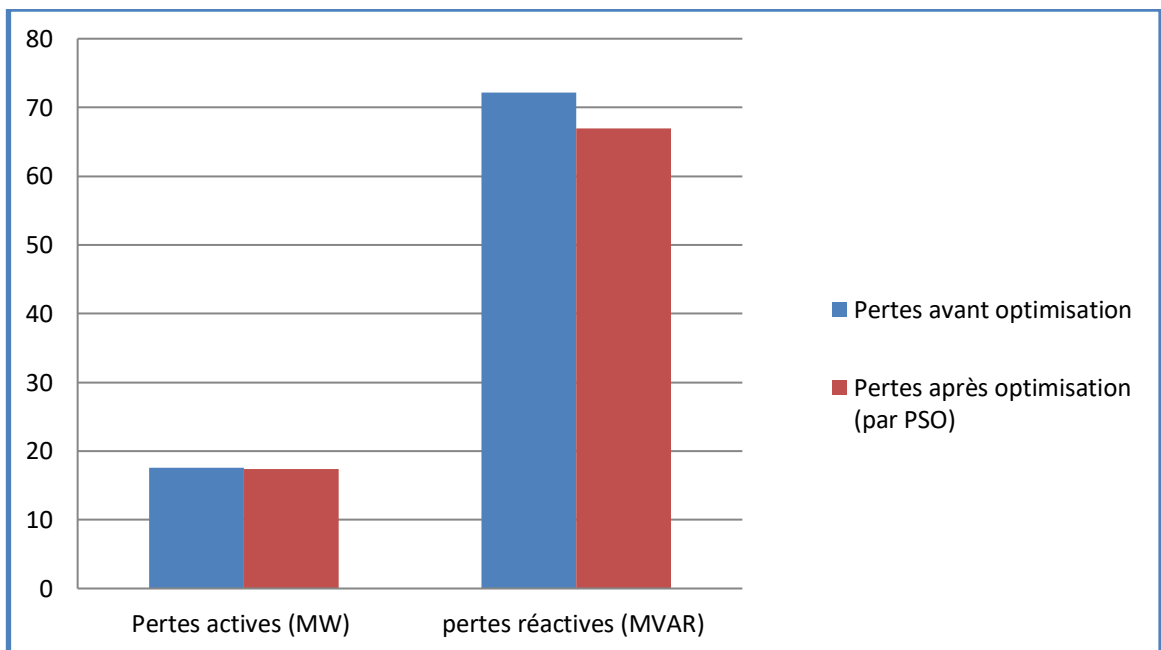


Figure III.7 : Pertes de puissance actives et réactives avant et après l’optimisation.

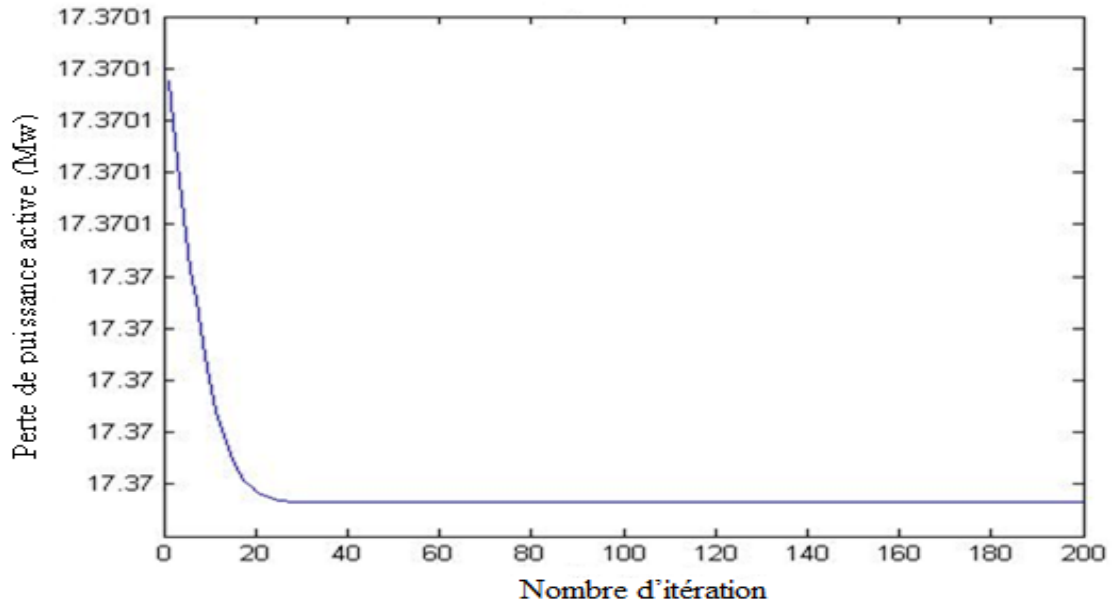


Figure III.8 : Variation des pertes actives en fonction du nombre d'itérations (PSO réseau IEEE 30 nœuds).

La Figure (III.8) représente La valeur minimale de perte de puissance active Affiché sur MATLAB est de 17.3700 MW, qui correspond a aux paramètres du PSO($C_1=2,1$, $C_2=2$ et $W_{max}=1$, $W_{min}=0.2$).

Tableau III.5 : Valeurs des variables de contrôle avant et après optimisation

Nœuds	VARIABLES de contrôle	Valeurs avant optimisation	Valeurs optimisées
1	Vg1 (pu)	1.0600	1.1061
2	Vg2 (pu)	1.0450	0.9560
5	Vg5 (pu)	1.0100	1.0766
8	Vg8 (pu)	1.0100	0.9821
11	Vg11 (pu)	1.0820	0.9831
13	Vg13 (pu)	1.0710	0.9850
6-9	T1 (pu)	1.0330	0.9878
6-10	T2 (pu)	1.0280	1.0003
4-12	T3 (pu)	1.0345	0.9978
27-28	T4 (pu)	1.0180	0.9867
3	QC3 (MVAR)	0	18.9742
10	QC10 (MVAR)	0	19.3915
24	QC24 (MVAR)	0	11.4971

Tableau III.6 : Résultats optimales des tensions et des rapports des régleurs en charge des transformateurs par méthode PSO.

Variable	Min	Max	PSO
V1 (pu)	0.90	1.1	1.0600
V2 (pu)	0.90	1.1	1.0430
V5 (pu)	0.90	1.1	1.0100
V8 (pu)	0.90	1.1	1.0100
V11 (pu)	0.90	1.1	1.0820
V13 (pu)	0.90	1.1	1.0710
T1 (pu)	0.95	1.1	1.1061
T2 (pu)	0.95	1.1	0.9560
T3 (pu)	0.95	1.1	1.0766
T4 (pu)	0.95	1.1	0.9821

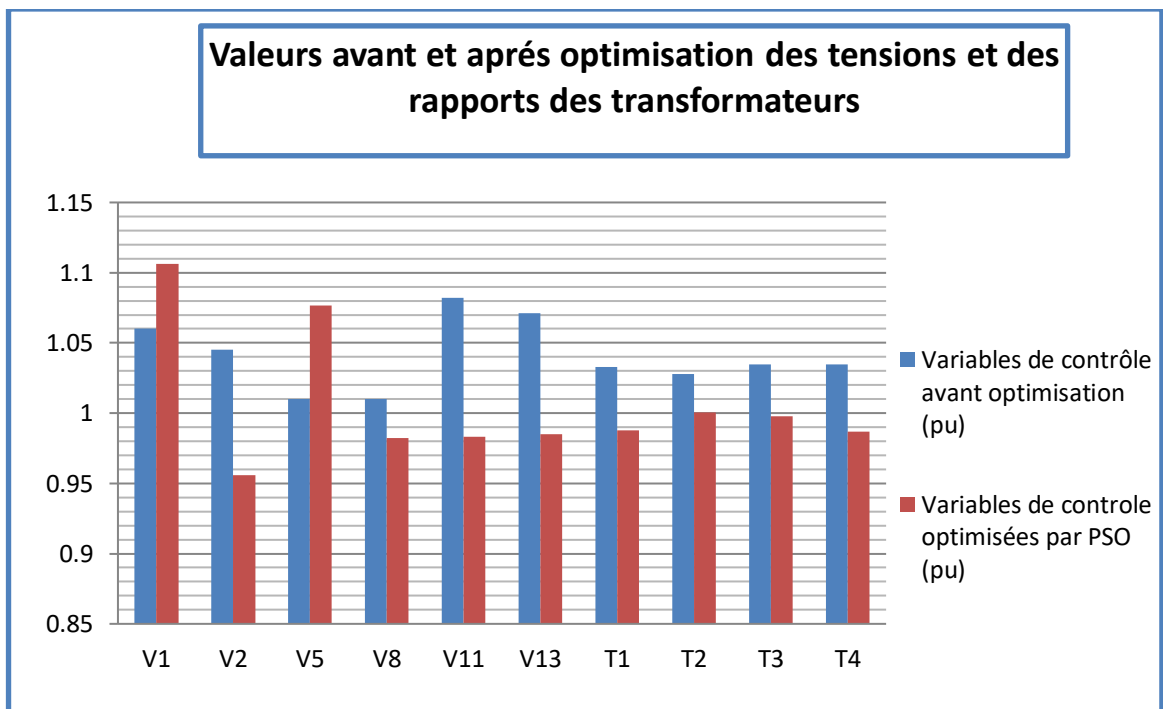


Figure III.9 : Variables de contrôle avant et après optimisation.

Le tableau (III.5) résume les résultats obtenus pour les variables de contrôle, avant et après optimisation, Pour ce réseau, nous pouvons remarquer que l'optimisation par essaim de particules (PSO) à donné des résultats nettement meilleurs que celles obtenues avant

l'optimisation. D'autre part, après l'optimisation les pertes actives totales du système sont inférieures à ceux donnés avant l'optimisation.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié le dispatching optimal des puissances réactives en utilisant la méthode d'optimisation par essaim de particules (PSO).

L'analyse des résultats montre que l'optimisation le l'écoulement de puissance réactive dans le réseau par la méthode PSO à donné des résultats meilleurs en termes de minimisation de pertes de puissance active à travers l'optimisation robuste des variables de contrôle. Nous avons également constaté que la technique PSO est fiable et donne des résultats satisfaisants.

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans notre travail dans le cadre de ce mémoire de master, nous avons présenté une solution pour le problème de la circulation des forts courants réactifs dans les réseaux de distribution équilibrés. Nous avons exploré et testé l'application d'une méthode métaheuristique qui est l'algorithme optimisation par essais de particule PSO sur l'optimisation de l'écoulement de puissance réactive dans un réseau électrique.

Etude de la répartition de puissance dans le réseau électrique a une grande importance pour l'optimisation du réseau, nous avons appliqué le système pour réduire les pertes actives. Plusieurs méthodes peuvent utilisées dans le dispatching optimal des puissances réactives ORPD. Parmi les meilleures est la méthode d'optimisation par essaim de particules PSO.

Le compromis pertes actives, plan de tension est toujours respecté quelle que soit la technique utilisée, c à d que plus les pertes actives sont réduites et plus les tensions se rapprochent de leurs limites et inversement.

La méthode étudiée présente globalement l'avantage de mieux minimiser les pertes actives que les autres stratégies appliquées au réseau cible de notre étude tout en respectant les contraintes du réseau qui assure mieux le service et la sécurité.

Pour une application pratique, des simulations ont été exécutées sur réseau standard, à savoir le réseau IEEE 30 noeuds. La technique de l'essaim de particule a été étudiée et appliquée pour la résolution du problème de l'écoulement optimal de puissance réactive (ORPF).

L'analyse des résultats montre que l'application d'algorithme PSO à donné des résultats quantitativement meilleurs à ceux obtenus sans optimisation en termes de minimisation de pertes de puissance active et un bon respect des variables dépendantes (modules de tensions aux noeuds de charge) aux limites permises spécifiées. Nous avons également constaté que la méthode PSO est fiable et donne des résultats satisfaisants. De plus, elle est simple à mettre en œuvre et son exécution conduit rapidement et efficacement à une bonne convergence, avec peu de paramètres à ajuster.

Références

Références

- [1] Labeled. I « Dispatching économique dans un système de puissance électrique par l'intelligence artificielle » mémoire de magister, université constantine1 2013.
- [2] Chettih. S « Optimisation des puissances réactives en tenant compte des méthodes heuristiques d'un système électrique complexe - application au réseau algérien » mémoire de doctorat, université d'Oran 2009.
- [3] Missoum. R « Étude d'un dispatching économique des puissances actives par les algorithmes de fourmis » mémoire de magister, université Hassiba Ben Bouali Chlef 2008.
- [4] Gueziz. B et Bouaka. M « Analyse des méthodes de répartition optimale des puissances dans un réseau de transport d'énergie » mémoire de master académique, UKMO 2016.
- [5] Sayah. S « Application de l'intelligence artificielle pour le fonctionnement optimal des systèmes électriques » mémoire de doctorat, université Sétif 2010.
- [6] Yahiaoui. M « Contrôle optimal des puissances réactives et des tensions dans un réseau d'énergie électrique par dispositifs FACTS » Mémoire de doctorat, Université d'Oran 2014.
- [7] Mimoun. Y, Rahli. M, Abid. M, Kandouci. M « Optimisation D'écoulement Des Puissances Par Algorithmes Intelligents » Université Sidi Bel Abbés 2007.
- [8] Hamed. M « Dispatching économique dynamique par utilisation de méthodes d'optimisation globales » Mémoire de magister, Université Biskra 2013.
- [9] Adama. D. D « la Répartition optimale de la puissance réactive pour le contrôle des tensions de barre d'un réseau électrique par simplex lp » Université du Québec 1984.
- [10] Gasbaoui. B « Optimisation de l'énergie réactive dans un réseau d'énergie électrique » mémoire de magister, université Bechar 2008.
- [11] Jason Brownlee, PhD « Clever Algorithms: Nature-Inspired Programming Recipes » Université de Melbourne, Australie,2011.

- [12] Leandro N. de Castro and Jonathan Timmis « Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach » Springer-Verlag, September 2002.
- [13] Mancera. N « Contribution à l'optimisation de la puissance réactive en présence de dispositifs de compensation dynamique (FACTS) » mémoire de magister, Université Biskra 2012.
- [14] Douiri. S. M, Elbernoussi. S, Lakhbab. H « Cours des Méthodes de Résolution Exactes Heuristiques et Métaheuristiques » Université Mohammed V, Faculté des Sciences de Rabat.
- [15] Hachimi H. « Hybridations d'algorithmes métaheuristiques en optimisation globale et leurs applications » Autre [cond-mat.other]. INSA de Rouen; _Ecole Mohammadia d'ingénieurs (Rabat, Maroc), 2013.
- [16] Slimani L. « Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes métaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité déréglé » mémoire de magister, Université Batna 2009.
- [17] Yann C, Patrick S « optimisation multiobjectif » éditions eyrolles 61, Bld Saint-Germain 75240 Paris Cedex 05 www.editions-eyrolles.com.
- [18] Si Tayeb A. « Méta heuristiques pour l'optimisation des puissances actives dans un réseau d'énergie électrique » Mémoire de Magister, Université d'Oran 2011.
- [19] Kartik S. Pandya « Optimal Reactive Power Dispatch (ORPD) Using Particle Swarm Optimization (PSO) » Charotar University, india 2014.
- [20] Salem. A et Jean. D et Hellal. A et Choucha. A « Optimisation par essaim de particules appliquée à l'écoulement optimal de puissance réactive » Article in Revue internationale de génie électrique · December 2007
- [21] Q.H. Wu et J. T Ma “Power system optimal reactive power dispatch using evolutionary programming“, IEEE Trans on power system, August 1995 ,Vol.10.No.3,pp.1243-1249.

Tableau A.1: Puissances active et réactive minimale et maximale que génère le générateur.

Nœud de générateur	P_G (MV)		Q_G (MVAR)	
	Min	Max	Min	Max
1	0	80	-20	150
2	0	80	-20	60
5	0	50	-15	62.5
8	0	55	-15	48
11	0	30	-10	40
13	0	40	-15	44.7

Tableau A.2: Paramètres des branches réseaux IEEE 30 nœud.

de nœud	vers le nœud	R	X	B/2
1	2	0.02	0.06	0.015
1	3	0.05	0.19	0.01
2	4	0.06	0.17	0.01
3	4	0.01	0.04	0
2	5	0.05	0.2	0.01
2	6	0.06	0.18	0.01
4	6	0.01	0.04	0
5	7	0.05	0.12	0.005
6	7	0.03	0.08	0.005
6	8	0.01	0.04	0
6	9	0	0.21	0
6	10	0	0.56	0
9	11	0	0.21	0
9	10	0	0.11	0
4	12	0	0.26	0
12	13	0	0.14	0
12	14	0.12	0.26	0
12	15	0.07	0.13	0
12	16	0.09	0.2	0
14	15	0.22	0.2	0

Tableau A.3: Paramètres des branches réseaux IEEE 30 nœud.

de nœud	vers le nœud	R	X	B/2
16	17	0.08	0.19	0
15	18	0.11	0.22	0
18	19	0.06	0.13	0
19	20	0.03	0.07	0
10	20	0.09	0.21	0
10	17	0.03	0.08	0
10	21	0.03	0.07	0
10	22	0.07	0.15	0
21	22	0.01	0.02	0
15	23	0.1	0.2	0
22	24	0.12	0.18	0
23	24	0.13	0.27	0
24	25	0.19	0.33	0
25	26	0.25	0.38	0
25	27	0.11	0.21	0
28	27	0	0.4	0
27	29	0.22	0.42	0
27	30	0.32	0.6	0
29	30	0.24	0.45	0
8	28	0.06	0.2	0.01
6	8	0.02	0.06	0.0015

ملخص :

في هذه المذكرة ، قمنا بتقديم الحل الأفضل للتوزيع الأمثل للاستطاعة الانتكاسية في الشبكات الكهربائية من خلال تطبيق طريقة الأدلة العليا التي هي خوارزمية سرب الطيور. و الهدف هو التقليل من ضياع الاستطاعة الفعالة المنقولة في جميع خطوط النقل في الشبكة الكهربائية.

اخبترنا أداء طريقة سرب الطيور على الشبكة العامة 30 عقدة. و الهدف منه هو التوزيع الأمثل للاستطاعة الانتكاسية مع التعديل الأمثل لمتغيرات التحكم دون انتهاك قيود عدم المساواة وتلبية قيود المساواة. متغيرات التحكم هي مقادير الجهد للمولدات الكهربائية، إعدادات المحولات والاستطاعة الانتكاسية للمعوضات التحويلية.

ويمكن القول أن التحسين من تدفق الاستطاعة الانتكاسية من خلال تطبيق طريقة سرب الطيور هو أسلوب عالمي لأنه يتقارب إلى نفس الحل تقريبا من أي نقطة انطلاق ويعطي مراقبه متماسكة.

كلمات مفتاحية : طريقة الأدلة العليا , خوارزمية سرب الطيور , التوزيع الأمثل للاستطاعة الانتكاسية , التوزيع الاقتصادي.

Résumé :

Dans ce mémoire, nous presentons la solution des répartitions optimales de puissance réactive par l'application d'une méthode métaheuristique qui est l'algorithme essaim de particules PSO. L'objectif est de minimiser les pertes actives aux différentes branches du réseau électrique.

La performance de la méthode PSO a été testée sur un réseau générique de 30 jeux de barres. L'objectif est la répartition optimale de puissance réactive avec un réglage optimal des variables de contrôle sans violer les contraintes d'inégalité et satisfaire la contrainte d'égalité. Les variables de contrôle sont la tension pour les nœuds de générateur et le rapport de transformation des transformateurs, ainsi la puissance réactive des compensateurs shunts.

On peut dire que l'optimisation de l'écoulement de puissance réactive par la méthode essaim de particule est une méthode globale puisqu'elle converge à la même solution approximativement de tout point de départ et donne un vecteur de contrôle cohérent.

Mots clés : méthodes métaheuristiques, PSO, ORPD, Dispatching économique.

Abstract :

In this memory, we perceive the solution of optimal reactive power dispatch using metaheuristic method which is the particle swarm optimization algorithm. The objective is to minimize the active power losses at the various branches of the electrical power system.

The performance of the PSO method has been tested in IEEE 30 bus power. The objective is the optimal reactive power dispatch with optimal adjustment of the variable control without violating of inequality constraints and satisfying the equality constraint. The variable control are the voltage of generator bus, transformer tap and the reactive power of shunt compensators.

It can be said that the ORPD by PSO method is a global method since it converges at the same solution approximately from any starting point and gives a coherent vector control.

Keywords: metaheuristic methods, PSO, ORPD, economic dispatch.