

**République Algérienne Démocratique et populaire**  
**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**  
**Département de l'Electrotechnique**  
**Faculté des génies électriques**  
**Université de Sciences et Technologie d'Oran**

**Mémoire de Magister**

Présenté par :

**Si Tayeb Abdelkader**

**Magistère en Electrotechnique**

**Option : Réseaux Electriques.**

**Thème**

**Méta heuristiques pour l'optimisation des puissances actives  
dans un réseau d'énergie électrique**

**Soutenue le : 10 / 02 / 2011**

**Devant le jury composé de :**

<b>Mr T. BOUTHIBA</b>	Professeur, USTO-MB	Président
<b>Mr H. BOUZEBODJA</b>	Maître de Conférence, USTO-MB	Rapporteur
<b>Mr A. ALLALI</b>	Maître de conférence, USTO-MB	Examineur
<b>Mr L. KOTNI</b>	Maître de Conférence, USTO-MB	Examineur

**ANNEE UNIVERSITAIRE 2010-2011**

## *Remerciements*

Au terme de ce travail, je tiens tout d'abord à remercier mon encadreur, Monsieur Bouzeboudja Hamid qui m'a offert la possibilité de réaliser une mémoire sous sa direction. Je le remercie également pour ses discussions profitables, ses encouragements, ses conseils judicieux et ses suggestions. Je lui suis reconnaissant de la liberté et de la confiance qu'il m'a témoignées tout au long de ce travail.

J'adresse mes sincères remerciements aux membres du Jury qui ont bien voulu examiner mon travail

- Monsieur Bouthiba T, Professeur à l'USTO de m'avoir fait l'honneur de présider le jury de thèse.
- Monsieur Allali A, maître de conférence à l'USTO qui nous a fait l'honneur de participer au jury ainsi que pour l'intérêt qu'il a montré pour nos travaux.
- Monsieur Kotni L, maître de conférence à l'USTO qui nous a fait l'honneur d'examiner notre travail.

D'autre part, j'ai de la peine à exprimer toute l'amitié que je ressens pour ceux qui m'ont entouré pendant toute la période de ce Magister: Melle Debbat.F et Touhami Seddik.

Enfin, je tiens à remercier les membres de ma famille, pour leur soutien inconditionnel, sans lequel je n'aurais jamais pu réussir de telles études

## RESUME

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

L'importance de l'étude de la répartition optimale des puissances actives dans un réseau d'énergie électrique est capitale; elle nécessite l'élaboration d'une méthode de calcul numérique plus efficace afin de répondre à ce besoin. De nombreuses études ont été proposées dans la littérature. Notre orientation s'est focalisée sur les méthodes métaheuristiques.

Le travail effectué a pour objectif de mettre en œuvre un modèle basé sur la méthode de recherche Tabou pour résoudre le problème d'optimisation des puissances actives afin d'économiser au maximum le combustible consommé par les centrales de production d'énergie électrique. Des simulations ont été exécutées sur trois réseaux test (IEEE-5, IEEE-30 et IEEE-57 nœuds).

Les résultats obtenus permettent la mise en évidence de l'algorithme de recherche Tabou dans l'optimisation des puissances actives par rapport aux méthodes analytiques du point de vue fonction coût minimisée.

Les résultats obtenus sont très satisfaisants et confirment la validité et l'efficacité du travail effectué

# Sommaire

<b>I - INTRODUCTION GENERALE</b> .....	1
<b>Chapitre 1 L'OBSTACLE DE LA REPARTITION OPTIMALE DES PUISSANCES</b>	
1.1 Programme de marche des unités de production.....	4
1.2 Enonce du problème .....	4
1.3 Problème de la répartition optimale des puissances .....	5
1.3.1 Présentation de la fonction objective.....	6
1.3.2 Les contraintes.....	7
1.3.2.1 Contraintes de type égalité.....	8
1.3.2.2 Contraintes de type inégalité .....	8
1.3.3 Classification des variables .....	8
1.4 Problème de l'écoulement de puissance .....	9
1.4.1 Introduction.....	9
1.4.2 Modélisation du réseau .....	9
1.4.2.1 Modélisation de la ligne.....	10
1.4.2.2 Matrice admittance nodale .....	11
1.4.3 Calcul de l'écoulement des puissances par la méthode de Gauss-Seidel.....	11
1.5 Conclusion.....	14
<b>Chapitre 2 LES METHODES D'OPTIMISATION</b>	
2.1 Introduction .....	15
2.2 Les problèmes d'optimisation.....	16
2.3 Les éléments d'optimisation.....	16
2.4 Optimisation combinatoire.....	17
2.5 La démarche heuristique.....	18
2.6 Les méta-heuristiques.....	19
2.7 Organisation générale.....	20
2.8 Applications.....	21
2.8.1 Méta- heuristique à recuit simulé.....	21
2.8.2 Les méta- heuristiques évolutionnaires/génétiques.....	23
2.8.2.1 Origines.....	23
2.8.2.2Principe.....	23
2.8.2.3 Les sélections.....	24
2.8.2.4 Les crossing over ou recombinaison.....	24
2.8.3 Les méta- heuristiques éthologiques/colonies de fourmis.....	25
2.8.4 Méthode de recherche Tabou.....	26
2.9 Méthode de pénalité.....	26
2.9.1 Principe général des méthodes de pénalité .....	26
2.9.2 Méthode de Fiacco et Mc Cornick.....	26
2.9.3 Méthodes de pénalité extérieure.....	27
2.9.4 Méthodes de pénalité intérieure.....	27
2.9.5 Méthode de pénalité mixte.....	28
2.10 Conclusion.....	29

### **Chapitre 3 METHODE DE RECHERCHE TABOU**

3.1 Introduction .....	30
3.2 Méthode de Recherche Taboue .....	30
3.2.1 Principe .....	30
3.2.2 Mémoire .....	31
3.2.3 Tabous et liste taboue .....	32
3.3 Critères d'aspiration .....	32
3.4 Intensification .....	32
3.5 Diversification .....	32
3.6 Algorithme de base de la recherche tabou .....	33
3.7 Conclusion .....	35

### **Chapitre 4 APPLICATION DE LA RECHERCHE TABOU DANS LA REPARTITION OPTIMALE DES PUISSANCES**

4.1 Introduction .....	36
4.2 Présentation du problème .....	36
4.3 Principes Généraux de recherche tabou .....	37
4.4 Voisinage d'une solution .....	39
4.5 Structure générale de l'algorithme de recherche tabou .....	41
4.6 Illustration .....	42
4.6.1 Réseau test IEEE-5nœuds .....	42
4.6.2 Choix des paramètres de contrôle de Recherche Tabou .....	43
4.6.3 Réseau test IEEE-30nœuds .....	45
4.6.4 Choix des paramètres de contrôle de Recherche Tabou .....	47
4.6.5 Etude comparative .....	50
4.6.6 Réseau test IEEE-57nœuds .....	51
4.6.7 Choix des paramètres de contrôle de Recherche Tabou .....	53
4.7 Analyse des résultats .....	55
4.8 Conclusion .....	56

### **Chapitre 5 HYBRIDATIONS METAHEURISTIQUES**

5.1 Introduction .....	57
5.2 Classification des métaheuristiques hybrides .....	57
5.3 Métaheuristiques hybrides étudiées .....	58
5.4 Algorithme hybride .....	58
5.5 Application sur réseau modèle IEEE-5 .....	60
5.6 Application sur réseau modèle IEEE-30 .....	62
5.7 Application sur réseau modèle IEEE-57 .....	64
5.8 Tableau récapitulatif .....	66
5.8.1 Réseau modèle IEEE-5 nœuds .....	66
5.8.2 Réseau modèle IEEE-30 nœuds .....	66
5.8.3 Réseau modèle IEEE-57 nœuds .....	67
5.9 Analyse de résultats .....	67

5.10 Conclusion.....	68
<b>CONCLUSION GENERALE.....</b>	<b>69</b>
<b>Bibliographie .....</b>	<b>70</b>
<b>ANNEXES.....</b>	<b>74</b>

# **INTRODUCTION GENERALE**

## INTRODUCTION GENERALE

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

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

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

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

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



Plusieurs méthodes [CAR 62, ARV 71, REI 73, RAS 75, HAP 78, HOU 83, RAH 85, SAD 90, BAK 02,...etc.] ont été élaborées pour résoudre ce problème à savoir planifier les puissances active et réactive de chaque centrale électrique de telle sorte à minimiser le coût total de production de l'énergie électrique du réseau entier. D'une autre façon, il faut varier les puissances active et réactive des générateurs dans certaines limites afin de satisfaire la demande particulière de la charge avec un coût minimal du combustible. C'est le problème du dispatching économique.

Ce travail est une contribution à la résolution du problème de la répartition optimale des puissances actives dans un réseau d'énergie électrique par les métaheuristiques d'optimisation combinatoire.

Les méta-heuristiques sont généralement des algorithmes stochastiques, qui progressent vers un optimum par échantillonnage d'une fonction objectif. Ils sont généralement utilisées comme des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé.

Les métaheuristiques sont souvent employées en optimisation combinatoire, mais on en rencontre également pour des problèmes continus ou mixtes (problèmes à variables discrètes et continues).

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

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

Pour cela, nous avons structuré notre travail comme suit :

Après une introduction générale, on présente le problème de la répartition optimale des puissances dans un réseau électrique. Ensuite, on s'intéresse à la modélisation du réseau et au calcul de l'écoulement des puissances par la méthode de Gauss-Seidel.

Dans le second chapitre on présente les différentes méthodes d'optimisation.

Le troisième chapitre est une revue de littérature détaillée sur la méthode de recherche Tabou. Le quatrième chapitre est consacré à l'application de la recherche Tabou dans la répartition optimale des puissances actives. Pour valider les programmes élaborés, des

applications sur des réseaux modèles (IEEE-5, IEEE-30 et IEEE- 57 nœuds).

Dans le dernier Chapitre, on présente une hybridation métaheuristique entre la recherche Taboue et l'Algorithme génétique. Une simulation sur des réseaux IEEE-5, IEEE-30 et IEEE-57 nœuds a été réalisée.

En fin nous clôturons ce travail par une conclusion générale.

# Chapitre 1

## **L'OBSTACLE DE LA REPARTITION OPTIMALE DES PUISSANCES**

## Chapitre 1

### L'OBSTACLE DE LA REPARTITION OPTIMALE DES PUISSANCES

#### 1.1 Programme de marche des unités de production

La puissance appelée par les consommateurs est variable et correspond à l'activité économique et sociale, avec son rythme, jours de travail/week-end, périodes d'activité/vacances, ainsi que les conditions climatiques (température, nébulosité, vent).

Afin de définir un programme de marche des unités de production permettant une exploitation sûre économique, il convient de prévoir la charge du réseau de manière aussi précise que possible en se basant sur les relevés des périodes récentes similaires, sur son évolution générale et sur les prévisions météorologiques. Plusieurs méthodes algorithmiques ont été développées. Il faudra arrêter certains groupes de production en période de basse charge et en démarrer pour couvrir les pointes de charge. Le choix du programme de marche des unités de production devra tenir compte du coût de fonctionnement des unités, mais aussi de leurs caractéristiques techniques, comme par exemple, les temps de démarrage et d'arrêt, avec les coûts associés.

La détermination du programme de marche des unités conduisant au coût le plus faible est un problème difficile car il faut intervenir des variables continues (la modulation de la puissance des unités en service) et discontinues (décisions de marche ou d'arrêt). Sachant qu'il n'y a pas de transition continue entre les deux puisqu'il existe une puissance minimale de fonctionnement des groupes de production. Parmi les méthodes de calcul utilisées figurent la programmation dynamique, la méthode de relaxation de Lagrange, etc. Les algorithmes utilisés par les programmes de calcul sont généralement complétés par des règles heuristiques.

#### 1.2 Enonce du problème

Nous considérons un système électro-énergétique alimenté par un ensemble de centrales possédant chacune plusieurs machines. Les frais du combustible nécessaire pour la production de la puissance électrique pour chaque machine sont une fonction monotone de la puissance appelée

$$F_i = F_i(P_{Gi}) \quad (1.1)$$

La répartition optimal de puissance sert à minimiser soit le coût total de la production de la puissance active générée ou les pertes totales de puissance en respectant les contraintes de type égalité et d'inégalité.

### 1.3 Problème de la répartition optimale des puissances

Le problème de la répartition optimale des puissances actives peut être de la manière suivante [RAH 96] :

$$\text{Minimiser } F = \sum_{i=1}^{NG} F_i(P_{Gi}) \quad (1.2)$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{i=1}^{NG} P_{Gi} - \sum_{j=1}^{NG} P_{Chj} - P_L = 0 \quad (1.3)$$

$$\sum_{i=1}^{NG} Q_{Gi} - \sum_{j=1}^{NG} Q_{Chj} - Q_L = 0 \quad (1.4)$$

$$P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \quad (1.5)$$

$$Q_{Gi}^{min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{max} \quad (1.6)$$

$$E_i^{min} \leq E_i \leq E_i^{max} \quad (1.7)$$

$$T_{ij}^{min} \leq T_{ij} \leq T_{ij}^{max} \quad (1.8)$$

$$\theta_{ij}^{min} \leq \theta_{ij} \leq \theta_{ij}^{max} \quad (1.9)$$

$$|S_{ij}|^2 - |S_{ij}^{max}|^2 \leq 0 \quad (1.10)$$

Où:

$N_G$  : nombre total des nœuds producteurs ;

$N_c$ : nombre total des nœuds consommateurs ;

$P_{Gi}$  : puissance active générée au noeud  $i$  ;

$P_{Chj}$  : puissance active consommée au nœud  $j$  ;

$P_{Gi}^{\max}$  : puissance active maximale générée au nœud  $i$  ;

$P_{Gi}^{\min}$  : Puissance active minimale générée au nœud  $i$  ;

$P_L$ : les pertes actives totales dans le réseau ;

$Q_{Gi}$ : puissance réactive générée au nœud  $i$  ;

$Q_{Chj}$ : puissance réactive consommée au nœud  $j$  ;

$Q_{Gi}^{\max}$  : puissance réactive maximale générée au nœud  $i$  ;

$Q_{Gi}^{\min}$  : puissance réactive minimale générée au nœud  $i$  ;

$Q_L$ : les pertes réactives totales dans le réseau ;

$E_i$ : module de la tension au nœud  $i$  ;

$E_i^{\max}$  : module de la tension maximale au nœud  $i$  ;

$E_i^{\min}$  : module de la tension minimale au nœud  $i$  ;

$T_j$ : rapport de transformation du transformateur ;

$T_{ij}^{\max}$  : valeur maximale du rapport de transformation du transformateur ;

$T_{ij}^{\min}$  : valeur minimale du rapport de transformation du transformateur ;

$\theta_{ij}$  : la phase du rapport de transformation du transformateur ;

$\theta_{ij}^{\max}$  : valeur maximale de la phase de transformation du transformateur ;

$\theta_{ij}^{\min}$  : valeur minimale de la phase de transformation du transformateur ;

$S_{ij}^{\min}$  : *Puissance transitée* entre les nœuds  $i$  et  $j$  ;

$S_{ij}^{\max}$  : Puissance maximale transitée entre les nœuds  $i$  et  $j$  ;

La résolution d'un tel problème avec toutes les contraintes reste difficile à réaliser pour des réseaux complexes comportant généralement beaucoup de nœuds et de lignes, d'interconnexion. Ce n'est pas toujours rentable d'inclure toutes ces contraintes. Il est donc, nécessaire de simplifier le problème.

La complexité et la taille des problèmes posés ont permis d'élaborer deux méthodes distinctes de résolution. La première consiste à traiter séparément la répartition optimale des puissances active et réactive, tandis que la seconde des puissances active et réactive simultanément. On s'est limité, dans notre cas, à la répartition optimale des puissances actives.

### 1.3.1 Présentation de la fonction objective :

Dans le problème du dispatching économique, la fonction objective à minimiser est le coût total de production des groupes thermiques. Les courbes donnant le coût de production de chaque groupe (en Da/h ou MBtu/h) en fonction de la puissance qu'il débite (en MW) ont été déterminées expérimentalement (fig.1.1).

Chaque groupe va produire sa propre puissance selon une fonction coût convexe donnée par la fonction quadratique suivante [ARV 71] :

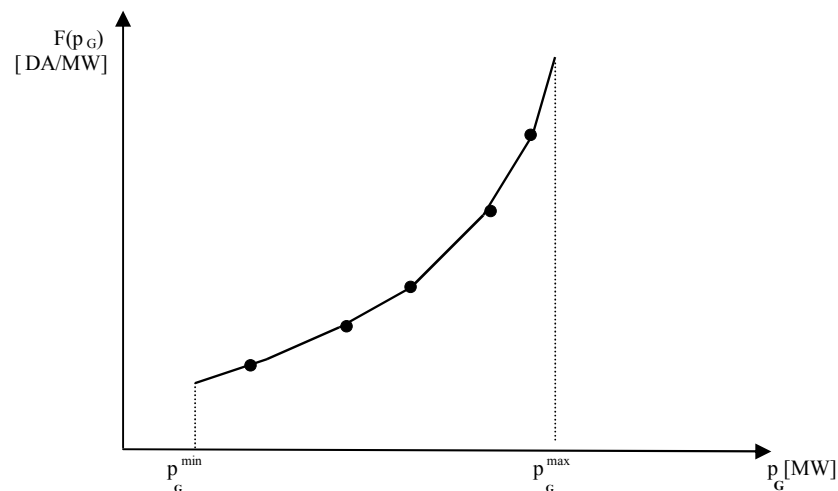
$$F_i(P_{Gi}) = a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2 \quad (1.11)$$

Où: Les coefficients  $a_i$ ,  $b_i$  et  $c_i$  sont numériquement connus.

La fonction du coût totale de production de l'énergie électrique exprimée en dinars par heure est donnée par l'expression suivante :

$$F = \sum_{i=1}^{NG} F_i(P_{Gi}) \quad (1.12)$$

Où:  $N_G$  est le nombre total de nœuds générateurs dans le réseau.



**Fig.1.1** Fonction coût du générateur

### 1.3.2 Les contraintes

Les puissances actives générées optimales correspondant à un coût minimal, doivent obligatoirement respecter les contraintes de type égalité et inégalité. Les contraintes de sécurité expriment qu'en cas de perte d'un ou plusieurs ouvrages de production et/ou de transport, le réseau continue à fonctionner dans des limites admissibles.

### 1.3.2.1 Contraintes de type égalité

Le choix optimal des puissances générées doit obéir à l'équilibre statique de l'énergie dans le système électrique. Ces contraintes sont représentées par des équations non linéaires de l'écoulement de puissance. Il faut que la somme des puissances actives produites dans le réseau soit égale à la somme des puissances actives consommées, Plus les pertes.

### 1.3.2.2 Contraintes de type inégalité

Ces contraintes traduisent les limites de fonctionnement des ouvrages (groupe de production, lignes de transport, transformateurs,...).

### 1.3.3 Classification des variables

Généralement, le fonctionnement du système électrique peut être décrit en fonction de six variables pour chaque nœud considéré ( $P_{Gi}$ ,  $Q_{Gi}$ ,  $P_{Chi}$ ,  $Q_{Chi}$ ,  $E_i$ ,  $\theta_i$ ). Ces variables sont généralement divisées en trois catégories :

- Variables incontrôlables : Ces variables peuvent être considérées comme des valeurs numériques constantes ou comme des paramètres. Les puissances active et réactive ( $P_{Chi}$ ,  $Q_{Chi}$ ) demandées sont des exemples de ce type de variables.
- Variables de contrôle : Ce sont généralement les puissances active et réactive générées ( $P_{Gi}$ ,  $Q_{Gi}$ ). On peut aussi, selon des cas, considérer les tensions aux nœuds de génération ou les rapports de transformation des transformateurs avec régleur en charge, comme des variables de contrôle.
- Variables d'état : Ces variables ne sont pas directement contrôlées dans le processus d'optimisation. Leurs valeurs sont dépendantes du choix des variables de contrôle. Le vecteur des variables d'état peut inclure les tensions des jeux de barres de charge et les angles de phase des jeux de barres générateurs.



## 1.4 Problème de l'écoulement de puissance

### 1.4.1 Introduction

Le calcul de l'écoulement de puissance (load flow ou power flow) dans un réseau électrique est un outil fondamental tant en contrôle opérationnel qu'en planification. Il a pour but de déterminer, en régime triphasé permanent, les tensions en tout point du réseau et les puissances actives et réactive transitant sur toutes les lignes. Ceci explique, une littérature riche qui est consacrée à ce sujet et relatant depuis le début de l'ère des ordinateurs, l'évolution de la question des points de vue mathématique et informatique [STA 83, SIN 86, WAL 86, GON 88].

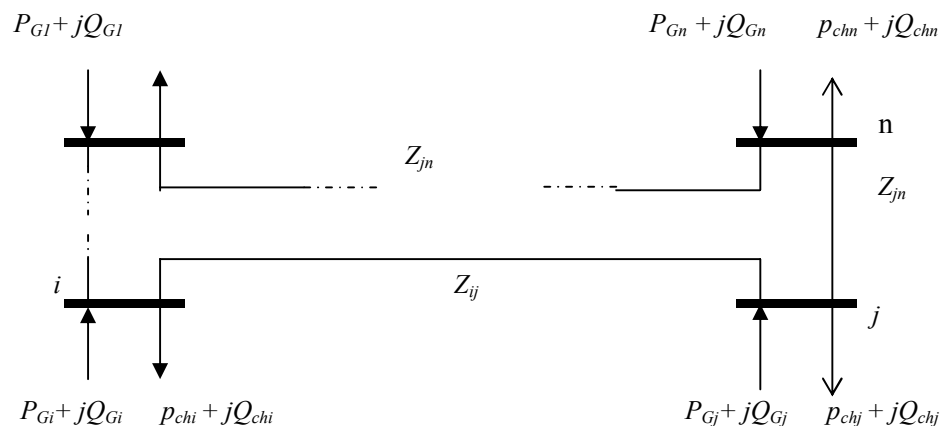
### 1.4.2 Modélisation du réseau

Un état du réseau est en lieu défini par sa topologie, c'est-à-dire, d'une part, la liste des ouvrages en service à l'instant étudié, et d'autre part, les connexions entre les ouvrages. On distingue la topologie élémentaire (ou détaillée) et la topologie nodale.

La topologie nodale peut être par un graphe dont les sommets sont les nœuds électriques, et les arêtes les ouvrages du réseau (lignes, câbles, transformateurs).

Dans les calculs de la répartition des charges, le réseau est représenté en topologie nodale.

Soit un réseau électrique simplifié est représenté par la figure 1.2 :

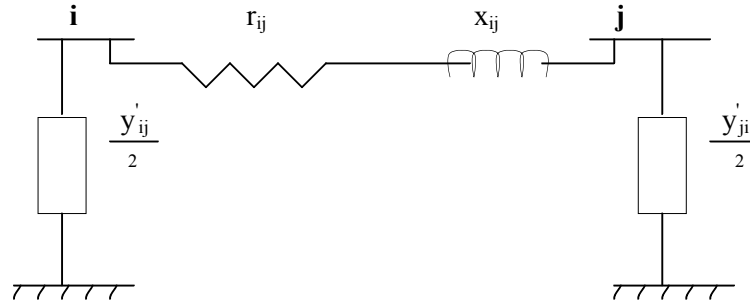


**Fig. 1.2** Réseau électrique simplifié à n-nœud

### 1.4.2.1 Modélisation de la ligne

Une ligne reliant deux nœuds  $i$  et  $j$ , est modélisée par un schéma en  $\pi$  dont l'impédance série est (figure 1.3) :

$$Z_{ij} = r_{ij} + jx_{ij} \quad (1.13)$$



**Fig. 1.3** Modélisation d'une ligne

Pour utiliser la topologie nodale, nous devons transformer les impédances des branches du réseau en admittances ; pour cela, nous posons :

$$y_{ij} = \frac{I}{Z_{ij}} = \frac{I}{R_{ij} + jX_{ij}} = \frac{R_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} - j \frac{X_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \quad (1.14)$$

Où :

$$y_{ij} = g_{ij} - jb_{ij} \quad (1.15)$$

Et :

$$\begin{cases} g_{ij} = \frac{R_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \\ b_{ij} = \frac{X_{ij}}{R_{ij}^2 + X_{ij}^2} \end{cases} \quad (1.16)$$

$y_{ij}$  : admittance de la branche  $i-j$

$g_{ij}$  : conductance de la branche  $i-j$

$b_{ij}$  : susceptance de la branche  $i-j$

### 1.4.2.2 Matrice admittance nodale

Les éléments de la matrice admittance nodale  $Y$  seront :

- Les éléments diagonaux  $Y_{ii}$  :

$$Y_{ii} = \sum_{j=1}^n (y_{ij} + \frac{y'_{ij}}{2}) \quad (1.17)$$

- Les éléments non diagonaux  $Y_{ij}$  :

$$Y_{ij} = -y_{ij} \quad (1.18)$$

### 1.4.3 Calcul de l'écoulement des puissances par la méthode de Gauss- Seidel

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

$$I = Y \cdot E \quad (1.19)$$

Où:

$I$ : vecteur complexe des courants nodaux injectés dans le réseau ;

$Y$ : matrice complexe des admittances nodales complexe ;

$E$ : vecteur complexe des tensions nodales.

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

Cette méthode dérivant de la méthode itérative de Gauss permet de résoudre un système d'équations non linéaires en utilisant la matrice admittance. On suppose initialement des tensions pour tous les nœuds excepté le nœud de bilan (nœud pris comme nœud de référence) où la tension est maintenue constante [STA 83, CHA 97].

On peut exprimer les courants pour chaque nœud comme suit :

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

Où:

$n$  : désigne le nombre de nœuds dans le réseau ;

$s_i^*$  : le conjugué de la puissance apparente injectée au nœud  $i$  ;

$E_i^*$  : le conjugué de la tension au nœud  $i$  ;

$p_i$  : la puissance active injectée au nœud  $i$  ;

$Q_i$  : la puissance réactive injectée au nœud  $i$ .

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

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

Où:  $s$  est le numéro du nœud de référence.

L'expression de la tension pour chaque nœud est :

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

En posant :

$$\left\{ \begin{array}{l} KL_{i=} = \frac{P_i - jQ_i}{Y_{ij}} \\ YL_{ij=} = \frac{Y_{ij}}{Y_{ii}} \end{array} \right. \quad (1.23)$$

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

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

Pour accélérer la convergence de la méthode, on introduit un facteur d'accélération  $\alpha$  ( $1 \leq \alpha \leq 1.4$ )

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

Où:

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

### Algorithme de Gauss-seidel

#### Etape 1

Formation de la matrice admittance [Y]

#### Etape 2

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

#### Etape 3

Détermination des paramètres  $KL_i$  et  $YL_{ij}$   $\left\{ \begin{array}{l} i=1, \dots, n \\ j=1, \dots, n \end{array} \right.$

Initiation des itérations  $k=0$

#### Etape 4

Calcul itératif des tensions pour chaque nœud suivant la relation :

$$E_i^{K+1} = \frac{KL_i}{[E_i^K]^*} - \sum_{j=1}^{i-1} YL_{ij} \cdot E_j^{K+1} - \sum_{j=i+1}^n YL_{ij} \cdot E_j^K$$

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

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

On introduit le facteur d'accélération  $\alpha$  pour réduire le nombre d'itérations.

$$E_i^{k+1} = E_i^k + \alpha \cdot \Delta E_i^k$$

#### Etape 5

Une fois, le test de convergence est vérifié ( $Max \Delta E_i^k \leq \varepsilon$ ), les valeurs des tensions de la dernière itération sont retenues, on calcule :

- Les puissances transitées :

$$S_{ij}^* = E_i^* (E_i - E_j) y_{ij} + E_i^* \cdot E_i \cdot \frac{y_{ij}}{2} \quad (1.27)$$

- Les puissances injectées :

$$S_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n S_{ij} \quad (1.28)$$

- Les pertes :

$$S_L = \sum_{i=1}^n S_i \quad (1.29)$$

Sinon aller à l'étape 4.

### 1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la formulation globale du problème de la répartition optimale des puissances actives en tenant compte de toutes les contraintes de type égalité et inégalité. Ce n'est pas toujours rentable d'inclure toutes les contraintes. Pour cela, on s'est limité, dans notre cas, à un modèle plus simplifié qui sera présenté dans le chapitre 2. Nous avons également présenté le problème de la réparation des charges, nécessaire pour le calcul des pertes totales dans le réseau. Nous avons opté pour la méthode classique de Gauss Seidel. Ce choix n'a été pas arbitraire mais basé surtout sur la simplicité de la méthode.

# Chapitre2

## **LES METHODES D'OPTIMISATION**

## Chapitre 2

### LES METHODES D'OPTIMISATION

#### 2.1 Introduction

Parmi les problèmes rencontrés par les chercheurs, les problèmes d'optimisation occupent à notre époque, une place prépondérante. L'objectif principal de l'optimisation est de déterminer une solution qui minimise (ou maximise) une fonction, appelée dans la littérature fonction objective ou fonction d'adaptation tout en vérifiant un certain nombre de contraintes. Cette fonction correspond à une relation algébrique entre une ou plusieurs variables de sortie du système étudié que l'on appelle "critères". Pratiquement, toutes les méthodes d'optimisation opèrent par itération successive, à partir d'une estimation initiale  $x^0$  qui est progressivement améliorée. La différence entre les méthodes réside dans le choix de la procédure adoptée pour passer d'une estimation  $x^k$  à la nouvelle estimation  $x^{k+1}$ .

La méthode de programmation non linéaire a été la première méthode à connaître un essor remarquable, attirant ainsi l'attention des chercheurs et des ingénieurs ; les solutions qu'elles offrent couvrent un large champ d'application. Dans les années quatre vingt. Le développement rapide de l'outil informatique a permis d'élaborer d'autres méthodes [RAH 96] :

- Des méthodes de programmations successives.
- Des méthodes de lagrangien augmentée.
- Des méthodes de programmation quadratique, mentionnons les méthodes de Newton et quasi-Newton.

Les spécialistes de l'optimisation combinatoire ont ensuite orienté leur recherche vers le développement des méthodes stochastiques tel que : le recuit simulé, la recherche tabou et les algorithmes évolutionnistes. Depuis quelques années, un nombre croissant de méthodes d'optimisation ont été proposées permettant une hybridation s'effectue aussi entre méthodes heuristiques et méthodes analytiques. Cette approche hybride permet d'obtenir des méthodes d'optimisation efficaces sur des problèmes de plus en plus difficiles. L'intérêt de cette approche est de performances globales obtenues par chacune d'elles. Actuellement, poussées par les performances générales de tels algorithmes, un nombre croissant d'études proposent ce type d'approche.



## 2.2 Les problèmes d'optimisation

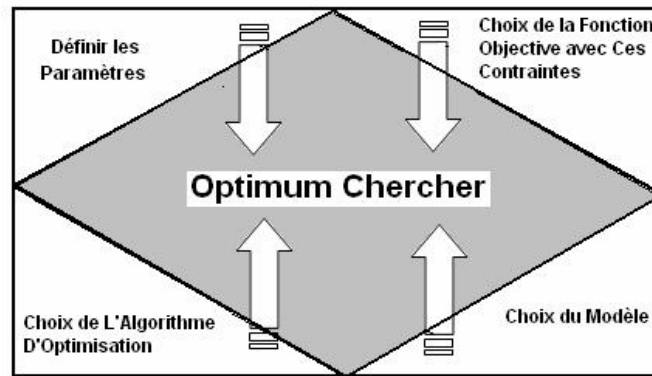
La résolution des problèmes d'optimisation est utilisée dans un grand nombre de domaines [MEZ07, EHL97]. A l'origine, ce sont les militaires qui se sont intéressés à ces questions au cours de la seconde guerre mondiale. C'était en fait un nouveau domaine de recherche en mathématiques appliquées qui a vu le jour avec la recherche opérationnelle. Le développement de l'informatique a ouvert de nouveaux horizons à la résolution de ces problèmes, et a permis un élargissement massif des champs d'application de ces techniques.

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

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

## 2.3 Les éléments d'optimisation

L'optimisation est une des mathématiques consacré à l'étude du (ou des) minimum(s)/maximum(s) d'une fonction à une ou plusieurs variables sur un certain domaine de définition, de l'étude de leur existence à leur détermination, en général par la mise en œuvre d'un algorithme et par suite un programme. Pour mener à bien une opération, plusieurs éléments sont indispensables et conditionnent la solution trouvée. La figure suivante présente les quatre éléments essentiels à la résolution d'un problème d'optimisation.



**Fig. 2.1 :** Eléments indispensables

En général, un grand nombre de paramètres sont indispensables, il faut être capable de définir les paramètres utiles à l'optimisation. Certains paramètres ont une influence sur la fonction choisie, d'autres pas. Etant donné le coût des simulations, seul les paramètres influents sont à retenir :

**Une fonction objective** : définie l'objectif à atteindre. La définition de cette fonction est en fait un problème délicat. Car le problème est formulé en un problème d'optimisation par l'intermédiaire de la fonction objective. C'est elle qui est au centre de l'optimisation, c'est donc elle que dépend la pertinence de la solution.

**Un modèle** : précis, robuste et malléable du système étudié est indispensable. Ce modèle doit être utilisable sur un domaine d'étude le plus large possible.

**Un algorithme d'optimisation** : permet de trouver la solution.

Différentes méthodes d'optimisation existent et en sont présentées.

## 2.4 Optimisation combinatoire

L'optimisation combinatoire [YEH 04] occupe une place très importante en recherche opérationnelle, en mathématiques discrètes et en informatique. Son importance se justifie d'une part par la grande difficulté des problèmes d'optimisation et d'autre part par de nombreuses applications pratiques pouvant être formulées sous la forme d'un problème d'optimisation combinatoire. Bien que les problèmes d'optimisation combinatoire soient souvent faciles à définir, ils sont généralement difficiles à résoudre. En effet, la plupart de ces problèmes appartiennent à la classe des problèmes *NP-difficiles* et ne possèdent donc pas à ce jour de solution algorithmique efficace valable pour toutes les données.

L'optimisation combinatoire est minimiser (ou maximiser) une fonction souvent appelée fonction coût, d'une ou plusieurs variables soumises à des contraintes. Le sujet de l'optimisation combinatoire dans un domaine discret. Il faut trouver parmi toutes les

Possibilités, souvent en nombre fini, la possibilité optimale. Ceci paraît facile mais devient infaisable dès que la taille du problème est suffisamment grande. La taille pour laquelle la recherche d'un optimum devient infaisable est petite, très souvent plus petite que la taille des problèmes pratiques. En général, la difficulté d'un problème grandit très vite avec le nombre des variables. Il n'est pas alors faisable d'examiner toutes les possibilités.

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

1. Méthodes exactes.
2. Méthodes approchées.

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. 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 :

- 1- Méthodes Heuristiques ;
- 2- Méthodes Méta heuristiques.

## 2.5 La démarche heuristique

L'heuristique [MEZ 07,RUO 01] est une méthode, une technique ou un critère de guidage ou de décision, en général empirique ou obtenu par approximation, permettant de choisir la voie la plus prometteuse de recherche de la solution au problème posé, ou d'éliminer les voies les moins intéressantes, sans garantie sur la validité ou la précision de l'information ainsi fournie.

Entrer dans le domaine des heuristiques, c'est se départir d'emblée les schémas classiques. En effet, alors que la démarche classique mathématique est centrée sur l'objet de l'étude, sur la compréhension de sa structure et de sa logique, la démarche heuristique repousse le problème lui-même au rang d'illustration pour dégager des schémas de pensée plus généraux et donc originaux.

Les heuristiques disposent d'une simplicité et donc d'une rapidité dans leur exécution plus élevée que les Algorithmes classiques. Ces règles s'appliquant à un ensemble particulier la recherche des faits ce voit Simplifiée et accélérée (moins de possibilité).

D'où une analyse des situations améliorées. Mais une Méthode heuristique trop simplifiée ou au contraire trop générale peut conduire à des biais cognitifs, générant des erreurs de décision.

L'utilisation de plus de ces éléments simples (les heuristiques) afin de créer des éléments plus complexes (les méta- heuristiques) permet donc de réduire considérablement l'ensemble de recherche global de L'algorithme. L'une de leur caractéristique principale et à première vue défaut, dont hérite également les méta- heuristiques, est qu'ils peuvent dans certains cas ne pas proposer de solution optimale au problème. Mais au résultat s'y approchant d'assez près pour qu'il soit considéré comme correct, on parle alors de garantie de performance.

## 2.6 Les méta-heuristiques

Les métras- heuristiques sont apparues dans les années 1980 et forment une famille d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile, pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus efficace. Elles sont généralement utilisées comme des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé [MEZ 07,MET05,HOL97,BUL 99]. Etymologiquement parlant de ce mot est composé dans un premier temps du préfixe méta qui signifie « au delà »ou « plus haut » en grec puis de « heuristique » qui signifie « trouver ».

Cette décomposition permet facilement comprendre le but premier de ces algorithmes : trouver des solutions à des problèmes en utilisant plusieurs (méta) heuristiques. Métras- heuristiques utilisent des processus aléatoires comme moyens de récolter de l'information et de faire face à des problèmes comme l'explosion combinatoire. En plus de cette base stochastique, les méta- heuristiques sont généralement itératives, c'est-à-dire qu'un même schéma de recherche est appliqué plusieurs fois au cours de l'optimisation, et directes, c'est-à-dire qu'elles n'utilisent pas l'information du gradient de la fonction objectif. Elles tirent en particulier leur intérêt de leur capacité à éviter les optimaux locaux, soit en acceptant une dégradation de la fonction objectif au cours de leur progression, soit en utilisant une population de points comme méthode de recherche.

Les méta- heuristiques, du fait de leur capacité à être utilisées sur un grand nombre de problèmes différents, se prêtent facilement à des extensions. Pour illustrer cette caractéristique, citons notamment :

\*L'optimisation multi objectif (dites aussi multicritère) [JIN 99], ou il faut optimiser plusieurs objectifs contradictoires. La recherche vise alors non pas à trouver un optimum global, mais un ensemble d'optima «au sens de Pareto» formant la «surface de compromis» du problème.

\*L'optimisation multimodale, ou l'on cherche un ensemble des meilleurs optima globaux et/ou locaux.

\*L'optimisation de problèmes bruités, où il existe une incertitude sur le calcul de la fonction objectif. Incertitude dont il faut alors tenir comptes dans la recherche de l'optimum.

\*L'optimisation dynamique, ou la fonction objectif varie dans le temps. Il faut alors approcher au mieux l'optimum à chaque pas de temps.

\*La parallélisation, ou l'on cherche à accélérer la vitesse de l'optimisation en répartissant la charge de calcul sur des unités fonctionnant de concert. Le problème revient alors à adapter les méta- heuristiques pour qu'elles soient distribuées.

\*L'hybridation, qui vise à tirer parti des avantages respectifs de méta- heuristiques différentes en les combinant [JIN 99,MET 05].

Enfin, la grande vitalité de ce domaine de recherche ne doit pas faire oublier qu'un des intérêts majeurs des méta- heuristiques est leur facilité d'utilisation dans des problèmes concrets. L'utilisateur est généralement demandeur de méthodes efficaces permettant d'atteindre un optimum avec une précision acceptable dans un temps raisonnable. Un des enjeux de la conception des méta- heuristiques est donc de faciliter le choix d'une méthode et de simplifier son réglage pour l'adapter à un problème donné.

## 2.7 Organisation générale

D'une manière générale, les méta- heuristiques s'articule autour de trois notions [JIN 99]:

***Diversification /exploration*** : désigne les processus visant à récolter de l'information sur le problème optimisé.

***L'intensification/exploitation*** : vise à utiliser l'information déjà récoltée pour définir et parcourir les zones intéressantes de l'espace de recherche.

**La mémoire** : est le support de l'apprentissage, qui permet à l'algorithme de ne tenir compte que des zones où l'optimum global est susceptible de se trouver, évitant ainsi les optimums locaux. Les méta-heuristiques progressent de façon itérative, en alternant des phases d'intensification, de diversification et d'apprentissage. L'état de départ est souvent choisi aléatoirement, l'algorithme se déroulant ensuite jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.

## 2.8 Applications

Les méta-heuristiques sont souvent inspirés par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (les méthodes de voisinage comme le recuit simulé et la recherche tabou), en biologie de l'évolution (les algorithmes évolutifs comme les algorithmes génétiques et les stratégies d'évolution) ou encore en éthologie (les algorithmes de colonies de fourmis).

### 2.8.1 Méta-heuristique à recuit simulé

La méthode de recuit simulé s'inspire du processus de recuit physique [MET 05, JDR 03]. Ce processus utilisé en métallurgie pour améliorer la qualité d'un solide cherche un état d'énergie minimale qui correspond à une structure stable du solide. Les origines du recuit simulé remontent aux expériences réalisées par Metropolis et al dans les années 50 pour simuler l'évolution d'un tel processus de recuit physique. Metropolis et al utilisent une méthode stochastique pour générer une suite d'états successifs du système en partant d'un état initial donné.

Tout nouvel état est obtenu en faisant subir un déplacement (une perturbation) aléatoire à un atome quelconque. L'utilisation d'un tel processus du recuit simulé pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire a été reportée dans [1]. Le recuit simulé peut être vu comme une version étendue de la méthode de descente. Le processus du recuit simulé répète une procédure itérative qui cherche des configurations de coût plus faible tout en acceptant de manière contrôlée des configurations qui dégradent la fonction de coût. À chaque nouvelle itération, un voisin de la configuration courante est généré de manière aléatoire. Selon les cas, ce voisin sera soit retenu pour remplacer celle-ci, soit rejeté. Si ce voisin est de performance supérieure ou égale à celle de la configuration courante, il est systématiquement retenu. Dans le cas contraire, il est accepté avec une probabilité qui dépend de deux facteurs : d'une part l'importance de la dégradation (Les dégradations plus faibles sont plus facilement acceptées) d'autre part un paramètre de contrôle, la température (une température élevée correspond à une probabilité plus

Grande d'accepter des dégradations). La température est contrôlée par une fonction décroissante qui définit un schéma de refroidissement. Les deux paramètres de la méthode définissent la longueur des paliers et la fonction permettant de calculer la suite décroissante des températures. En pratique, l'algorithme s'arrête et retourne la meilleure configuration trouvée lorsque aucune configuration voisine n'a été acceptée pendant un certain nombre d'itérations à une température ou lorsque la température atteint la valeur zéro

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

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

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

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

## 2.8.2 Les méta- heuristiques évolutionnaires/génétiques

### 2.8.2.1 Origines

Les algorithmes génétiques appartiennent à une famille d'algorithmes appelés méta-heuristique dont le but est d'obtenir une solution approchée [SMA99,ALG05], en un temps correct, à un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte pour le résoudre. Les algorithmes génétiques utilisent la notion de sélection naturelle développée par le scientifique Charles Darwin au XIXème siècle.

Dans cette théorie, une population d'individus évolue grâce au mécanisme de la reproduction sexuée. Les individus les plus adaptés à leur milieu se reproduisent plus que les autres, favorisant les caractères les plus adaptés. Ainsi une girafe avec un cou plus long que les autres aura accès à plus de nourriture, et aura donc plus de chances de survivre et de se reproduire. Ses descendants auront un cou plus long, et en moyenne la population de girafe aura un cou plus long.

L'utilisation d'algorithmes génétiques dans la résolution de problèmes est à l'origine des recherches de John Holland dès 1960. La nouveauté introduite a été la prise en compte de l'opérateur crossing over en complément des mutations, et c'est cet opérateur qui permet le plus souvent de se rapprocher de l'optimum d'une fonction en combinant les gènes contenus dans les différents individus de la population [JIN 99,MDO 92, EBO 00].

### 2.8.2.2 Principe

Les algorithmes génétiques classiques introduits par Holland s'appuient fortement sur un codage universel sous forme de chaînes 0/1 de longueur fixe et un ensemble d'opérateurs génétiques : les sélections, les crossing over ou recombinaison et les mutations. Un individu sous ce codage, appelé un chromosome, représente une configuration du problème. Les opérateurs « génétiques » sont définis de manière à opérer aléatoirement sur un ou deux individus sans aucune connaissance sur le problème.

La génétique a mis en évidence l'existence de plusieurs opérateurs au sein d'un organisme donnant lieu au brassage génétique. Ces opérations interviennent lors de la phase de reproduction lorsque les chromosomes de deux organismes fusionnent. Ces opérations sont imitées par les algorithmes génétiques afin de faire évoluer les populations de solutions de manières progressives.



### **2.8.2.3 Les sélections**

Pour déterminer quels individus sont plus enclins à obtenir les meilleurs résultats, une sélection est opérée. Ce processus est analogue à un processus de sélection naturelle, les individus les plus adaptés gagnent la compétition de la reproduction tandis que les moins adaptés meurent avant la reproduction, ce qui améliore globalement l'adaptation

Il existe plusieurs techniques de sélection, les principales sont :

- 1- Sélection par rang ,
- 2- Probabilité de sélection proportionnelle à l'adaptation,
- 3- Sélection par tournoi,
- 4- Sélection uniforme.

### **2.8.2.4 Les crossing over ou recombinaison**

Lors de cette opération, deux chromosomes s'échangent des parties de leurs chaînes, pour donner de nouveaux chromosomes. Ces crossing over peuvent être simples ou multiples. Dans le premier cas, les deux chromosomes se croisent et s'échangent des portions d'ADN en un seul point. Dans le deuxième cas, il y a plusieurs points de croisement. Pour les algorithmes génétiques, c'est cette opération qui est prépondérante. Sa probabilité d'apparition lors d'un croisement entre deux chromosomes est un paramètre de l'algorithme génétique.

### **Les mutations**

D'une façon aléatoire, un gène peut, au sein d'un chromosome être substitué à un autre. De la même manière que pour les crossing over, on définit ici un taux de mutation lors des changements de populations qui est généralement compris entre 0.001 et 0.01. Il est nécessaire de choisir pour ce taux une valeur relativement faible de manière à ne pas tomber dans une recherche aléatoire et conserver le principe de sélection et d'évolution. La mutation sert à éviter une convergence prématurée de l'algorithme.

### **Codage**

Pour les algorithmes génétiques, un des facteurs les plus importants, si ce n'est le plus important, est la façon dont sont codés les solutions, c'est-à-dire les structures de données qui coderont les gènes.

### ***Codage binaire***

Le principe est de coder la solution selon une chaîne de bit. Ce type de codage est le plus utilisé car il présente plusieurs avantages [ALG 05, JHH 75, MDO 92, EBO 00]. Il existe au moins un coté négatif qui fait que d'autres existent. Ce codage est peu naturel par rapport à un problème donné.

### ***Codage à caractère multiple***

Ce type de codage est plus naturel que le codage binaire. Il est utilisé dans de nombreux cas poussés [ALG 05, JHH 75, MDO 92, EBO 00, SCH 96]. Ce codage utilise une structure arborescente avec une racine de laquelle peuvent être issus un ou plusieurs fils. Un de leurs avantages est qu'ils peuvent être utilisés dans le cas de problèmes où les solutions n'ont pas une taille finie. Les arbres de tailles quelconque peuvent être formés par le biais de crossing over et de mutations. Le problème de ce type de codage est que les arbres résultants sont souvent difficiles à analyser et que l'on peut se retrouver avec des arbres dont la taille est importante. Pour le choix du type de codage, il suffit de choisir celui qui semble le plus naturel en fonction du problème à traiter et développer ensuite l'algorithme de traitement. Bien que les algorithmes génétiques soient considérés aujourd'hui comme une méthode d'optimisation, l'objectif initial consistait à concevoir des systèmes d'apprentissage généraux, robustes et adaptatifs, applicables à une large classe de problèmes. L'universalité d'un tel algorithme pose évidemment des problèmes d'efficacité en pratique. En effet, en tant que méthode d'optimisation, un algorithme génétique classique se base uniquement sur des opérateurs « aveugles ». Une autre voie intéressante pour améliorer l'efficacité des algorithmes génétiques consiste à combiner le cadre génétique avec d'autres méthodes de résolution [MDO 92].

### **2.8.3 Les méta- heuristiques éthologiques/colonies de fourmis**

Cette méta- heuristique s'inspire des comportements collectifs des fourmis dans leur découvertes de nouvelles sources de nourriture en effet ces insectes utilisent des phéromones afin de marquer les informations qu'ils ont recueillies sur leur environnement. On appelle cela stigmergie. L'utilisation de ces phéromones leur permet de repérer le plus court chemin entre une source de nourriture et leur nid. Car malgré leur capacité cognitive limitée, elles sont collectivement capables de résoudre des problèmes complexes.

### 2.8.4 Méthode de recherche Tabou

La recherche Tabou a été introduite par Glover [Glo 03] et a montré ses performances sur de nombreux problèmes d'optimisation. C'est une technique d'exploration locale combinée avec un certain nombre de règles et de mécanismes permettant à celle-ci de surmonter l'obstacle des optima locaux, tout en évitant de cycliser.

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

## 2.9 Méthodes de pénalité

### 2.9.1 Principe général des méthodes de pénalité

Les méthodes d'optimisation que nous allons utiliser, sont des méthodes de minimisation sans contraintes. Or, notre problème est avec contraintes. C'est pour cette raison qu'on va utiliser une méthode basée sur la transformation du problème original avec contraintes en un problème auxiliaire sans contraintes où le minimum est le même que celui du problème original. Le principe de base de cette méthode consiste à modifier le critère en lui ajoutant une fonction de pénalisation  $p(x)$ . C'est-à-dire, qu'on ramène le problème de programmation avec contraintes en un problème de programmation sans contraintes.

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

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

### 2.9.2 Méthode de Fiacco et Mc Cornick

Cette méthode consiste à ramener le problème d'optimisation minimisation de la fonction de pénalisée suivante [DOD 88] :

$$f_m(x, r_k) = f_{obj}(x) + r_k \sum_{i=1}^n g_i^2(x) + \frac{1}{r_k} \sum_{j=1}^m h_j^2(x) \quad (2.1)$$

Où:  $r_k$  est une constante de réglage de calcul (coefficient de pénalité). Elle est choisie de telle sorte que :

$r_k > 0$  et limite de  $r_k = 0$  quand  $K \rightarrow \infty$

Avec :

$$r_k = \frac{r_{k-1}}{p} \quad \text{et} \quad r_0 = 1$$

Où:  $p$  est une constante choisie.

### 2.9.3 Méthodes de pénalité extérieure

Dans cette méthode, on introduit les deux types de contraintes égalités et inégalités. La fonction objectives  $f_m$  s'écrit sous la forme suivante [DOD 88] :

$$f_m = f_{obj}(x) = E(r_k, g, h) \quad (2.2)$$

$$f_m = f_{obj}(x) + \frac{1}{r_k} \sum_{i=1}^n D_i g_i^2(x) + \frac{1}{r_k} \sum_{j=1}^m B_j h_j^2(x) \quad (2.3)$$

Où:  $E(r_k, g, h)$  est le terme de pénalisation extérieure.

$$E(r_k, g, h) = \frac{1}{r_k} \sum_{i=1}^n D_i g_i^2(x) + \frac{1}{r_k} \sum_{j=1}^m B_j h_j^2(x) \quad (2.4)$$

On aura donc  $f_m$  sous la forme suivante :

Avec

$$\begin{cases} D_i > 0, \text{ si } g_i(x) < 0 \\ D_i = 0, \text{ si } g_i(x) \geq 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

Et

$$\begin{cases} B_j > 0, \text{ si } h_j(x) \neq 0 \\ B_j = 0, \text{ si } h_j(x) = 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

$D_i$  et  $B_j$  sont des constantes.

### 2.9.4 Méthodes de pénalité intérieure

Le principal inconvénient de la méthode de pénalité extérieure est que l'optimum  $x^*$  est approché vers l'extérieur, ce qui a conduit de chercher une autre méthode de pénalité dans laquelle l'optimum est approché vers l'intérieur (d'où le nom de pénalité intérieure) [MIN 83]. La pénalisation intérieure peut être appliquée uniquement dans le cas, Ou on a des contraintes de type inégalité.

La fonction objective  $f_m$  s'écrit sous la forme suivante :

$$f_m = f_{obj}(x) + I(r_k, g) \quad (2.7)$$

Où:

$I(r_k, g)$ : est le terme de pénalisation intérieure.

Le terme  $I(r_k, g)$  peut être donné par l'expression suivante :

$$I(r_k, g) = r_k \sum_{i=1}^n \frac{A_i}{g_i(x)} \quad (2.8)$$

On aura donc  $f_m$  sous la forme suivante :

$$f_m = f_{obj}(x) + r_k \sum_{i=1}^n \frac{A_i}{g_i(x)} \quad (2.9)$$

Avec

$$\begin{cases} A_i > 0, & \text{si } g_i(x) \geq 0 \\ A_i = 0, & \text{si } g_i(x) < 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

Où:

$A_i$ : est une constante.

### 2.9.5 Méthode de pénalité mixte

Cette méthode englobe les termes de pénalisation intérieure représentés par  $I(r_k, g)$  et les termes de pénalisation extérieure représentés par  $E(r_k, g, h)$ . La fonction pénalisée s'écrit sous la forme suivante [DOD 88] :

$$f_m = f_{obj}(x) + r_k \sum_{i=1}^n \frac{A_i}{g_i(x)} + \frac{1}{r_k} \sum_{i=1}^n D_i g_i^2(x) + \frac{1}{r_k} \sum_{j=1}^m B_j h_j^2(x) \quad (2.11)$$

### **2.10 Conclusion**

Les méthodes de résolution sont extrêmement nombreuses, elles sont basées sur des principes totalement différents, chacune explore et exploite l'espace de recherche selon des techniques qui lui sont propres.

Pour notre étude, nous avons retenu la recherche Taboue parce qu'elle est extrêmement performante dans de nombreux domaines. C'est une méthode très efficace lorsqu'il s'agit d'exploiter une zone de l'espace de recherche. D'autre part, elle s'adapte assez bien au problème posé.



# Chapitre3

## **METHODE DE RECHERCHE TABOUE**



## Chapitre 3

**METHODE DE RECHERCHE TABOUE****3.1 Introduction**

Les méthodes de recherche locale ou métaheuristiques à base de voisinages s'appuient toutes sur un même principe. A partir d'une solution unique  $x_0$ , considérée comme point de départ, la recherche consiste à passer d'une solution à une solution voisine par déplacements successifs. L'ensemble des solutions que l'on peut atteindre à partir d'une solution  $x$  est appelé voisinage  $N(x)$  de cette solution. Déterminer une solution voisine de  $x$  dépend bien entendu du problème traité l'idée de base de la recherche taboue a été initialement introduite par [Glover,1986] et indépendamment, une ébauche a été proposée dans [Hansen, 1986]. Une description de la méthode et de ses concepts est donnée dans [Glover et Laguna, 1997].

**3.2 Méthode de Recherche Taboue (Tabu Search)****3.2.1 Principe**

L'idée de la recherche taboue consiste, à partir d'une solution courante  $x_n$  à l'étape  $n$ , à explorer le voisinage et à choisir la meilleure solution  $x^*$  qu'il contient. Il est essentiel de noter que cette opération peut conduire à augmenter la valeur de la fonction : c'est le cas lorsque les évaluations de tous les points du voisinage ont une valeur plus élevée que l'évaluation du point courant. C'est à partir de ce mécanisme que l'on sort d'un minimum local. Le risque cependant est qu'à l'étape suivante, on retombe dans le minimum local auquel on vient d'échapper. Il faut donc mettre en place un mécanisme qui évite le cyclage ou en tous cas qui permette de faire un choix différent de  $(x_n + I)$  si la recherche nous ramenait à la solution  $x_n$ . La solution retenue consiste en l'introduction d'une mémoire dans l'algorithme. Les solutions déjà explorées sont conservées dans une liste (appelée souvent liste taboue) d'une taille donnée, qui est un paramètre ajustable de l'heuristique. Cette liste doit conserver des solutions complètes, ce qui dans certains types de problèmes, peut nécessiter l'archivage d'une grande quantité d'informations. Cette difficulté peut être contournée en ne gardant en mémoire que les mouvements précédents, associés à la valeur de la fonction à minimiser.

Dans ce dernier cas, il est tout à fait possible que les listes taboues écartent des solutions non rencontrées. On peut alors imaginer de mettre en place un système permettant de négliger le statut tabou de certaines solutions si un avantage suffisant en résulte. On implémente ceci à l'aide de critères d'aspiration tels que : accepter  $x^*$  tabou si  $x^*$  donne à la fonction objectif une valeur meilleure que toutes celles obtenues jusqu'à présent ou si la valeur de l'objectif est améliorée d'au moins 1% [NIC06]

Les paramètres les plus critiques à définir dans la méthode de la recherche taboue sont, la mémoire, la longueur de la liste taboue ( $L$ ), le tabou (le nombre de points autour de recherche autour de voisinage ( $M$ )), l'aspiration, l'intensification et la diversification [COU06]. La méthode de la recherche taboue est caractérisée par :

- A chaque itération, on examine complètement le voisinage de la solution actuelle, et on va vers la meilleure solution.
- On s'interdit de revenir sur une solution visitée dans un passé proche grâce à une liste tabou  $T$  (taboue liste) de longueur limitée, qui stocke de manière compacte les dernières solutions visitées.
- On conserve en cours de route la meilleure solution trouvée

### 3.2.2 Mémoire

Elle préserve un nombre d'états visités précédemment accompagné d'un nombre d'états qui pourraient être non acceptés [JOH04].

### 3.2.3 Tabous et liste taboue

Les taboues sont une manière de représenter la mémoire du cheminement effectué pour diriger l'exploration vers des régions non visitées. La manière la plus simple de définir les tabous est de conserver une liste Taboue qui contient les dernières solutions rencontrées et on empêche à la procédure d'y retourner. On gère cette liste comme une liste circulaire : on élimine le plus vieux tabou et on insère la nouvelle solution (cette solution peut s'avérer coûteuse en terme de quantité d'information requise).

Le rôle de la liste tabou est d'interdire les mouvements cycliques. La longueur de la liste doit être bien choisie. La valeur moyenne des solutions visitées se développe proportionnellement avec l'augmentation de la taille de liste taboue [THO 06].

### 3.3 Critères d'aspiration

Les critères d'aspiration permettent de révoquer les mouvements considérés comme tabou lorsqu'ils produisent une bonne solution. Les critères d'aspiration les plus connus sont les suivantes :

- Meilleur global : Soient  $s$  la meilleure solution connue jusqu'au présent et  $s''$  une solution qui peut être obtenue à partir de la solution courante  $s'$  avec une transformation qui utilise des mouvements taboues. Si  $f(s'') < f(s)$  on lève les interdictions taboues.
- Meilleur régional : quand la solution obtenue à partir des mouvements tabous produit la meilleure solution de la région courante.
- Meilleur parmi les derniers : quand la solution obtenue à partir des mouvements tabous donne la meilleure solution parmi les  $k$  dernières solutions.

### 3.4 Intensification

L'intensification est une stratégie destinée à restreindre la trajectoire de recherche à une partie de l'espace des solutions jugée prometteuse. Cette approche est motivée par l'idée intuitive que, si l'on exhibe une solution particulièrement intéressante au cours d'une exploration rapide, alors il y a de fortes chances pour qu'un examen plus poussé dans sa proximité en fournisse de meilleures encore [CHR01].

### 3.5 Diversification

Afin d'éviter qu'une grande région de l'espace de recherche reste inconnue et inexplorée, il est important de diversifier la recherche en effectuant plusieurs lancements aléatoires. La manière la plus simple de le faire est d'effectuer plusieurs lancements aléatoires.

Un autre moyen, qui garantit l'exploration des régions non visitées est de pénaliser les mouvements ou les solutions fréquemment visitées. Cette pénalité est posée de telle sorte à assurer l'éloignement et l'évitement des régions courantes.

Il est également possible d'employer une pénalité sur les mouvements fréquemment effectués pendant toute la procédure de recherche. Pendant cette phase de diversification, les solutions visitées ne sont pas obligatoirement réalisables [COU06].

### 3.6 Algorithme de base de la recherche taboue

**Initialisation :**

Identification d'une solution initiale, création d'une liste taboue vide,

on pose :

Meilleure solution = solution, définir une condition d'arrêt

**Répéter :**

**if** Valeur de la solution > valeur de la meilleure solution **then**.

Poser meilleure solution = solution

**if** la condition d'arrêt n'est pas satisfaite **then begin**

Ajouter la solution à la liste taboue

**if** la liste taboue est pleine **then**

Supprimer les anciennes solutions de la liste taboue

Trouver une nouvelle solution par des transformations de la solution

**if** aucune solution trouvée **or**

**if** aucune nouvelle solution meilleure trouvée pour une longue période

**then**

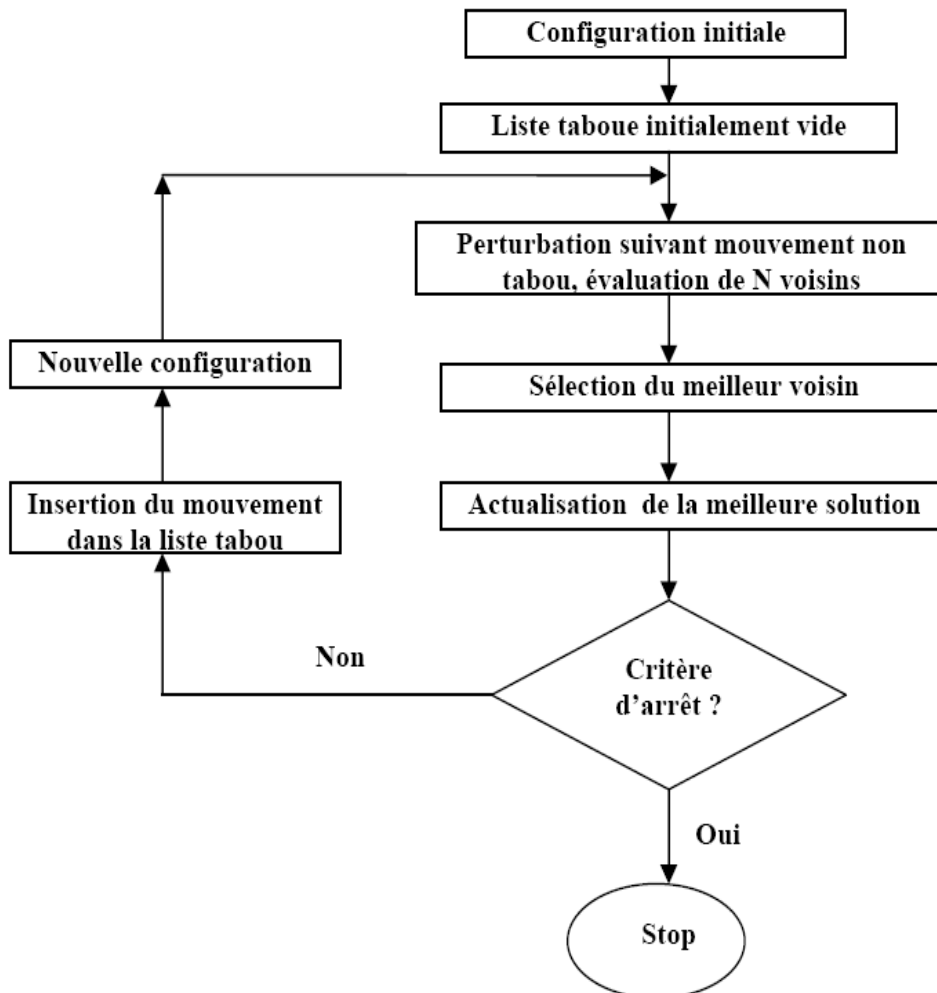
Générer aléatoirement une nouvelle solution

**if** la liste taboue ne contient pas la nouvelle solution générée **then**

Poser solution = nouvelle solution

**End.**

L'organigramme général de la recherche Tabou et donné par la *Figure 3.1* [JOH04].



**Figure 3.1** Organigramme général de la méthode de la recherche Tabou

### 3.7 Conclusion

Ce chapitre nous a permis d'avoir une vue générale sur les concepts de la recherche taboue qui sont des algorithmes simples de conception et peuvent résoudre des problèmes assez complexes. La résolution de ces problèmes est obtenue grâce aux opérateurs de reproduction.

La Recherche Taboue est une procédure assez robuste pour résoudre les problèmes d'optimisation.

## Chapitre4

### **APPLICATION DE LA RECHERCHE TABOUE DANS LA REPARTITION OPTIMALE DES PUISSANCES**

## Chapitre4

## APPLICATION DE LA RECHERCHE TABOU DANS LA REPARTITION OPTIMALE DES PUISSANCES

### 4.1 Introduction

La méthode de Recherche Taboue a été appliquée à de nombreux problèmes technologiques avec succès. Comme nous l'avons dit précédemment, la méthode Recherche Taboue est une heuristique qui permet de contrer le problème des optimums locaux. Nous proposons dans cette partie une application de la méthode de Recherche Taboue dans la répartition optimale des puissances actives.

L'utilisation de la méthode de pénalité nécessite un choix du coefficient de pénalité  $r_K$ .

Nous proposons plusieurs essais avec différents coefficients de pénalité  $r_K$

### 4.2 Présentation du problème

La première formulation, concerne la minimisation du coût totale de production de l'énergie électrique en fonction des puissances actives générées, en tenant compte de certaines contraintes. Le problème peut être posé de la manière suivante [DOP67, GNA04, SWA04] :

$$\text{Minimiser } F = \sum_{i=1}^{NG} F_i(P_{Gi}) \quad (4.1)$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{i=1}^{NG} P_{Gi} - \sum_{j=1}^{NC} P_{Chj} - P_L = 0 \quad (4.2)$$

$$P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max} \quad (4.3)$$

Les contraintes inégalités seront prises en considération dans l'algorithme de Recherche Tabou. Par contre, la contrainte égalité n'est pas prise en considération, pour cette raison qu'on va utiliser une méthode basée sur la transformation du problème original avec contraintes en un problème auxiliaire sans contraintes. Nous appliquons la pénalisation, on aura une fonction sans contraintes ( $F_m$ ), cette dernière tient compte de la fonction coût  $F$  et la contrainte égalité.



$$F_m(P_G, r_K) = \sum_{i=1}^{NG} F_i(P_{Gi}) + \frac{1}{r_K} \cdot B \cdot h^2(P_G) \quad (4.4)$$

Où:

$r_K$ : est le coefficient de pénalité.

$B$ : est une constante, tel que

$$\begin{cases} B > 0, & \text{si } h(P_G) \neq 0 \\ B = 0, & \text{si } h(P_G) = 0 \end{cases} \quad (4.5)$$

$h(P_G)$ : est la contrainte égalité

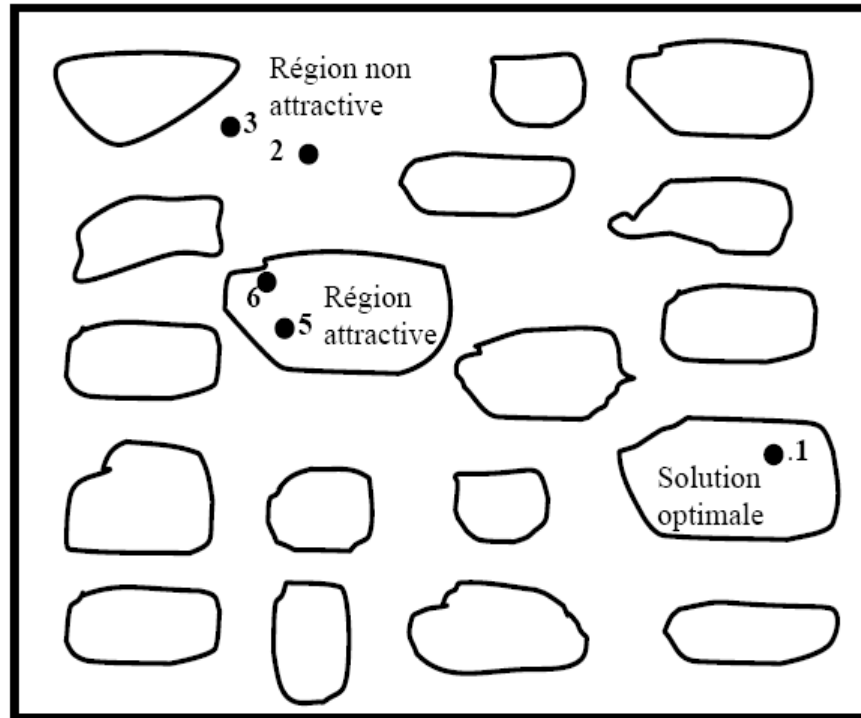
$$h(P_G) = \sum_{j=1}^{NG} P_{Gi} - P_{Ch} - P_L = 0 \quad (4.6)$$

$P_{ch}$  : est la puissance active totale consommée.

$P_L$ : représente les pertes actives totales dans le réseau, elles sont déterminées par le calcul de l'écoulement statique des charges

### 4.3 Principes Généraux de la Recherche Taboue [FGL 89]

Contrairement au recuit simulé qui ne génère qu'une seule solution  $x_0$  aléatoirement dans le voisinage  $N(x)$  de la solution courante  $x$ , la méthode taboue, dans sa forme la plus simple, examine le voisinage  $N(x)$  de la solution courante  $x$  (figure 4.1). La nouvelle solution  $x_0$  est la meilleure solution de ce voisinage (dont l'évaluation est parfois moins bonne que  $x$  elle-même). Pour éviter de cycler, une liste *Taboue* (qui a donné le nom à la méthode) est tenue à jour et interdit de revenir à des solutions déjà explorées. Dans une version plus avancée de la méthode Taboue, on peut voir dans cette recherche une modification temporaire de la structure de voisinage de la solution  $x$  permettant de quitter des optima locaux. Le voisinage  $N^*(x)$  intégrant ces modifications de structure est régi par l'utilisation de structures de mémoire spécifiques. Il s'agit de mémoire à court terme ou de mémoire à long terme.



**Figure.4.1** Illustration de l'espace de recherche dans la méthode recherche taboue

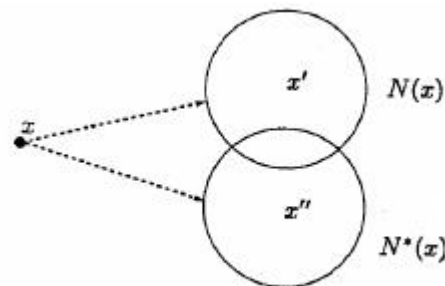
Mémoire à *court terme* correspond à la mise en place d'une liste Taboue. La liste contient les quelques dernières solutions qui ont été récemment visitées. Le nouveau voisinage  $N^*(x)$  exclut donc toutes les solutions de la liste Taboue. Lorsque la structure de donnée correspondant aux solutions est trop complexe où occupe une grande place mémoire, il est courant de ne garder dans la liste Taboue que des informations soit sur les caractéristiques des solutions, soit sur les mouvements. Ce type de mémoire à court terme est aussi appelé *recency-based memory*. En conservant des caractéristiques des solutions ou des mouvements, il est possible alors qu'une solution de bien meilleure qualité ait un statut Taboue.

Accepter tout de même cette solution revient à outrepasser son statut Taboue, c'est l'application du *critère d'aspiration*. Si le voisinage d'une solution est très grand, évaluer toutes les solutions de ce voisinage peut-être impossible. Il convient alors de mettre en place des stratégies permettant sa réduction. Les solutions les plus courantes proposent des listes de solutions candidates qui pourraient conduire à des solutions de bonne qualité (*candidate list strategy*).

La mémoire à *long terme* permet d'une part d'éviter de rester dans une seule région de l'espace de recherche et d'autre part d'étendre la recherche vers des zones plus intéressantes. Par exemple, la mémoire à base de fréquence (*frequency-based memory*) attribue des pénalités à des caractéristiques des solutions plusieurs fois visitées au cours de la recherche. Cette technique simple permet de *diversifier* la recherche facilement. Par ailleurs, les mouvements ayant conduit à des bonnes solutions peuvent être aussi encouragés. On peut par exemple garder en mémoire une liste de solutions *élites* que l'on utilisera comme nouveau point de départ quand la recherche deviendra improductive pendant plusieurs itérations consécutives (*intensification*).

#### 4.4 Voisinage d'une solution

Le voisinage de  $x$  est défini comme suit:  $x' \in N(x)$  où  $x'$  représente le voisin de  $x$  (figure 4.2). Le voisinage peut être trouvé par le biais de quelques transitions appliquées à  $x$ . Le point  $x'$  doit répondre à un certain nombre de conditions pour être un voisin de  $x$ , celles ci étant définies par la notion de structure de voisinage de  $x$ . L'algorithme de recherche locale trouve ainsi la transition qui nous conduit du point  $x$  vers la solution  $x'$ . En répétant la procédure cela nous permet d'avoir une solution optimale locale.



**Figure.4.2** Espace de solution

La différence entre la méthode de recherche Taboue et d'autres algorithmes simples de recherche locale se résume en deux points :

- Transitions conduisant à la configuration (solution) dans chaque exécution du programme.
- Le voisinage  $N(x)$  de  $x$  n'est pas statique, donc il peut changer non seulement en termes de dimension mais aussi dans la structure.

Un voisinage modifié  $N^*(x)$  est illustré à travers la figure 4.2, les éléments de  $N^*(x)$  étant déterminés par différents moyens dont nous citons:

- Utilisation d'une liste taboue (tabu list) contenant les configurations taboues afin d'éviter des mouvements cycliques. Dans ce cas,  $N^*(x) \subset N(x)$ .
- Utilisation d'une stratégie de réduction de la dimension du voisinage afin d'accélérer la recherche locale.
- Redéfinition de  $N(x)$  durant le processus d'optimisation

#### 4.5 Structure générale de l'algorithme de recherche taboue [SPO 05]

L'algorithme représenté caractérise l'implantation de base de la technique de Recherche Taboue :

*Identification d'une Solution initiale*

*Création d'une Liste Taboue vide*

*Poser Meilleur Solution = Solution*

*Définir les Conditions d'Arrêts*

**Faire = Faux**

**Répéter**

*Si valeur de la Solution < valeur de la Meilleure Solution*

**Alors**

*Meilleure Solution = Solution*

*Si la Condition d'Arrêt n'est pas satisfaite*

**Alors**

*Ajouter la solution à la Liste Taboue*

*Si la Liste Taboue est pleine*

**Alors**

*Supprimer les anciennes solutions de la Liste Taboue*

**Fin**

**Sinon**

*Condition d'Arrêt est satisfaite*

**Faire = Vrai**

**Fin**

**Sinon**

*Trouver une Nouvelle Solution par des transformations de la solution*

*Si aucune Nouvelle Meilleure Solution trouvée pour une longue période*

**Alors**

*Générer aléatoirement une Nouvelle Solution*

*Si la liste taboue ne contient pas la Nouvelle Solution*

**Alors**

*Solution = Nouvelle Solution*

**Fin**

**Fin**

**Jusqu'à Faire=Vrai**

Pour traduire l'algorithme de base de la recherche taboue, nous avons élaboré un programme écrit en langage MATLAB dont les paramètres de base qui interviennent dans l'algorithme sont :

- **Ndiv** nombre de diversifications,
- **L** longueur de la liste taboue,
- **Imax** nombre maximal d'itérations,
- **M** nombre de points de recherche autour du voisinage.

## 4.6 Illustration

### 4.6.1 Réseau test IEEE-5 nœuds

Le réseau test IEEE-5 nœuds représente une portion du réseau électrique américain [BOU04] (figure 4.3). Ce réseau est constitué de 5 jeux de barres et 3 générateurs (aux jeux barres n° 1,2, et 5), dont les fonctions coûts exprimées en dollars par heures sont données par les expressions suivantes

$$F1 (P_{G1}) = 0.006( P_{G1} )^2 + 2.0( P_{G1} ) + 140$$

$$F2 (P_{G2}) = 0.0175 ( P_{G2} )^2 + 1.5( P_{G2} ) + 120$$

$$F5 (P_{G5}) = 0.007( P_{G5} )^2 + 1.8( P_{G5} ) + 80$$

Les restrictions de sécurité ; caractérisent les limites tolérées pour les puissances actives pour chaque générateur sont exprimés par les contraintes de type inégalité suivantes :

$$30 \leq P_{G1} \leq 120$$

$$20 \leq P_{G2} \leq 80$$

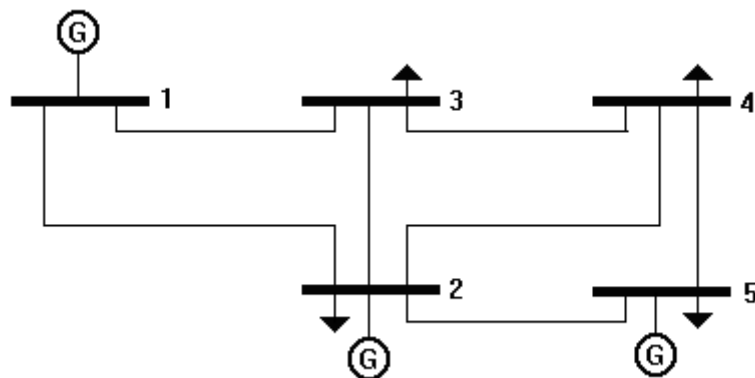
$$10 \leq P_{G5} \leq 60$$

La puissance de charge active totale est fixée à :

$$P_{CH} = 165 \text{ MW}$$

La tension de base pour chaque jeu de barres est de 135KV. Les puissances générées sont exprimées en MW, la puissance apparente de base est de 100MVA.

Les données des lignes de ce réseau, les limites opérationnelle et les valeurs planifiées sont résumées dan l'annexe A



**Figure.4.3** Schéma unifilaire du réseau électrique à 5 jeux de barres.

#### 4.6.2 Choix des paramètres de contrôle de la Recherche Taboue (Tabu Search)

Nous avons fixé les paramètres de contrôle de l'algorithme de Recherche Taboue comme suite :

Nombre d'itérations maximal:  $iter\_max = 100$

Longueur de la liste Taboue:  $L = 15$

Nombre de points de recherche autour du voisinage:  $M = 70$

Nombre de diversifications:  $idiver = 1$

Nombre d'intensifications:  $intens = 10$

Nous avons effectué plusieurs expériences .Le choix de bons paramètres est une étape essentielle dans la méthode de *Recherche Taboue*. D'après la littérature [POT 05], il n'existe pas un standard pour déterminer ces paramètres. La détermination de ces derniers diffère d'un problème à un autre. Il faudra faire plusieurs simulations avec différentes valeurs des paramètres.

Nous présentons dans le tableau 4.1 les résultats de l'algorithme de Recherche Taboue :

$P_{G1}^{OPT} (MW)$	$P_{G2}^{OPT} (MW)$	$P_{G5}^{OPT} (MW)$	$F^{OPT} (\$/h)$	T(S)	Ce
41.8457	71.6875	54.4467	699.0277	0.571	0.0001

**Tableau 4.1** Résultats de la recherche taboue

Dans le but montrer l'efficacité de l'algorithme. nous avons effectué plusieurs simulations avec différentes conditions initiales, le tableau 4.2 regroupe les résultats de l'algorithme de Recherche Tabou pour différentes valeurs des puissances initiales :

$P_{G1}^0 (MW)$	$P_{G2}^0 (MW)$	$P_{G5}^0 (MW)$	$F^{OPT} (\$/h)$
73.7384	73.4779	48.1048	699.0277
71.082	21.1102	51.0703	699.0277
70.0233	56.92594	49.5968	699.0277
112.963	64.2924	18.8133	699.0277
66.5135	76.12818	55.8452	699.0277
92.5110	57.2786	49.7410	699.0277
116.1159	51.3554	54.0071	699.0277
45.5660	78.7848	23.5723	699.0277
52.7096	72.5445	46.8652	699.0277
42.2866	54.6948	20.7054	699.0277

**Tableau 4.2** Résultats de la RT pour différentes valeurs initiales

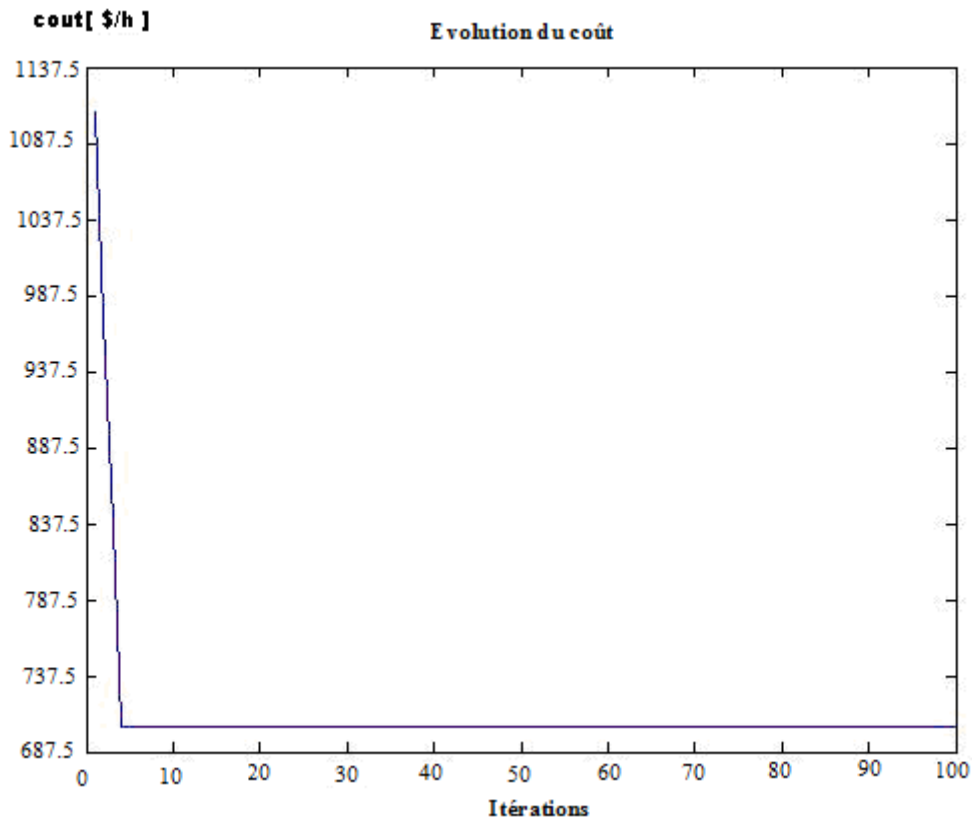
RT : Recherche Taboue

Dans le but de montrer l'influence du coefficient de pénalité sur les résultats de l'optimisation, nous avons effectué plusieurs essais avec différentes valeurs du coefficient de pénalité  $r_k$ , les résultats sont présentés dans le tableau 4.3

$r_k$	$P_{G1}^{OPT} (MW)$	$P_{G2}^{OPT} (MW)$	$P_{G5}^{OPT} (MW)$	$F^{OPT} (\$/h)$	Contrainte égalité
0.0001	59.8689	61.9959	46.1157	700.9585	0.00057
0.001	41.8457	71.6875	54.4467	699.0277	0.0001
0.01	44.176	70.872	52.9306	698.9274	0.0012
0.04	44.176	70.872	50.644	698.9714	0.0013
0.05	51.2303	72.4542	43.5392	697.9019	0.0057
0.1	56,0135	65,6281	45,3452	697,6121	0.993

**Tableau 4.3** Résultats de la Recherche Taboue avec variation du coefficient de pénalité

La figure (4.4) illustre l'évolution du coût de production en fonction du nombre d'itérations pour une valeur de  $r_k = 0.001$



**Fig.4.4** Convergence de la fonction coût



### 4.6.3 Réseau test IEEE-30 nœuds

Le réseau test IEEE-30 nœuds représente une portion du réseau électrique américain [BOU04] (figure4.5). Ce réseau est constitué de 30 jeux de barres et 6 générateurs (aux jeux barres n° 1,2,5,8,11,et 13), dont les fonctions coûts exprimées en dollars par heures sont données par les expressions suivantes :

$$F1(P_{G1}) = 0.00375(P_{G1})^2 + 2.0(P_{G1})+0$$

$$F2(P_{G2}) = 0.0175(P_{G2})^2 + 1.5(P_{G2})+0$$

$$F5(P_{G5}) = 0.0625(P_{G5})^2 + 1.8(P_{G5})+0$$

$$F8(P_{G8}) = 0.00834(P_{G8})^2 + 2.0(P_{G8})+0$$

$$F11(P_{G11}) = 0.025(P_{G11})^2 + 1.50(P_{G11})+0$$

$$F13(P_{G13}) = 0.025(P_{G13})^2 + 1.80(P_{G13})+0$$

Les restrictions de sécurité ; caractérisent les limites tolérées pour les puissances actives pour chaque générateur sont exprimés par les contraintes de type inégalité suivantes :

$$50 \leq P_{G1} \leq 200$$

$$20 \leq P_{G2} \leq 80$$

$$15 \leq P_{G5} \leq 50$$

$$10 \leq P_{G8} \leq 35$$

$$10 \leq P_{G11} \leq 30$$

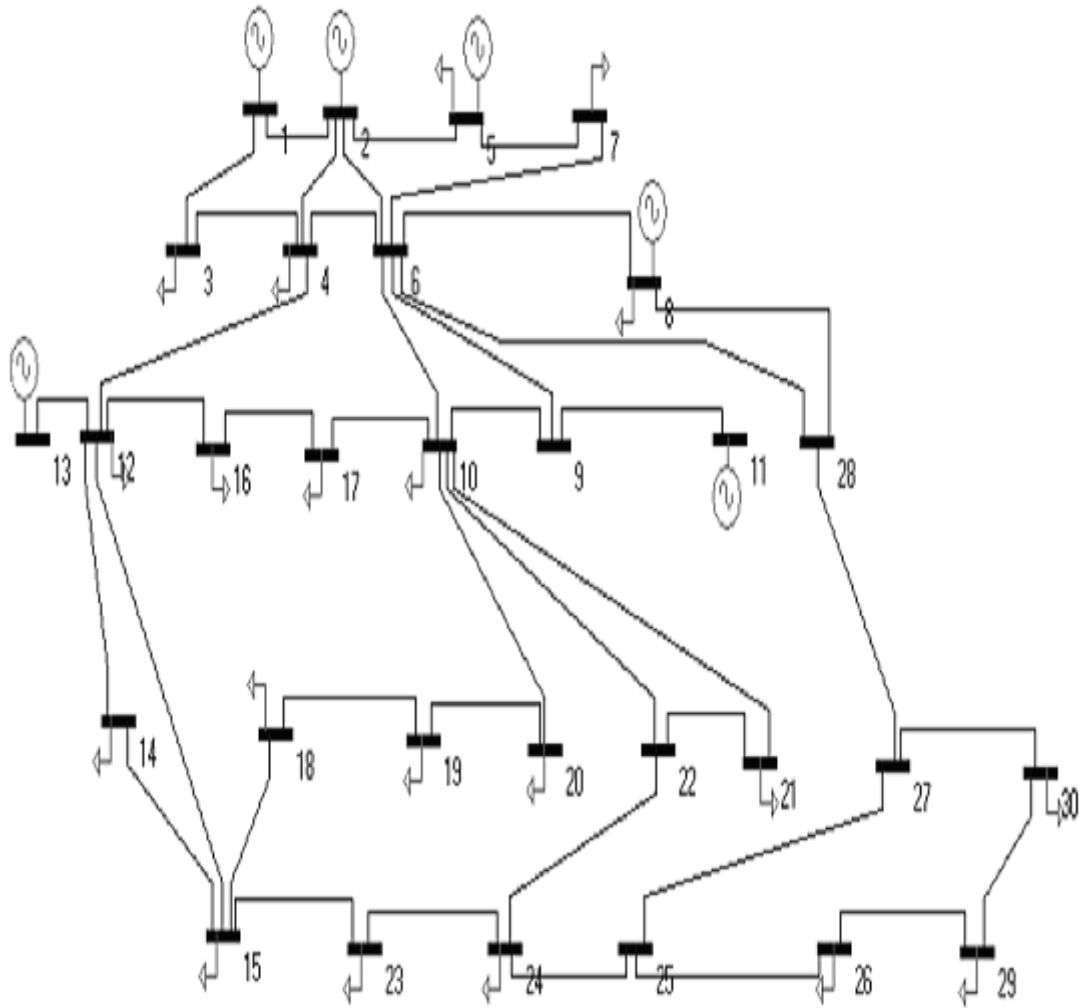
$$12 \leq P_{G13} \leq 40$$

La puissance de charge active totale est fixée à :

$$P_{CH} = 283.4 \text{ MW}$$

La tension de base pour chaque jeu de barres est de 135KV. Les puissances générées sont exprimées en MW, la puissance apparente de base est de 100MVA.

Les données des lignes de ce réseau, les limites opérationnelle set les valeurs planifiées sont résumées dan l'annexe A



**Figure.4.5** Schéma unifilaire du réseau électrique à 30 jeux de barres.

#### 4.6.4 Choix des paramètres de contrôle de la Recherche Taboue

Nous avons fixé les paramètres de contrôle de l'algorithme de Recherche Taboue comme suite:

Nombre d'itérations maximal:  $iter\_max = 100$

Longueur de la liste Taboue :  $L = 15$

Nombre de points de recherche autour du voisinage:  $M = 36$

Nombre de diversifications:  $idiver = 1$

Nombre d'intensifications:  $intens = 10$

Nous avons effectué plusieurs expériences .Le choix des bons paramètres est une étape essentielle dans la méthode de Recherche Taboue. D'après la littérature [POT 05], il n'existe pas un standard pour déterminer ces paramètres. La détermination de ces derniers diffère d'un problème à un autre. Il faudra faire plusieurs simulations avec différentes valeurs des paramètres.

Nous présentons dans le tableau 4.4 les résultats de l'algorithme de Recherche Taboue :

$P_{G1}^{OPT}$ (MW )	$P_{G2}^{OPT}$ (MW)	$P_{G5}^{OPT}$ (MW)	$P_{G8}^{OPT}$ (MW )	$P_{G11}^{OPT}$ (MW )	$P_{G13}^{OPT}$ (MW )	F(\$/h)	Temps (s)	N° itérations
179.1339	52.1508	23.5641	11.4032	13.2429	12.825	800.5743	0.602	100

**Tableau 4.4** Résultats de la Recherche Taboue

Dans le but de montrer l'efficacité de l'algorithme. Nous avons effectué plusieurs simulations avec différentes conditions initiales, le tableau 4.5 regroupe les résultats de l'algorithme de Recherche Taboue pour différentes valeurs des puissances initiales :

$P_{G1}^0$ (MW)	$P_{G2}^0$ (MW)	$P_{G5}^0$ (MW)	$P_{G8}^0$ (MW)	$P_{G11}^0$ (MW)	$P_{G13}^0$ (MW)	F(\$/h)
50	20	15	10	10	12	800,5743
200	80	50	35	30	40	800,5743
109.682	38.908	36.342	22.670	18.275	24.471	800,5743
74.8931	62.942	45.001	22.924	27.638	28.079	800,5743
177.080	65.413	17.027	28.472	21.44	24.588	800,5743
138.787	37.388	34.732	23.555	29.332	20.625	800,5743
199.299	71.773	36.912	33.705	22.378	29.287	800,5743
55.864	55.864	32.177	28.332	21.578	27.879	800,5743
126.790	29.166	19.431	15.447	18.427	32.181	800,5743
122.7741	35541	37.045	32.728	27.771	22.52	800,5743

**Tableau 4.5** Résultats de la RT pour différentes valeurs initiales

Dans le but de montrer l'influence du coefficient de pénalité sur les résultats de l'optimisation, Nous avons effectué plusieurs essais avec différentes valeurs du coefficient de pénalité  $r_k$ , les résultats sont présentée dans le tableau 4.6

$r_k$	$P_{G1}^{OPT}$	$P_{G2}^{OPT}$	$P_{G5}^{OPT}$	$P_{G8}^{OPT}$	$P_{G11}^{OPT}$	$P_{G13}^{OPT}$	F(\$/h)	Contrainte égalité
0.0001	174.9094	54.9094	24.9094	11.3424	11.3424	14.9094	<b>802,5539</b>	0.0009
0.001	179.1339	52.1508	23.5641	11.4032	13.2429	12.825	<b>800.5743</b>	0.0013
0.01	173.2292	53.2292	23.2292	13.5232	13.5232	15.5232	<b>801,8911</b>	0.063
0.05	173.0032	52.7886	23.0032	13.7427	13.7427	15.7427	<b>801,8521</b>	0.083
0.5	173.6477	53.6477	23.6477	13.0507	13.0507	15.0507	<b>801,2818</b>	0.225
0.1	172.7886	52.7886	22.7886	13.6766	13.6766	15.6766	<b>798,8179</b>	0.925
1	173.2659	53.2659	23.2659	12.8916	12.8916	14.8916	<b>795,4081</b>	1.848

**Tableau 4.6** Résultats de la recherche taboue avec variation du coefficient de pénalité

Les figures (4.6) et (4.7) illustrent l'évolution du coût de production en fonction du nombre d'itérations pour des valeurs  $r_k = 0.01$  et  $r_k = 0.001$  respectivement

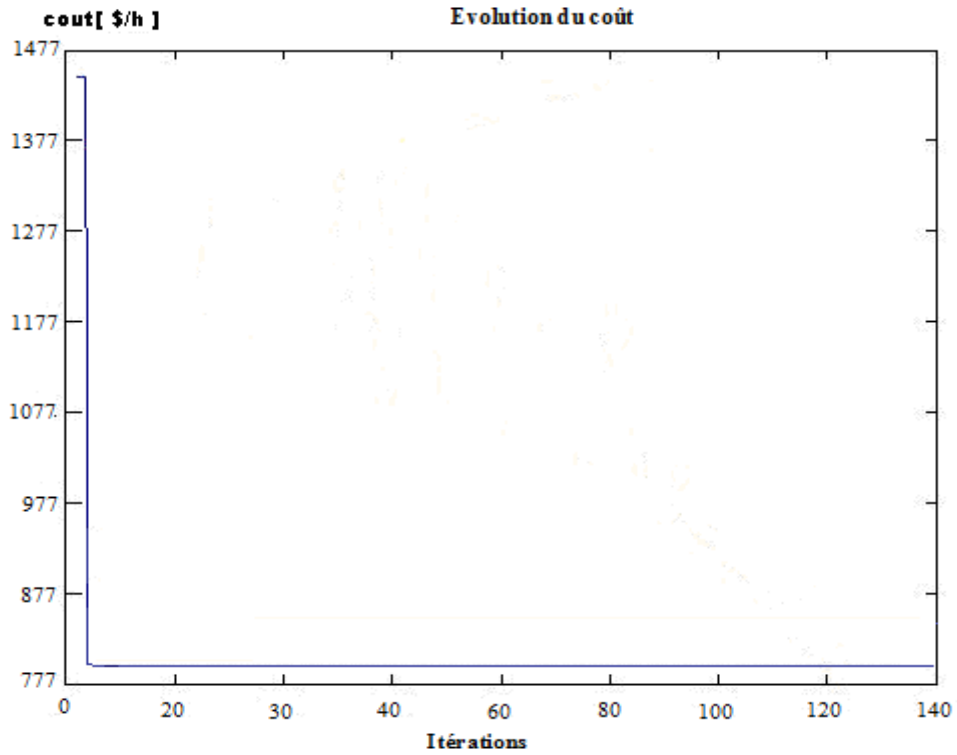


Fig.4.6 Convergence de la fonction coût

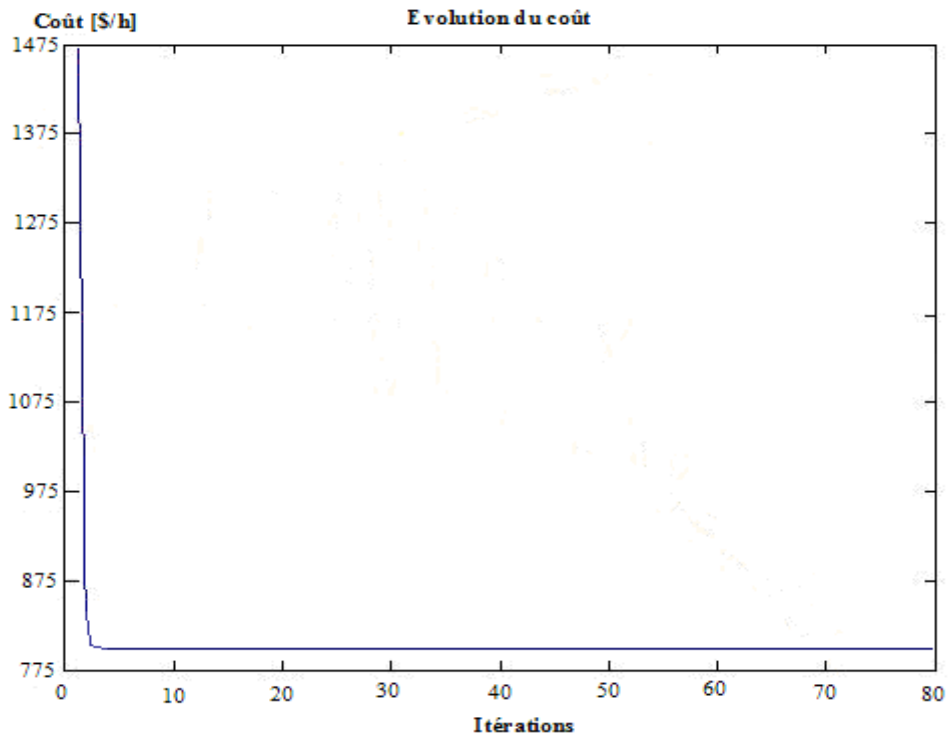


Fig.4.7 Convergence de la fonction coût

#### 4.6.5 Tableau récapitulatif

Nous avons récapitulé dans le tableau (4.7) les résultats obtenus par l'algorithme de *Recherche Taboue* et la méthode de Broyden de référence [ABD 08] et l'Algorithme génétique de référence [BOU 04] et l'algorithme de fourmis de référence [REZ 08] et la méthode Quasi-Newtonienne de référence [REZ 08]

Méthodes	Coûts de production F(\$/h)	Temps [Sec]
Broyden[ABD 08]	834.290	-
Algorithmes génétiques [BOK 04]	803.106	9.9308
Algorithmes de fourmis [REZ 08]	803.123	20
QN [REZ 08]	807.782	-
Recherche tabou	800,743	0.602

**Tableau 4.7** Tableau récapitulatif

On remarque que le coût de production trouvé par la recherche taboue qui est égal à 800,5743\$/h est plus réduit par rapport aux autres méthodes

#### 4.6.6 Réseau test IEEE-57

Le réseau test IEEE-57 nœuds représente une portion du réseau électrique américain [ZIM97] (figure 4.8). Ce réseau est constitué de 57 jeux de barres et 7 générateurs (aux jeux barres n° 1,2,3,6,8,9,et 12), dont les fonctions coûts exprimées en dollars par heures sont données par les expressions suivantes :

$$F1(P_{G1}) = 0.077(P_{G1})^2 + 20.0(P_{G1})+0$$

$$F2(P_{G2}) = 0.010(P_{G2})^2 + 40(P_{G2})+0$$

$$F3(P_{G3}) = 0.250(P_{G3})^2 + 20(P_{G3})+0$$

$$F6(P_{G6}) = 0.010(P_{G6})^2 + 40(P_{G6})+0$$

$$F8(P_{G8}) = 0.022(P_{G8})^2 + 20(P_{G8})+0$$

$$F9(P_{G9}) = 0.010(P_{G9})^2 + 40(P_{G9})+0$$

$$F12(P_{G12}) = 0.032(P_{G12})^2 + 20(P_{G12})+0$$

Les restrictions de sécurité ; caractérisent les limites tolérées pour les puissances actives Pour chaque générateur sont exprimés par les contraintes de type inégalité suivantes :

$$00 \leq P_{G1} \leq 575.88$$

$$00 \leq P_{G2} \leq 100$$

$$00 \leq P_{G3} \leq 140$$

$$00 \leq P_{G6} \leq 100$$

$$00 \leq P_{G8} \leq 550$$

$$00 \leq P_{G9} \leq 100$$

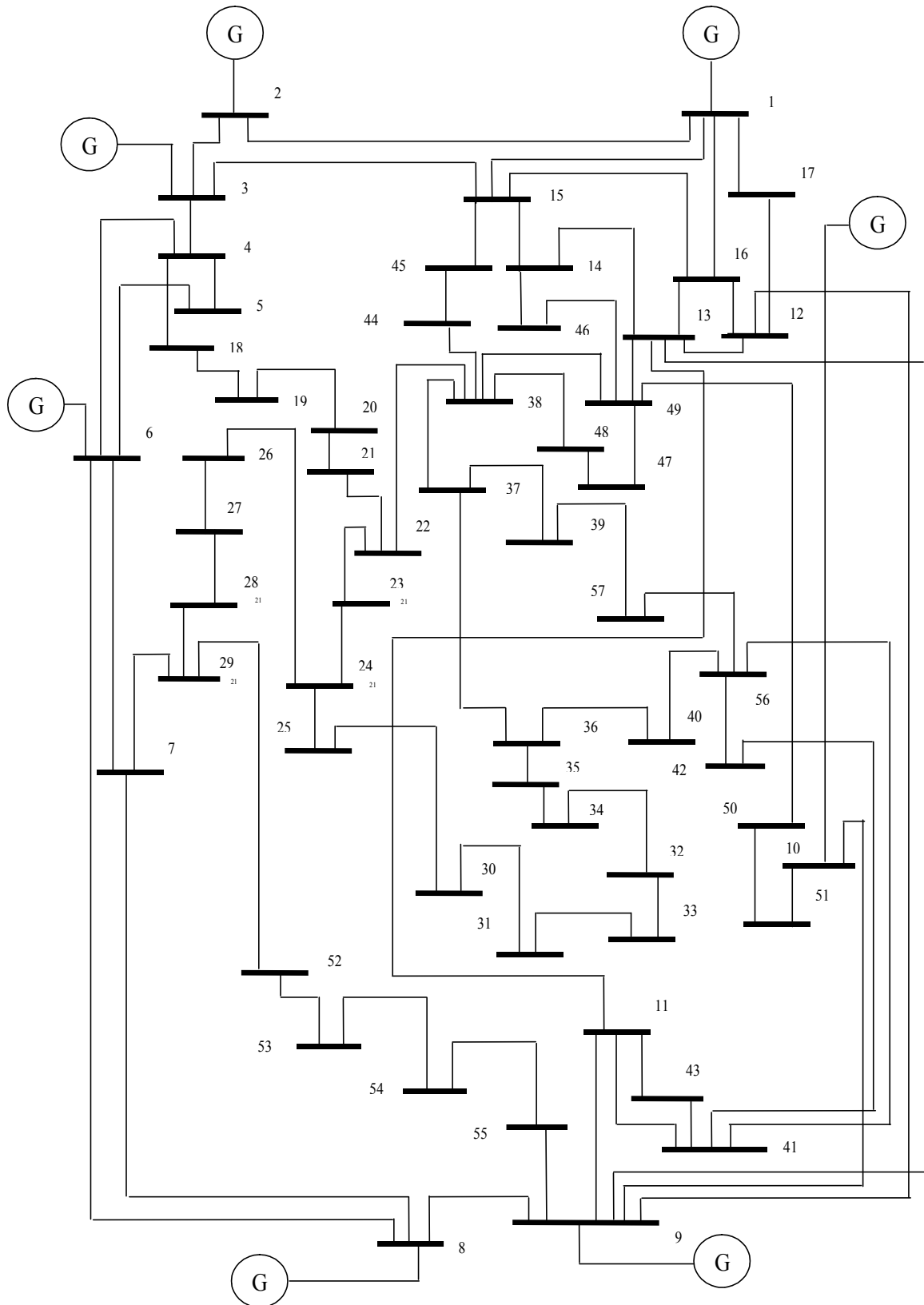
$$00 \leq P_{G12} \leq 410$$

La puissance de charge active totale est fixée à :

$$P_{CH} = 1250.8 \text{ MW}$$

La tension de base pour chaque jeu de barres est de 135KV. Les puissances générées sont exprimées en MW, la puissance apparente de base est de 100MVA.

Les données des lignes de ce réseau, les limites opérationnelle et les valeurs planifiées sont résumées dan l'annexe A



**Fig.4.8** Schéma unifilaire du réseau électrique à 57 jeux de barres.



#### 4.6.7 Choix des paramètres de contrôle de la Recherche Taboue

Nous avons fixé les paramètres de la Recherche Taboue comme suite:

Nombre d'itérations maximal:  $iter\_max = 100$

Longueur de la liste Taboue:  $L = 15$

Nombre de points de recherche autour du voisinage :  $M = 6$

Nombre de diversifications:  $idive = 1$

Nombre d'intensifications:  $intens = 10$

Nous avons effectué plusieurs expériences .le choix de bons paramètres est une étape essentielle dans la Recherche Taboue. D'après la littérature [POT 05] il n'existe pas un standard pour déterminer ces paramètres. La détermination de ces derniers diffère d'un problème à un autre. Il faudra simuler plusieurs expériences avec différente valeur des paramètres. Nous présentons dans le tableau (4.8) Les résultats de l'algorithme de Recherche Taboue :

$P_{G1}^{OPT}$ (MW)	$P_{G2}^{OPT}$ (MW)	$P_{G3}^{OPT}$ (MW)	$P_{G6}^{OPT}$ (MW)	$P_{G8}^{OPT}$ (MW)	$P_{G9}^{OPT}$ (MW)	$P_{G12}^{OPT}$ (MW)	F ( \$/h)	Temps (s)
112.104	84.566	92.261	76.051	530.102	99.999	283.596	42954.803	0.73

**Tableau 4.8** Résultats de la recherche taboue

Dans le but de montrer l'efficacité de l'algorithme. nous avons effectué plusieurs simulations avec différentes conditions initiales, le tableau 4.9 regroupe les résultats de l'algorithme de Recherche Taboue pour différentes valeurs des puissances initiales :

$P_{G1}^0$ (MW)	$P_{G2}^0$ (MW)	$P_{G3}^0$ (MW)	$P_{G6}^0$ (MW)	$P_{G8}^0$ (MW)	$P_{G9}^0$ (MW)	$P_{G12}^0$ (MW)	F ( \$/h)
575.88	100.00	140	100	550	100	410	42954.803
104.581	80.221	63.707	38.651	65.125	45.456	100.935	42954.803
18.669	19.311	75.112	27.602	202.653	80.221	335.103	42954.803
140.5228	86.538	43.5069	86.417	487.417	19.311	336.24	42954.803
161.859	80.5	24.1981	90.96	90.145	14.069	133.558	42954.803
22.478	23.114	11.888	378.100	323.806	46.633	47.865	42954.803
127.242	58.248	30.624	80.221	23.662	45.456	73.7131	42954.803
54.211	29.879	48.558	19.311	27.889	80.221	79.272	42954.803
267.944	369.84	39.041	34.354	93.825	19.311	106.154	42954.803

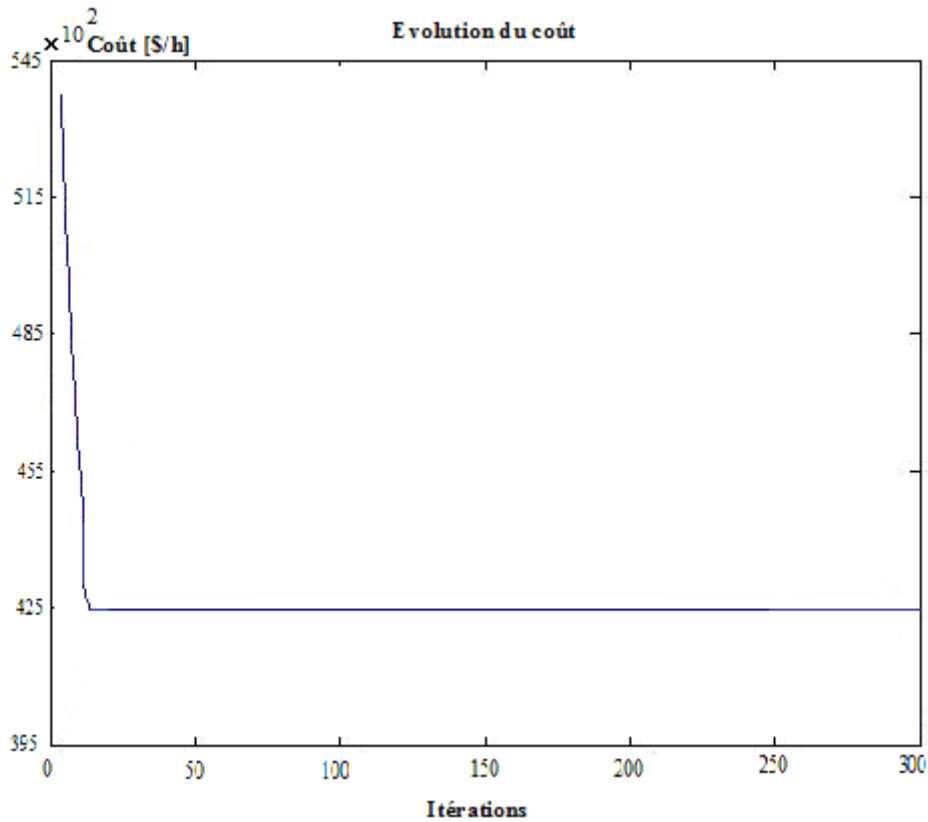
**Le tableau 4.9** Résultats de la RT pour différentes valeurs initiales

Dans le but de montrer l'influence du coefficient de pénalité sur les résultats de l'optimisation, Nous avons effectué plusieurs essais avec différentes valeurs du coefficient de pénalité  $r_k$ , les résultats sont présentée dans le tableau 4.10

$r_k$	1	0.5	0.1	0.05	0.01	0.001	0.0001
$P_{G1}^{OPT}$ (MW)	92,6132	126,257	176,862	125,853	92,8964	130,647	112.104
$P_{G2}^{OPT}$ (MW)	97,3	97,3	27,638	85,814	72,071	66,767	84.566
$P_{G3}^{OPT}$ (MW)	57,955	90,556	46,933	86,206	74,347	65,924	92.261
$P_{G6}^{OPT}$ (MW)	54,623	97,3	55,603	60,280	97,3	85,271	76.051
$P_{G8}^{OPT}$ (MW)	449,157	417,399	523,567	479,588	547,299	535,250	530.102
$P_{G9}^{OPT}$ (MW)	97,3	97,3	22,499	31,398	70,048	0,9883	99.999
$P_{G12}^{OPT}$ (MW)	407,299	331,896	407,299	390,529	305,911	393,829	283.596
F ( \$/h)	<b>41668,342</b>	<b>41994,022</b>	<b>41787,007</b>	<b>41980,831</b>	<b>41908,098</b>	<b>42531,905</b>	<b>42954.803</b>
Ce	3.532	1.772	0.6239	0.110	0.0927	0.002	0.0004

**Tableau 4.10** Résultats de la RT avec variation du coefficient de pénalité

La figure (4.9) illustre l'évolution du coût de production en fonction du nombre d'itérations, pour la valeur  $r_k = 0.001$



**Fig.4.9** Convergence de la fonction coût

#### 4.7 Analyse des résultats

Nous avons amélioré la fonction coût minimisée, les résultats obtenus par l'algorithme de Recherche Taboue confirment bien la validité et l'efficacité de cette méthode.

Les essais effectués (Tableaux 4.2, 4.5, 4.9) montrent l'efficacité de cette méthode quelque soit le changement des conditions initiales.

Nous tenons à souligner que l'utilisation de la méthode de pénalité nécessite un choix du coefficient de pénalité  $r_k$ . Les essais effectués pour différentes valeurs de  $r_k$  montrent bien l'influence de ce dernier sur la convergence de l'algorithme, ce qui exclut la recommandation d'une seule valeur pour différentes méthodes et différents systèmes.

#### **4.8 Conclusion :**

Dans ce chapitre nous avons présenté l'application de la méthode de Recherche Taboue pour résoudre le problème de l'OPF. L'avantage de cette méthode consiste à éviter de revenir sur les dernières positions explorées. Cette méthode a été testée avec succès sur plusieurs réseaux modèles de différentes tailles (IEEE-5, IEEE-30, IEEE-57). Les résultats obtenus sont très satisfaisants avec un temps de calcul raisonnable.

L'utilisation de la méthode Recherche Taboue pour le problème de l'OPF peut constituer une alternative intéressante lorsque les méthodes d'optimisation traditionnelles ne parviennent pas à fournir efficacement les résultats fiables.

# Chapitre 5

## **HYBRIDATIONS METAHEURISTIQUES**

## Chapitre 5

**HYBRIDATIONS METAHEURISTIQUES****5.1 Introduction**

Les métaheuristiques ont prouvé leur puissance en obtenant des solutions de haute qualité à beaucoup de problèmes réels. Les algorithmes évolutionnaires comme les algorithmes génétiques et les stratégies d'évolution, l'optimisation par essaim de particules, l'optimisation de colonies de fourmi, le recuit simulé, la recherche tabou, sont, parmi d'autres, souvent énumérés comme exemples de métaheuristiques classiques. Chacune de ces techniques a son propre passé historique et suit une philosophie et un paradigme différent [GLO03].

Cependant, comme toute technique, chaque métaheuristique de base présente des inconvénients, dont le principal se manifeste en termes de temps de calcul en comparaison aux méthodes conventionnelles basées sur la programmation linéaire ou non linéaire. Depuis, des recherches sont menées pour voir comment pallier ces insuffisances et permettre à ces techniques d'être aussi compétitives que celles classiques et surtout arriver à pouvoir les implémenter dans les situations nécessitant des réponses en temps réel.

Au cours de ces dernières années, un grand nombre d'algorithmes ont été développés, et qui ne suivent pas les concepts purs des métaheuristiques traditionnelles simples et sont plutôt la combinaison de diverses idées algorithmiques, parfois également d'algorithmes provenant de l'extérieur du champ traditionnel des métaheuristiques. Ces approches sont généralement désignées sous le nom *de métaheuristiques hybrides*.

**5.2 Classification des métaheuristiques hybrides [COT98-ELA05].**

Il faut commencer par distinguer ce qui est hybridé, c.-à-d. quels genres d'algorithmes sont combinés. Il est donc possible de combiner (a) différentes stratégies métaheuristiques, (b) des métaheuristiques avec certains algorithmes spécifiques pour un problème donné, comme des simulations spéciales, ou (c) des métaheuristiques avec d'autres techniques plus générales venant d'autres domaines comme la recherche opérationnelle et/ou l'intelligence artificielle. Des exemples de méthodes d'optimisation d'autres domaines combinés avec succès avec des métaheuristiques peuvent être mentionnés parmi les approches exactes comme la technique branch-bound, la programmation dynamique, diverses techniques de programmation linéaire entière (integer linear programming) ou encore les techniques de réseaux de neurones et de logique floue.

A côté de cette différenciation, les taxonomies précédentes des métaheuristiques hybrides [COT98, TAL02] distinguent principalement *le niveau* (ou la force) auquel les différents algorithmes sont combinés: En principe, les combinaisons à niveau élevé maintiennent les différentes identités des algorithmes originaux et coopèrent à travers une interface relativement bien définie, sans rapport direct et sans forte relation des fonctionnements internes des algorithmes. Au contraire, des algorithmes de combinaisons de bas niveau dépendent fortement des différents composants individuels ou alors des fonctions des algorithmes de base sont échangées.

### 5.3 Métaheuristiques hybrides étudiées

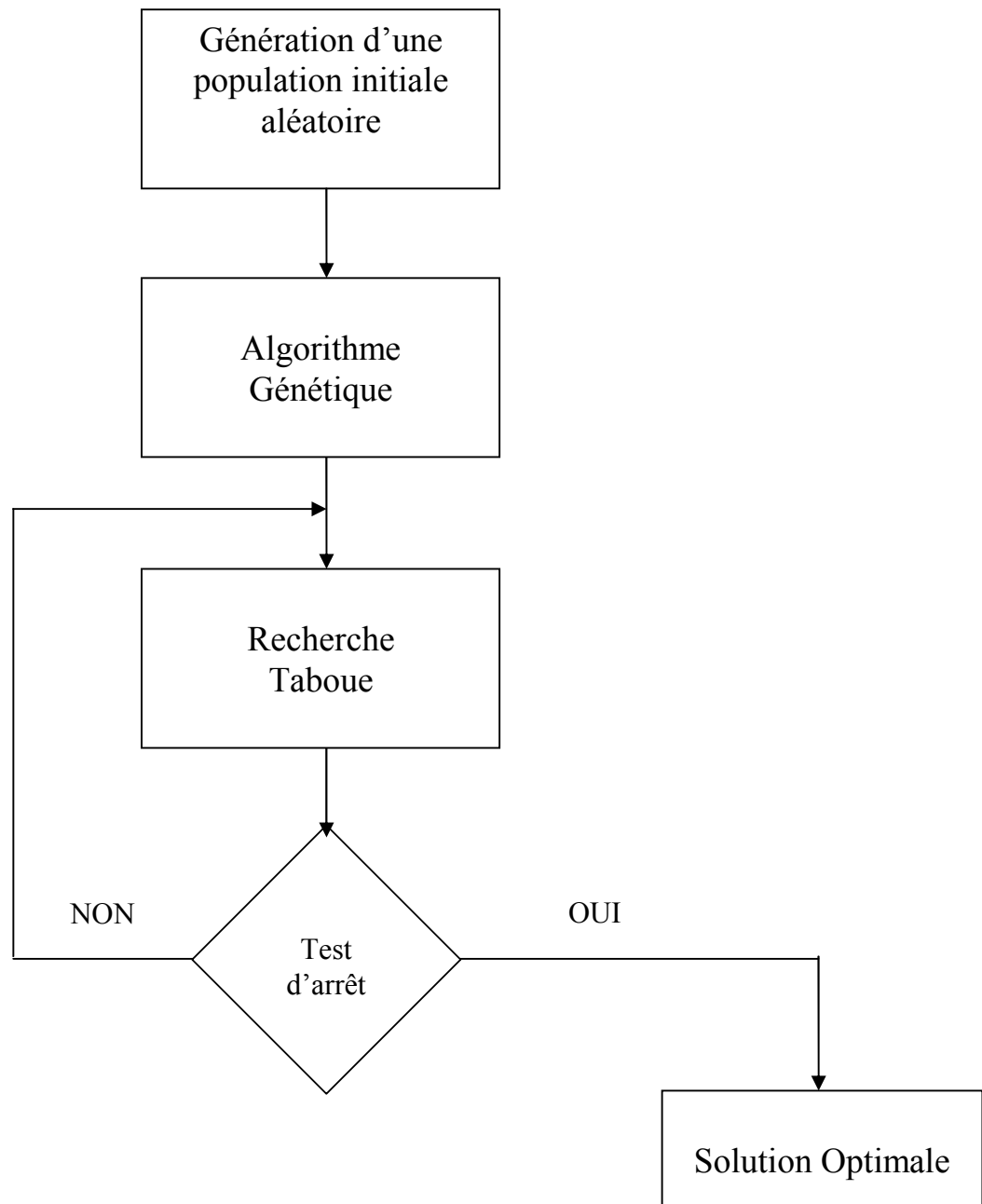
Dans notre présente étude, nous nous sommes penchés sur quelques unes de ces méthodes d'hybridation afin de les programmer et valider sur des fonctions tests, avant de les appliquer sur le problème spécifique de l'optimisation des puissances actives. Nous nous sommes particulièrement intéressés à des hybridations métaheuristiques qui utilisent la modélisation en lots, puis à un autre type d'hybridation basé sur l'approche intégrative. Méthodes utilisant la modélisation en lots (batch model).

Les hybridations métaheuristiques utilisant la modélisation en lots qui nous concernent sont des combinaisons entre des approches d'évolution (méthodes heuristiques à population) et des méthodes de voisinage ou de parcours (méthode à recherche locale). L'idée essentielle de ces types d'hybridation consiste à exploiter pleinement la puissance de recherche des méthodes de voisinage et de recombinaison des algorithmes évolutifs sur une population de solutions [COT03].

### 5.4 Algorithme hybride

La première approche consiste en une combinaison entre une approche d'évolution (Algorithme génétique) et une méthode de voisinage ou de parcours (Recherche Taboue).

L'organigramme de cette hybridation est donné par la figure 5.1



*Figure 5.1 Organigramme de l'hybridation*



### 5.5 Application sur réseau modèle IEEE-5

Nous avons appliqué l'algorithme hybride sur un réseau IEEE-5 nœuds pour minimiser le coût de production de l'énergie électrique.

\* Paramètres de contrôle de l'algorithme

Les paramètres choisis pour l'Algorithme Génétique sont :

Taille de la population :  $N_{pop}=30$

Probabilité de croisement :  $P_c = 0.75$

Probabilité de mutation :  $P_m = 0.06$

La longueur de chromosome :  $l = 12$  bits

Nombre  $m$  maximal de génération :  $maxgen = 82$

Les paramètres choisis pour la Recherche Taboue sont :

Nombre d'itérations maximal :  $iter\_max = 20$

Longueur de la liste Taboue :  $L = 15$

Nombre de points de recherche autour du voisinage :  $M = 70$

Nombre de diversifications :  $idiver = 15$

Nombre d'intensifications :  $intens = 10$

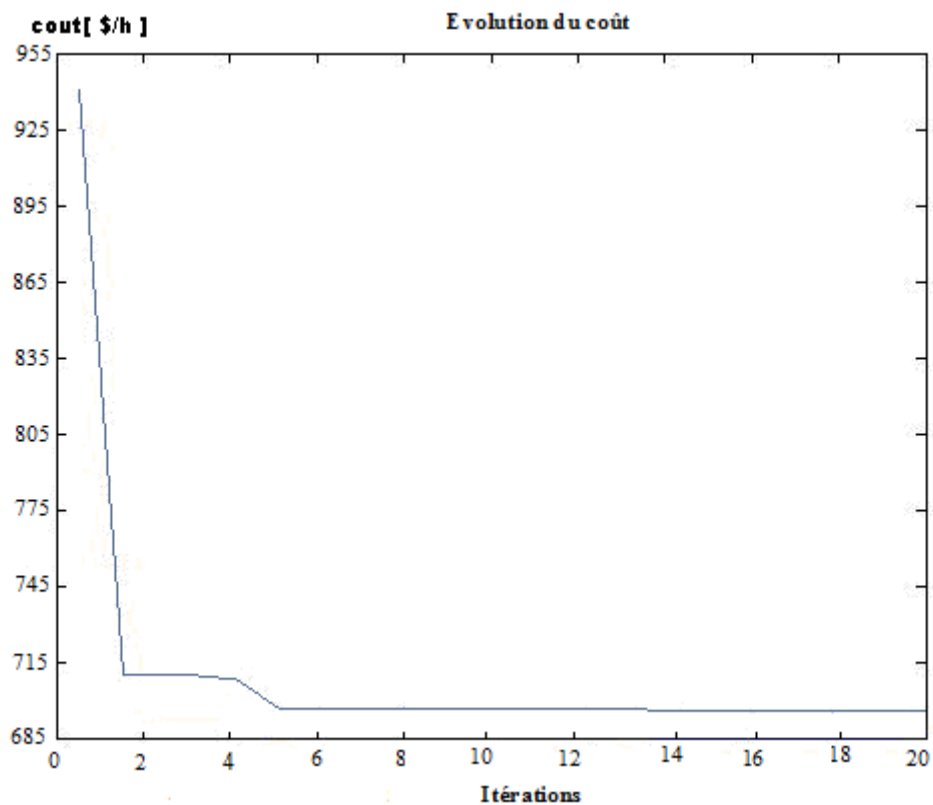
Coefficient de pénalité :  $r_k = 0.001$

Nous présentons dans le tableau (5.1) les résultats de l'hybridation de l'Algorithme Génétique et de la Recherche Taboue :

$P_{G1}^{OPT}$ (MW)	$P_{G2}^{OPT}$ (MW)	$P_{G5}^{OPT}$ (MW)	$F^{OPT}$ (\$/h)	T(s)
46.3046	71.0299	50.644	698.9714	0.720

**Tableau 5.1** Hybridation AG-RT

La figure (5.2) illustre l'évolution de la fonction coût du combustible en fonction du nombre d'itérations.



**Fig.5.2** Convergence de la fonction coût

### 5.6 Application sur réseau modèle IEEE-30

Nous avons appliqué l'algorithme hybride sur un réseau IEEE-30 noeud pour minimiser le coût de production de l'énergie électrique.

\* Paramètres de contrôle de l'algorithme

Les paramètres choisis pour l'Algorithme Génétique sont :

Taille de la population :  $N_{pop}=30$

Probabilité de croisement :  $P_c = 0.75$

Probabilité de mutation :  $P_m = 0.06$

La longueur de chromosome :  $l = 12$  bits

Nombre m maximal de génération :  $maxgen = 82$

Les paramètres choisis pour la Recherche Taboue sont :

Nombre d'itérations maximal :  $iter\_max = 40$

Longueur de la liste Taboue :  $L = 15$

Nombre de points de recherche autour du voisinage :  $M = 35$

Nombre de diversifications :  $idiver = 15$

Nombre d'intensifications :  $intens = 10$

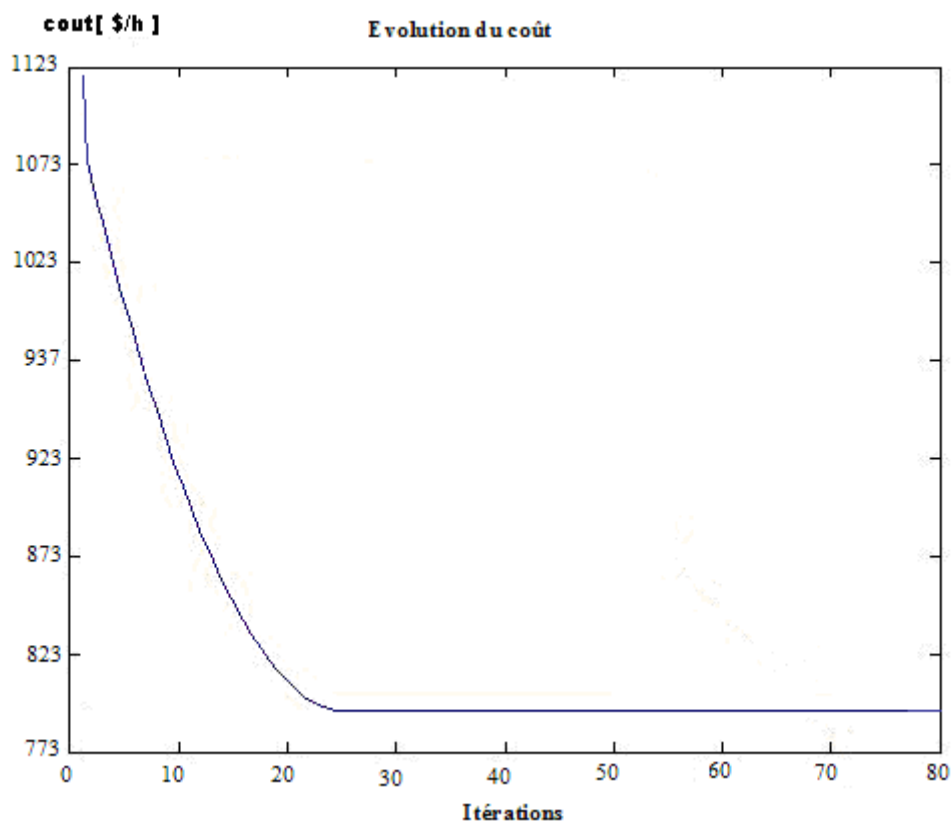
Coefficient de pénalité :  $r_k = 0.001$

Nous présentons dans le tableau (5.2) les résultats de l'hybridation de l'Algorithme Génétique et la Recherche Taboue :

$P_{G1}^{OPT}$ (MW)	$P_{G2}^{OPT}$ (MW)	$P_{G5}^{OPT}$ (MW)	$P_{G8}^{OPT}$ (MW)	$P_{G11}^{OPT}$ (MW)	$P_{G13}^{OPT}$ (MW)	F(\$/h)	Temps (s)
187.5021	47.0259	20.1724	12.3373	11.4826	13.7844	798.658	0.914

**Tableau 5.2** Hybridation AG-RT

La figure (5.3) illustre l'évolution de la fonction coût du combustible en fonction du nombre d'itérations.



**Fig.5.3** Convergence de la fonction coût

### 5.7 Application sur réseau modèle IEEE-57

Nous avons appliqué l'algorithme hybride sur un réseau IEEE-57 nœuds pour minimiser le coût de production de l'énergie électrique

\* Paramètres de contrôle de l'algorithme

Les paramètres choisis pour l'Algorithme Génétique sont :

Taille de la population :  $N_{pop}=30$

Probabilité de croisement :  $P_c = 0.75$

Probabilité de mutation :  $P_m = 0.06$

La longueur de chromosome :  $l = 12$  bits

Nombre m maximal de génération :  $maxgen = 82$

Les paramètres choisis pour la Recherche Taboue sont :

Nombre d'itérations maximal:  $iter\_max = 100$

Longueur de la liste Taboue :  $L = 15$

Nombre de points de recherche autour du voisinage :  $M = 6$

Nombre de diversifications :  $idiver = 15$

Nombre d'intensifications :  $intens = 10$

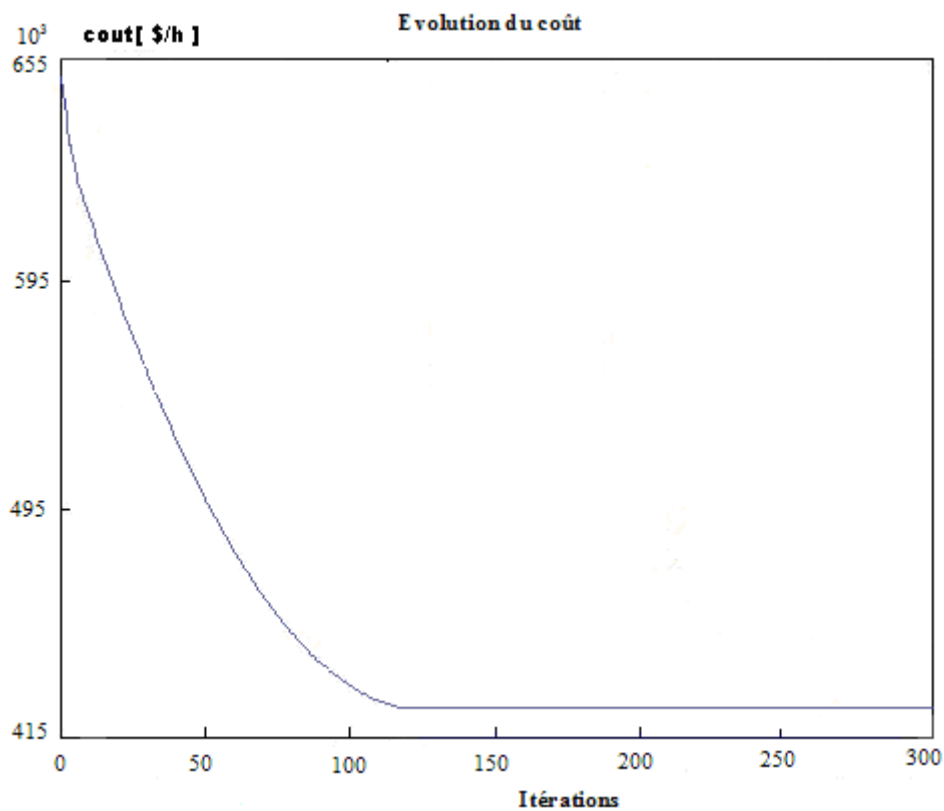
Coefficient de pénalité :  $r_k = 0.001$

Nous présentons dans le tableau (5.3) les résultats de l'hybridation de l'Algorithme Génétique et la Recherche Taboue :

$P_{G1}^{OPT}$ (MW)	$P_{G2}^{OPT}$ (MW)	$P_{G3}^{OPT}$ (MW)	$P_{G6}^{OPT}$ (MW)	$P_{G8}^{OPT}$ (MW)	$P_{G9}^{OPT}$ (MW)	$P_{G12}^{OPT}$ (MW)	$F^{OPT}$ (\$/h)	T (s)
100,1255	66,2729	66,6636	56,6026	534,417	93,1179	94,0629	42505,4117	1.13

**Tableau 5.3** Hybridation AG-RT

La figure (5.4) illustre l'évolution de la fonction coût du combustible en fonction du nombre d'itérations.



**Fig.5.4** Convergence de la fonction coût

### 5.8 Tableau récapitulatif

Nous avons récapitulé dans les tableaux (5.4), (5.5) et (5.6) les résultats obtenus par la méthode de *Recherche Taboue* et l'hybridation AG-RT

#### 5.8.1 Réseau modèle IEEE-5

Nous présentons les résultats de la méthode de Recherche Taboue et l'hybridation AG-RT

	$P_{G1}^{OPT}$ (MW)	$P_{G2}^{OPT}$ (MW)	$P_{G5}^{OPT}$ (MW)	$F^{OPT}$ (\$/h)	Temps (S)	Contrainte égalité
RT	41.8457	71.6875	54.4467	699.0277	0.571	0.001
AG-RT	46.3046	71.0299	50.644	698.9714	0.720	0.0013

**Tableau 5.4** Tableau récapitulatif Réseau IEEE-5

#### 5.8.2 Réseau modèle IEEE-30

Nous présentons les résultats de la méthode de Recherche Taboue et l'hybridation AG-RT

	RT	AG-RT
$P_{G1}^{OPT}$ (MW)	179.1339	187.5021
$P_{G2}^{OPT}$ (MW)	52.1508	47.0259
$P_{G5}^{OPT}$ (MW)	23.5641	20.1724
$P_{G8}^{OPT}$ (MW)	11.4032	12.3373
$P_{G11}^{OPT}$ (MW)	13.2429	11.4826
$P_{G13}^{OPT}$ (MW)	12.825	13.7844
$F^{OPT}$ (\$/h)	<b>800.5743</b>	<b>798.658</b>
Temps (s)	0.602	0.914
Contrainte égalité	0.0013	0.0164

**Tableau 5.5** Tableau récapitulatif Réseau IEEE-30

### 5.8.3 Réseau modèle IEEE-57

Nous présentons les résultats de la méthode de Recherche Tabou et l'hybridation AG-RT

	RT	AG-RT
$P_{G1}^{OPT}$ (MW)	112.1047	100.1255
$P_{G2}^{OPT}$ (MW)	84.5666	66.2729
$P_{G3}^{OPT}$ (MW)	92.2612	66.6636
$P_{G6}^{OPT}$ (MW)	76.0512	56.6026
$P_{G8}^{OPT}$ (MW)	530.1022	534.417
$P_{G9}^{OPT}$ (MW)	99.9999	93.1179
$P_{G12}^{OPT}$ (MW)	283.5962	94.0629
$F^{OPT}$ (\$/h)	<b>42954.8036</b>	<b>42505.4117</b>
Temps (s)	0.73	1.13
Contrainte égalité	0.0041	0.00054

**Tableau 5.6** Tableau récapitulatif Réseau IEEE-57

### 5.9 Analyse des résultats

La comparaison entre l'algorithme hybride et les méthodes constituantes (AG et RT) permet de mettre en évidence la puissance des premières. Elles présentent un taux de réussites supérieur ou égal à celui des méthodes constituantes. En ce qui concerne le temps de calcul, les méthodes hybrides sont plus rapides que les AG ; elles sont plus lentes que la RT, mais offrent une plus grande sécurité pour trouver le minimum absolu.

Les résultats de l'hybridation AG-RT ont montré une nette supériorité par rapport à la méthode de Recherche Tabou du point de vue coût optimal.

Les résultats de simulation sont encourageants et montrent l'efficacité de l'algorithme hybride relativement aux algorithmes génétiques et la Recherche Tabou seuls. Cependant, cette efficacité dépend des paramètres de l'algorithme Génétique et la Recherche Tabou.



### 5.10 Conclusion

Des techniques basées sur des métaheuristiques hybrides ont été utilisées afin d'améliorer les performances des métaheuristiques de base à populations (Algorithmes Génétiques) en leur associant une métaheuristique de base à parcours (Recherche Tabou) pour une recherche locale plus efficace.

Dans ce chapitre nous avons présenté une application de l'hybridation de la recherche Tabou avec l'algorithme génétique les résultats obtenus sont très satisfaisants.

Après avoir analysé les résultats au niveau des trois applications, nous pouvons conclure que l'hybridation AG-RT constitue une solution efficace et robuste.

## **CONCLUSION GENERALE**

## CONCLUSION GENERALE

L'importance de l'étude de la répartition optimale des puissances actives dans un réseau d'énergie électrique est capitale; elle nécessite l'élaboration d'une méthode de calcul numérique plus efficace afin de répondre à ce besoin. De nombreuses études ont été proposées dans la littérature. Notre orientation s'est focalisée sur les méthodes métaheuristiques.

Dans ce mémoire, nous avons exploré et testé l'application d'une méthode méta-heuristique qui est l'algorithme de recherche Tabou dans la répartition optimale des puissances actives.

Une première phase de ce travail a consisté au calcul de l'écoulement statique des charges par la méthode itérative de Gauss-Seidel, afin de déterminer les pertes actives totales du réseau, des simulations ont été exécutées sur trois réseaux test (IEEE-5, IEEE-30 et IEEE-57 nœuds). Ensuite, nous avons appliqués la méthode de recherche Tabou pour minimiser le cout de production de l'énergie électrique sous contraintes d'égalité et d'inégalité. Une méthode de pénalité a été introduite pour le traitement des contraintes. Les résultats de simulation confirment bien la validité et l'efficacité de l'algorithme de recherche Tabou.

Dans le but de montrer l'efficacité de cette méthode, nous avons effectué plusieurs essais. Les résultats de simulation sur les trois réseaux test sont très satisfaisants quelque soit le changement des conditions initiales.

Enfin nous avons proposé une hybridation entre l'algorithme de recherche Tabou et un Algorithme Génétique. Une amélioration des résultats obtenus par l'algorithme de recherche Tabou du point de vue cout optimal.

Les perspectives de ce travail sont multiples, on peut citer:

En premier lieu, les méthodes d'optimisations présentées dans cette thèse peuvent être améliorées, indépendamment de la stratégie d'hybridation, en allant vers des couplages forts. D'autres perspectives s'ouvrent au niveau du problème posé, c'est de traiter la répartition optimale des puissances actives et réactives simultanément.

# **ANNEXE**

## ANNEXE

### DONNEES

Dans cette annexe, nous présentons les données du réseau IEEE-5nœuds, IEEE-30nœuds et IEEE-57nœuds

#### A.1 Les données du réseau IEEE-5nœuds

**Tableau A.1** Les données des lignes

Code des nœuds $i \rightarrow j$	Résistance $R[\text{pu}]$	Réactance $X[\text{pu}]$	Admittance shunt $Y_{sh}/2[\text{pu}]$
1-2	0.02	0.06	0.03
1-3	0.08	0.24	0.025
2-3	0.06	0.18	0.038
2-4	0.06	0.18	0.02
2-5	0.04	0.12	0.0348
3-4	0.01	0.03	0.0276
4-5	0.08	0.24	0.047

**Tableau A.2** Valeurs planifiées

N° du nœud	$P_{CH}$ [MW]	$Q_{CH}$ [Mvar]	$P_G$ [MW]	$Q_G$ [Mvar]	Tension	
					Module $E$ [pu]	Argument $\delta$ [degré]
1 (Réf)	0.0	0.0	98.4	23.2	1.06	0
2	20	10	40	30	1	0
3	45	15	30	10	1	0
4	40	5	0.0	0.0	1	0
5	60	10	0.0	0.0	1	0

**Tableau A.3** Coefficients des fonctions coût et les limites des puissances

N° du nœud	$P_G^{\min}$ [MW]	$P_G^{\max}$ [MW]	$a$ [\$/MW <sup>2</sup> h]	$b$ [\$/MWh]	$c$ [\$/h]
1	30	120	0.006	2	140
2	20	80	0.0075	1.5	120
5	10	60	0.007	1.8	80

**Les pertes actives totales :  $P_L=2.98$  MW**

**La consommation totale :  $P_{ch}=165$  MW**

## A.2 Les données du réseau IEEE-30nœuds

Tableau A.4 Les données des lignes

Code des nœuds $i \rightarrow j$	Résistance R[pu]	Réactance X[pu]	Admittance shunt $Y_{sh}/2$ [pu]
1-2	0.02	0.06	0.03
1-3	0.05	0.19	0.02
2-4	0.06	0.17	0.02
3-4	0.01	0.04	0.00
2-5	0.05	0.20	0.02
2-6	0.06	0.18	0.02
4-6	0.01	0.04	0.00
5-7	0.05	0.12	0.01
6-7	0.03	0.08	0.01
6-8	0.01	0.04	0.00
6-9	0.00	0.21	0.00
6-10	0.00	0.56	0.00
9-11	0.00	0.21	0.00
9-10	0.00	0.11	0.00
4-12	0.00	0.26	0.00
12-13	0.00	0.14	0.00
12-14	0.12	0.26	0.00
12-15	0.07	0.13	0.00
12-16	0.09	0.2	0.00
14-15	0.22	0.2	0.00
16-17	0.08	0.19	0.00
15-18	0.11	0.22	0.00
18-19	0.06	0.13	0.00
19-20	0.03	0.07	0.00
10-20	0.09	0.21	0.00
10-17	0.03	0.08	0.00
10-21	0.03	0.07	0.00
10-22	0.07	0.15	0.00
21-22	0.01	0.02	0.00
15-23	0.10	0.20	0.00
22-24	0.12	0.18	0.00
23-24	0.13	0.27	0.00
24-25	0.19	0.33	0.00
25-26	0.25	0.38	0.00
25-27	0.11	0.21	0.00
28-27	0.00	0.40	0.00
27-29	0.22	0.42	0.00
27-30	0.32	0.60	0.00
29-30	0.24	0.45	0.00
8-28	0.06	0.20	0.02
6-28	0.02	0.06	0.01

**Tableau A.5** Valeurs planifiées

N° du noeud	Tension		P <sub>G</sub> [MW]	Q <sub>G</sub> [Mvar]	P <sub>CH</sub> [MW]	Q <sub>CH</sub> [Mvar]
	Module E [pu]	Argument δ [degré]				
1 (Réf)	1.06	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	1.0	0.0	60.0	23.0	21.7	12.7
3	1.0	0.0	0.0	0.0	4.2	1.2
4	1.06	0.0	0.0	0.0	7.6	1.6
5	1.0	0.0	30.0	50.0	94.2	19.0
6	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
7	1.0	0.0	0.0	0.0	22.8	10.9
8	1.0	0.0	20.0	20.0	30.0	30.0
9	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
10	1.0	0.0	0.0	0.0	5.8	2.0
11	1.0	0.0	15.0	13.0	0.0	0.0
12	1.0	0.0	0.0	0.0	11.2	7.5
13	1.0	0.0	15.0	20.0	0.0	0.0
14	1.0	0.0	0.0	0.0	6.2	1.6
15	1.0	0.0	0.0	0.0	8.2	2.5
16	1.0	0.0	0.0	0.0	3.5	1.8
17	1.0	0.0	0.0	0.0	9.0	5.8
18	1.0	0.0	0.0	0.0	3.2	0.9
19	1.0	0.0	0.0	0.0	9.5	3.4
20	1.0	0.0	0.0	0.0	2.2	0.7
21	1.0	0.0	0.0	0.0	17.5	11.2
22	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
23	1.0	0.0	0.0	0.0	3.2	1.6
24	1.0	0.0	0.0	0.0	8.7	6.7
25	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
26	1.0	0.0	0.0	0.0	3.5	2.3
27	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
28	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
29	1.0	0.0	0.0	0.0	2.4	0.9
30	1.0	0.0	0.0	0.0	10.6	1.9

**Tableau A.6** Coefficients des fonctions coût et les limites des puissances

N° du noeud	P <sub>G</sub> <sup>min</sup> [MW]	P <sub>G</sub> <sup>max</sup> [MW]	a [\$ / MW <sup>2</sup> h]	b[\$ / MWh]	c[\$ / h]
1	50	200	0.00375	2.00	0
2	20	80	0.0175	1.75	0
5	15	50	0.0625	1.00	0
8	10	35	0.00834	3.25	0
11	10	30	0.025	3.00	0
13	12	40	0.025	3.00	0

**Les pertes actives totales : P<sub>L</sub> = 8.9215 MW**

**La consommation totale : P<sub>ch</sub> = 283.4 MW**

## A.3 Les données du réseau IEEE-57nœuds

Tableau A.7 Les données des lignes

Code des nœuds $i \rightarrow j$	Résistance $R[\text{pu}]$	Réactance $X[\text{pu}]$	Admittance shunt $Y_{sh}/2[\text{pu}]$
1-2	0.0083	0.028	0.129
2-3	0.0298	0.085	0.0818
3-4	0.0112	0.0366	0.038
4-5	0.0625	0.132	0.0258
4-6	0.043	0.148	0.0348
6-7	0.02	0.102	0.0276
6-8	0.0339	0.173	0.047
8-9	0.0099	0.0505	0.0548
9-10	0.0369	0.1679	0.044
9-11	0.0258	0.0848	0.0218
9-12	0.0648	0.295	0.0772
9-13	0.0481	0.185	0.0406
13-14	0.0132	0.0434	0.011
13-15	0.0269	0.0869	0.023
1-15	0.0178	0.091	0.0988
1-16	0.0454	0.206	0.0546
1-17	0.0238	0.108	0.0286
3-15	0.0162	0.053	0.0544
4-18	0	0.555	0
5-6	0.0302	0.0641	0.0124
7-8	0.0139	0.0712	0.0194
10-12	0.0277	0.1262	0.0328
11-13	0.0223	0.0732	0.0188
12-13	0.0178	0.058	0.0604
12-16	0.018	0.0813	0.0216
12-17	0.0397	0.179	0.0476
14-15	0.0171	0.0547	0.0148
18-19	0.461	0.658	0
19-20	0.283	0.434	0
21-20	0	0.7767	0
21-22	0.0736	0.117	0
22-23	0.0099	0.0152	0
23-24	0.166	0.256	0.0084
24-25	0	0.182	0



24-26	0	0.0473	0
26-27	0.165	0.254	0
27-28	0.0618	0.0954	0
28-29	0.0418	0.0587	0
7-29	0	0.0648	0
25-30	0.135	0.202	0
30-31	0.326	0.497	0
31-32	0.507	0.755	0
32-33	0.0392	0.036	0
34-32	0	0.953	0
34-35	0.052	0.078	0.0032
35-36	0.043	0.0537	0.0016
36-37	0.029	0.0366	0
37-38	0.0651	0.1009	0.002
37-39	0.0239	0.0379	0
36-40	0.03	0.0466	0
22-38	0.0192	0.0295	0
11-41	0	0.749	0
41-42	0.207	0.0352	0
41-43	0	0.412	0
38-44	0.0289	0.0585	0.002
15-45	0	0.1042	0
14-46	0	0.0735	0
46-47	0.023	0.068	0.0032
47-48	0.0182	0.0233	0
48-49	0.0834	0.129	0.0048
49-50	0.0801	0.128	0
50-51	0.1386	0.22	0
10-51	0	0.0712	0
13-49	0	0.191	0
29-52	0.1442	0.187	0
52-53	0.0762	0.984	0
53-54	0.1878	0.232	0
54-55	0.1732	0.2265	0
11-43	0	0.153	0
44-45	0.0624	0.1242	0.004
40-56	0	1.195	0
56-41	0.553	0.0549	0
56-42	0.2125	0.354	0
39-57	0	1.355	0
57-56	0.174	0.26	0
38-49	0.115	0.177	0.003
38-48	0.0312	0.0482	0
9-55	0	0.1205	0

Tableau A.8 Valeurs planifiées

N° du noeud	P <sub>CH</sub> [MW]	Q <sub>CH</sub> [Mvar]	P <sub>G</sub> [MW]	Q <sub>G</sub> [Mvar]	Tension	
					Module E [pu]	Argument δ [degré]
1 (Réf)	55	17	-	-	1.04	0
2	3	88	0.0	-0.8	1.01	-1.18
3	41	21	40.0	-1.0	0.985	-5.97
4	0	0	0.0	0.0	0.981	-7.32
5	13	4	0.0	0.0	0.976	-8.52
6	75	2	0.0	0.8	0.98	-8.65
7	0	0	0.0	0.0	0.984	-7.58
8	150	22	450.0	62.1	1.005	-4.45
9	121	26	0.0	2.2	0.98	-9.56
10	5	2	0.0	0.0	0.986	-11.43
11	0	0	0.0	0.0	0.974	-10.17
12	377	24	310.0	128.5	1.015	-10.46
13	18	2.3	0.0	0.0	0.979	-9.79
14	10.5	5.3	0.0	0.0	0.97	-9.33
15	22	5	0.0	0.0	0.988	-7.18
16	43	3	0.0	0.0	1.013	-8.85
17	42	8	0.0	0.0	1.017	-5.39
18	27.2	9.8	0.0	0.0	1.001	-11.71
19	3.3	0.6	0.0	0.0	0.97	-13.2
20	2.3	1	0.0	0.0	0.964	-13.41
21	0	0	0.0	0.0	1.008	-12.89
22	0	0	0.0	0.0	1.01	-12.84
23	6.3	2.1	0.0	0.0	1.008	-12.91
24	0	0	0.0	0.0	0.999	-13.25
25	6.3	3.2	0.0	0.0	0.982	-18.13
26	0	0	0.0	0.0	0.959	-12.95
27	9.3	0.5	0.0	0.0	0.982	-11.48
28	4.6	2.3	0.0	0.0	0.997	-10.45
29	6.17	2.6	0.0	0.0	1.01	-9.75
30	3.6	1.8	0.0	0.0	0.962	-18.68
31	5.8	2.9	0.0	0.0	0.936	-19.34
32	1.6	0.8	0.0	0.0	0.949	-18.46
33	3.8	1.9	0.0	0.0	0.947	-18.5
34	0	0	0.0	0.0	0.959	-14.1
35	6	3	0.0	0.0	0.966	-13.86
36	0	0	0.0	0.0	0.976	-13.59
37	0	0	0.0	0.0	0.985	-13.41
38	14	7	0.0	0.0	1.013	-12.71
39	0	0	0.0	0.0	0.983	-13.46
40	0	0	0.0	0.0	0.973	-13.62
41	6.3	3	0.0	0.0	0.996	-14.05

42	7.1	4.4	0.0	0.0	0.966	-15.5
43	2	1	0.0	0.0	1.01	-11.33
44	12	1.8	0.0	0.0	1.017	-11.86
45	0	0	0.0	0.0	1.036	-9.25
46	0	0	0.0	0.0	1.05	-11.89
47	29.7	11.6	0.0	0.0	1.033	-12.49
48	0	0	0.0	0.0	1.027	-12.59
49	18	8.5	0.0	0.0	1.036	-12.92
50	21	10.5	0.0	0.0	1.023	-13.39
51	18	5.3	0.0	0.0	1.052	-12.52
52	4.9	2.2	0.0	0.0	0.98	-11.47
53	20	10	0.0	0.0	0.971	-12.23
54	4.1	1.4	0.0	0.0	0.996	-11.69
55	6.8	3.4	0.0	0.0	1.031	-10.78
56	7.6	2.2	0.0	0.0	0.968	-16.04
57	6.7	2	0.0	0.0	0.965	-16.56

**Tableau A.9** Coefficients des fonctions coût et les limites des puissances

N° du noeud	$P_G^{\min}$ [MW]	$P_G^{\max}$ [MW]	a [\$/MW <sup>2</sup> h]	b [\$/MWh]	c [\$/h]
1	0.0	575.88	0.077	20.0	0.0
2	0.0	100.00	0.010	40.0	0.0
3	0.0	140.00	0.250	20.0	0.0
6	0.0	100.00	0.010	40.0	0.0
8	0.0	550.00	0.022	20.0	0.0
9	0.0	100.00	0.010	40.0	0.0
12	0.0	410.00	0.032	20.0	0.0

**Les pertes actives totales :  $P_L = 27.882$  MW**

**La consommation totale :  $P_{ch} = 1250.8$  MW**

## **REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES**

## REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [ABD 08] Abdel Malek, L. «Etude Comparative des Méthode Hessiennes et des Algorithmes génétiques pour la Minimisation des Coût de Production dans un réseau d'entraie Electrique », Thèse d'Etat, Soutenu à L'USTO, 2008.
- [ALA ] Alain Hertz, Eric Taillard\*\*, Dominique De Werra, «A Tutorial On Tabu Search», EPFL Lausanne. : Université De Montréal, Canada, H3C3J7
- [ALB 05] Alba, E., ed.: Parallel Metaheuristics, a New Class of Algorithms. John Wiley, New Jersey (2005)
- [ALG 05] Algorithmes génétiques, Wikipedia, encyclopédie, 20 décembre 2005.
- [AHU 02] Ahuja, R.K., Ergun, O., Orlin, J.B., Punnen, A.P.: A survey of very large-scale neighborhood search techniques. *Discrete Applied Mathematics* 123(1-3) (2002) 75–102
- [ARV 71] N.V.Aravantidis & J .Rosing, the use of objective function in real power dispatching , I.E.E.E Trans on PAS, vol pas 90, July-Auguest1975
- [AYL 04] A. Yalaoui., Allocation de fiabilité et de redondance dans les systèmes
- [APP 98] Applegate, D., Bixby, R., Chàtal, V., Cook, W.: On the solution of the travelling salesman problem. *Documenta Mathematica Vol. ICM III* (1998) 645–656
- [BAK 02] A.Bakirtzis & P Biskas & C.Zoumas & V.Petridis ;Optimisation power flow By enhanced genetic algorithm ;IEEE Trans. Power Syst ; Vol.17 ;pp 229-236 ;May.2002.
- [BEN 99] F.Benzerga . ; Répartition des Charges et Optimisation de puissances Réactives des Réseaux Electriques de Grande Taille ; Thèse de Magister soutenue àL'USTO ; 1995.
- [BOU 04] T. Bouktir . «Application de la programmation orientée objet à l'optimisation de l'écoulement de puissance », Thèse Es science, Soutenu à Batna ,2004 .
- [BLU 04] Blum, C., Roli, A., Sampels, M., eds.: Proceedings of the First International Workshop on Hybrid Metaheuristics, Valencia, Spain (2004).
- [BLE05] Blesa, M.J., Blum, C., Roli, A., Sampels, M., eds.: Hybrid Metaheuristics: Second International Workshop. Volume 3636 of LNCS. (2005).
- [BUL 99] B. Bullnheimer, R.F. Hartl, and C. Strauss, A new rank-based version of the ant system: a computational study, *Central European Journal of Operations Research* 7 (1) (1999), 25–38.
- [CAR 62] J.Carpentier. « Contribution à l'Etude du Dispatching Economique », bulletin de la Société Française des Electriciens, Vol 3, septembre 1962.
- [CHR 01] Christophe Duhamel « Un Cadre Formel pour les Méthodes par Amélioration Itérative : Application à deux problèmes d'Optimisation dans les Réseaux – », Thèse de Doctorat 22
- [CRO 05] C., Roli, A., Sampels, M., eds.: Hybrid Metaheuristics: Second International Workshop. Volume 3636 of LNCS., Springer (2005) 32–41

- [COT 98] Cotta, C.: A study of hybridisation techniques and their application to the design of evolutionary algorithms. *AI Communications* 11(3–4) (1998) 223–224.
- [COT 03] Cotta, C., Troya, J.M.: « Embedding branch and bound within evolutionary algorithms. *Applied Intelligence* 18 (2003) 137–153
- [COT 05] Cotta, C., Talbi, E.G., Alba, E.: Parallel hybrid metaheuristics. In Alba, E., ed.: *Parallel Metaheuristics, a New Class of Algorithms*. John Wiley (2005) 347–370  
mars 2001
- [CHA 97] A. Chaker & M. Laouer & H. Bouzeboudja. «Analyse comparative de la répartition optimale des Puissances par les méthodes des fonctions implicites et les équations de coordination », *Bulletin scientifique de L'ENSET Oran*, N°4 –juillet 1997.
- [DOD 88] J. C. Dodu & P. Huard. «La méthode de Quasi-Newton sous contraintes non linéaires : Algorithmes à convergence globale super linéaire », *Bulletin de la Direction des Etudes et Recherches, Electricité de France, Série C N°2*, 1988
- [DOP 67] J.F.Dopazo, Member IEEE.& J.D .Schaffer. ''Real-Coded Genetic Algorithms and Interval Schemata '' , *Foundation of Genetic Algorithms 2*. San Mateo :L Darrel whitley (Morgan Kaufmann Publishers ), 187-202-1993
- [EBO 00] E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Theraulaz, *Nature*, Volume 406, Number 6791, Pag. 39 -42 (2000)
- [FGL 89] F. Glover, "Tabu Search Part I", *ORSA J. Comput*, vol. 1, No.3, pp. 190-206, 1989  
S. Pothiya, P. Tantaswadi, S. Runggeratigul, "Solving the Economic Dispatch Problem Using
- [GNA 04] R. Gnanass & P. Venkatesh & T. G. Palanivelu & K Manivannan. « Evolutionary Programming Solution of Economic Load Dispatch with Combined Cycle Co-generation Effect » *IE (I) Journal-EL*, Vol 85, pp124-128, September 2004.
- [GLO 03] Glover, F., Kochenberger, G.A.: *Handbook of Metaheuristics*. Kluwer (2003).
- [GLO 00] Glover, F., Laguna, M., Mart'ı, R.: « Fundamentals of scatter search and path relinking ».*Control and Cybernetics* 39(3) (2000) 653–684
- [GON 88] T.Gonen «Modern power system analysis », John Wiley Sons, 1988.
- [JDR 03] J. Dreó, A. Petrowski, P. Siarry et E. Taillard, « Métaheuristiques pour L'optimisation difficile », Eyrolles, 2003.
- [JHH 75] J.H. HOLLAND, *Adaptation in natural and artificial systems*. The University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [JOH 04] Johann Dréo — Patrick Siarry, « Métaheuristiques pour l'optimisation et auto organisation dans les systèmes biologiques », (LERISS,A 412), 2004
- [JIN 99] Jin-Kao Hao, Philippe Galinier, Michel Habib, Méta heuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes, *Revue d'Intelligence Artificielle*, Vol : No. 1999.
- [HAP 78] H .H .Happ. «Optimal Power Dispatch », *IEEE Trans on PAS*, Vol Pas 93,1978.

- [HOU 83] E. Housos & G.D. Irissarri . «Real and Reactive Power System Security Dispatch Using a Variable Weights Optimization Method », IEEE Transactions on Power Apparatus and System. Vol PAS-102, N° .5,pp.1260.1983.
- [MDO 92] M. Dorigo, Optimization, learning and natural algorithms, Ph.D. Thesis, Politecnico di Milano, Milano, 1992
- [MET 05] Méta heuristique, Wikipédia encyclopédie, 20 décembre 2005
- [MEZ 07] Meziane. R, « Optimisation de la structure d'un réseau de production d'énergie électrique et amélioration de sa performance », thèse de doctorat, USTO 2007.
- [MIN 83] M. Minoux. «Programmation Mathématique Théorie et Algorithmes », Tome 1, Dunod ,1983
- [MOH 06] Mohamed Aly OULD-LOULY« Développement de Méthodes Heuristiques pour le 2-Voyageur de Commerce Péripatétique », *6e Conférence Francophone de Modélisation et Simulation - MOSIM'06 – d 3 au 5 avril 2006 – Rabat- Maroc.*
- [MOS 99] Moscato, P.: Memetic algorithms: A short introduction. In Corne, D., et al., eds.:New Ideas in Optimization ». McGraw Hill (1999) 219–234.
- [MOS 99] Moscato, P. « Memetic algorithms: A short introduction. In Corne, D., et al., eds.:New Ideas in Optimization. McGraw Hill (1999) 219–234.
- [MUL 05] Multiple Tabu Search Algorithm", The first Conference of International Conference on Systems and Signals (ICSS) I-Shou University, Kaohsiung, Taiwan, April 28-29, 2005.
- [NIC 06] Nicolas SIMONS « Optimisation des Architectures Numériques : Formulation du "Design Flow" sous forme d'un problème d'aide à la décision Multi-critères » ULB 2006
- [RAH 85] M. Rahli « La commande de la Répartition Optimale des puissance actives dans un Réseau d'énergies Electrique par la programmation Linéaire » Thèse de Magister
- [RAH 96] M. Rahli « Contribution à l'Etude de la Répartition Optimale des puissance actives dans un Réseau d'Energie Electrique », Thèse d'Etat, Soutenu à L'USTO, 1998.
- [REZ 08] Rezig Missoum « Etude d'un dispatching économique des puissances actives par les algorithmes de fourmis » Mémoire de Magister Soutenu 2008 Chlef, Algérie
- [REI 73] G. F. Reid & L. Hasdorff. «Economic Dispatch Using Quadratic Programming » , IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems . Vol PAS-92,pp2015-2023, 1973.
- [ROU 01] O. Roux, La mémoire dans les algorithmes à colonie de fourmis : applications à l'optimisation et à la programmation automatique, thèse de doctorat de l'Université du Littoral Cote d'Opale, 2001
- [POT 05] S. Pothiya, P. Tantaswadi, S. Runggeratigul, «Solving the Economic Dispatch Problem Using Multiple Tabu Search Algorithm », The first Conference of International Conference on Systems and Signals (ICSS) I-Shou University, Kaohsiung, Taiwan, April 28-29, 2005.
- [PUC06] Puchinger, J., Raidl, G.R. « Models and algorithms for three-stage two-dimensional bin packing. European Journal of Operational Research», Feature Issue on Cutting and Packing (to Vappear 2006)

- [SCH 96] S. Chen, S. Smith., Commonality and genetic algorithms. Technical Report CMU-RITR- 96-27, The Robotic Institute, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, USA, 1996.
- [SAD 90] G.Sadasivam & M . Abdullah Khan . «A Fast Method for Optimal Reactive Power Flow Solution », Electrical Power & Energy Systems ,Vol .12,N°1,pp.65-68January 1990.
- [SIN 86] L.P. Singh. «Advanced power system analysis and dynamic », Wiley Eastern limited , 1986
- [SMA 99] S., Martello S., Osman I.H., Roucairol C. (eds.) Meta- Heuristics: Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization, Kluwer, Boston, 1999.
- [SPO 05] S. Pothiya, P. Tantaswadi, S. Runggeratigul, "Solving the Economic Dispatch Problem Using Multiple Tabu Search Algorithm", The first Conference of International Conference on Systems and Signals (ICSS) I-Shou University, Kaohsiung, Taiwan, April 28-29, 2005.
- [STA 83] G.W.Stagg &A.H. Elabiadh. « Computer Methods in Power System »,Mc Graw-Hill International Book Company
- [STO 92] Storer, R.H., Wu, S.D., Vaccari, R. « New search spaces for sequencing problems with application to job-shop scheduling ». Management Science 38 (1992) 1495–1509
- [SWA 04] K .S . Swarup . «Economic Dispatch Solution using Hopfield Neural Network » IE(I) Journal-EL, Vol 84,pp.77-82,September 2004
- [TAL 02] Talbi, E.G. « A taxonomy of hybrid metaheuristics», Journal of Heuristics 8(5) (2002) 541–565
- [THO 06] L .Thomas « Algorithmes génétiques et composites conducteurs », *Rapport de projet de fin d'études* 2006
- [WAL 86] Y. Wallach .«Calculation and program for power system network », Prentice- Hall, Inc, Englewood cliffs, 1986.
- [YEH 98] M. Yehia, R. Ramadan, Z. El-Tawail, K. Tarhini, «An Integrated Technico-Economical Methodology for Solving Reactive Power Compensation Problem», IEEE Trans. on PAS, vol. 13, No. 1, pp. 54–59, Feb. 1998.
- [ZIM 97] R .Zimmerman, D, Gan . «MATPOWER: A MATLAB Power System Simulation Package », 1997  
<http://www.pserc.cornell.edu/matpower/>