

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA

RECHERCHE SCIENTIFIQUE

CENTRE UNIVERSITAIRE D'EL-OUED

INSTITUT DE SCIENCES TECHNOLOGIES

DEPARTEMENT D'ELECTROTECHNIQUE



MEMOIRE DE FIN D'ETUDE EN VUE DE L'OBTENTION DU

DIPLOME D'INGENIEUR D'ETAT EN

ELECTROTECHNIQUE

OPTION : RESEAUX ELECTRIQUES

THEME

***RESOLUTION DE DISPATCHING ECONOMIQUE PAR LA
METHODE PETTERN SEARCH***

Proposé et dirigé par :

*** Mr. LABBI YACINE**

Présenté par :

- SEGHEIR TAYEB

- MOGDAD Med TAYEB

ANNEE UNIVERSITAIRE : 2010/2011

SOMMAIRE

- Résumé
- Remerciements
- Dédicace
- Sommaire.....I
- Liste des Figures.....V
- Liste de tableauxVII
- Liste des symboles et AcronymesVIII

INTRODUCTION GÉNÉRALE1

CHAPITRE I *L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE*

INTRODUCTION3

I-2 OBJECTIF DE L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE3

I-2-1 Définition et formulation de problème3

I-2-2 But de l'étude de l'écoulement de puissance.....4

I-3 MODELISATION DES ELEMENT D UN RESEAU ELECTRIQUE4

I-3-1 Les générateurs et les transformateurs4

I-3-2 Ligne de transport4

I-3-3 Les charges5

I-4 CLASSIFICATION DES JEUX DE BARRES DU RESEAU ELECTRIQUE6

I-4-1 Jeu de barre de référence6

I-4-2 Jeu de barre de générateur7

I-4-3 Jeu de barre de charge7

I-5 LES EQUATION DE L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE:7

I-6 TRANSITS ET PERTES DE PUISSANCE DU LIGNE DE TRANSPORT	8
I-7 LES METHODES DE RESOLUTION DU PROBLEME	9
I-7-1 La méthode itérative de GAUSS-SEIDEL	10
I-7-1-1 Principe	10
I-7-1-2 Application de G-S aux les équations de l'écoulement de puissance	10
I-7-2 La méthode itérative de NEWTON-RAPHSON	11
I-7-2-1 Principe:	11
I-7-2- 2 Application de N-R aux les équations de l'écoulement de puissance:	13
I-8 CONCLUSION	15

CHAPITRE II

LE DISPATCHING ECONOMIQUE OPTIMAL

II-1 INTRODUCTION.....	16
II-2 LE DISPATCHING ECONOMIQUE OPTIMAL	16
II-2-1 Définition du dispatching économique optimal	16
II-2-2 L'objectif du dispatching économique optimal	17
II-2-3 Comparaison entre le D.E.O et L'OPF :	17
II-2-4 La fonction de coût	17
II-2-5 Le coût incrémental	18
II-2-6 les contraintes	19
II-2-6-1 Les contraintes d'égalité	19
II-2-6-2 Les contraintes d'inégalités	20
II-3 LES METHODES DE RESOLUTION DE PROBLEME DE L'D.E.O	20

II-3-1 Dispatching économique sans pertes	20
II-3-1-1 Méthode analytique de lagrangien	20
II-3-1-2-la méthode graphique	26
II-3-2 Dispatching économique avec pertes	27
II-3-2-1 Calcule des pertes	28
II-3-2-2 Incrémentation des pertes de transmission :.....	28
II-3-2-3 La résolution du problème	29
II-4 CONCLUSION	35

CHAPITRE III METHODE PATTERN SEARCH

III-1 INTRODUCTION	36
III-2 LES ALGORITHMES META HEURISTIQUE.....	36
III-2-1 Quelques classifications de méta heuristique	37
III-2-1-1 Le recuit simulé (Simulated Annealing SA) :.....	37
III-2-1-2 Recherche avec tabous (Taboo Search TS) :	37
III-2-1-3 Les colonies de fourmis (Ant Colony Optimization ACO) :	37
III-2-1-4 L'électromagnétisme (electromagnetism like method EM) :	37
III-2-2 L'OPTIMISATION PAR ESSAIM PARTICULAIRE.....	37
III-2-2-1 Origines.....	37
III-2-2-2 Applications.....	39
III-2-2-3 Présentation de la méthode.....	39
III-2-2-4 Formalisation.....	39

III -2-3 L'ALGORITHME GENETIQUE.....	39
III-2-3 -1 Définition:	39
III-2-3 -2 Principe des algorithmes génétiques	40
III-2-3-3 Les avantages des algorithme génétiques	41
III-2-3 -4 Organigramme de L'AG.....	42
III-3 Pattern search.....	42
III-3-1 Introduction:	42
III-3-2 Méthode Pattern Search.....	43
III-5 CONCLUSION.....	49

CHAPITRE IV TEST DE PATTERN SEARCH

IV-1 INTRODUCTION	50
IV-2 APPLICATION PATTERN SEARCH DANS DISPATCHING OPTIMAL	50
IV-3 TEST DE PATTERN SEARCH.....	52
IV-3-1 Le réseau test de 6 unités:.....	52
IV-3-2 Le réseau test de 15unités	55
IV.3 CONCLUSION.....	60
CONCLUSION GENERALE.....	61
REFERENCES BEBLIOGRAPHIQUES.....	62
ANNEXE.....	65

Résumé

Les problèmes d'optimisation en électrotechnique présentent plusieurs difficultés liées aux besoins de l'utilisateur (recherche d'une solution globale et précision de la solution).

La résolution de telles difficultés a fait l'objet de nombreux travaux en utilisant diverses méthodes d'optimisation. Habituellement, le calcul de la répartition optimale, au niveau d'un réseau électrique, emploie des techniques de programmation mathématiques standard.

Notre travail est consacré sur la recherche de solution optimale capable
Nous allons optimiser la fonction non linéaire du coût de combustible nécessaire pour la production de l'énergie électrique par pattern search

Remerciements

Au terme de ce mémoire de fin d'études d'ingénieur, nous tenons à formuler nos chaleureux remerciements à Mr. LABBI YASSINE, notre encadreur, qui a dirigé notre travail

Nous adressons nos vifs remerciements au président du jury ainsi qu'aux examinateurs qui ont accepté de juger ce travail.

Nous tenons aussi à exprimer notre profonde gratitude à l'ensemble de nos enseignants des départements pour leurs efforts déployés à notre égard tout au long de notre parcours universitaire.

Enfin, nous remercions tous ce qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

LISTE DES FIGURES

Figure. I.1	: Modèle du générateur et du transformateur en système p.u	4
Figure. I.2	: Model d'une ligne électrique en π	5
Figure. I.3	: Modèle de la charge en système p.u	5
Figure. I.4	: Jeu de barre typique (i) dans un réseau électrique à (n) jeux de barres m	7
Figure. I.5	: Transits de puissances au niveau d'une ligne de transport	8
Figure. I.6	: Représentation géométrique de la méthode de N-R.....	11
Figure II.1	: Le coût de carburant en fonction de la puissance générée	18
Figure II.2	: La courbe de l'accroissement du coût de combustible	19
Figure II.3	: l'évolution de la répartition optimale de la puissance par la méthode de lagrangien sans pertes.....	25
Figure II.4	: variation de lamda.....	26
Figure II.5	: la méthode graphique de résolution de l'D.E.O sans pertes.....	27
Figure II.6	: l'organigramme de méthode de lagrangien avec pertes.....	31
Figure II.7	: l'évolution de la répartition optimale de la puissance par la méthode itérative de lagrangien avec pertes	34
Figure II. 8	: variation de lamda	35
Figure III.1	: Allure de la fonction de test.....	38
Figuer III.2	: Algorithme génétique de base	41
Figure III.3	: Organigramme de l'algorithme génétique	42
Figure III.4	: les vecteurs du ps2N avec forme mesh points	45
Figure III.5	: Organigramme de Pattern Search	47
Figure III.6	: La convergence de f.....	48
Figure III.7	: La convergence de la mesh	48

Figure IV.1 : Coût de carburant contre le rendement de puissance pour l'unité de turbine de 6 valves.	51
Figure IV.2 : la Convergence de PS pour le système de 6 unités	53
Figure IV.3 : variation de mesh de PS pour système de 6 unités.....	53
Figure IV.4 : Valeur de la fonction objective optimal pour 50 différent exécutions.....	54
Figure IV.5 : comparaison de PS avec des autres méthodes.....	55
Figure IV.6 : Convergence totale de PS pour le système de 15 unités	57
Figure IV.7 : Convergence de PS pour les 15 unités	57
Figure IV.8 : Variation de Mesh de PS pour le système de 15 unités	58
Figure IV.9 : Valeur de fonction objective optimal pour les 30 différents excitations	58
Figure IV.10 : comparaison la performance de PS avec des autres méthodes (15 unités).....	59
Figure IV.11 : Comparaison les temps de calcul.....	59

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU VI.1 : Coefficients de coût de générateur dans le système de 6 unités.....	52
TABLEAU VI.2 : Comparaison du PS-OPF avec différentes méthodes évolutionnaires de coût, de pertes et de temps de point de vue d'optimisation de convergence	52
TABLEAU VI.3 : Coefficients de coût de générateur dans le système de 15 unités	55
TABLEAU VI.4 : meilleure solution de système de 15unités.....	56
TABLEAU VI.5 : comparaison la performance de PS avec des autres méthodes (système de 15 unités).....	56

Liste des Symboles et Acronymes

X_s	La réactance synchrone
$ V_i $	Module de la tension du jeu de barre i .
θ_i	Phase de la tension du jeu de barre i .
Y_{ij}	Eléments complexes de la matrice admittance
δ_{ij}	l'argument de l'élément Y (i ,j) de la matrice admittance.
p_i	Puissance Active nette injectée au jeu de barre i.
Q_i	Puissance Réactive nette injectée au jeu de barre i.
S_{ij} et S_{ji}	les puissances apparentes qui transitent par le ligne (i, j).
N	Nombre de Jdb
Jdb	Jeu de barre
C_{tot}	Le coût total de la production
α, β et γ ou	Les coefficients constants propres du centrale
a_i, b_i, c_i	
$\frac{dC_i}{dP_{gi}}$	Le coût incrémental du i-ème générateur (CI)
P_{gi}	La puissance produit par le centrale i
$P_{gi \min}$	Limite minimale de production de la puissance générée d'une centrale i
$P_{gi \max}$	Limite maximale de production de la puissance générée d'une centrale i.
P_d	La puissance totale demandée
P_L	Les pertes de transport énergie électrique
N_g	Nombre des générateurs
$H(P_{gi})$	La contrainte d'égalité
Λ	le multiplicateur de Lagrange
$L()$	la fonction de Lagrange
C_i	Le coût du production de centrale i
B_{ij}, B_{io} et B_{oo}	coefficients de pertes (constantes réelles).

$\frac{\partial P_L}{\partial p_{gi}}$	l'incrémentation des pertes de transmission (ITL)
<i>Bij, Bio et</i>	coefficients de pertes (constantes réelles).
<i>Boo</i>	
$\frac{\partial P_L}{\partial p_{gi}}$	l'incrémentation des pertes de transmission (ITL)
f_i	facteur de pénalité
$\Delta\lambda$	La variation de λ
ΔP_{ng}	La variation de la puissance générée
ΔP_d	La variation de la puissance demandée
Cp	le coefficient de participation d'énergie
e	L'erreur de calcul
N-R	Newton-Raphson
G-S	Gauss-Seidel
OPF	Optimal power flow (Ecoulement de Puissance Optimal)
D.E.O	Dispatching Economique Optimal.
Q-N	Quesi-Newton
PSO	Optimisation des particules swarm
LF_OPF	Formule des pertes
P_c	probabilité de croisement
P_m	probabilité de mutation.
PS	pattern search
PO	l'optimisation de Powell

INTRODUCTION GENERALE

Depuis longtemps l'électricité a occupée une classe très importante dans la civilisation moderne. Alors des grands projets ont été conçus et étudiés dans ce domaine pour adopter ce type d'énergie aux différents besoins de notre vie quotidienne, c'est pour ça un grand nombre des mathématiciens, des informaticiens et des ingénieurs ont consacré des années de leur carrière à étudier les méthodes de calcul de l'écoulement de puissance aux systèmes électriques.

Le développement technologique a contribué à une augmentation de la consommation d'énergie qui a eu pour conséquence un accroissement des puissances à générer et à transporter. Pour résoudre le problème de l'acheminement de la puissance disponible sur les lieux de consommation, il est nécessaire de déterminer le niveau de production de chaque groupe, de façon que le coût de production de la puissance (fondamentalement le coût du carburant) soit minimal. Ce problème est connu sous le nom “ **Dispatching Economique Optimal** ”.

Le problème de la répartition économique d'énergie a pris une importance considérable avec l'apparition de la crise d'énergie nécessitant des combustibles de plus en plus chers. Il faut donc planifier les puissances actives et réactives de chaque centrale électrique, de telle sorte que le coût total de fonctionnement du réseau entier soit minimal.

Il y a trois niveaux dans l'acheminement de l'énergie électrique : le transport, la répartition et la distribution, beaucoup de facteurs attribués au succès du fonctionnement du système de puissance. Un de ces facteurs les plus importants est le prix de l'électricité. Ce dernier est influencé par trois facteurs : le coût de production, les coûts de transport et le coût de la distribution. Les coûts de production représentent le coût pour produire l'électricité à la source. Les coûts de transport représentent le coût pour transporter l'électricité par lignes à haut-tension du lieu de production jusqu'aux distributeurs. Les coûts de distribution sont les coûts pour acheminer de l'électricité de faible tension jusqu'aux utilisateurs résidentiels, commerciaux et industriels.

L'énergie électrique joue un rôle très important dans la société moderne d'aujourd'hui. Elle est produite en même temps qu'elle est consommée; donc, en permanence, la production doit s'adapter à la consommation. Il faut, donc, ajuster les puissances active et réactive des générateurs interconnectés dans un réseau électrique dans leurs limites admissibles afin de

satisfaire la charge électrique fluctuante avec un coût minimal. Cela est appelé l'écoulement de puissance optimal (OPF)

Beaucoup d'algorithmes d'OPF ont été développés pour de nombreuses applications afin d'optimiser divers objectifs avec de contraintes qui doivent être satisfaites. Chacun d'eux a ses propres caractéristiques favorables, telles que le temps de la solution et les propriétés de la convergence. Par conséquent, le choix des techniques d'optimisation utilisées dépend des problèmes confrontés. Il existe des méthodes classiques basées sur l'information de la fonction coût, et/ou de ses première et deuxième dérivées. L'inconvénient de ces méthodes est le risque de converger vers un optimum local surtout si la fonction objective est non- linéaire ou bien ses dérivées sont difficiles à calculer.

La méthode Pattern Search est alors proposés comme une alternative à ces méthodes classiques. Ils sont utilisés pour l'étude d'une variété de problèmes dans les systèmes de production et de transport de puissance électrique.

Le but de notre travail est traité le problème de dispatching économique optimal et en particulier l'étude et l'application Pattern Search pour résoudre ce problème.

Le premier Chapitre1: contient des généralités sur l'écoulement de puissance et les méthodes de calcule G-S et N-R et à la fin on expose la formulation de problème de l'écoulement de puissances.

Le deuxième Chapitre : donne une idée générale sur le dispatching économique et les méthodes de résolution classiques de ce genre de problème pour les deux cas : sans pertes et avec pertes et quelques cas particuliers.

Le troisième chapitre : fournit une initiation de base sur Pattern Search.

Le quatrième chapitre: contient les testes de Pattern Search aux réseaux de 6 et 9 unités avec ses comparaison par des autres méthodes .

Enfin, nous terminerons par une conclusion générale présentant les principaux résultats obtenus dans notre travail ainsi que les perspectives pour les travaux ultérieurs.

CHAPITRE III

METHODE PATTERN SEARCH

III-1 Introduction

III-2 Les algorithmes métaheuristique

III-3 Pattern search

III-4 Conclusion

III-1 Introduction

Dans ce chapitre, on présente quelques méthodes métaheuristique utilisées dans la minimisation du coût de production (Dispatching économique optimal) dans un réseau électrique

Le choix de l'une de ces méthodes est basé sur la facilité qu'elle offre du point de vue programmation et de la précision obtenue.

III-2 Les algorithmes métaheuristique[24]

Les métaheuristicues sont apparues dans les années 1980 pour résoudre des problèmes d'optimisation difficile. Ces méthodes ont en commun certaines caractéristiques :

- leur nature stochastique leur permet d'explorer plus facilement un espace des solutions de très grande taille
- le calcul du gradient de la fonction objectif n'est pas nécessaire à ces méthodes
- elles sont inspirées par des analogies avec la nature
- un réglage long de leurs paramètres est souvent nécessaire pour obtenir des résultats performants
- elles sont coûteuses en temps de calcul

Le principe de base d'une métaheuristique est de parcourir l'espace des solutions à la recherche de son minimum global en utilisant des mécanismes lui permettant de s'extraire des minima locaux du paysage énergétique.

L'un des atouts majeurs des métaheuristicues est leur facilité d'adaptation à de nouvelles fonctions objectifs.

Lorsque le problème d'optimisation possède peu de contraintes, la fonction objectif utilisée par les méta heuristiques est souvent celle du problème. Cependant, quand le problème possède plusieurs contraintes ou que certaines sont non linéaires, la fonction objectif doit prendre en compte la violation des contraintes en pénalisant les solutions les enfreignant. Une autre façon, de plus en plus populaire, de résoudre ce type de problème est d'utiliser une approche multi objectif.

Les métaheuristicues peuvent être classées en deux grandes familles [24], celles de voisinage et celles à base de population.

Les métaheuristiques de voisinage ont en commun d'avoir un mécanisme d'acceptation de solutions dégradées leur permettant de s'extraire des minima locaux.

Celles à base de population disposent d'un mécanisme collectif pour se sortir des minima locaux.

III-2-1 Quelque classification de métaheuristique

III-2- 1-1 Le recuit simulé (Simulated Annealing : SA)

La méthode de recuit simulée a été conçue par Kirkpatrick et al. (1983). C'est une méta - heuristique inspirée par un processus employé en métallurgie pour obtenir un état solide bien ordonné avec énergie minimale appelée le processus de recuit.

III-2-1-2 Recherche avec tabous (Taboo Search : TS)

La méthode de recherche tabou, a été formalisée en 1986 par Glover et Laguana (1997). Sa principale particularité tient dans la mise en œuvre de mécanismes inspirés de la mémoire humaine.

III-2-1-3 Les colonies de fourmis (Ant Colony Optimization : ACO)

Cette méta heuristique a été introduite pour la première fois par Dorigo (1992) et a été inspirée des études du comportement de fourmis réelles pour résoudre naturellement des problèmes relativement complexes.

Le premier algorithme de cette métaheuristique a été appliqué pour résoudre le problème du voyageur de commerce.

III-1-1-4 L'électromagnétisme (electromagnetism like method : EM)

Electromagnétisme est une méta heuristique basée sur une population de solution, elle a été proposée par Birbil et al. (2003) pour résoudre efficacement des problèmes d'optimisation difficile.

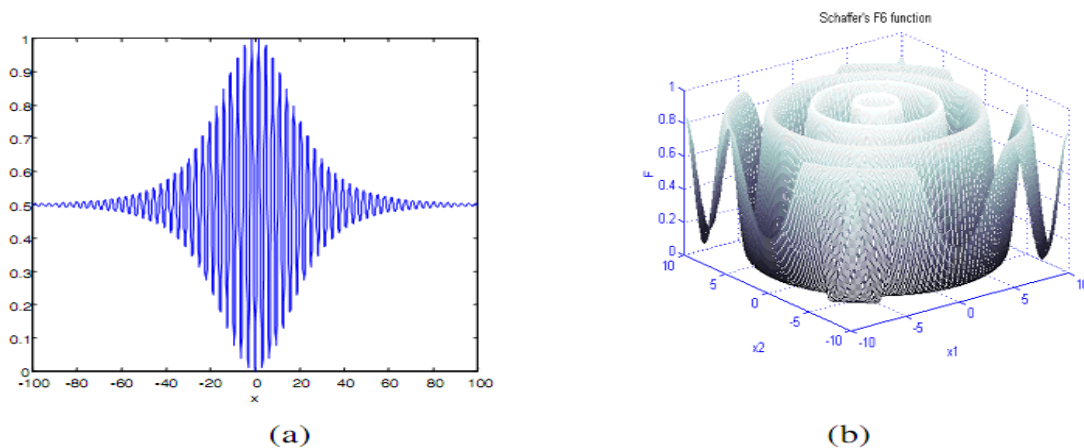
Elle a été inspirée d'une analogie avec le mécanisme attraction-répulsion de la théorie d'électromagnétisme.

III-2-2 L'optimisation par essaim particulaire[25]

III-2-2-1 Origines

L'optimisation par essaim particulaire (OEP) est une méthode née en 1995 aux États-Unis

sous le nom de Particle Swarm Optimization (PSO) .



(a) représentation à une dimension dans le domaine $[-100, 100]$

(b) représentation à deux dimensions dans le domaine $[-10, 10]$

Figure III. 1 Allure de la fonction de test .

Initialement, ses deux concepteurs, Russel Eberhart et James Kennedy, cherchaient à modéliser des interactions sociales entre des « agents » devant atteindre un objectif donné dans un espace de recherche commun, chaque agent ayant une certaine capacité de mémorisation et de traitement de l'information. La règle de base était qu'il ne devait y avoir aucun chef d'orchestre, ni même aucune connaissance par les agents de l'ensemble des informations, seulement des connaissances locales. Un modèle simple fut alors élaboré .

Dès les premières simulations, le comportement collectif de ces agents évoquait celui d'un essaim d'êtres vivants convergeant parfois en plusieurs sous-essaims vers des sites intéressants .

Ce comportement se retrouve dans bien d'autres modèles, explicitement inspirés des systèmes naturels (cf. par exemple). Ici, la métaphore la plus pertinente est probablement celle de l'essaim d'abeilles, particulièrement du fait qu'une abeille ayant trouvé un site prometteur sait en informer certaines de ses consœurs et que celles-ci vont tenir compte de cette information pour leur prochain déplacement.

Finalement, le modèle s'est révélé être trop simple pour vraiment simuler un comportement social, mais par contre très efficace en tant qu'outil d'optimisation.

Comme nous allons le voir, le fonctionnement de l'OEP fait qu'elle peut être rangée dans les méthodes itératives (on approche peu à peu de la solution) et stochastiques (on fait appel au hasard).

Sous ce terme un peu technique, on retrouve un comportement qui est aussi vieux que la vie elle-même: améliorer sa situation en se déplaçant partiellement au hasard et partiellement selon des règles prédéfinies.

III-2-2-2 Applications

Les essais de particules sont essentiellement utilisés a fin de trouver l'optimum de fonctions non-linaires.

Pour cette raison, cette méthode est utile pour optimiser l'entraînement des réseaux de neurones.

III-2-2-3 Présentation de la méthode

L'optimisation par essaim de particules repose sur un ensemble d'individus originellement disposés de façon aléatoires et homogène, que nous appellerons dès lors des particules, qui se déplacent dans l'hyper-espace de recherche et constituent, chacune, une solution potentielle.

Chaque particule dispose d'une mémoire concernant sa meilleure solution visitée ainsi que la capacité de communiquer avec les particules constituant son entourage.

À partir de ces informations, la particule va suivre une tendance faite, d'une part, de sa volonté à retourner vers sa solution optimale, et d'autre part, de son mimétisme par rapport aux solutions trouvées dans son voisinage.

À partir d'optimums locaux et empiriques, l'ensemble des particules va, normalement, converger vers la solution optimale globale du problème traité.

III-2-2-4 Formalisation

Un essaim de particule est caractérisé par :

- a) le nombre de particules de l'essaim
- b) la vitesse maximale d'une particule
- c) la topologie et la taille du voisinage d'une particule qui définissent son réseau social
- d) l'inertie d'une particule
- e) les coefficients de confiance

III-2-3 l'algorithme génétique

III-2-3-1 Définition:

Les algorithmes génétiques (AG) sont des méthodes d'optimisation de fonctions. Ces algorithmes s'inspirent de l'évolution génétique des espèces. Ainsi, ces techniques reposent toutes sur l'évolution d'une population de solutions qui sous l'action de règles précises optimisent un comportement donné, exprimé sous forme d'une fonction, dite fonction sélective (fitness function) ou [adaptation à l'environnement] [10].

Actuellement l'AG est l'une des méthodes les plus diffusées et les plus utilisées dans la résolution de problèmes d'optimisation dans de nombreux domaines d'application [11].

Les AG sont basées sur les concepts suivant :

- **Individu** : solution potentielle du problème.
- **Chromosome** : solution potentielle du problème sous une forme codée, c-à-d une forme chaîne de caractères.
- **Population** : ensemble fini d'individus (de solution).
- **Gène** : partie élémentaire (caractère) non divisible d'un chromosome.
- **Fitness** : terme anglo-saxon qui désigne la fonction d'évaluation d'un individu. Cette fonction est liée à la fonction à optimiser et permet de définir le degré de performance d'un individu (donc d'une solution) vis-à-vis du problème [12].

III-2-3-2 Principe des algorithmes génétiques:

Le principe fondamental d'un algorithme génétique consiste à représenter l'évolution naturelle d'organismes (individus), générations après générations, en respectant les phénomènes d'hérédité et la loi de survie énoncés par Darwin. Selon ces principes, au sein d'une population d'individus, seuls les plus forts, c'est-à-dire les mieux adaptés à milieu naturel, survivent et peuvent donner une descendance [13], parce que dans la nature, l'adaptation d'un individu reflète sa capacité de survivre dans son environnement. En optimisation, la valeur de la fonction objective mesure l'adaptation de l'individu à l'environnement. Un individu est donc d'autant mieux adapté qu'il satisfait le critère d'optimisation [11].

A partir de ces deux concepts : codage des paramètres et mesure d'adaptation, on peut décrire le fonctionnement général des algorithmes génétiques.

Les AG débutent par l'initialisation aléatoire d'une population p de N individus. La population évalue sur plusieurs générations.

A chaque génération g , les individus de la population $p(g)$ sont évalués et les plus adaptés sont autorisés par l'opérateur sélection à avoir un grand nombre de descendant. Une mise en œuvre de cet opérateur consiste à donner pour chaque individu une probabilité d'avoir un descendant dans la génération suivante, proportionnellement à sa performance. Les mécanismes de mise en œuvre les plus employés sont la roue de loterie, le tournoi ou la décimation et ils seront détaillés plus loin. Ils ont tous en commun de générer une population $p(g)$ de même nombre N d'individus formés des copies des individus appelés à se produire.

Pour former la nouvelle génération, les opérateurs de croisement et de mutation sont alors appliqués sur des individus sélectionnés aléatoirement dans $p(g)$.

La performance d'un individu est mesurée par une fonction de performance ou adaptation (fitness en anglais) qui se déduit de la fonction objectif, car les AG sont naturellement formulés en termes de maximisation. [11]

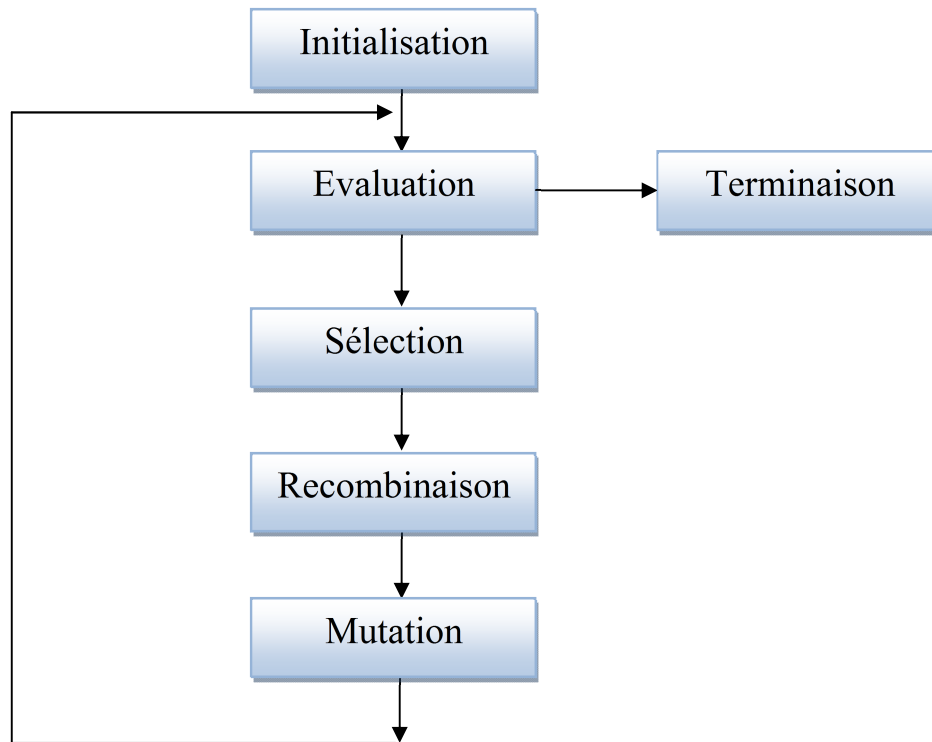


Figure III. 2: Algorithme génétique de base

III-2-3-3 Les avantages des algorithmes génétiques : [15]

A noter qu'une des qualités des algorithmes génétiques est une recherche balançant efficacement entre l'exploitation des résultats obtenus et l'exploration hasardeuse de nouveaux candidats. Parmi les principaux avantages des algorithmes génétiques, nous pouvons signaler :

1. La recherche d'un optimum s'effectue à partir d'une population et non d'un point unique. Ce parallélisme implicite permet de proposer plusieurs solutions différentes en fin d'exécution.
2. Il n'est pas nécessaire de savoir formaliser le problème. Seul l'évaluation du solution doit pouvoir être faite.

3. Les algorithmes génétiques utilisent des règles de transition probabilistes, et non déterministes, ce qui permet de s'extraire des optima locaux.

III-2-3-4 Organigramme de l' algorithme génétiques

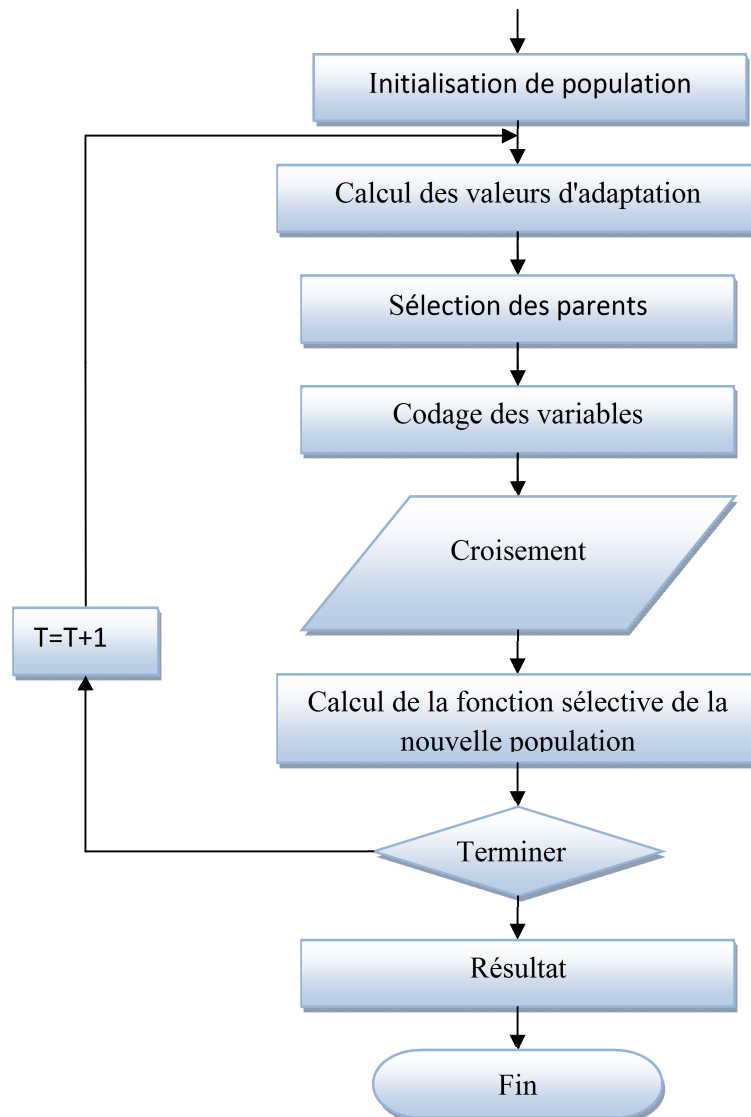


Figure III.3: Organigramme de l'algorithme génétique

III-3- Pattern search

III-3-1 Introduction:

Récemment, une famille particulière des méthodes globales d'optimisation, présentée et développée par des chercheurs en 1960 [17], a suscité une grande attention, à savoir les méthodes directes de recherche.

Des méthodes directes de recherche sont simplement structurées pour explorer un

ensemble de points, autour de la position actuelle, recherchant un point qui a une plus petite valeur objective que la courante.

Cette famille inclut des algorithmes de Pattern Search (PS), des simplex methodes (SM) (différent du simplex utilisé dans la programmation linéaire), l'optimisation de Powell (PO) et d'autres [18].

Des méthodes directes de recherche, par opposition à des méthodes plus standard d'optimisation, s'appellent souvent dérivé-libres car elles n'exigent d'aucune information sur le gradient ou les dérivés plus hauts de la fonction objective de rechercher une solution optimale. Par conséquent des méthodes directes de recherche peuvent très bien être employées pour résoudre des problèmes non continus, non différentiables d'optimisation.

Puisque dispatching économique est l'un de tels problèmes, alors la méthode proposée semble être un bon candidat pour aborder les tâches d'ELD.

III-3-2 Méthode Pattern Search

La Pattern Search (PS) est une appropriée courant évolutionnaire à résoudre une variété de problèmes d'optimisation qui se trouvent en dehors de la portée des tâches typiques d'optimisation, et a l'avantage d'être très simple dans le concept, facile à mettre en application et informatique efficace.

À la différence des algorithmes par exemple génétiques [20, 21], la PS a un flexible et bien-équilibré l'opérateur capable augmenter et adapter le global aussi bien que l'air fin la recherche locale.

Un examen utile de pattern search pour l'optimisation sans contrainte peut être trouvé dedans [19].

La routine d'optimisation de la PS est une technique évolutionnaire qui convient pour résoudre une variété de problèmes d'optimisation qui se trouvent en dehors de la portée des méthodes standard d'optimisation.

Généralement, la PS a l'avantage d'être très simple dans le concept, et facile pour mettre en application et informatique l'algorithme efficace.

À la différence d'autres algorithmes heuristiques, tels que GA, la PS possède un opérateur flexible et bien-équilibré pour augmenter et adapter la recherche locale et global .

Les auteurs ont donné un éventuel moderne sur la famille classique des algorithmes dérivé-libres, se concentrant sur l'élaboration des méthodes directes de recherche.

La PS, algorithme procède en calculant un ordre des points qui peuvent ou ne peuvent pas des approches au point optimal.

L'algorithme commence par établir un ensemble de points appelés engrenent, autour du

point donné.

Ce point courant pourrait être le point de départ initial fourni par l'utilisateur ou il pourrait être calculé de l'étape précédente de l'algorithme.

La maille est constituée en ajoutant le point courant à un multiple scalaire d'un ensemble de vecteurs appelés un modèle.

Si un point dans la maille s'avère pour améliorer la fonction objective au point courant, le nouveau point devient le point courant à la prochaine itération.

Ce améliore peut-être expliqué par ce qui suit :

D'abord :

(pour le système de deux démontions)

La pattern search commence au point initial X_0 qui est indiqué comme point de départ par l'utilisateur.

À la première itération, avec une maille appelée par scalar=1, les vecteurs de modèle sont construits comme

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

ils peuvent s'appeler les vecteurs de direction.

Alors l'algorithme de PS ajoute les vecteurs de direction au point initial X_0 pour calculer les points suivants de mesh :

$$\begin{aligned} X_0 + \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \\ X_0 + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \\ X_0 + \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \\ X_0 + \begin{bmatrix} 0 & -1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Le figure III-4 montre la formation de mesh et les vecteurs de PS.

L'algorithme calcule la fonction objective aux points de mesh dans l'ordre montré. L'algorithme vote les points de mesh en calculant leurs valeurs de fonction objective jusqu'à ce qu'il trouve un dont la valeur est plus petite que la valeur de fonction objective de X_0 .

S'il y a un tel point, alors le scrutin est réussi et les ensembles d'algorithme ce point égal à X_1 [22].

Après un scrutin réussi, l'algorithme fait un pas à l'itération 2 et multiplie la mesh courante par 2, (ceci s'appelle le facteur d'expansion et a une valeur par défaut de 2).

La mesh à l'itération 2 contient les points suivants :

$$2 * [1 \quad 0] + X_1$$

$$2 * [0 \quad 1] + X_1$$

$$2 * [-1 \quad 0] + X_1$$

$$2 * [0 \quad -1] + X_1$$

L'algorithme vote les points de mesh jusqu'à ce qu'il trouve un dont la valeur est plus petite la valeur de fonction objective de X_1 .

Le premier un tel point qu'il trouve s'appelle X_2 , et le scrutin est réussi.

Puisque le scrutin est réussi, l'algorithme multiplie la mesh courante par 2 pour se mettre une mesh de 4 à la troisième itération parce que le facteur =2 d'expansion

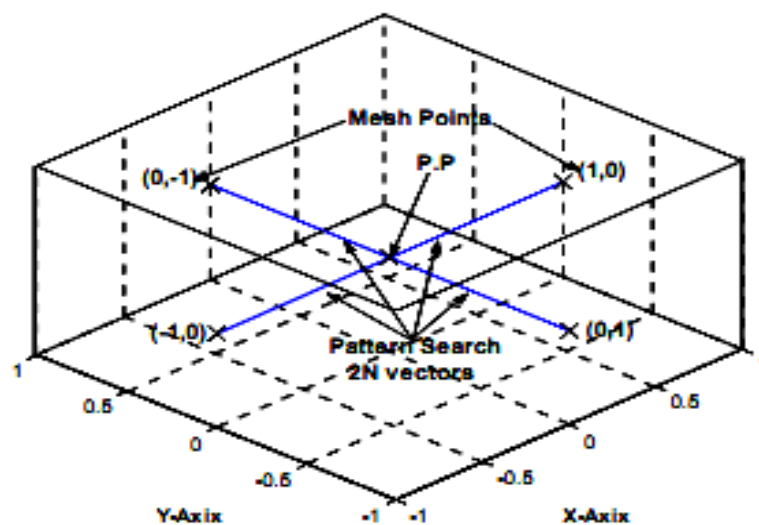


Figure III.4 les vecteurs du ps2N avec forme mesh points

Après:

Maintenant si l'itération 3, (size= 4 de mesh), des extrémités étant en hausse scrutin non réussi, c.-à-d aucun des points de mesh a une plus petite valeur de fonction objective que la valeur à X_2 , ainsi le scrutin s'appelle un scrutin non réussi.

Dans ce cas-ci, l'algorithme ne change pas le point courant à la prochaine itération. C'est-à-dire, $X_3 = X_2$.

À la prochaine itération, l'algorithme multiplie la mesh courante par 0.5, un facteur de contraction, de sorte que la mesh à la prochaine itération soit plus petite.

L'algorithme vote alors avec une plus petite mesh [22].

L'algorithme d'optimisation de pattern search répétera les étapes illustrées jusqu'à ce qu'il trouve la solution optimale pour la minimisation de la fonction objective.

Les arrêts d'algorithme quand les conditions suivantes l'une des se produit [19, 22] :

La mesh est moins que la tolérance de mesh.

Le nombre d'itérations effectuées par l'algorithme atteint la valeur de l'itération maximum.

Tout le nombre d'évaluations de fonction objective exécutées par l'algorithme atteint la valeur des évaluations maximum de fonction.

La distance entre le point trouvé à un scrutin réussi et le point trouvé au prochain scrutin réussi est moins que la tolérance de X .

Le changement de la fonction objective d'un scrutin réussi au prochain scrutin réussi est moins que la tolérance de fonction.

Tous paramètres impliqués dans l'algorithme d'optimisation pattern search peuvent être prédéfinis sujet à la nature du problème étant résolu.

Les étapes ci-dessus et comment la picoseconde évolue sont dépeintes par l'organigramme de figure III.5.

Il convient noter que tous paramètres impliqués dans l'algorithme d'optimisation pattern search peuvent être prédéfinis sujet à la nature du problème étant résolu [23].

L'opérateur de patern search donne à l'utilisateur beaucoup de commande concernant la direction de la recherche. Après avoir entrepris un grand nombre d'expériences pour beaucoup de valeurs de facteur d'expansion et de contraction, la meilleure combinaison s'est avérée 2 et 0.5 respectivement, donnant une meilleure exécution moyenne de vitesse optimale de calcul aussi bien que la bonne direction de la recherche [23].

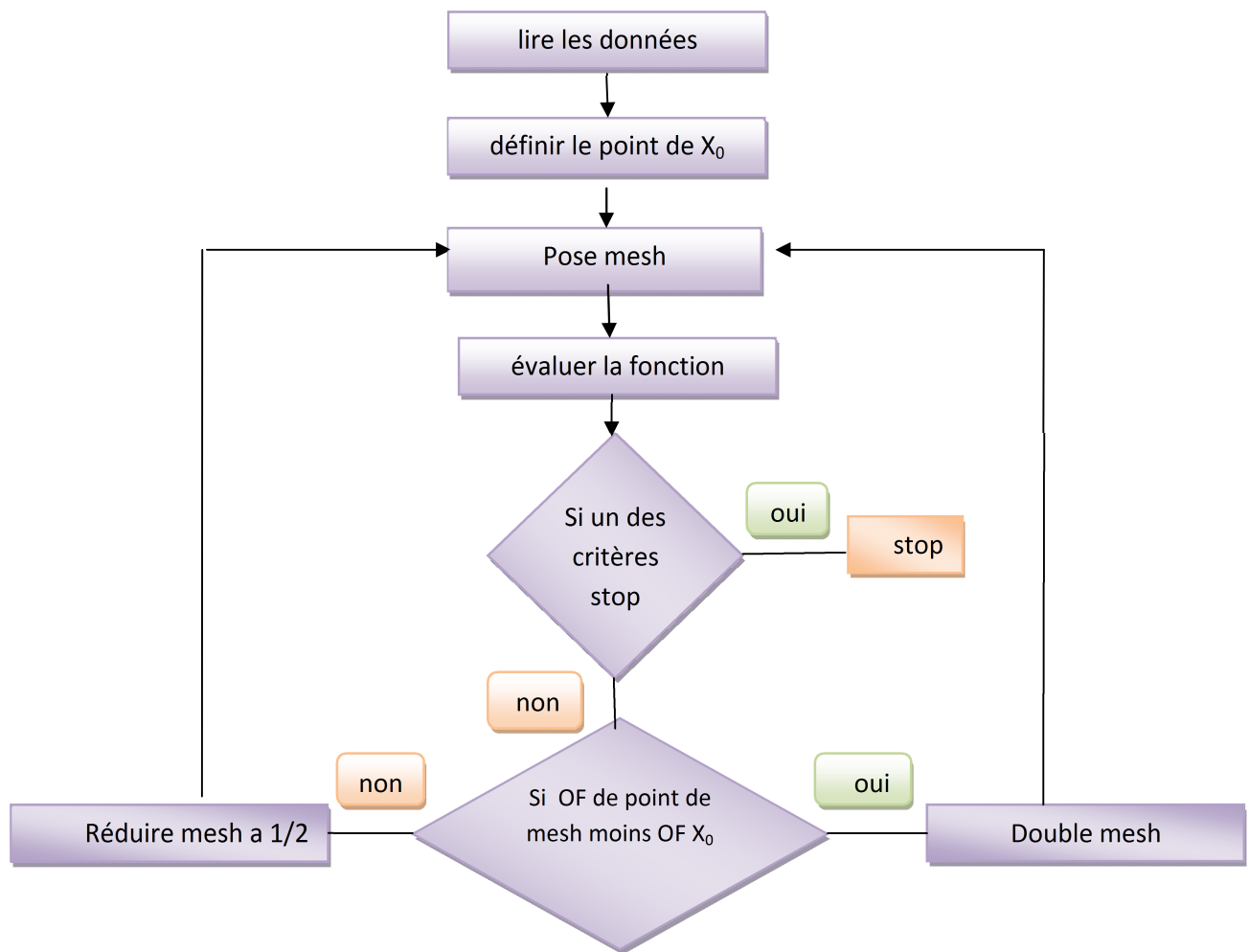


Figure III.5: Organigramme de Pattern Search

SIMPLE EXEMPLE:

On pose la fonction non-linéaire F en fonction deux variable x_1 et x_2 .

Nous recherchons le valeur minimal de f

$$f = x_1^2 + x_2 - \sin(100 \cdot x_1)$$

avec les constraints : limite de $x(1)$ et $x(2)$ est :

$$\text{lim} = \begin{bmatrix} 10 & 50 \\ 20 & 100 \end{bmatrix}$$

les valeurs initial sont pose comme suit:

$$X(i) = \text{lim}(i, 1) + \text{rand} * (\text{lim}(i, 2) - \text{lim}(i, 1))$$

SOLUTION:

D'après l'application la méthode de Pattern Search a notre fonction d'objective on trouve le solution suivant :

Itér N°	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
X1	18.325	17.3628	15.3628	11.3628	10.0000	10.0000	10.00	10.00	10.00	10.00	10.00	10.00
X2	50.8355	50.3855	50.3855	50.3855	50.3855	34.3855	20.00	20.00	20.00	20.00	20.00	20.00
F(x1,x2)	1788.4	1519.4	1235.3	758.2	196.8	164.8	119.2	119.2	119.2	119.2	119.2	119.2
mesh	1.00	2.00	4.00	8.00	16.00	32.00	64.00	128.00	63.36	24.99	1.88	1.36

Les solution optimal :

$Xf =$

10.0040

20.0000

Le Cout Optimale est :

$f = 119.0994$

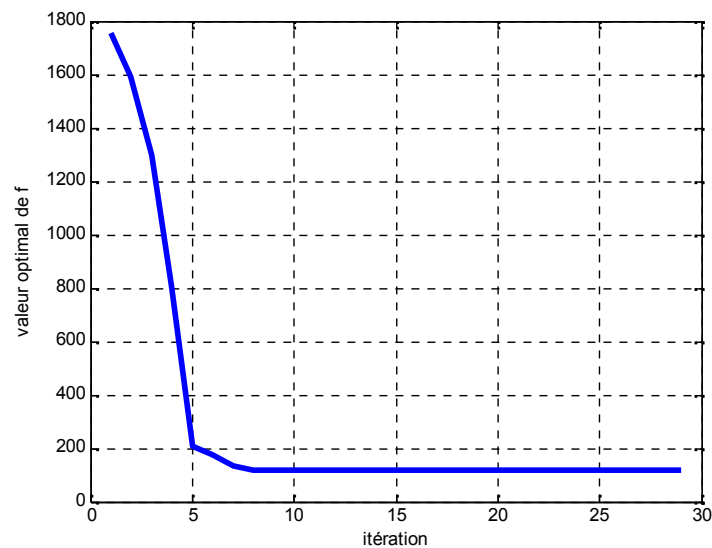


Figure III.6 La convergence de f

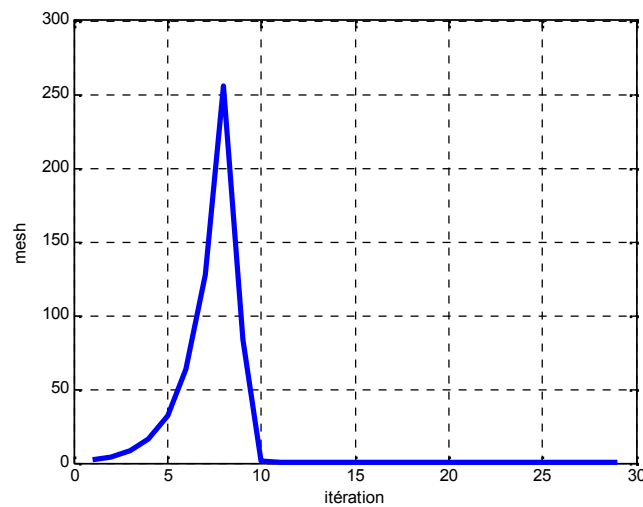


Figure III.7 La convergence de la mesh

III-4 Conclusion :

Pattern Search constitue actuellement un sujet de recherche important dans le cadre de l'optimisation et de la recherche opérationnelle.

Dans ce chapitre nous avons présenté les algorithmes méta heuristique (algorithme génétique, essaim particulaire) et en détail les mécanismes d'un Pattern Search.

Pattern search fournit des solutions proches de la solution optimale.

Pattern Search semble être une technique efficace pour résoudre un grand nombre de problèmes dont la combinatoire rend difficile l'application des méthodes mathématiques classiques.

L'algorithme de Pattern Search est applicable pour nombreux problèmes, dont le problème de l'optimisation de l'écoulement de puissance dans le chapitre suivant.

CONCLUSION GENERALE

Après l'étude accomplie dans ce mémoire concernant l'application de pattern search à l'optimisation de l'écoulement de puissance, on peut conclure que pattern search est bien adaptés à la détermination des valeurs optimales des puissances générées par les centrales interconnectées pour avoir le minimum coût possible.

Pattern search constitue une famille d'algorithmes heuristiques permettant de rechercher l'optimum des fonctions objectives.

Cette mémoire présente une nouvelle approche basée sur l'optimisation par Pattern Search pour étudier dispatching économique de système d'alimentation. La méthode Pattern Search a été appliquée à deux cas de réseaux et comparée avec des méthodes classiques, les résultats d'analyse ont démontré que la pattern search surpasse les autres méthodes en termes d'atteindre une meilleure solution optimale et une réduction significative de durées de calcul, la pattern search est plus sensible à la conjecture initiale.

De façon générale, l'algorithme de Pattern Search s'est avéré très utile en l'étude des problèmes d'optimisation dans des systèmes d'alimentation.

Afin d'appliquer Pattern Search aux différents réseaux, il faut prendre en considération la sécurité de réseau, alors la spécification des limites des puissances et des tensions qui doivent être appliquées aux différents jeux de barres est un pas très essentiel dans la modélisation des problèmes d'optimisation de l'écoulement de puissance.

Nous estimons que ce travail sera un pas dans le développement des techniques modernes pour résoudre le problème de D.E.O. En perspective, nous proposons d'optimiser d'autres fonctions objectives importantes, comme la puissance réactive, les pertes de puissances actives et les émissions des gaz toxiques dans l'atmosphère.

Annexe

Matrices B de 15 unités

$$B = \begin{bmatrix} 0.0014 & 0.0012 & 0.0007-0.0001 & -0.0003 & -0.0001 & -0.0001-0.0001 & -0.0003 & 0.0005 & -0.0003 & -0.0002 & 0.0004 & 0.0003 & -0.0001 \\ 0.0012 & 0.0015 & 0.0013 & 0.0000 & -0.0005 & -0.0002 & 0.0000 & 0.0001 & -0.0002-0.0004-0.0004 & -0.0000 & 0.0004 & 0.0010 & -0.0002 \\ 0.0007 & 0.0013 & 0.0076-0.0001 & -0.0013 & -0.0009 & -0.0001 & 0.0000 & -0.0008 & -0.0012-0.0017 & -0.0000 & -0.0026 & 0.0111 & -0.0028 \\ -0.0001 & 0.0000-0.0001 & 0.0034 & -0.0007-0.0004 & 0.0011 & 0.0050 & 0.0029 & 0.0032-0.0011 & -0.0000 & 0.0001 & 0.0001 & -0.0026 \\ -0.0003-0.0005-0.0013-0.0007 & 0.0090 & 0.0014 & -0.0003 & -0.0012-0.0010 & -0.0013 & 0.0007 & -0.0002 & -0.0002 & -0.0024 & -0.0003 \\ -0.0001-0.0002-0.0009-0.0004 & 0.0014 & 0.0016 & -0.0000 & -0.0006-0.0005 & -0.0008 & 0.0011 & -0.0001 & -0.0002 & -0.0017 & 0.0003 \\ -0.0001 & 0.0000-0.0001 & 0.0011 & -0.0003 & -0.0000 & 0.0015 & 0.0017 & 0.0015 & 0.0009 & -0.0005 & 0.0007 & -0.0000 & -0.0002 & -0.0008 \\ -0.0001 & 0.0001 & 0.0000 & 0.0050 & -0.0012 & -0.0006 & 0.0017 & 0.0168 & 0.0082 & 0.0079 & -0.0023 & -0.0036 & 0.0001 & 0.0005 & -0.0078 \\ -0.0003-0.0002-0.0008 & 0.0029 & -0.0010 & -0.0005 & 0.0015 & 0.0082 & 0.0129 & 0.0116-0.0021 & -0.0025 & 0.0007 & -0.0012 & -0.0072 \\ -0.0005-0.0004-0.0012 & 0.0032 & -0.0013 & -0.0008 & 0.0009 & 0.0079 & 0.0116 & 0.0200 & -0.0027 & -0.0034 & 0.0009 & -0.0011 & -0.0088 \\ -0.0003-0.0004-0.0017-0.0011 & 0.0007 & 0.0011-0.0005-0.0023 & -0.0021 & -0.0027 & 0.0140 & 0.0001 & 0.0004 & -0.0038 & 0.0168 \\ -0.0002-0.0000-0.0000-0.0000 & -0.0002-0.0001 & 0.0007-0.0036-0.0025 & -0.0034 & 0.0001 & 0.0054 & -0.0001 & -0.0004 & 0.0028 \\ 0.0004 & 0.0004-0.0026 & 0.0001 & -0.0002 & -0.0002-0.0000 & 0.0001 & 0.0007 & 0.0009 & 0.0004 & -0.0001 & 0.0103 & -0.0101 & 0.0028 \\ 0.0003 & 0.0010 & 0.0111 & 0.0001 & -0.0024 & -0.0017-0.0002 & 0.0005 & -0.0012 & -0.0011 & -0.0038 & -0.0004 & -0.0101 & 0.0578 & -0.0094 \\ -0.0001-0.0002-0.0028-0.0026 & -0.0003 & 0.0003 & -0.0008-0.0078-0.0072 & -0.0088 & 0.0168 & 0.0028 & 0.0028 & -0.0094 & 0.1283 \end{bmatrix}$$

$$Boi = [-0.0001 -0.0002 \ 0.0028 -0.0001 \ 0.0001 -0.0003 -0.0002 -0.0002 \ 0.0006 \ 0.0039 -0.0017 -0.0000 -0.0032 \ 0.0067 -0.0064]$$

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE

- [1] **T.AZEB CHIKH, F. FOUNES**, ‘L’écoulement de puissance alternative-continu’, mémoire d’ingénieur, Ecole nationale polytechnique, 1995.
- [2] **S. Sayah**, ‘application des ensembles flous a la répartition optimale de la puissance dans les réseaux électriques’, Mémoire de magister, université Ferhat Abbas De Sétif, 2005.
- [3] **A. M. Hamza, B. M. Salah, T. Smail**, ‘Optimisation le dispatching économique optimale par la méthode Swarm (POS), Mémoire d’ingénieur d’Etat en Electrotechnique, Centre Universitaire D’El-OUED, 2009.
- [4] **Pr. Jean-Louis LILIEN**, ‘Transport et distribution de l’énergie électrique’, Manuel de travaux pratiques, Université de Liège Faculté des Sciences Appliquées, 1999/2000.
- [5] Systèmes de conduite des grands réseaux électriques Année 2000-2001 Cours ELEC-026.
- [6] **R. Labdani**, ‘Application des AG à l’optimisation de l’écoulement de puissance’, Mémoire d’ingénieur, Université d’OEB, juillet 2004.
- [7] **Y.Labbi et N.Barka**, ‘Etude Et Analyse Du Problème De Dispatching Economique Par Les Algorithmes Génétiques’, mémoire d’ingénieur, Université Biskra, 2005.
- [8] **Fraipont Michael Le Yun Kang**, ‘Dispatching économique avec/sans pertes’, Projet de conduite des réseaux électriques ELEC234 Université Libre Bruxelles, 2006-2007.
- [9] **B. De Metz-Noblat, G. Jeanjean**, ‘Stabilité dynamique des réseaux électriques industriels’, CT 185 édition janvier 1997.
- [10] **M. Nasri et M. EL Hitmy**, ‘Algorithme Génétique et Critère de la Trace pour l’Optimisation du Vecteur Attribut : Application à la Classification Supervisée des Images de Textures’, Ecole Supérieure de Technologie, B.P 473, OUJDA, MAROC.
- [11] **Omessaad HAJJI**, ‘contribution du développement de méthode d’optimisation stochastiques. Application a la conception des diapositifs électrotechnique’, thèse de Docteur DOCTEUR, 2003,

- [12] **A.ROUABHI, Y. TEBBAKH**, ‘Amélioration de la Stabilité Dynamique des Réseaux Electriques par les Algorithmes Génétiques’, mémoire d’Ingénieur, Ecole Nationale Polytechnique, El-Harrach, Alger.
- [13] **L. Abdelmalek, S.M. Djaber et M.Rahli**, ‘Etude de la répartition économique des réseaux électriques par les algorithmes génétiques’, Département de Génie Electrique Algérie, E.N.S.E.T Oran, B.P.1523, Oran, Algérie.
- [14] **Johann DR’EO, Alain P’E TROWSKI, Patrick SIARRY et Eric TAILLARD** , ‘M’etaheuristiques pour l’optimisation difficile. Eyrolles, 2003. *Cit’e p* 59, 60, 67, 71, 74
- [15] **M.YOUNES, M. RAHLI, M. KANDOUCI**, ‘Résolution du solitaire anglais par algorithme génétique (applet java)’, Nicolas Maisonneuve – 2002.
- [16] **L.L. Lai, J. T. Ma, R. Yokoma, M. Zhao**, ‘Improved genetic algorithms for optimal power flow under both normal and contingent operation states’, *Electrical Power & Energy, System*, Vol. 19, No. 5, p. 287-292, 1997.
- [17]**Hooke, R., et Jeeves, T.A.**, « dirigent la solution de recherche des problèmes numériques et statistiques, » *J. Assoc. Mach de calcul.*, vol. 8, pp. 212–229, 1961.
- [18] **Lewis, R.M., Torczon, V., et Trosset, M.W.**, « dirigent des méthodes de recherche : Puis et maintenant, » *J. Computat. APPL. Maths.*, vol. 124, pp. 191–207, 2000.
- [19] **R.M. Lewis, V. Torczon, et M.W. Trosset**, dirigent des méthodes de recherche : puis et maintenant, *journal des mathématiques informatiques et appliquées*, vol. 124, 2000, pp. 191-207.
- [20] **D.E. Goldberg**, algorithmes génétiques dans la recherche, l'optimisation, et l'étude de machine. *Reading, Mass, Harlow, Addison-Wesley*, 1989.
- [21] **Z. Michalewicz**, structures génétiques d'algorithmes + de données = programmes d'évolution, *3ème inverseur et ED prolongé. Berlin, New York : SpringerVerlag*, 1996.
- [22] **C. Thitithamrongchai, B.U.c.e.-arporn**, évolution différentielle de Selfadaptive a basé le flux de puissance optimal pour des unités avec des fonctions de coût Non-lisses de carburant, *systèmes électriques de J. 3-2* (2007), pp.88-99.
- [23] **H.K. Youssef, EL-Shibini de M., et G.A. Hazaa**, « quelques nouveaux aspects dans la sécurité dynamique de système d'alimentation en utilisant la reconnaissance de forme, » *dans la deuxième conférence de puissance de Moyen-Orient. MEPCON-92*, 1992, pp. 308-313.

REFERENCES

[24] **Johann DR' EO, Alain P' ETROWSKI, Patrick SIARRY et Eric TAILLARD :**

"Metaheuristiques pour l'optimisation difficile. Eyrolles, 2003. Cit'e p 59, 60, 67, 71, 74"

[25] **Maurice Clerc et Patrick Siarry** Une nouvelle métaheuristique pour l'optimisation

difficile : la méthode des essais particuliers * France Télécom R&D

[26] **Y. LABBI, D. BEN ATTOUS** A HYBRID GA-PS METHOD TO SOLVE THE ECONOMIC LOAD DISPATCH PROBLEM

[27] **R. M. Lewis, V. Torczon, and M. W. Trosset**, Direct search methods: then and now, Journal of Computational and Applied Mathematics, vol. 124, pp. 191-207, 2000

[28] **W. Ongsakul and T. Tantimaporn**, Optimal powers flow by improved evolutionary programming, Elect. Power Comp. and Syst, Vol. 34, pp. 79-95, 2006.

[29] **J. Yuryevich, K. P. Wong**, Evolutionary Programming Based Optimal Power Flow Algorithm; IEEE Transaction on power Systems, Vol. 14, No. 4, November 1999.

[30] **Saravuth Pothiya, Issarachai Ngamroo, Waree Kongprawechnon**. "Application of multiple tabu search algorithm to solve dynamic economic dispatch considering generator constraints", *Elsevier, Energy Conversion and Management* 49 (2008), pp. 506–516.