

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université des Sciences et de la Technologie d'Oran «Mohamed Boudiaf»  
Faculté de Génie Electrique  
Département d'Electrotechnique



**MEMOIRE EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE MAGISTERE**

**SPECIALITE :** Electrotechnique

**OPTION :** Conditionnement des Réseaux Electriques en Utilisant des Composants  
d'Electronique de Puissances

**Présenté par : Melle. AMARI Khedidja**  
**INGENIEUR D'ETAT EN ELECTROTECHNIQUE**

Intitulé de la thèse :

**Elaboration d'un Algorithme Génétique Hybride pour l'Optimisation des  
Puissances Actives dans un Réseau d'Energie Electrique**

SOUTENUE LE 01 Juillet 2012, devant le jury composé de:

<b>Mr.RAHLI.M</b>	<b>Professeur</b>	<b>Université. USTO</b>	<b>Président</b>
<b>Mr.BOUZEBOUDJA.H</b>	<b>Maitre de conférences</b>	<b>Université. USTO</b>	<b>Encadreur</b>
<b>Mr.ALLALIA</b>	<b>Maitre de conférences</b>	<b>Université. USTO</b>	<b>Examineur</b>
<b>Mr.BOUTHIBA.T</b>	<b>Professeur</b>	<b>Université. USTO</b>	<b>Examineur</b>

**ORAN 2012**

---

## Remerciements

Tout d'abord, je tiens à présenter mes remerciements à dieu tout puissant qui m'a donné le courage et la patience pour terminer ce travail.

Je tiens aussi à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur BOUZEBODJA Hamid, le rapporteur de mon travail pour m'avoir aidé à mener à bien ce travail et qui m'a témoigné son soutien et sa confiance. Je le remercie également pour ses discussions profitables, ses encouragements, ses conseils judicieux, ses suggestions et la disponibilité constante dont il a fait toujours preuve.

J'adresse mes sincères remerciements aux membres du jury pour l'honneur qu'ils m'ont fait d'avoir accepté de juger le présent travail:

Monsieur RAHLI Mostefa, professeur à l'université d'U.S.T.O « MB »

Monsieur ALLALI Ahmed, maître de conférence à l'université d'U.S.T.O « MB »

Monsieur BOUTHIBA Tahar, professeur à l'université d'U.S.T.O « MB »

Je tiens à remercier les membres de ma famille, pour leur soutien effectif et familial, sans le quel je n'aurai jamais pu réussir de telles études.

Je remercie aussi mon fiancé, pour son infinie patience et son constant soutien qui m'ont été d'un grand support moral pour la réalisation de ce travail.

Enfin, tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin à l'élaboration de ce travail, trouvent ici mes sincères remerciements.

---

## Sommaire

---

## Sommaire

LISTE DES FIGURES.....	01
LISTE DES TABLEAUX.....	02
INTRODUCTION GENERALE.....	03

### *CHAPITRE I*

#### *PROBLEME DE LA REPARTITION OPTIMALE DES PUISSANCES*

I.1 Introduction.....	06
I.2 Enoncé du problème de la répartition optimale des puissances.....	06
I.2.1 Présentation de la fonction objective .....	08
I.2.2 Les contraintes .....	09
I.2.2.1 Les contraintes de type égalité .....	09
I.2.2.2 Les contraintes de type inégalité .....	10
I.3 Calcul de l'écoulement des puissances .....	10
I.3.1 Formulation du problème de l'écoulement des puissances .....	10
I.3.2 Résolution du problème de l'écoulement de puissances .....	12
I.3.2.1 Méthode de Gauss-Seidel.....	12
I.3.2.2 Formulation de la matrice admittance.....	12
I.3.2.3 Calcul des courants injectés.....	13
I.3.2.4 Calcul des tensions nodales.....	15
I.3.2.5 Calcul des puissances transmises.....	17
I.3.2.6 Calcul des puissances injectées.....	18
I.3.2.7 Calcul des pertes totales.....	18
I.3.2.8 Algorithme de résolution.....	18
I.4 Conclusion .....	20

---

## **CHAPITRE II**

### **LES METHODES D'OPTIMISATION**

<b>II.1 Introduction.....</b>	<b>21</b>
<b>II.2 Processus d'optimisation.....</b>	<b>21</b>
<b>II.3 Terminologie et définition.....</b>	<b>22</b>
<b>II.3.1 Variable du problème.....</b>	<b>22</b>
<b>II.3.2 Espace de recherche.....</b>	<b>22</b>
<b>II.3.3 Fonction objective.....</b>	<b>22</b>
<b>II.4 Méthode d'optimisation.....</b>	<b>22</b>
<b>II.4.1Caractéristique des méthodes d'optimisation.....</b>	<b>23</b>
<b>II.4.1.1 Sensibilité et robustesse d'une méthodes d'optimisation.....</b>	<b>23</b>
<b>II.4.1.2 Mode de recherche de l'optimum.....</b>	<b>24</b>
<b>II.4.1.3 Ordre d'une méthode de résolution.....</b>	<b>25</b>
<b>II.4.2 Classification des méthodes d'optimisation.....</b>	<b>25</b>
<b>II.4.2.1 Méthode analytique.....</b>	<b>27</b>
<b>II.4.2.1.1 Méthode directes.....</b>	<b>27</b>
➤ <b>Méthode de Hooke et Jeeves.....</b>	<b>27</b>
➤ <b>Méthode de Rosenberg.....</b>	<b>28</b>
➤ <b>Méthode de Nelder-Mead.....</b>	<b>28</b>
<b>II.4.2.1.2 Méthode indirectes.....</b>	<b>28</b>
➤ <b>Méthode du gradient.....</b>	<b>29</b>
➤ <b>Méthode de Newton.....</b>	<b>29</b>
➤ <b>Méthode de Quasi-Newton.....</b>	<b>30</b>
➤ <b>Méthode de Powell et Stewart.....</b>	<b>30</b>
<b>II.4.2.2 Méthode stochastiques.....</b>	<b>31</b>
<b>II.4.2.2.1 Méthode de voisinage .....</b>	<b>31</b>

---

➤ Le recuit simulé.....	31
➤ Recherche Tabou.....	32
<b>II.4.2.2.2 Méthode d'évolution.....</b>	<b>32</b>
➤ Algorithme de colonie de fourmi.....	32
➤ Algorithme Harmony search.....	32
➤ Algorithmes évolutionnistes.....	33
➤ Principe généraux des algorithmes évolutionnistes.....	34
➤ Programmation évolutive.....	34
➤ Stratégie d'évolution.....	35
➤ Programmation génétique.....	35
➤ Les algorithmes génétiques.....	35
<b>II.5 Traitements des contraintes.....</b>	<b>36</b>
<b>II.5.1 Méthodes des pénalités .....</b>	<b>36</b>
➤ La méthode de pénalité extérieure.....	37
➤ La méthode de pénalité intérieure.....	38
➤ La méthode de pénalité Mixte.....	38
➤ La méthode de pénalisation radicale.....	38
<b>II.5.2 Choix de la méthode de pénalité .....</b>	<b>39</b>
<b>II.6 Conclusion.....</b>	<b>40</b>

## **CHAPITRE III**

### **METHODE DE NELDER-MEAD**

<b>III.1 Introduction.....</b>	<b>41</b>
<b>III.2 L'avantage de Nelder-Mead.....</b>	<b>41</b>
<b>III.3 terminologie et éléments de base.....</b>	<b>42</b>
<b>III.4 Principe de fonctionnement de Nelder-Mead.....</b>	<b>42</b>
<b>III.4 Principe de fonctionnement de Nelder-Mead.....</b>	<b>42</b>
<b>III.5 Algorithme de Nelder-Mead.....</b>	<b>43</b>

---

III.6 Organigramme de Nelder-Mead.....	45
III.7 Conclusion.....	46

## **CHAPITRE IV**

### **LES ALGORITHMES GENETIQUES**

IV.1 Introduction.....	47
IV.2 Principe.....	48
IV.3 Codage.....	50
➤ Codage binaire.....	50
➤ Codage de gray.....	51
➤ Codage réel.....	52
IV.4 Population initiale.....	52
IV.5 fonction d'adaptation.....	52
IV.6 Modèle de reproduction.....	53
IV.6.1 Les opérateurs génétiques.....	53
IV.6.1.1 La sélection.....	53
➤ Roue de loterie.....	53
➤ Sélection par tournoi.....	54
➤ Sélection par classement.....	54
IV.6.1.2 Opérateur de croisement.....	55
IV.6.1.2.1 Croisement binaire.....	55
➤ Croisement simple.....	55
➤ Croisement multiple (multipoint).....	56
➤ Croisement uniforme.....	57
IV.6.1.2.2 Croisement réel.....	57
IV.6.1.2.3 Croisement arithmétique.....	58
IV.6.1.1.4 Croisement linéaire.....	58
IV.6.1.1.5 Croisement BLX- $\alpha$ .....	59

---

<b>IV.6.1.3 Opérateur de mutation</b> .....	59
<b>IV.6.1.3.1 Mutation binaire</b> .....	60
➤ <b>Mutation aléatoire</b> .....	60
<b>IV.6.1.3.2 Mutation réelle</b> .....	61
➤ <b>Mutation non uniforme</b> .....	61
➤ <b>Mutation uniforme</b> .....	61
<b>IV.7 Choix des paramètres de contrôle de l'AG</b> .....	62
➤ <b>La taille de la population (<math>N_{pop}</math>)</b> .....	62
➤ <b>Probabilité de croisement (<math>P_c</math>)</b> .....	62
➤ <b>Probabilité de mutation (<math>P_m</math>)</b> .....	63
<b>IV.8 Critère de convergence d'un algorithme génétique</b> .....	63
<b>IV.9 Conclusion</b> .....	65

## **CHAPITRE V**

### ***OPTIMISATION DES PUISSANCES ACTIVES PAR NM ET AG***

<b>V.1 Introduction</b> .....	66
<b>V.2 Réseau IEEE-5 nœuds</b> .....	66
<b>V.3 Réseau IEEE-25 nœuds</b> .....	68
<b>V.4 Application de la méthode de Nelder-Mead</b> .....	72
➤ <b>Simulation du réseau IEEE-5</b> .....	72
➤ <b>Simulation du réseau IEEE-25</b> .....	76
➤ <b>Discussion des résultats</b> .....	80
<b>V.5 Application de l'algorithme génétique</b> .....	81
➤ <b>Simulation du réseau IEEE-5</b> .....	81
➤ <b>Simulation du réseau IEEE-25</b> .....	83
➤ <b>Discussion des résultats</b> .....	86
<b>V.6 Conclusion</b> .....	86



---

## **CHAPITRE VI**

### **ALGORITHME GENETIQUE HYBRIDE**

<b>VI.1 Introduction.....</b>	<b>87</b>
<b>VI.2 Conception de l'approche hybride.....</b>	<b>88</b>
<b>VI.3 L'hybridation d'un AG avec NM.....</b>	<b>88</b>
<b>VI.3.1 Méthode hybride selon le principe de Darwin.....</b>	<b>88</b>
<b>VI.3.2 Méthode hybride selon le principe de Lamarck .....</b>	<b>88</b>
<b>VI.3.3 Méthode hybride directe .....</b>	<b>89</b>
<b>VI.4 Organigramme de l'hybridation NM-AG.....</b>	<b>90</b>
<b>VI.5 Illustration .....</b>	<b>91</b>
➤ <b>Simulation du réseau IEEE-5.....</b>	<b>91</b>
➤ <b>Simulation du réseau IEEE-25.....</b>	<b>92</b>
<b>VI.6 Etude comparative .....</b>	<b>94</b>
<b>VI.7 Discussion des résultats.....</b>	<b>95</b>
<b>VI.8 Conclusion.....</b>	<b>96</b>
<b>CONCLUSION GENERALE.....</b>	<b>97</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE ET REFERENCES.....</b>	<b>99</b>

## Liste Des Figures

N°du figure	Titre	Page
I.1	La courbe de la fonction coût	09
I.2	Schéma d'une branche entre deux nœuds	12
II .1	Les étapes de processus d'optimisation.	21
II.2	Modèle de la boîte noire	24
II.3	Principales méthodes d'optimisation	26
III.1	Organigramme de la méthode de Nelder-Mead	45
IV.1	Principe d'un AG	49
IV.2	Les quatre niveaux d'organisation des AG	50
IV.3	Illustration du codage des variables d'optimisation	50
IV.4	Sélection par roulette	54
IV.5	L'opérateur génétique (croisement)	55
IV.6	Croisement avec un seul point de coupure	56
IV.7	Croisement avec deux points de coupure	56
IV.8	Principe du croisement uniforme	57
IV.9	Représentation schématique d'une mutation dans un chromosome	60
IV.10	Mutation aléatoire binaire	61
V.1	Schéma unifilaire d'un réseau IEEE-5 nœuds	66
V.2	Schéma Unifilaire d'un réseau IEEE-25 nœuds	68
V.3	Coût en fonction du nombre d'itérations/ Réseau NM /IEEE-5	74
VI.4	Coût en fonction du nombre d'itérations/ Réseau NM /IEEE-25	78
V.5	Coût en fonction du nombre d'itérations AG / Réseau /IEEE-5	83
V.6	Coût en fonction du nombre d'itérations AG/ Réseau /IEEE-25	85
VI.1	Organigramme de l'hybridation de NM-AG	90
VI.2	Coût en fonction du nombre d'itérations NM-AG/ Réseau IEEE-5	92
VI.3	Coût en fonction du nombre d'itérations NM-AG/ Réseau IEEE-25	94

## Liste Des Tableaux

N°du tableau	Titre	Page
I.1	Les différents types de nœuds	11
V.1	Donnés des lignes	67
V.2	Valeurs planifiées	67
V.3	Donnés des lignes	70
V.4	Les valeurs planifiées	71
V.5	Résultats de NM/Réseau IEEE-5	74
V.6	Résultats de NM pour différents valeurs initiales/Réseau IEEE-5	75
V.7	Résultats pour différentes valeurs de $r_k$ Réseau IEEE-5	76
V.8	Résultats de NM/Réseau IEEE-25	78
V.9	Résultats de NM pour différents valeurs initiales /Réseau IEEE-25	79
V.10	Résultats pour différentes valeurs de $r_k$ Réseau IEEE-25	80
V.11	Résultat de l'AG /Réseau IEEE-5	82
V.12	Résultat AG/Réseau IEEE-25	85
VI.1	Hybridation NM-AG/Réseau IEEE-5	91
VI.2	Hybridation NM-AG /Réseau IEEE-25	93
VI.3	Résultats du réseau IEEE-5	94
VI.4	Résultats du réseau IEEE-25	95

---

## Introduction Générale

---

## Introduction Générale

L'industrialisation et la croissance de la population sont les premiers facteurs qui ont contribué à l'augmentation sans cesse de la consommation de l'énergie électrique. Afin d'assurer un équilibre constant entre la production et la consommation, il a été nécessaire d'augmenter de plus en plus le nombre de centrales électriques, des lignes, des transformateurs etc. Ce qui implique une augmentation de coût et une dégradation du milieu naturel. [01, 02,03]

L'exploitation des réseaux électriques nécessite d'améliorer la gestion de l'énergie en réduisant les coûts de la 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. [01,02]

Pour réaliser ces objectifs dans le secteur de l'électricité ; les chercheurs n'ont pas cessé de développer des algorithmes qui permettent de programmer la production des centrales électriques d'une manière optimisée économiquement. Ces algorithmes basés sur les différentes méthodes mathématiques d'optimisation sont continuellement améliorés dans le but d'augmenter leurs performances afin qu'ils soient exploités d'une façon instantanée au niveau des dispatchings. [03,04]

La gestion économique des systèmes de production-consommation d'énergie électrique permet, si elle est assurée avec précision, une réduction quantitative de l'énergie primaire pour produire de l'énergie électrique. La gestion consiste à partir, d'une manière optimale, la demande entre les différentes centrales électriques du système, de sorte que les pertes soient minimales. [02]

Ces dernières décennies, plusieurs méthodes d'optimisation ont été développées, ayant pour but d'assurer une sécurité et une réduction du coût. Toutes ces techniques se réfèrent à l'ensemble de l'écoulement de puissances optimal (OPF) et sont généralement utilisés comme des outils de planification et d'exploitation. [03]

Actuellement, l'apport de l'outil informatique associé aux méthodes mathématiques a contribué à l'efficacité de la résolution des problèmes que pose l'utilisation de l'énergie et rend possible la gestion des réseaux électriques à différents niveaux. Plusieurs méthodes

---

d'optimisation ont été utilisées sous diverses approches, pour résoudre le problème de la répartition économique des puissances actives avec ces contraintes de type égalité et inégalité.

Il existe actuellement une nouvelle approche qui est l'application de l'intelligence artificielle parmi laquelle nous nous sommes intéressés aux Algorithmes Génétiques hybrides, pour résoudre des problèmes d'optimisation. [04]

L'objectif de ce travail est d'évaluer la pertinence de l'utilisation des algorithmes génétiques hybrides pour l'optimisation des puissances actives.

Dans un premier temps, nous nous sommes intéressés à la méthode analytique du simplexe de Nelder-Mead pour minimiser le coût de production de l'énergie électrique.

Ensuite, on utilise un algorithme génétique simple avec un codage binaire des paramètres pour l'optimisation du coût de production.

Enfin, une approche hybride a été mise en œuvre et qui consiste à réaliser une combinaison entre l'algorithme génétique et la méthode de Nelder-Mead. Le but de cette combinaison est de marier leurs avantages respectifs et de réduire leurs inconvénients.

Les illustrations ont été faites sur deux réseaux électriques : un réseau IEEE 5 nœuds et un réseau IEEE 25 nœuds.

Les algorithmes génétiques peuvent être croisés avec bon nombre de techniques d'exploration spécifiquement adaptées à un problème particulier afin de former un hybride qui exploite la perspective globale de l'algorithme génétique et la convergence de la technique spécifique.

L'idée est simple, intéressante, et peut être utilisée pour améliorer les performances finales de l'exploration génétique.

Il y'a plusieurs moyens d'hybrider les algorithmes génétiques tout en maintenant une structure de programme assez modulaire. Une approche séquentielle consiste à laisser tourner l'algorithme génétique jusqu'au niveau conséquent de convergence ; ensuite, on permet à la procédure d'optimisation locale de prendre de relais.

---

Le mémoire est organisé autour de 6 chapitres.

Après une introduction, le premier chapitre est consacré au calcul de l'écoulement des puissances qui permet de déterminer les valeurs du module et de la phase de la tension en chaque nœud du réseau pour des conditions de fonctionnement données. Ce qui implique le calcul des puissances transitées et les pertes.

Dans la seconde partie, nous avons fait la description des différentes méthodes d'optimisation.

Dans le troisième chapitre, est présentée et développée la méthode du simplexe de Nelder-Mead.

Le quatrième chapitre développe la deuxième méthode d'optimisation utilisé dans notre travail, il décrit les principes généraux des algorithmes génétiques.

Le cinquième chapitre est consacré aux les illustrations des résultats obtenus par l'algorithme génétique et la méthode de Nelder-Mead. Nous avons testé nos méthodes sur deux réseaux, un réseau à cinq nœuds et un réseau à vingt-cinq nœuds.

Dans le dernier chapitre, nous avons fait une application d'un algorithme génétique hybride pour l'optimisation des puissances actives et une comparaison entre les résultats obtenus par l'algorithme génétique, la méthode de Nelder-Mead et l'algorithme génétique hybride.

Enfin nous clôturons ce travail par une conclusion générale.

---

## **Chapitre I**

### **Problème de la Répartition Optimale des Puissances**



---

## Chapitre I

### Problème de la Répartition Optimale des Puissances

#### I.1 Introduction :

Depuis plusieurs années, on s'intéresse au problème de la répartition économique des puissances dans les réseaux électriques notamment depuis que la crise d'énergie s'est fait sentir. Les nombreuses recherches dans ce domaine ont été poussées pour élaborer des modèles et des algorithmes de commande, avec l'apport de l'outil informatique permettant une grande rapidité de calcul et une bonne fiabilité de la commande de cette répartition en temps réel. [03,05]

Le calcul des transits d'énergie dans un réseau présente une grande importance autant pour l'analyse du développement futur que pour l'optimisation de son fonctionnement actuel.[05]

#### I.2 Enoncé du problème de la répartition optimale des puissances :

On considère un réseau de production-transport à  $n$  nœuds où l'on a  $N_g$  nœuds générateurs. La fonction du coût global de production de ce réseau est donnée par la forme suivante : [06,07]

$$\left\{ F(P_G) = \sum_{I=1}^{N_g} F_I(P_{GI}) \right\} \quad (I.1)$$

$P_{GI}$  : représente les puissances actives générées.

$N_g$  : représente le nombre de nœuds générateurs.

$F(P_G)$  : représente la somme des fonctions de coût de chaque centrale.

La répartition optimale des puissances sert à minimiser soit le coût de production du combustible ou les pertes totales du réseau en respectant les contraintes

de types égalité et d'inégalité. C'est donc à ce stade que le problème de la répartition optimale des puissances se pose, il peut être représenté par la forme simplifiée suivante :[08,09]

$$\text{Min } \left\{ F(P_G) = \sum_{I=1}^{Ng} F_I(P_{GI}) \right\} \quad (\text{I.2})$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{I=1}^{Ng} P_{GI} = \sum_{k=1}^n P_{chk} + P_L \quad (\text{I.3})$$

$$P_{GI}^{Min} \leq P_{GI} \leq P_{GI}^{Max} \quad (\text{I.4})$$

Ou :

$n$  : nombre totale des nœuds.

$P_{GI}$  : puissance active produite par le  $i^{ème}$  nœud générateur.

$P_{chk}$  : puissance active consommée par  $k^{ème}$  charge.

$P_L$  : pertes actives totales dans le réseau.

$P_{GI}^{Max}$  : puissance active maximale produite au nœud I.

$P_{GI}^{Min}$  : puissance active minimale produite au nœud I.

La résolution du problème de la répartition optimale des puissances en tenant compte toutes les contraintes est difficile à réaliser pour des réseaux complexes comportant généralement plusieurs nœuds et lignes d'interconnexion. Ce n'est pas toujours rentable d'inclure toutes ces contraintes .Il est donc nécessaire de simplifier le problème. [03]

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 actives et réactives simultanément. On s'est limité, dans notre cas, à la répartition optimale des puissances actives. [03.10]

### I.2.1 Présentation de la fonction objective :

Le problème de la répartition économique des puissances consiste à minimiser la fonction du coût globale de combustible nécessaire à la production d'énergie demandée. [08,09]

Cette fonction est donnée par un polynôme de degré (n) sous la forme générale suivante :

$$F_I(P_{GI}) = a_0 + a_1 P_G + a_2 P_G^2 + \dots + a_n P_G^n \quad (I.5)$$

Les coefficients de ce dernier sont calculés à l'aide de l'une des méthodes d'interpolation, il s'agit des méthodes de Lagrange, Newton, Moindres carrés,.....etc.

Mais en pratique, cette équation se présente sous la forme d'un polynôme du deuxième degré c'est-à-dire :

$$F_I(P_{GI}) = C + B P_{GI} + A P_{GI}^2 \quad (I.6)$$

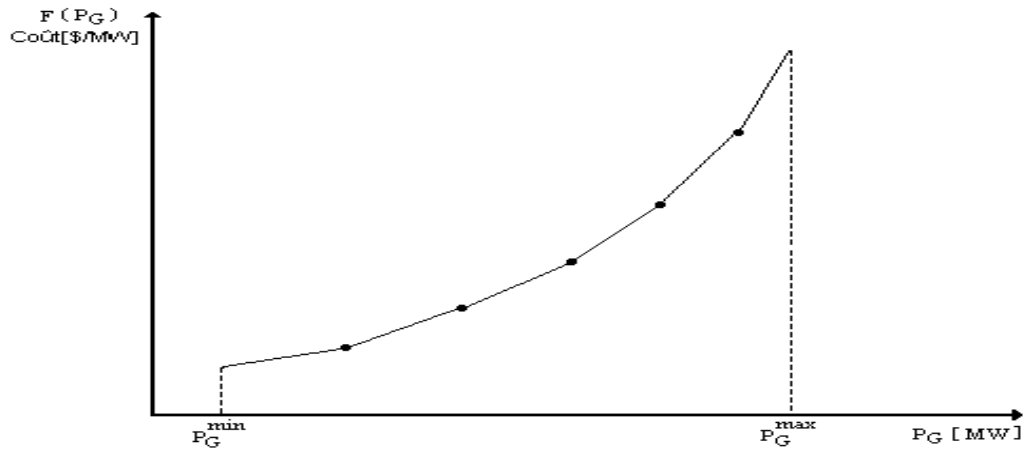
Donc on peut écrire la fonction du coût pour le  $i^{ème}$  nœud générateur comme suit :

$$F_I(P_{GI}) = A_I P_{GI} + B_i P_{GI} + C_i \quad I=1, \dots, N_g \quad (I.7)$$

$A_I, B_I, C_I$  : représentent les coefficients de la fonction coût propres à la centrale (I)

$N_g$  : le nombre de nœuds générateur.

La courbe donnant le coût de production de chaque centrale en fonction de la puissance est illustrée par la figure suivante :



**Figure I.1 : la courbe de la fonction coût**

## **I.2.2 Les contraintes :**

Les puissances actives générées optimales correspondant à un coût minimal, doivent obligatoirement respecter les contraintes de types égalité et inégalité .Les contraintes de sécurité expriment qu'en cas de perte d'un ou plusieurs ouvrages de production et de transport, le réseau continue à fonctionner dans des limites admissibles. [03,11]

### **I.2.2.1 Les 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 soit égale à la somme des puissances actives consommées plus les pertes. [13,14]

$$\sum_{I=1}^{N_g} P_{GI} = \sum_{k=1}^n P_{chk} + P_L \quad (I.8)$$

---

### **I.2.2.2 Les contraintes de type inégalité:**

Ces contraintes traduisent les limites de fonctionnement des ouvrages (groupes de production, lignes de transport, transformateurs,...). Dans notre cas, on a :

$$P_{GI}^{Min} \leq P_{GI} \leq P_{GI}^{Max} \quad (I.9)$$

### **I.3 Calcul de l'Ecoulement des Puissances:**

L'écoulement de la puissance d'un réseau d'énergie électrique consiste en la recherche d'un point de fonctionnement stable du système à un moment donné à travers une information complète des tensions, courants et puissances mises en jeu dans ce système de puissance. [03,13]

La résolution du problème de l'écoulement de puissances nous permet de déterminer les valeurs du module et de phase de la tension en chaque nœud du réseau pour les conditions de fonctionnement données. Ce qui permettra par la suite de calculer les valeurs des puissances actives et réactives qui transitent dans chaque nœud et ainsi déterminer les pertes totales actives et réactives du réseau électrique considéré. [03,13]

#### **I.3.1 Formulation du problème de l'écoulement de puissances :**

Considérons un réseau électrique formé de  $n$  nœuds. Les équations reliant les tensions complexes  $[E]$  et les courants injectés  $[I]$  aux nœuds forment un système d'équations linéaires d'ordre «  $n$  » comme le montre l'équation ci-dessous : [03,05]

$$[I] = [Y] \cdot [E] \quad (I.10)$$

Pour résoudre ce système d'équations linéaires, on doit imposer à chaque nœud soit la tension soit le courant injecté. Mais en pratique, le problème est plus compliqué. Car il faut définir les conditions de fonctionnement du réseau. Ces dernières affectent les grandeurs électriques relatives aux nœuds du réseau.

---

On associe à chaque nœud quatre paramètres qui sont : la puissance active, la puissance réactive, le module et l'angle de phase de la tension.

Dans un réseau, trois types de nœuds sont représentés [03, 05,13] :

***Les nœuds producteurs :***

Généralement, ces nœuds sont associés aux centrales où la puissance active  $P$  et le module de la tension  $E$  sont connus. Il restera à déterminer les deux autres paramètres (puissances réactives générées  $Q$  en ce nœud et l'angle de phase  $\delta$ ).

***Les nœuds consommateurs :***

Ces nœuds sont associés aux charges. Ces derniers ne sont pas caractérisés par leur impédance, mais par leur consommation de puissance active et réactive. Leurs valeurs sont imposées. Donc, il faut déterminer le module de la tension  $|E|$  et sa phase  $\delta$ .

***Le nœud de bilan :***

Le nœud de bilan est associé à la centrale, généralement, la plus puissante. Pour un régime bien déterminé, les pertes d'énergie échappent au contrôle de l'exploitant du réseau. Donc, on est obligé de laisser varier la production de la puissance active de l'une des centrales afin de satisfaire l'égalité production égale à la consommation plus les pertes. Le nœud associé à cette centrale est caractérisé par le module de sa tension  $|E|$  et sa phase  $\delta$ .

$\delta$  est souvent prise comme origine des phases et posée égale à zéro. Donc. Il restera à déterminer les deux paramètres (puissance actives et réactives).

En résumé, le problème se pose sous la forme suivante :

Type de nœuds	Données	Inconnues
<i>Nœuds producteurs</i>	$P$ et $ E $	$Q$ et $\delta$
<i>Nœuds consommateurs</i>	$P$ et $Q$	$ E $ et $\delta$
<i>Nœud balancier</i>	$ E $ et $\delta$	$P$ et $Q$

**Tableau I.1 Les différent types de nœuds**

### I.3.2 Résolution du problème de l'écoulement de puissances :

Pour la résolution de l'écoulement de charges du système décrit par l'équation (I.10) on fait appel à des méthodes numériques telles que : la méthode de Ward-Hall, de Gauss-Seidel, de relaxation, et la méthode de Newton-Raphson ,.....etc. [05]

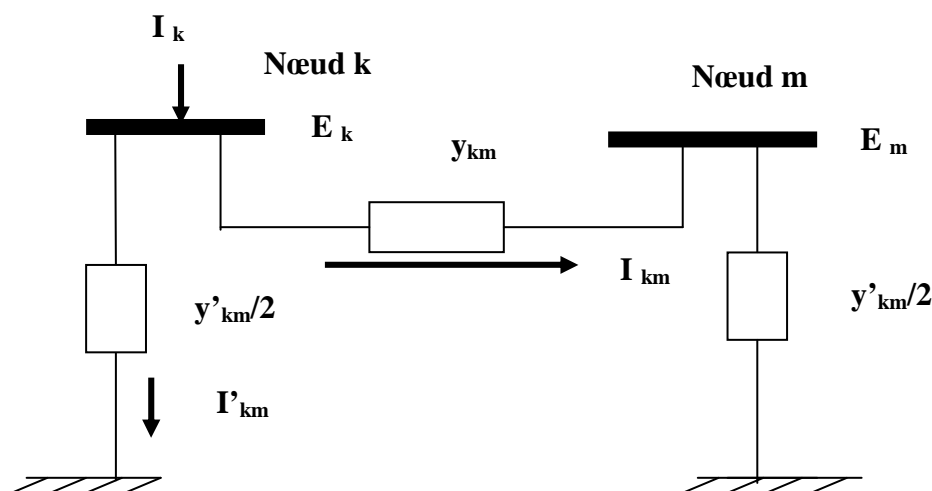
#### I.3.2.1 Méthode de Gauss-Seidel :

Cette méthode utilise la matrice admittance. Elle consiste à supposer initialement des tensions à tous les nœuds excepté celle du nœud bilan qui reste spécifiée et maintenue constante. [03,05]

#### I.3.2.2 Formulation de la matrice admittance

La formulation de la matrice admittance nécessite les données des impédances où les admittances des branches qui relient les nœuds entre eux et entre la terre, il faut calculer ces éléments suivant les étapes suivantes: [18,16]

On considère le schéma de la figure I.1 d'une branche entre deux nœuds **k** et **m**:



**Figure I.2 Schéma d'une branche entre deux nœuds**

Avec:

- ❖  $E_k, E_m$  : Tensions aux nœuds k et m.
- ❖  $y'_{km}/2$  : Admittance shunt des nœuds k et m.
- ❖  $I_{km}$  : Courant transitant du nœud k au nœud m.
- ❖  $y_{km}$  : Admittance de ligne k-m.
- ❖  $I'_{km}$  : Courant de fuite au nœud k.
- ❖  $Y_{kk}$  : Admittance propre du nœud k
- ❖  $I_k$  : Courant injecté au nœud k

On peut calculer l'admittance de la branche k-m.

$$y_{km} = \frac{1}{Z_{km}} = \frac{1}{r_{km} + jx_{km}} = \frac{r_{km}}{r_{km}^2 + x_{km}^2} - j \frac{x_{km}}{r_{km}^2 + x_{km}^2} \quad (I.11)$$

Avec

$$g_{km} = \frac{r_{km}}{r_{km}^2 + x_{km}^2} \quad \text{Et} \quad b_{km} = \frac{x_{km}}{r_{km}^2 + x_{km}^2} \quad (I.12)$$

$$\text{Donc} \quad y_{km} = g_{km} - jb_{km} \quad (I.13)$$

Ou  $b_{km}$  : la suceptance  $g_{km}$  : la conductance.

L'admittance propre s'exprime par la relation suivante:

$$Y_{kk} = \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n \left( y_{km} + \frac{y'_{km}}{2} \right) \quad (I.14)$$

L'admittance mutuelle entre le nœud k et m est la suivante :

$$Y_{km} = -y_{km} \quad (I.15)$$

### I.3.2.3 Calcul des courants injectés

Pour résoudre le problème, on a recours à deux méthodes :

- Méthode des mailles.
- Méthodes des nœuds



Vu la difficulté de la détermination d'une maille d'un réseau interconnecté on applique la deuxième méthode pour tous les calculs. [03,05]

On peut écrire le courant injecté au nœud k.

$$I_k = \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n (I_{km} + I'_{km}) \quad (\text{I.16})$$

L'expression du courant transmis du nœud k vers le nœud m.

$$I_{km} = \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n y_{km} (E_k - E_m) \quad (\text{I.17})$$

On donne le courant de fuite à la terre par:

$$I'_{km} = \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n \left( \frac{y'_{km}}{2} E_k \right) \quad (\text{I.18})$$

On déduit donc l'expression du courant au nœud k.

$$I_k = \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n \left( y_{km} (E_k - E_m) + \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n \left( \frac{y'_{km}}{2} E_k \right) \right) \quad (\text{I.19})$$

$$I_k = E_k \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n \left( y_{km} + \frac{y'_{km}}{2} \right) - \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n y_{km} E_m \quad (\text{I.20})$$

La forme générale du courant est donnée par l'équation:

$$I_k = E_k Y_{kk} + \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n Y_{km} E_m \quad (\text{I.21})$$

$$\text{Où} \quad I_k = \sum_{m=1}^n Y_{km} E_m \quad (\text{I.22})$$

---

### I.3.2.4 Calcul des tensions nodales :

Les tensions nodales sont calculées pour tous les nœuds sauf pour le nœud de bilan qui est maintenue constante par l'équation d'injection. [05]

$$S_k = E_k \cdot I_k^* \quad (\text{I.23})$$

$$\text{En conjugué : } S_k^* = E_k^* \cdot I_k \quad (\text{I.24})$$

$S_k^*$  : Puissance conjuguée apparente injectée au nœud k.

$E_k^*$  : Tension nodale conjuguée.

$I_k$  : Courant injecté.

Les courants sont calculés pour tous les nœuds à partir de l'équation (I.16) d'où nous tirons le courant injecté  $I_k$ .

$$I_k = \frac{S_k^*}{E_k^*} \quad (\text{I.25})$$

Avec :

$$S_k^* = P_k - jQ_k = E_k^* \cdot (E_k Y_{kk} + \sum_{\substack{m=1 \\ k \neq m}}^n (Y_{km} \cdot E_m)) \quad (\text{I.26})$$

$P_k$  et  $Q_k$  représente les puissances actives et réactives injectée au nœud k.

$$\text{Nous obtenons le courant } I_k = \frac{P_k - jQ_k}{E_k^*} \quad (\text{I.27})$$

On supposera le courant comme étant positif lorsqu'il est rentrant et négatif dans le cas contraire. De même le courant total injecté dans le cas ou le réseau comporte des éléments en parallèle qui sont mis à la terre. Dans le cas ou les éléments ne sont pas branchés à la terre, le courant  $I_k$  total injecté s'obtient de la manière suivante :

$$I_k = \frac{P_k - jQ_k}{E_k^*} - Y_k \cdot E_k \quad (\text{I.28})$$

$Y_k$  désigne la matrice d'admittance totale de liaison en parallèle avec la terre.

Le produit  $(Y_k \cdot E_k)$  représente le courant traversant les branches parallèles (allant du nœud k vers la terre).

La tension au nœud k est exprimée par la formule suivante :

$$E_k = \frac{1}{Y_{kk}} \left[ \frac{P_k - jQ_k}{E_k^*} - \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n Y_{km} E_m \right] \quad (I.29)$$

Posons  $KL_k = \frac{P_k - jQ_k}{Y_{kk}}$  et  $YL_{km} = \frac{Y_{km}}{Y_{kk}}$

L'équation (I.21) devient donc :

$$E_k = \frac{KL_k}{E_k^*} - \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n YL_{km} E_m \quad (I.30)$$

Nous obtiendrons une formule à partir de l'équation de qui va servir de base pour le calcul itératif. Pour la méthode de Gauss-Seidel, cette équation devient pour la  $(i+1)^{ième}$  itération l'expression suivante :

$$E_k^{i+1} = \frac{KL_k}{(E_k^i)^*} - \sum_{m=1}^{k-1} YL_{km} E_m^{i+1} - \sum_{m=k+1}^n YL_{km} E_m^i \quad (I.31)$$

Le processus itératif se poursuit jusqu'à ce que la différence entre la valeur de la tension obtenue pour chaque nœud et la valeur qui la précède soit inférieure à une certaine précision  $\varepsilon$ . Pour l'accélération des calculs, on utilise un coefficient d'accélération de convergence  $\alpha=(1.1 \div 1.6)$ . Les équations deviennent :

$$E_k^{i+1} = E_k^i + \alpha \cdot \Delta E_k^{i+1} \quad (I.32)$$

$$\Delta E_k^{i+1} = E_k^{i+1} - E_k^i \quad (I.33)$$

Le calcul itératif est renouvelé jusqu'à ce que  $\max (\Delta E_k)$  soit inférieur à une certaine tolérance choisie.

### I.3.2.5 Calcul des puissances transmises :

Par définition, la puissance apparente transmise est donnée par l'expression ci-dessous.

$$S_{km}^* = E_k^* \cdot I_{km} \quad (I.34)$$

En tenant compte des relations précédentes nous pouvons écrire :

$$I_{km} = (E_k - E_m)Y_{km} + E_k \frac{y'_{km}}{2} \quad (I.35)$$

La puissance apparente conjuguée transmise du nœud k au nœud m s'écrit de la forme suivante :

$$S_{km}^* = P_{km} - jQ_{km} \quad (I.36)$$

Nous pouvons écrire cette dernière en fonction des tensions nodales de la forme suivante :

$$S_{km}^* = E_k^* \cdot (E_k - E_m)Y_{km} + E_k^* \cdot E_k \cdot \frac{y'_{km}}{2} \quad (I.37)$$

De même nous écrire les puissances apparentes transmises du nœud m vers le nœud k en tenant compte que

$$S_{mk}^* = P_{mk} - jQ_{mk} \quad (I.38)$$

$$S_{mk}^* = E_m^* \cdot (E_m - E_k)Y_{km} + E_m^* \cdot E_m \cdot \frac{y'_{km}}{2} \quad (I.39)$$

---

### I.3.2.6 Calcul des puissances injectées :

Par définition la puissance injectée aux nœuds dans un réseau électrique est donnée par la relation suivante : [05]

$$S_k^* = \sum_{\substack{m=1 \\ m \neq k}}^n S_{km}, k = 1, 2, \dots, n \quad (\text{I.40})$$

### I.3.2.7 Calcul des pertes totales :

Les pertes totales actives et réactives d'un réseau électrique sont données par l'équation suivante :

$$S_L = \sum_{K=1}^n S_K = P_L + jQ_L \quad (\text{I.41})$$

$$P_L = \sum_{K=1}^n P_K \quad (\text{I.42})$$

$$Q_L = \sum_{K=1}^n Q_K \quad (\text{I.43})$$

$P_L$  : Pertes actives totales.

$Q_L$  : Pertes réactives totales.

### I.3.2.8 Algorithme de résolution :

Pour appliquer la méthode de Gauss-Seidel on doit suivre les étapes de l'algorithme ci-après : [05]

#### Etape1 :

Formulation de la matrice admittance [Y].

#### Etape2 :

Estimation des valeurs initiales des tensions nodales  $E_K^0$  ,  $k=1, \dots, n$

---

### **Etape3 :**

Détermination des paramètres  $KL_k$  et  $YL_{km}$   $\left\{ \begin{array}{l} k=1,\dots,n \text{ et } m=1,\dots,n. \end{array} \right.$

### **Etape4 :**

Calcul itératif des tensions pour chaque nœud suivant la relation :

$$E_k^{i+1} = \frac{KL_k}{(E_k^i)^*} - \sum_{m=1}^{k-1} YL_{km} E_m^{i+1} - \sum_{m=k+1}^n YL_{km} E_m^i$$

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

$$\Delta E_K^{i+1} = E_K^{i+1} - E_K^i$$

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

### **Etape5 :**

Une fois le test de convergence est vérifié ( $\text{Max } \Delta E^{(K)} \leq \varepsilon$ ), les valeurs des tensions de la dernière itération sont retenues, on calcul :

-Les puissances injectées :

$$S_k^* = P_k - jQ_k = E_k^* \cdot \sum_{m=1}^n (Y_{km} \cdot E_m)$$

-Les pertes totales :

$$S_L = \sum_{K=1}^n S_K = P_L + jQ_L$$

Sinon aller à l'étape 4.

---

## **I.4 Conclusion :**

Parmi les principaux problèmes rencontrés par les gestionnaires du système de production et de transport d'énergie électrique, la répartition des puissances dans les réseaux électriques.

Actuellement, on s'intéresse de plus en plus à résoudre ce problème à l'aide de l'apport de l'informatique qui permet une grande vitesse de calcul et une fiabilité de commande de cette répartition en temps réel.

L'importance de l'étude de la répartition des puissances dans un réseau est capitale pour l'obtention d'un état de réseau à partir duquel nous pouvons déterminer les pertes des réseaux électriques en utilisant des méthodes numériques. Parmi ces méthodes, on a choisi la méthode de Gauss-Seidel qui est très simple.

Une étude sur les différentes méthodes d'optimisation est réalisée dans le chapitre suivant.

---

## **Chapitre II**

### **Les Méthodes d'Optimisation**



---

## Chapitre II

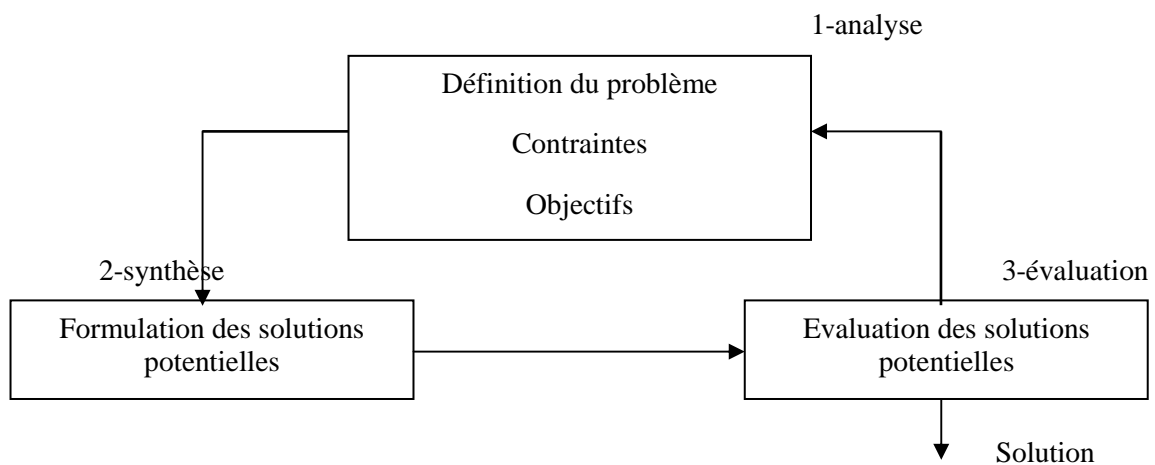
### Les Méthodes d'Optimisation

#### II.1 Introduction :

L'optimisation est un problème qui peut se poser simplement. Il s'agit de trouver le minimum, ou le maximum d'une fonction à 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 d'un programme. [19,03]

La résolution d'un problème d'optimisation est un problème complexe car de nombreux facteurs interviennent et interagissent entre eux. La méthode de base de l'optimisation est la méthode d'essai et d'erreurs, il s'agit de tester un certain nombre de solutions potentielles, jusqu'à l'obtention d'une solution adéquate. Les solutions inadéquates sont éliminées, jusqu'à ce qu'un essai se révèle satisfaisant. [15,20]

#### II.2 Processus d'optimisation:



**Figure II.1 Les étapes de processus d'optimisation.**

La figure II.1 présente les trois étapes du processus d'optimisation qui sont l'analyse, la synthèse et l'évaluation. Tout d'abord, il convient d'analyser le problème et d'opérer un certain nombre de choix préalable, il s'agit de : Variables de problème, espace de recherche, fonction objectif et méthode d'optimisation. Une fois effectuée ces différents choix, la méthode choisie synthétise des solutions potentielles qui sont évaluées, puis éliminées jusqu'à : l'obtention d'une solution acceptable. [03,21]

---

## II.3 Terminologie et définition:

Tout d'abord, nous allons définir les termes couramment employés dans le domaine de l'optimisation : [03,13]

### II. 3 .1 Variable du problème :

C'est à l'utilisateur de définir les variables du problème .Il peut avoir intérêt à faire varier un grand nombre de paramètres pour augmenter les degrés de liberté de l'algorithme

Afin de découvrir des solutions nouvelles .Ces variables peuvent être de nature divers, dans notre cas, il s'agit de puissances générées par les centrales  $(P_{G1}, \dots, P_{G_{Ng}})$  . [22,03]

Ou  $N_g$  : est le nombre des centrales de production d'énergie électrique.

### II. 3 .2 Espace de recherche :

Dans certaines méthodes d'optimisation, tel que les stratégies d'évolution, l'espace de recherche est infini : seule la population initiale est confinée dans un espace fini .Mais dans le cas des algorithmes de type Monte Carlo et génétique, il est généralement nécessaire de définir un espace de recherche fini. [23,03]

Ce qui concerne notre étude, nous désignons par  $P_{GI}^{Min}$  et  $P_{GI}^{Max}$  les bornes de chaque variable  $P_{GI}$  , d'où l'espace de recherche est :  $P_{GI}^{Min} \leq P_{GI} \leq P_{GI}^{Max}$  (I =1, 2,3,..... $N_g$ )

### II. 3. 3 Fonction objective :

Les grandeurs à optimiser peuvent être par exemple une consommation, un rendement, un facteur de transmission, etc.

Un algorithme d'optimisation nécessite généralement la définition d'une fonction rendant compte de la pertinence des solutions potentielles à partir des grandeurs à optimiser .Cette fonction est nommée fonction d'adaptation .L'algorithme convergera vers un optimum de cette fonction, quelle que soit sa définition. Une fois cette fonction est défini, il s'agit de choisir une méthode adaptée au problème posé. [24,03]

Dans notre étude, il s'agit de trouver le minimum de la fonction coût de combustible :

$$\text{Min} \quad \left\{ F(P_G) = \sum_{I=1}^{N_g} F_I(P_{GI}) \right\}$$

---

## **II.4 Méthodes d'optimisation :**

Nombreuses sont les méthodes d'optimisation. On peut cependant les classer en deux grandes catégories : les méthodes analytiques et les méthodes stochastiques. Dans la première classe, on rencontre toutes les méthodes qui cherchent le minimum d'une fonction en se basant sur la connaissance d'une direction de recherche, souvent donnée par le gradient. Dans le cas d'optima multiples, elles s'arrêtent sur le premier rencontré. [25, 26,03]

Les méthodes stochastiques sont une alternative pour palier cet inconvénient. Les trois méthodes stochastiques les plus répandues sont les algorithmes génétiques, le recuit simulé et la recherche taboue. Elles sont capables de trouver le minimum global d'une fonction même dans des cas très difficiles, mais le temps de calcul peut être élevé. Ceci est particulièrement pénalisant lorsque le calcul de la performance de chaque nouvelle solution proposée par le processus aléatoire nécessite la résolution d'un modèle éléments finis. [28]

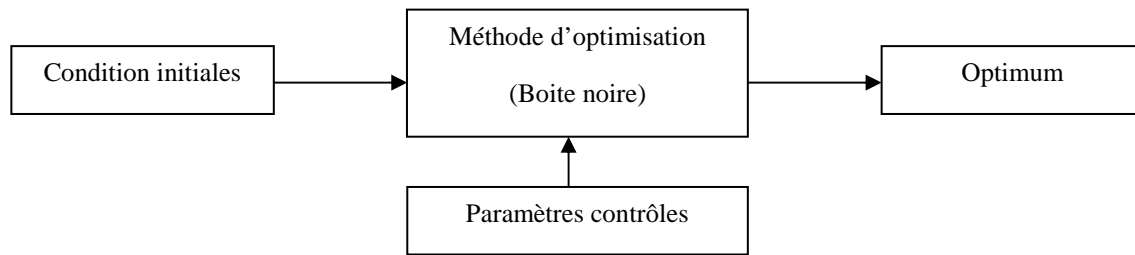
Les algorithmes génétiques imitent l'évolution naturelle et le processus de sélection. En employant des opérations de base : sélection, croisement et mutation, ils sont capables de trouver le minimum global ou au moins une solution qui en est proche. [29,03]

L'algorithme du recuit simulé a été développé par analogie entre le processus thermodynamique de recuit d'un solide et le processus d'optimisation. La succession des phases d'équilibre thermique et de refroidissement permet de localiser l'optimum global. L'historique de la recherche pour influencer sur les prochains déplacements. [03]

### **II.4.1 Caractéristiques des méthodes d'optimisation :**

#### **II.4.1.1 Sensibilité et robustesse d'une méthode d'optimisation :**

La méthode d'optimisation est conditionnée par des paramètres de contrôle et des conditions initiales (valeurs initiales des variables de conception, valeurs initiales des paramètres de contrôle,...). Elle peut être caractérisée selon le modèle de la boîte noire illustré en figure II.2.



**Figure. II.2. Modèle de la boîte noire**

L'efficacité d'une méthode d'optimisation est liée à la sensibilité et à la robustesse par rapport aux paramètres de contrôle et aux conditions initiales. Lorsque les variables de conception doivent prendre une valeur bien précise pour que la méthode de résolution converge vers l'optimum d'une fonction donnée, la méthode est dite sensible aux conditions initiales. Une méthode d'optimisation est robuste si pour une même valeur des paramètres de contrôle et des conditions initiales, elle est capable de trouver l'optimum de fonctions très différentes.

Une méthode parfaite devrait être totalement insensible aux conditions initiales et aux variables de conception et converger vers l'optimum quelles que soient la fonction objectif et les contraintes. [03]

#### **II.4.1.2 Mode de recherche de l'optimum :**

Lorsque l'évolution de la méthode de résolution est prévisible et ne laisse aucune place au hasard, celle-ci est qualifiée d'analytiques. En revanche les méthodes dites stochastiques s'appuient sur des mécanismes de transition probabiliste qui peuvent conduire à des résultats différents pour des conditions initiales et des paramètres de contrôle identiques.

Les méthodes analytiques sont qualifiées de méthodes locales, c'est-à-dire qu'elles convergent vers un optimum dépendant uniquement du point de départ, qu'il soit local ou global. A l'opposé, les techniques stochastiques sont reconnues comme des méthodes globales qui permettent de localiser l'optimum global. [03]

---

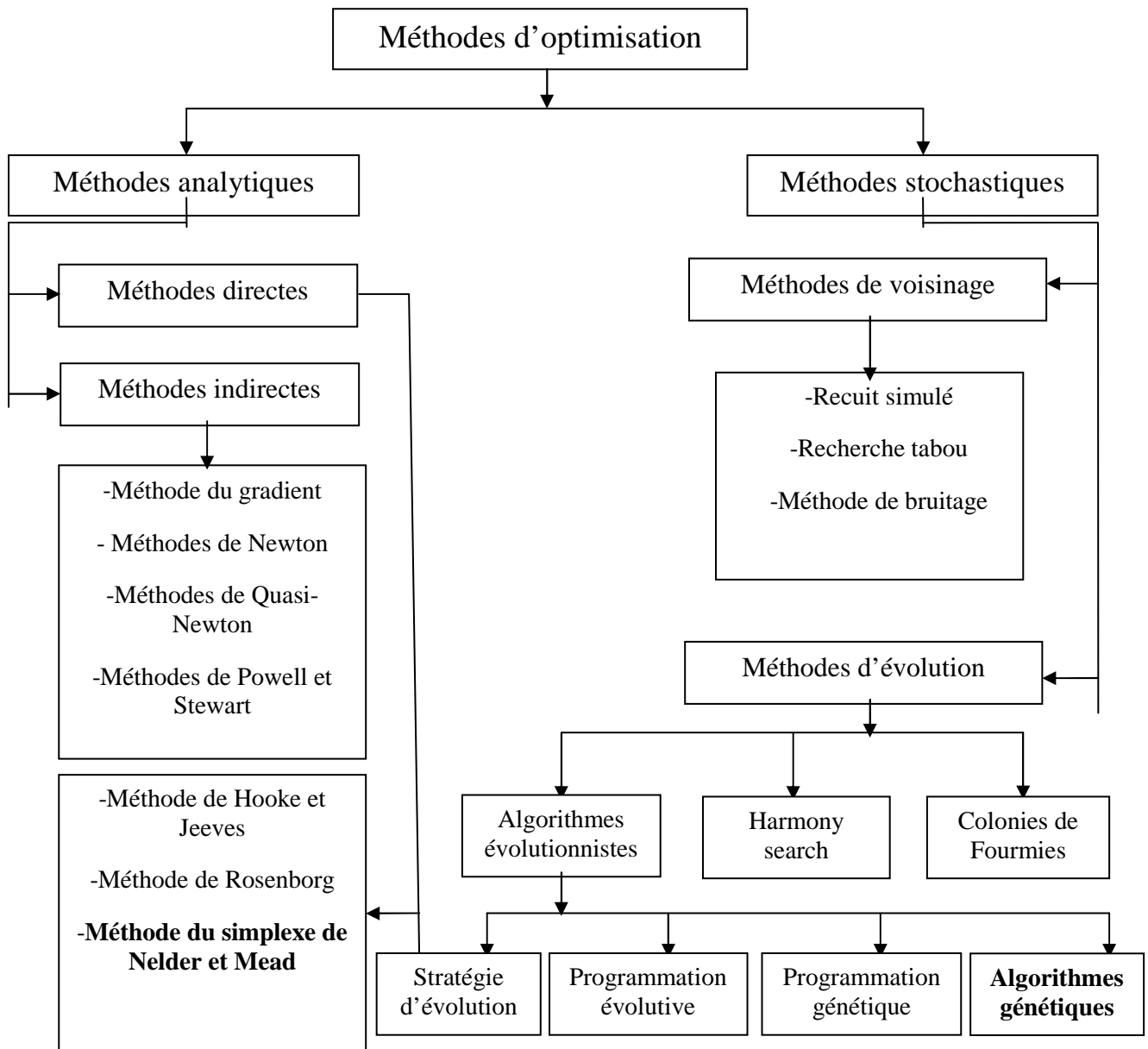
### **II.4.1.3 Ordre d'une méthode de résolution**

Les méthodes de résolution peuvent être classées à partir de leur ordre selon qu'elles nécessitent ou non le calcul des dérivées de la fonction objectif et des fonctions contraintes par rapport aux paramètres. Une méthode est dite d'ordre zéro si elle utilise uniquement la connaissance de la fonction elle-même. Elle est d'ordre un si elle requiert le calcul des dérivés pour trouver l'optimum. En revanche, elles offrent l'avantage d'éviter le calcul du gradient, ce qui est intéressant lorsque la fonction n'est pas différentiable ou que le calcul de son gradient représente un coût important. C'est notamment le cas des modèles éléments finis.

Les méthodes d'ordre un permettent d'accélérer la localisation de l'optimum, puisque le gradient donne l'information sur la direction de l'amélioration. Par contre elles sont applicables seulement aux problèmes où les fonctions objectifs et contraintes sont continûment différentiables. [26,03]

### **II.4.2 Classification des méthodes d'optimisation :**

La plus part des problèmes d'optimisation appartiennent à la classe des problèmes difficiles et ne possèdent donc pas de solutions algorithmiques efficaces valables pour toutes les données. Etant donnée l'importance de ces problèmes, de nombreuses méthodes de résolution ont été développées. Ces méthodes peuvent être classées suivant la figure ci-dessous : [03,19]



**Figure II.3 Principales méthodes d'optimisation**

---

Les méthodes d'optimisations sont classées, selon le mode de recherche de l'optimum, en deux grands groupes : les méthodes analytiques et les méthodes stochastiques.

#### **II.4.2.1 Méthodes analytiques :**

Les méthodes analytiques se divisent en deux classes principales : les méthodes directes et les méthodes indirectes.

##### **II.4.2.1.1 Les méthodes directes :**

Les méthodes de recherche directe (ou les méthodes primales) ont été proposées pendant les années 50 et 60 .Elles utilisent directement la valeur de la fonction objectif, sans faire appel à ses dérivées. Depuis leur publication, les algorithmes de recherche directe sont utilisés avec succès dans plusieurs domaines, et sont populaires particulièrement en chimie , ingénierie des procédés et médecine .Ils sont réputés pour être des algorithmes simples, robustes, et efficaces pour les problèmes d'optimisation en variables réelles, sans contraintes, Parmi ces méthodes, nous pouvons citer : [19]

##### **➤ Méthode de Hooke et Jeeves :**

La méthode de Hooke et Jeeves (1960) appartient à la famille des méthodes directes car elle ne nécessite pas le calcul des dérivées de la fonction objectif. Chaque itération de cette méthode se décompose en deux étapes :

- une étape d'exploration qui consiste à se déplacer suivant les directions de base, de manière à améliorer la valeur de la fonction objectif.
- une étape de progression « Pattern Search Move » qui consiste à faire une projection suivant les deux derniers vecteurs ayant amélioré la fonction objectif.

La méthode converge rapidement quand la vallée est assez rectiligne mais plus lentement (voire pas du tout) quand elle se courbe. Lors de l'étape exploratoire, les variables sont toujours examinées dans un ordre figé. Cette méthode est donc mieux adaptée aux problèmes où les variables de décision sont indépendantes entre elles. Cependant l'étape d'exploration est tributaire des directions initiales. [28]

---

### ➤ **Méthode de Rosenborg (1960)**

La méthode de Rosenborg dite aussi « rotation decoordonnées » permet de rendre l'exploration indépendante des directions initiales. C'est une méthode itérative qui se décompose en deux étapes répétitives.

- Une étape d'exploration qui réalise des améliorations successives via des directions privilégiées, une étape globale qui permet de construire une nouvelle base dans la direction de deux sorties consécutives.
- La vitesse de convergence de la méthode dépend du choix de la base de départ. De plus, elle nécessite la reconstruction d'une nouvelle base à chaque itération ce qui rend la méthode coûteuse lorsque la dimension du vecteur des variables de décision est grande.[19]

### ➤ **Méthode du simplexe de Nelder et Mead (1965)**

Cette méthode consiste à déterminer la direction de recherche en utilisant un polyèdre formé par les  $n+1$  meilleures solutions trouvées pendant la recherche ( $n$  correspondant à la dimension du vecteur des variables de décision). A chaque pas de l'algorithme, une nouvelle solution est générée par des opérations de réflexion, d'expansion ou de contraction par rapport au centre de gravité du polyèdre. Cette nouvelle solution ira remplacer la plus mauvaise solution des  $n+1$  points conservés. Contrairement aux deux précédentes méthodes, les déplacements ne se font pas d'un point à un autre du domaine de la fonction, mais par des déplacements successifs de la surface définie par le polyèdre des solutions trouvées. La méthode est donc capable de s'adapter à la topologie de la fonction objectif  $f$  et de l'espace des solutions admissibles. [29]

#### **II.4.2.1.2 Les méthodes indirectes :**

Les méthodes indirectes cherchent à atteindre les extrema locaux en résolvant les systèmes d'équations, souvent non linéaires, obtenus en annulant le vecteur gradient de la fonction étudiée. La recherche d'un extremum hypothétique commence par la restriction de l'espace de recherche aux points de pente nulle dans toutes les directions. Parmi ces méthodes on peut citer : [19]



---

➤ **Méthode du gradient :**

Il s'agit d'une famille de méthodes qui procèdent de la façon suivante :

On part d'un point initial  $x^0$  et on calcule le gradient  $\nabla f(x^0)$ . Comme  $\nabla f(x^0)$  indique la direction de la plus grande augmentation de  $f$ , on se déplace d'une quantité  $\lambda_0$  dans la direction opposée au gradient, et on définit le point  $x^1$  par :

$$x^1 = x^0 - \lambda_0 \frac{\nabla f(x^0)}{\|\nabla f(x^0)\|} \quad (\text{II.1})$$

Le procédé est répété engendrant les points  $x^0, x^1, \dots, x^k$ , suivant la relation :

$$x^{k+1} = x^k - \lambda_k \frac{\nabla f(x^k)}{\|\nabla f(x^k)\|} \quad (\text{II.2})$$

Où :  $\lambda_k$  est le pas déplacement ( $\lambda_k > 0$ )

Cette méthode a pour avantage d'être très facile à mettre en œuvre, mais malheureusement, les conditions de convergence sont assez lourdes. [19]

➤ **Méthodes de Newton :**

L'idée de cette méthode consiste à remplacer au voisinage de  $x^{(k)}$ , la fonction  $f(x)$  par son approximation quadratique : [19]

$$f(x) = f(x^{(k)}) + \nabla f^T(x^{(k)})[x^{(k+1)} - x^{(k)}] + \frac{1}{2}(x - x^{(k)})^T \nabla^2 f(x^{(k)})[x - x^{(k)}] \quad (\text{II.3})$$

A la (k+1) itération :

$$f(x^{(k+1)}) = f(x^{(k)}) + \nabla f^T(x^{(k)})[x^{(k+1)} - x^{(k)}] + \frac{1}{2}(x^{(k+1)} - x^{(k)})^T \nabla^2 f(x^{(k)})[x^{(k+1)} - x^{(k)}] \quad (\text{II.4})$$

$x^{(k+1)}$  : est un minimum si  $\nabla f(x^{(k+1)}) = 0$

Cette condition conduit au système linéaire suivant :

$$\nabla f(x^{(k)}) = -\nabla^2 f(x^{(k)}) [x^{(k+1)} - x^{(k)}] \quad (\text{II.5})$$

D'où la formule itérative :

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - [\nabla^2 f(x^{(k)})]^{-1} \nabla f(x^{(k)}) \quad (\text{II.6})$$

Cette formule peut être généralisée en introduisant un pas de déplacement ( $\lambda^{(k)}$ ) dans la direction de recherche :

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \lambda^{(k)} [\nabla^2 f(x^{(k)})]^{-1} \nabla f(x^{(k)}) \quad (\text{II.7})$$

#### ➤ Méthodes de Quasi-Newton :

La limitation importante de la méthode de Newton consiste dans la restriction  $[\nabla^2 f(x^{(k)})]$ . Une extension naturelle consiste à remplacer  $[\nabla^2 f(x^{(k)})]^{-1}$  par une matrice  $H_k$  définie positive donnant la direction de déplacement à partir du gradient  $\nabla f(x^{(k)})$ .

D'où une formule de base des méthodes quasi-newtoniennes :

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - \lambda_k H^{-1} \nabla f(x^{(k)}) \quad (\text{II.8})$$

$\lambda_k$  : est choisi de façon à minimiser  $g(\lambda) = f(x^k + \lambda d_k)$  dans la direction.

$$d_k = -H_k \nabla f(x^{(k)}). \quad (\text{II.9})$$

La matrice  $H_k$  est modifiée à chaque itération.

Il existe évidemment beaucoup de variantes possibles pour le choix de la formule de mise à jour de la matrice  $H_k$ . [19]

#### ➤ Méthodes de Powell et Stewart :

Cette méthode sans dérivées, peut se rattacher à la famille des méthodes de direction conjuguées. En effet appliquée à une fonction quadratique, cette méthode étant assez lente, Powell propose d'effectuer une descente selon la ligne de plus grande pente, sans calcul de gradient. Cette direction résulte des optimisations précédentes. L'un des paramètres (idéalement celui ayant le plus d'influence sur la nouvelle direction) est alors remplacé par

---

cette nouvelle direction. Cette méthode permet donc d'accélérer la recherche de l'optimum. Elle est intéressante car elle n'engendre pas de calcul de gradient. [19]

#### **II.4.2.2 Méthodes stochastiques :**

Les méthodes d'optimisation stochastiques s'appuient sur des mécanismes de transition probabilistes et aléatoires. Cette caractéristique indique que plusieurs exécutions successives de ces méthodes peuvent conduire à des résultats différents pour une même configuration initiale d'un problème d'optimisation. [03]

Ces méthodes ont une grande capacité à trouver l'optimum global du problème. Contrairement à la plupart des méthodes analytiques, elles ne nécessitent ni point de départ, ni la connaissance du gradient de la fonction objectif pour atteindre la solution optimale. Elles sont d'ordre zéro. Cependant, elles demandent un nombre important d'évaluations de la fonction objectif. Les méthodes stochastiques les plus utilisées sont présentées ci-dessous :

##### **II.4.2.2.1 Méthodes de voisinage :**

Les méthodes de recherche à base de voisinage s'appuient toutes sur un même principe, à partir d'une solution  $x_0$  considérée comme point de départ. La recherche consiste à passer d'une solution voisine par déplacements successifs. L'ensemble des solutions que l'on peut atteindre à partir d'une solution  $x$  est appelé voisinage de cette solution. Déterminer une solution voisine de  $x$  dépend bien entendu du problème traité. [25]

De manière générale, les opérateurs de recherche locale s'arrêtent quand une solution localement optimale est trouvée, c'est-à-dire quand il n'existe pas de meilleures solutions dans le voisinage. [25,03]

Mais accepter uniquement ce type de solution n'est pas satisfaisant. Dans un cadre plus général, il serait intéressant de pouvoir s'échapper de ces minima locaux. Il faut alors permettre à l'opérateur de recherche locale de faire des mouvements pour lesquels la nouvelle solution retenue sera de qualité moindre que la précédente, c'est le cas immédiat des méthodes du recuit simulé, bruitage et de la recherche tabou. [03]

##### **➤ Le recuit simulé:**

Le recuit simulé est une version améliorée de la méthode d'amélioration itérative. Il a été proposé en 1983 par Kirkpatrick pour la résolution des problèmes d'optimisation. Le

---

recuit simulé trouve ses origines dans la thermodynamique. Cette méthode est issue d'une analogie entre le phénomène physique de refroidissement lent d'un corps en fusion, qui le conduit à un état solide, de basse énergie. Il faut abaisser lentement la température, en marquant des paliers suffisamment longs pour que le corps atteigne l'équilibre thermodynamique" à chaque palier de température. Pour les matériaux, cette basse énergie se manifeste par l'obtention d'une structure régulière, comme dans les cristaux et l'acier.

L'analogie exploitée par le recuit simulé consiste à considérer une fonction  $f$  à minimiser comme fonction d'énergie, et une solution  $x$  peut être considérée comme un état donné de la matière dont  $f(x)$  est l'énergie. [03]

➤ **Recherche TABOU:**

La première formalisation de la méthode de recherche Tabou (**RT**) remonte à 1986 et a été réalisée par F.Glover. Son principe source d'inspiration est le cerveau humain. Elle est basée sur des idées simples, mais elle est néanmoins très efficace.

La recherche avec Tabou permet d'atteindre le minimum global d'un problème d'optimisation à partir d'une analogie avec la mémoire cerveau humain .Le processus de résolution développé par cette méthode commence avec la génération d'une configuration de paramètre au hasard .Ensuite, à chaque itération, le voisinage de la configuration courante est parcouru par une série de mouvement aléatoire de façon à trouver une meilleure solution. [25]

#### **II.4.2.2.2 Méthodes d'évolution**

➤ **Algorithme de colonie de fourmi :**

Les algorithmes de colonies de fourmis sont des algorithmes inspirés du comportement des fourmis et qui constituent une famille des heuristiques d'optimisation.

Initialement proposé par Marco Dorigo et Al. Dans les années 90, pour la recherche de chemins optimaux dans un graphe, le premier algorithme s'inspire du comportement des fourmis recherchant un chemin entre leur colonie et une source de nourriture. [20]

➤ **Algorithme Harmony search :**

Récemment le **Dr ZongWoo Geem** a développé un nouvel algorithme, appelé Harmony Search (HS) qui a conceptualisé l'utilisation de processus musical pour un état parfait d'harmonie. L'harmonie dans la musique est analogue au vecteur de solution

---

d'optimisation, et les improvisations des musiciens sont analogues aux aménagements locaux et globaux de recherche dans des techniques d'optimisation. L'algorithme HS n'exige pas des valeurs initiales pour les variables de décisions. En outre, au lieu d'une recherche de gradient, l'algorithme HS emploie une recherche aléatoire stochastique qui est basée sur deux taux (considération de la mémoire et l'ajustement du lancement) de sorte que l'information dérivée soit inutile.

L'algorithme de HS pose peu de conditions mathématiques et peut être facilement adopté pour différents types de problèmes d'optimisation. [29]

### ➤ Algorithmes évolutionnistes

Les algorithmes évolutionnistes (AE), sont des techniques d'optimisation itérative et stochastique, inspirées par des concepts issus de la théorie de l'évolution de Darwin. Les organismes biologiques vivent ensemble dans un environnement où ils se reproduisent et se partagent les mêmes ressources telles que nourriture et abris contre les prédateurs. Ainsi, les individus les plus forts ont plus de chance de survivre vis-à-vis de la nourriture et des prédateurs ou bien trouver un partenaire pour se reproduire. Ceux qui ont réussi à survivre et à trouver des partenaires vont générer un nombre relativement plus important de progénitures. Les plus faibles vont avoir peu ou pas de descendants. Par ce fait, les gènes des individus les plus adaptés vont se transmettre dans plusieurs individus des générations suivantes.

La combinaison des meilleurs gènes des différents ancêtres peut parfois produire des "super-individus" qui s'adaptent encore mieux que leurs parents. Ainsi, les espèces évoluent et deviennent de plus en plus adaptés à leur environnement.

En imitant ce principe, les algorithmes évolutionnistes appliqués à un problème d'optimisation font évoluer un ensemble de solutions candidates, appelé population d'individus. Un individu représente une solution possible du problème donné. À chaque individu est attribué un "fitness" qui mesure la qualité de la solution qu'il représente, souvent c'est la valeur de la fonction à optimiser. Ensuite, une nouvelle population des solutions possibles est produite en sélectionnant les parents parmi les meilleurs de la "génération" actuelle pour effectuer des croisements et des mutations. La nouvelle population contient une plus grande proportion de caractéristiques des meilleurs individus de la génération précédente.

De cette façon, de génération en génération, les meilleurs gènes se propagent dans la population, en se combinant ou échangeant les meilleurs traits. En favorisant les meilleurs

---

individus, les régions les plus prometteuses de l'espace de recherche sont explorées. Si l'algorithme est bien conçu (codage, fonction d'évaluation des individus et d'autres paramètres judicieusement choisis), la population convergera vers un état stationnaire minimal. [03]

### ➤ **Principe généraux des algorithmes évolutionnistes**

Les AE sont une classe d'algorithmes d'optimisation par recherche probabiliste basés sur le modèle de l'évolution naturelle. Ils modélisent une population d'individus par des points dans un espace. Un individu est codé dans un génotype composé de gènes correspondant aux valeurs des paramètres du problème à traiter. Le génotype de l'individu correspond à une solution potentielle au problème posé, le but des AE est d'en trouver la solution optimale. [03]

Les AE ont montré leur capacité à éviter la convergence des solutions vers des optima locaux, aussi bien lorsqu'ils sont combinés avec des méthodes de recherche local que lorsqu'ils sont seuls [03.28].

Quel que soit le type de problème à résoudre, les AE opèrent selon les principes suivants : la population est initialisée de façon dépendante du problème à résoudre (l'environnement), puis évolue de génération en génération à l'aide d'opérateurs de sélection, de recombinaison et de mutation. L'environnement a pour charge d'évaluer les individus en leur attribuant une performance (ou fitness). Cette valeur favorisera la sélection des meilleurs individus, en vue, après reproduction (opérée par la recombinaison et la mutation), d'améliorer les performances globales de la population.

Plusieurs types d'évolution ont été développés, donnant naissance à trois grandes tendances : les Algorithmes Génétiques, les Stratégies d'Evolution et la Programmation Evolutive. Une branche annexe, la Programmation Génétique peut aussi rentrer dans ce type de systèmes. [25,03]

#### **a. Programmation évolutive**

Cette méthode utilise un codage spécifique au problème à résoudre et des opérations de mutation adaptées au codage. Dans le cas d'un problème d'optimisation dans le domaine de réels par exemple, les individus d'une population seraient des vecteurs de réels. Chaque configuration de la population courante est copiée dans une nouvelle population. Les configurations sont ensuite mutées, conduisant à de nouvelles configurations. L'ensemble des

---

configurations entre ensuite dans une étape de compétition pour survivre dans la génération suivante. [03]

### **b.Stratégies d'évolution**

Les SE sont conçues au départ pour résoudre des problèmes d'optimisation définis sur des espaces continus. Dans un algorithme de type SE, les individus sont des vecteurs de réels. Les SE n'utilisent que la mutation et la sélection. L'algorithme le plus simple manipule un seul individu. A chaque génération, l'algorithme génère par mutation un individu enfant à partir de l'individu parent et sélectionne l'un ou l'autre pour le conserver dans la population. La mutation dans un tel algorithme est aléatoirement appliquée à tous les composants de l'individu pour produire un enfant de telle sorte qu'un enfant ressemble plus au moins à ses parents. [03.28]

### **c.Programmation génétique**

Récemment, les extensions apportées par J. Koza , ont permis le développement de la programmation génétique. Le principe de La PG consiste à faire évoluer une population constituée d'un grand nombre de programme. La plupart des algorithmes de PG travaillent avec une population modélisée sous forme d'arbres. Le principe est le même qu'en AG classique, mais les opérateurs de croisement et de mutation sont différents, car ils travaillent directement sur la structure d'arbre du programme. La PG permet de générer des fonctions informatiques à partir des principes évolutionnistes.

Dans cette approche il n'est pas nécessaire d'utiliser des codages linéaires pour soumettre des programmes à une évolution génétique.

### **d.Les Algorithmes Génétiques**

Les AG sont historiquement la première forme de systèmes évolutionnaires. Introduits en 1974 par John Holland, ils utilisent une chaîne binaire comme support de l'information chromosomique.

De ces quatre méthodes stochastiques ont dérivé différentes techniques mélangeant les méthodes d'évolution des unes et des autres. Impossible à classer dans l'une des quatre familles citées ci-dessus, elles sont néanmoins considérées comme des AE. [03]

---

## II.5 Traitements des contraintes

Les contraintes imposées par le problème d'optimisation doivent être prises en compte dans la résolution de ce problème. Il y a plusieurs choix pour le traitement des problèmes avec contraintes.

On peut, pour des raisons de robustesse et de facilité de mise en œuvre, transformer un problème contraint en une suite de problèmes sans contrainte. Cette transformation s'effectue en ajoutant des pénalités à la fonction objectif. [19, 03,21]

### II.5.1 Méthodes des pénalités

L'intérêt de ces méthodes est la simplicité de leurs principes et leur relative efficacité pratique [74], [83] [85]. Le concept de base est de transformer la résolution du problème sous contraintes en une suite de résolutions de problèmes sans contrainte en associant à l'objectif une pénalité dès qu'une contrainte est violée. [19]

Soit le problème initial:

Minimiser  $f(x)$  sous les contraintes:

$$g_i(x) \geq 0 \quad (i=1,2,\dots,m).$$

$$h_j(x) = 0 \quad (j=1,2,\dots,n).$$

La fonction objectif  $f(X)$  du problème est alors remplacée par la fonction suivante à minimiser :

$$P(x, r^k) = F(x) + (1/r^k) \sum_{j=1}^n [h_j(x)] + (r^k) \sum_{i=1}^m [g_i(x)] \quad (\text{II.10})$$

Où : Les fonctions  $(h_j(x))$  et  $(g_i(x))$  sont appelées fonctions de pénalisation et sont définies selon la méthode de pénalité utilisée,  $r^{(k)}$  est un coefficient de pénalité, toujours positif. La fonction de pénalité est choisie de telle façon que la possibilité de réalisation soit garantie dans tous les processus de recherche de l'optimum. Cette caractéristique est très importante pour éviter un arrêt prématuré de l'algorithme d'optimisation.

Suivant les types de contraintes on distingue la méthode des pénalités intérieures [19]



la méthode des pénalités extérieures et les méthodes de pénalité radicale que nous allons exposer ci-dessous.

**a. La méthode de pénalité extérieure :**

$$G(g_i(x)) = [g_i(x)]^2 \quad (\text{II.11})$$

$$\text{et } H(h_j(x)) = [h_j(x)]^2 \quad (\text{II.12})$$

Donc:

$$P(x, r^k) = F(x) + (1/r^k) \sum_{j=1}^n [h_j(x)]^2 + (r^k) \sum_{i=1}^m [g_i(x)]^2 \quad (\text{II.13})$$

Les fonctions  $g_i(x)$  et  $h_j(x)$  sont utilisées afin de défavoriser les positions non admissibles. La fonction de pénalité doit être continue et à dérivées continues. [19]

Le problème obtenu pourrait être résolu directement pour une valeur de  $r^{(k)}$  suffisamment grande de telle façon que les contraintes soient satisfaites mais ce choix entraîne un mauvais conditionnement de problème d'optimisation et donc engendre un problème numérique lors de la résolution. Pour cette raison, les méthodes des pénalités sont en général résolues de manière itérative : une suite de valeurs croissantes de  $r^{(k)}$  est générée et à chaque itération  $k$  du processus.

Grâce aux caractéristiques de continuité et dérivabilité de la fonction de pénalité, cette méthode est applicable partout. De plus, elle est facile à mettre en œuvre.

L'avantage de cette méthode est que le point de départ n'est pas nécessairement La fonction de pénalité extérieure est continue dans tout le domaine d'étude, admissible comme non admissible, mais elle présente l'inconvénient de conduire à un optimum réalisable seulement quand  $k$  tend vers l'infini et d'approcher ce point par une série de solutions non admissibles. Elle est utilisée pour les contraintes non uniquement fonction des variables d'optimisation ou les contraintes d'égalités. La méthode des pénalités intérieures est utilisée pour toutes les autres contraintes pour des raisons que nous allons expliciter. [03]

---

## b. Méthode des pénalités intérieures :

$$G[g_i(x)] = 1/g_i(x) \quad (\text{II.14})$$

$$\text{Donc:} \quad P(x, r^{(k)}) = F(x) + (r^{(k)}) \cdot \sum_{i=1}^m \left( \frac{1}{g_i(x)} \right) \quad (\text{II.15})$$

Dans le cas de la pénalité intérieure, on cherche à définir la fonction  $g_i(x)$  de telle sorte que, plus la contrainte devient active, c'est-à-dire plus  $x_i$  se rapproche de la frontière du domaine admissible, plus la fonction de pénalisation  $g_i(x)$  croît et tend vers l'infini et par conséquent, moins on a de chance de trouver le minimum proche de la frontière du domaine admissible. Cette caractéristique montre que cette technique ne convient pas pour résoudre les problèmes possédant des contraintes égalités.

## c. Méthodes de pénalité mixte

C'est une combinaison des deux méthodes précédentes:

$$H[h_j(x)] = [h_j(x)]^2. \quad (\text{II.16})$$

$$G[g_i(x)] = [1/g_i(x)]. \quad (\text{II.17})$$

$$P(x, r^{(k)}) = F(x) + (1/r^{(k)}) \cdot \sum_{j=1}^n [h_j(x)]^2 + (r^{(k)}) \sum_{i=1}^m \left( \frac{1}{g_i(x)} \right) \quad (\text{II.18})$$

## d. Méthode de pénalisation radicale :

La méthode de pénalisation radicale est un processus de pénalisation très populaire dans le domaine de l'optimisation évolutionnistes. Il s'agit d'écarter les solutions non réalisables en attribuant à la fonction de transformation valeur très élevée en cas d'une minimisation, ou une valeur nulle en cas de maximisation. Par conséquent, la probabilité de survie de ces solutions, déterminée par les mécanismes de sélection, est quasi-nulle.

---

Cette méthode est séduisante en raison de sa grande simplicité. Elle peut être appliquée avec succès lorsque l'espace de recherche est convexe. Dans le cas contraire, cette approche a de sérieuses limitations, les solutions situées dans l'espace irréalisable ne pouvant être améliorées en raison de l'absence de directions données par la méthode de pénalisation.[03]

### **II.5.2 Choix de la méthode de pénalité :**

La méthode des pénalités extérieures, d'un point de vue pratique, est très avantageuse. En effet, le domaine d'optimisation défini par contraintes assure la possibilité et la pertinence du calcul de la réponse en tout point. Cette méthode peut donc être appliquée à un problème contraint sans modification des algorithmes de recherche. Elle permet aussi la prise en compte des contraintes égalités et des contraintes qui ne sont pas fonction uniquement des variables d'optimisation mais également des résultats de simulation. [19,30]

Comparativement, la méthode des pénalités intérieures est plus difficile à mettre en œuvre car les inégalités sont strictes et ne peuvent être transgressées. Par contre, elle permet de réduire le domaine de recherche au seul domaine faisable et ainsi limiter les risques d'arrêt prématuré du processus d'optimisation.

En conclusion, une combinaison des deux méthodes est préférable : la méthode des pénalités extérieures pour les contraintes non uniquement fonction des variables d'optimisation ou les contraintes égalités et la méthode de pénalités intérieures pour les autres. [03]

Les méthodes que nous venons de décrire présentent certains inconvénients. La fonction peut être mal conditionnée ce qui entraîne une convergence lente. De plus, ces méthodes sont itératives et nécessitent donc un temps de calcul important. [19]

---

## II.6 Conclusion

Le choix d'une méthode d'optimisation qui convient pour un tel problème ou tel autre n'est pas évident. Il dépend d'un ensemble de facteurs liés au problème à optimiser surtout du comportement de la fonction qui le représente. Pour faire le choix adéquat de la méthode, il est nécessaire d'avoir une bonne connaissance des outils d'optimisation et de circonscrire le problème à traiter. Le choix des méthodes est en corrélation avec les travaux déjà effectués par d'autres chercheurs qui ont traité des problèmes similaires.

Dans les sections suivantes, nous nous intéressons plus particulièrement au **algorithme génétique** et **simplexe de Nelder et Mead** que nous avons utilisées dans nos expérimentations décrites dans les chapitres suivants.

---

## **Chapitre III**

### **Méthode de Nelder-Mead**

---

## **Chapitre III**

### **Méthode de Nelder-Mead**

#### **III.1 Introduction :**

La méthode de Nelder-Mead (NM), appelée parfois méthode du simplexe de Nelder-Mead est un algorithme d'optimisation non-linéaire. Elle est publiée par Nelder et Mead en 1965. C'est une méthode numérique qui minimise une fonction dans un espace à plusieurs dimensions.

La méthode s'applique à des problèmes sans bornes, et elle s'arrête quand un minimum local est trouvé. Un attribut de l'algorithme de Nelder-Mead est qu'il est d'ordre zéro, c'est-à-dire, il ne requiert pas de calcul de gradient. Le second avantage de Nelder-Mead est d'être une méthode rapide et robuste, relativement aux méthodes d'ordre zéro. [36,32]

#### **III.2 L'avantage de Nelder-Mead :**

La méthode de Nelder-Mead est une méthode d'optimisation locale qui est fréquemment utilisée, parce qu'elle se caractérise par: [33]

- Cette méthode est dite "directe" : elle tente de résoudre le problème en utilisant directement la valeur de la fonction objectif, sans faire appel à ses dérivées.
- Cette méthode est surtout appréciée pour sa robustesse.
- Sa faible consommation de mémoire (peu de variables).
- Son faible temps de calcul.
- Cet algorithme est robuste car il est très tolérant aux bruits dans les valeurs de la fonction objective.
- La fonction n'a pas besoin d'être calculée exactement et il est possible d'avoir recours à une approximation de la valeur de la fonction.

---

### III.3 Terminologie et éléments de base :

Contrairement aux autres méthodes qui démarrent à partir d'un point initial, la méthode de Nelder-Mead utilise un "**polytope**" de départ.

Un **polytope** est une figure géométrique de (n+1) points, n étant la dimension du problème. Le polytope de départ est obtenu par le tirage aléatoire d'un point  $x_i$  dans l'espace solution, les autres points  $x_i$  sont choisis de manière à former une base, généralement une base orthogonale. [34]

### III.4 Principe de fonctionnement de Nelder-Mead :

La méthode de minimisation de Nelder-Mead est basée sur la comparaison des valeurs de la fonction dans les (n+1) sommets d'un simplexe général. Le simplexe se modifie à travers les opérations de réflexion, d'expansion et de contraction, en changeant le sommet avec la plus grande valeur de la fonction coût par un autre point de valeur plus petite

Cette méthode utilise le concept de simplexe qui est un polytope de N+1 sommets dans un espace à N dimensions.

Soit N la dimension de l'espace où f prend ses valeurs. On démarre avec un simplexe de cet espace. La première étape consiste à enlever le point du simplexe où la fonction est maximale et à le remplacer par la réflexion de ce point par rapport au centre de gravité des N points restants. Si ce point est meilleur, on étire le simplexe dans cette direction. Sinon, on est dans une vallée, et on réduit le simplexe par une similitude centrée sur le point du simplexe où la fonction est minimale. [34]

### III.5 Algorithme de Nelder-Mead [33,34]

$$\text{Soit } x_i^k = [x_{i1}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{in}]^T \quad i=1, \dots, n+1 \quad (\text{III.1})$$

Le ième point dans le plan  $E^n$  à la kième itération et soit  $f(x_i^k)$  la valeur de f au point  $x_i^k$ .

$$\text{Définissons } f_h = \max \{ f(x_i^k) \} \text{ avec comme point correspondant } x_i^k = x_h^k \quad (\text{III.2})$$

Et  $f_l = \min\{f(x_i^k)\}$  avec comme point correspondant  $x_i^k = x_l^k$  (III.3)

$$\text{Soit } x_m^k = \frac{1}{n} \left[ \left( \sum_{i=1}^{n+1} x_i^k \right) - x_h^k \right] \quad (\text{III.4})$$

La procédure de recherche du minimum est la suivante :

**Pas 1 : réflexion :**

Faire la réflexion de  $x_h^k$  à travers le centroid , en calculant :

$$x_r^k = x_m^k + \alpha (x_m^k - x_h^k) \quad (\text{III.5})$$

Ou  $\alpha > 0$  est le coefficient de réflexion.

$x_m^k$  le centroid calculé d'après

$x_h^k$  le point correspondant à la plus grande valeur de  $f(x)$  parmi les  $n+1$  points.

**Pas 2 : expansion :**

Si  $f_r \leq f_l$  faire l'expansion du vecteur  $(x_r^k - x_m^k)$  en calculant :

$$x_e^k = x_m^k + \gamma (x_r^k - x_m^k) \quad (\text{III.6})$$

Ou  $\gamma > 1$  est le coefficient d'expansion par  $x_e^k$

Si  $x_e^k < x_l^k$  , remplacer  $x_h^k$  par  $x_e^k$  et revenir au pas 1 à la  $(k+1)$  itération.

Sinon, remplacer  $x_h^k$  par  $x_r^k$  et revenir au pas 1.

**Pas 3 :contraction :**

Si  $f_r > f_i$  pour tous les  $i \neq h$  , faire la contraction du vecteur  $(x_h^k - x_m^k)$  en calculant

$$x_c^k = x_m^k + \beta (x_h^k - x_m^k) \quad (\text{III.7})$$

Ou  $0 < \beta < 1$  est le coefficient de contraction.

Remplacer  $x_h^k$  par  $x_c^k$  et revenir au pas 1 à la  $(k+1)$  itération.



---

#### **Pas4 :réduction :**

Si  $f_r > f_h$ , faire la réduction de tous les vecteurs  $(x_i^k - x_l^k)$   $i=1, \dots, n+1$  par le demi de  $x_l^k$  en calculant :

$$x_i^k = x_l^k + 0.5 (x_i^k - x_l^k) \quad (\text{III.8})$$

Et revenir au pas 1 à la  $(k+1)$  itération.

Le critère utilisé par Nelder et Mead pour arrêter le calcul est le suivant :

$$\left\{ \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^{n+1} [f(x_i) - f(x_m)]^2 \right\}^{1/2} \leq \varepsilon \quad (\text{III.9})$$

Où  $\varepsilon$  est un nombre très petit, arbitraire, et  $f(x_m)$  la valeur de  $f$  au point  $x_m$ .

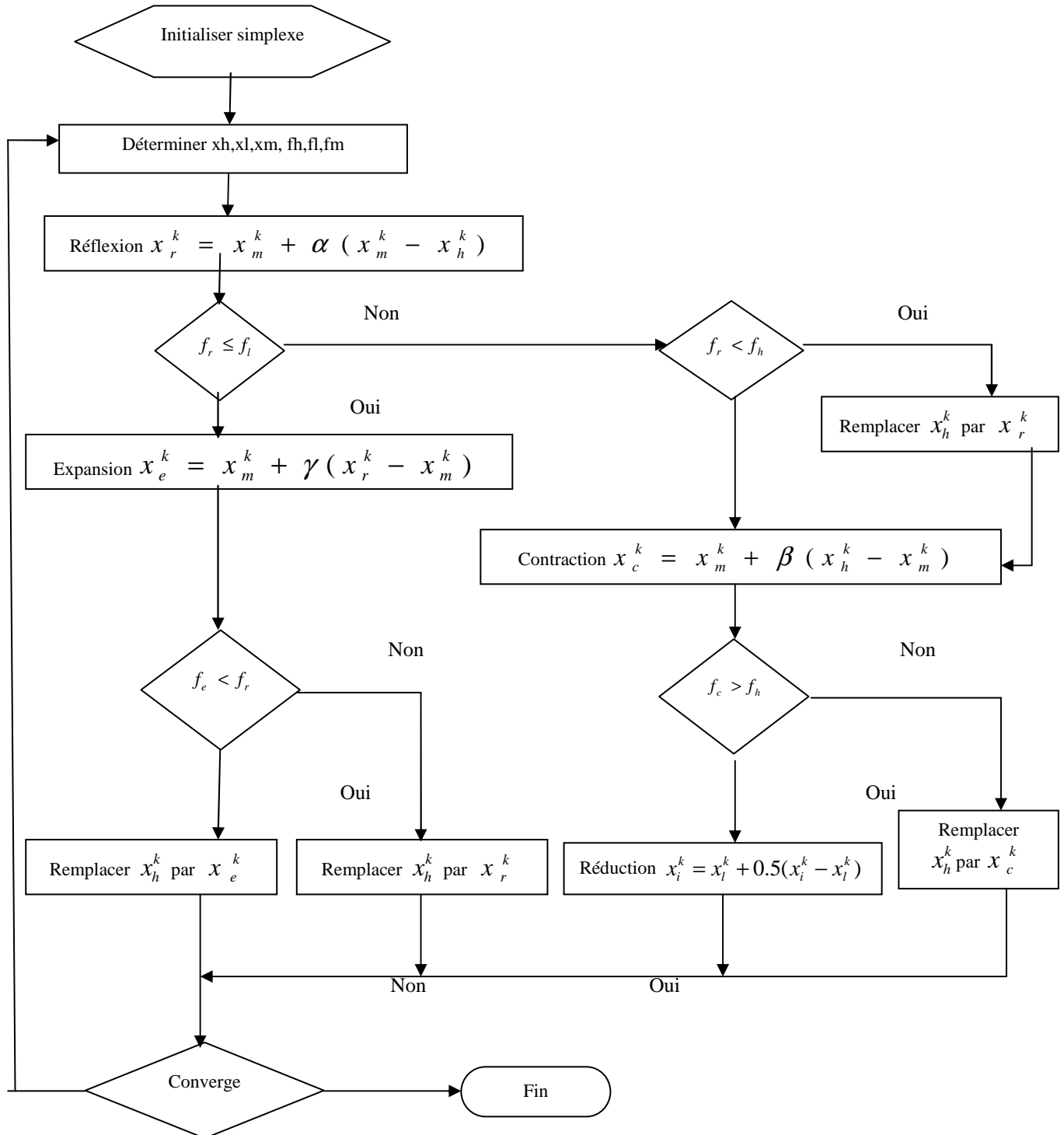
La question qui se pose est quelles valeurs peut-on donner aux paramètres  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  ?

Nelder et Mead ont résolu beaucoup de problèmes en utilisant différentes combinaisons des valeurs de  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$ .

Ils recommandent les valeurs suivantes qu'ils jugent plus appropriées.

$$\alpha = 1, \beta = 0.5 \text{ et } \gamma = 2.$$

### III.6 organigramme de minimisation selon Nelder-Mead : [35.36]



**Figure III.1 organigramme de la méthode de Nelder-Mead**

---

### **III.7 Conclusion**

Dans cette partie, nous avons développé la méthode du simplexe de Nelder-Mead. Cette méthode fait partie d'une famille de méthodes analytiques appelée méthodes directes. Elle se caractérise par sa simplicité, sa robustesse et son faible temps de calcul. Nous avons choisit cette méthode pour l'optimisation des puissances actives.

---

## **Chapitre IV**

### **Les Algorithmes Génétiques**

---

## Chapitre IV

### Les Algorithmes Génétiques

#### IV.1 Introduction

Les algorithmes génétiques (**AG**) sont des méthodes qui font partie d'une famille de méthodes stochastiques appelées méthodes évolutionnistes reposant sur une analogie avec la théorie de l'évolution naturelle, selon laquelle les individus d'une population les mieux adaptés à leur environnement ont une plus grande probabilité de survivre, de se reproduire de génération en génération, en donnant des descendants encore mieux adaptés. Comme dans les mécanismes naturels de la reproduction, les principaux opérateurs qui affectent la constitution d'un chromosome, qui code les caractéristiques des individus, sont le croisement et la mutation. [37,38]

Les AG ont été développées en 1975 par John Holland puis approfondies par David Goldberg. Ces derniers ont proposé les trois principes fondamentaux des algorithmes génétiques :

- a. Le codage des paramètres sous forme de gène.
- b. L'opérateur de sélection des individus les mieux adaptés ou les plus performants.
- c. Les opérateurs de reproduction : croisement et mutation qui agissent sur les gènes.

Les particularités des algorithmes génétiques sont :

- 1. Ils utilisent un codage des paramètres et non les paramètres eux mêmes.
- 2. Ils travaillent sur une population de points au lieu d'un point unique.
- 3. Ils n'utilisent que la valeur de la fonction étudiée et non sa dérivée ou une autre connaissance auxiliaire.
- 4. Ils utilisent des règles de transition probabilistes et non déterministes.

Les AG sont actuellement une des méthodes les plus diffusées et les plus utilisées dans la résolution des problèmes d'optimisation dans de nombreux domaines d'application: intelligence artificielle, recherche opérationnelle, optimisation combinatoire, optimisation des fonctions numériques difficiles (discontinues, multimodales, .....), traitement d'image (alignement des photos satellites) optimisation d'emploi du temps, contrôle de systèmes industriels et apprentissage des réseaux de neurones. Ils sont peu employés en

---

électrotechnique comparativement avec d'autres domaines comme l'automatique, par exemple. [39,40 ,41]

## IV.2 Principe

Les AG sont des algorithmes d'optimisation qui s'appuient sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes de sélection naturelle. Pour transposer les processus génétiques observés dans l'évolution des espèces au domaine de l'optimisation, Holland a introduit deux points fondamentaux :

L'évolution des espèces est un processus qui opère sur des structures appelées chromosomes. Dans les algorithmes génétiques, on transforme tout point de l'espace de recherche en un chromosome appelé encore chaîne ou individu. Chacune de ces chaînes représente, sous forme codée, l'ensemble des valeurs des paramètres. Par exemple, pour un problème à trois paramètres, une chaîne sera formée par la concaténation des trois valeurs réelles  $\langle x_1 \ x_2 \ x_3 \rangle$ . [42,43]

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.

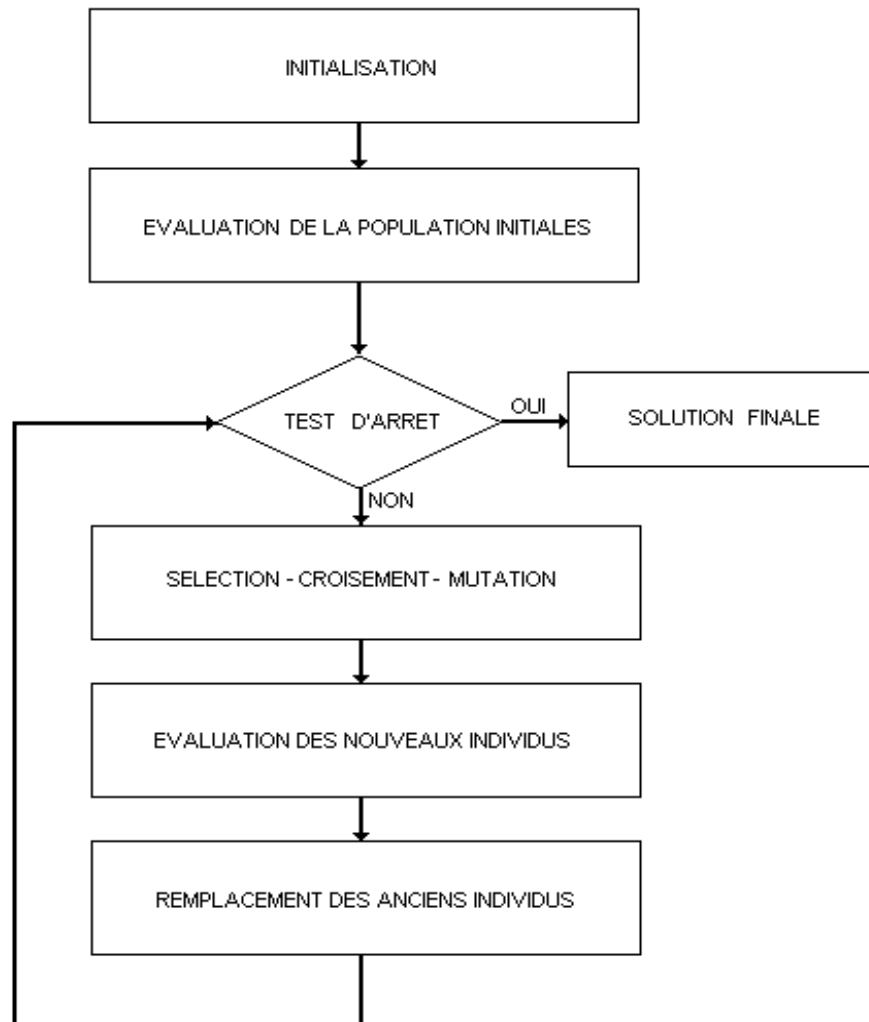
A partir de ces deux concepts : codage des paramètres et mesure d'adaptation, on peut décrire le fonctionnement général des algorithmes génétiques.

Les AG débutent par l'initialisation aléatoire d'une population  $P$  de  $N$  individus. La population évolue 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 descendants. Une mise en œuvre de cet opérateur consiste à donner pour chaque individu une probabilité d'avoir un descendant dans la génération suivante, proportionnelle 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  $P'(g)$ . [45]

La performance d'un individu est mesurée par une fonction de performance ou d'adaptation (fitness en anglais) qui se déduit de la fonction objectif, car les AG sont naturellement formulés en termes de maximisation. [46]

---

La figure suivante illustre le processus d'optimisation développé par les AG.



**Figure. IV.1 Principe d'un AG**

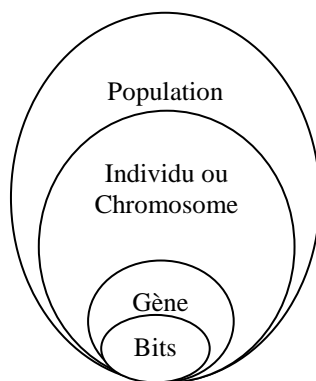
Les algorithmes génétiques travaillent par générations successives jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit vérifié.

Le codage des paramètres et les opérateurs de sélection, de croisement et de mutation sont présentés en détails. [47,48]

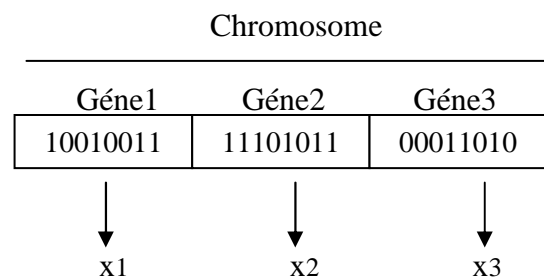
### IV.3 Codage

Pour utiliser les AG, la première chose à se demander est: "Comment décrire un individu?". C'est à dire, comment les paramètres peuvent se coder ? [49,03]

La réponse à cette question a une influence forte sur l'implémentation des mécanismes de croisement et de mutation. Un gène correspond de fait à un paramètre et un seul  $x_i$ . Un chromosome est constitué par un ensemble de gènes et décrit complètement un individu. L'ensemble des individus est appelé population. On aboutit ainsi à une structure présentant quatre niveaux d'organisation (figure. IV.2). Un chromosome est une concaténation des gènes (figure. IV.3)



**Figure. IV.2 Les quatre niveaux d'organisation des AG**



**Figure. IV.3. Illustration du codage des variables d'optimisation**

Il y a plusieurs types de codage : binaire, réel, codage de Gray et codage dynamique des paramètres. Chacun ayant ses propres avantages et inconvénients.

Les plus utilisés sont présentés ci-dessous.

#### **a-Codage binaire :**

Dans une représentation binaire, les individus se présentent sous forme de chaînes de bits (qui peuvent prendre les valeurs 0 ou 1). Ce type de codage est certainement le plus utilisé car il présente plusieurs avantages, un des avantages du codage binaire est que l'on peut facilement coder toutes sortes de paramètres : réels, entiers, booléens et chaînes de caractères. Cela nécessite simplement l'usage de fonctions de codage et décodage pour passer d'une représentation à l'autre. [50,03.41]



A chaque variable réelle  $x_i$  tel que  $x_i^{\min} \leq x_i \leq x_i^{\max}$  on associe donc un entier  $g_i$  :

$$0 \leq g_i \leq g_{\max} \quad i=1,2,\dots,n \quad (\text{IV-1})$$

Avec :

$$g_{\max} = 2^l - 1 \quad (\text{IV-2})$$

Le codage des variables réelles  $x_i$  en binaire est donné par l'équation suivante :

$$g_i = \frac{x_i - x_i^{\min}}{x_i^{\max} - x_i^{\min}} * g_{\max} \quad (\text{IV-3})$$

Le décodage des valeurs binaires  $g_i$  en valeurs réelles  $x_i$  est donné par l'équation suivante :

$$x_i = x_i^{\min} + (x_i^{\max} - x_i^{\min}) * \frac{g_i}{g_{\max}} \quad (\text{IV-4})$$

Néanmoins, ce codage présente trois inconvénients majeurs :

- Les performances de l'algorithme sont diminuées lorsque la longueur de la chaîne

Augmente  $\varepsilon = \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2^l - 1} \quad (\text{IV-5})$

- Deux nombres décimaux voisins (exemple : 7 et 8) peuvent être très éloignés dans le codage binaire naturel (1000 et 0111) Ce problème peut être réglé en remplaçant le code binaire naturel par le code binaire de Gray.
- La dissymétrie entre le 0 (plus fréquent) et le 1.

### **b-Codage de Gray**

Avec le codage binaire, deux configurations proches dans l'espace des paramètres peuvent avoir deux chromosomes très distincts, par exemple, les chaînes « 01111 » et « 10000 » correspondent à deux configurations réelles voisines alors qu'elles diffèrent de cinq bits. Cette caractéristique peut s'avérer pénalisante pour la recherche locale par croisement.

L'utilisation du code de Gray a été recommandée pour répondre à ce problème. En effet, avec ce code, les entiers adjacents ne diffèrent que d'un bit. Le passage entre deux configurations réelles voisines ne nécessite que de modifier un seul bit dans le chromosome. [41,51]

---

### **c-Codage réel**

Dans le cas du codage binaire, des difficultés surviennent pour calculer la fonction objectif et traiter les problèmes à plusieurs variables:

Les fonctions objectifs sont exprimées sous forme réelle. Les chromosomes binaires doivent alors être convertis à chaque évaluation.

Les problèmes multi-variables sont ramenés à des problèmes mono-variable par concaténation des inconnues en un seul chromosome. A chaque évaluation, la chaîne de bits résultante doit alors être découpée en autant de sous-chaînes qu'il y a d'inconnues. Ces sous-chaînes sont converties en nombres réels pour l'évaluation de la fonction objectif.

Une solution est tout simplement de représenter l'ensemble des variables par un vecteur :  $X = \langle x_1, x_2, \dots, x_n \rangle$  où chaque  $x_i$  est un nombre réel. Cette façon de faire est le codage réel [41]. Il emploie à cet effet des mécanismes plus adaptés, reposant principalement sur une représentation réelle des chromosomes. [52,41]

### **IV.4 Population initiale**

Le choix de la population initiale d'individus conditionne fortement la rapidité et l'efficacité de l'algorithme. Si la position de l'optimum dans l'espace d'état est totalement inconnue, il est naturel de générer aléatoirement des individus en faisant des tirages uniformes dans chacun des domaines associés aux composantes de l'espace d'état en veillant à ce que les individus produits respectent les contraintes.

Si par contre, des informations a priori sur le problème sont disponibles, il paraît bien évidemment naturel de générer les individus dans un sous domaine particulier afin d'accélérer la convergence.

Dans l'hypothèse où cet objectif est trop difficile à attendre ; on peut tenir compte des contraintes en les incluant dans le critère sous forme de pénalités. Ainsi, un individu qui viole une contrainte se verra attribuer une mauvaise adaptation et sera éliminé par le processus de sélection. [53,41]

### **IV.5 Fonction d'adaptation**

La construction d'une fonction d'adaptation(ou évaluation) appropriée à partir de la fonction objectif est très importante pour obtenir un bon fonctionnement des AG.

La fonction d'adaptation (fitness) est le seul lien direct entre l'AG et le problème à résoudre. Elle permet de mesurer la qualité d'une solution et de guider la recherche vers des régions performantes de l'espace des solutions. Son choix est primordial pour le bon

---

fonctionnement de l'algorithme. Lors de la sélection proportionnelle à la fonction d'évaluation, un individu est reproduit un nombre de fois proportionnelles. La pression qu'il exerce dans la population est d'autant plus grande que sa fonction d'évaluation est élevée.

Il faut distinguer entre la fonction objective et la fonction d'évaluation ou d'adaptation. La fonction objectif dépend de la nature du problème à résoudre. La solution optimale du problème est obtenue à partir de la fonction d'évaluation. Dans le cas d'un problème de minimisation, la solution est associée à la plus petite valeur trouvée de la fonction d'adaptation calculée pour chaque individu de la population. Dans le cas d'une maximisation, alors la valeur la plus grande de la fonction sera prise en compte. [03]

#### **IV.6 Modèles de reproduction**

Pendant la phase de reproduction, les individus sont sélectionnés et les structures de leurs chromosomes sont modifiées pour construire les nouveaux individus de la génération objectifs propres. [3]

##### **IV.6 .1 Les opérateurs génétiques :**

Les opérateurs génétiques jouent un rôle prépondérant dans la possible réussite d'un AG. Ils définissent la manière dont les chaînes binaires se recombinent pendant la phase de reproduction .ils permettent ainsi la création de nouvelles chaînes. [41]

##### **IV.6.1.1 La sélection :**

Par analogie au processus de sélection naturelle, un caractère aléatoire est conféré à la sélection des individus tout en exploitant les valeurs de la fonction d'adaptation. La sélection permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais. Seuls les individus passant l'épreuve de sélection peuvent accéder à la génération intermédiaire et s'y reproduire. [54]

En réalité, il existe plusieurs types de sélection, chacune étant adaptée à un type particulier de problèmes. Les trois plus classiques sont cités ci-dessous:

##### **a-Roue de loterie**

La sélection proportionnelle ou sélection par roue de loterie consiste à dupliquer chaque individu proportionnellement à la valeur de la fonction d'adaptation. Ainsi même les individus les plus faibles ont une chance de survivre (Figure IV.4)

Si la population des individus est de la taille égale à N, alors la probabilité de sélection d'un individu (x) est :

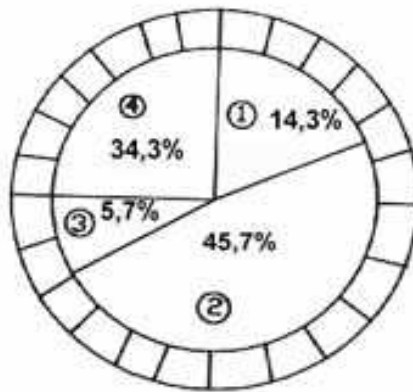
$$p_i(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^n f(x_j)} \quad (\text{IV.6})$$

Où :  $p_i(x_i)$  est la probabilité de sélection de l'individu  $x_i$  ;

$f(x_i)$  est la fonction d'adaptation associée à cet individu ;

$\sum f(x_j)$  représente la somme des fonctions d'adaptation de tous les N individus de la population.

Avec une telle sélection, un individu fort peut être choisi plusieurs fois. Par contre, un individu faible a moins de chance d'être sélectionné. [41,55]



**Figure. IV.4 Sélection par roulette.**

#### **b- Sélection par Tournoi**

Un nombre p d'individus est sélectionné parmi les N individus de la population. Le meilleur, c'est à dire celui dont la fonction d'adaptation est la plus élevée, est sélectionné. Ce procédé est répété jusqu'à obtenir N individus. Il est tout à fait possible que certains individus participent à plusieurs tournois. S'ils gagnent plusieurs fois, ils ont donc droit d'être copiés plusieurs fois dans la génération intermédiaire, ce qui favorisera la pérennité de leurs descendance [41].

#### **C-Sélection par classement :**

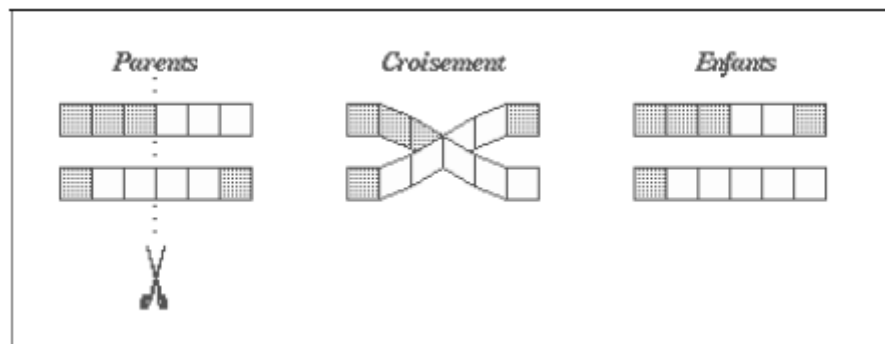
Chaque individu de la population est évalué par une fonction d'adaptation. Les valeurs de la fonction d'adaptation obtenue pour l'ensemble des individus seront classées dans un ordre croissant (ou décroissant selon l'objectif), seuls les individus les plus forts sont conservés. [41].

---

#### IV.6.1.2 Opérateurs de croisement

Le croisement, crossover, ou opérateur de recombinaison, est vu comme l'opérateur de recherche essentiel d'un algorithme génétique. Ceci explique certainement les nombreuses études théoriques et empiriques concernant les divers types de croisements.

Le croisement a pour objectif de recombinaison l'information contenue dans deux individus, considérés comme parents, pour en former de nouveaux individus, les enfants. Cet opérateur ne s'effectue qu'avec une certaine probabilité. Plus cette probabilité  $p_c$  est élevée plus la population subira de changement.



**Figure.IV.5 l'opérateur génétique (croisement).**

Le crossover est la clef de la puissance des algorithmes génétiques, il est directement lié à l'aptitude qu'a une population d'individus d'explorer son espace de recherche, et de combiner entre eux les meilleurs résultats. Grâce à lui, les algorithmes génétiques se focalisent sur les parties les plus prometteuses de l'espace des solutions du fait qu'il combine des chaînes contenant des solutions. [41,56]

Il existe différentes techniques de croisement. Chacune des techniques s'applique sur des chromosomes dont la représentation est soit binaire ou réelle. Nous citerons quelques techniques.

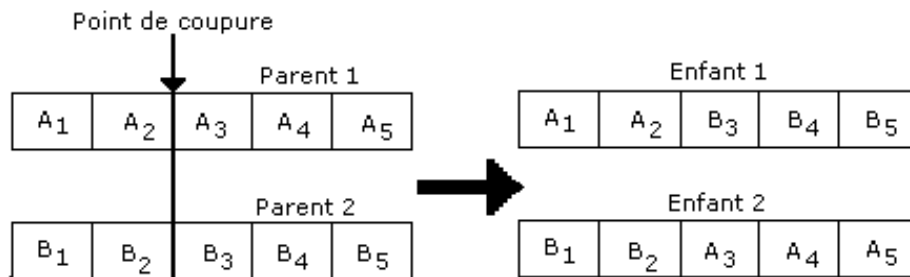
##### IV.6.1.2.1 Croisement binaire :

Ce croisement peut avoir recours à plusieurs types en occurrence :

###### **a-Croisement simple :**

On choisit aléatoirement un point de croisement pour chaque couple d'individus sélectionnés. Notons que le croisement s'effectue directement au niveau des gènes représentés soit en binaires ou en réels. Un chromosome ne peut pas être coupé au milieu d'un gène. La

figure (V.3) illustre ce croisement d'un seul point de coupure dans le cadre d'une représentation binaire ou réelle des gènes des chromosomes. [57 ,41]

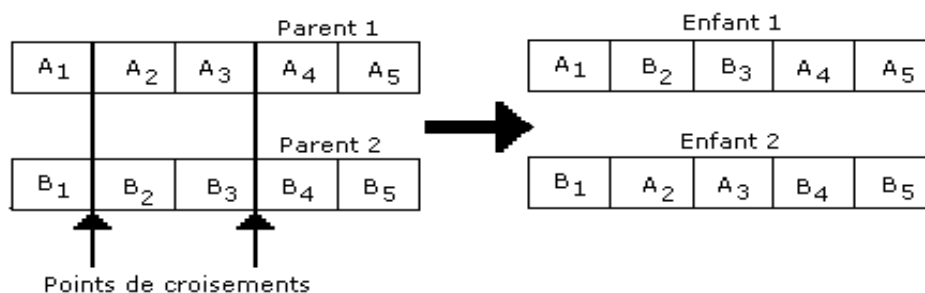


**Figure. IV.6 Croisement avec un seul point de coupure**

#### **b-Croisement multiple (multipoint) :**

Plusieurs auteurs se sont penchés sur l'utilisation de plusieurs points de coupure concernant l'opérateur de croisement. Le nombre de points de coupure généré est en moyenne  $L/2$  où  $L$  est la taille du chromosome. Pour former les nouvelles chaînes, dans le cas d'un croisement à deux points, les segments entre ces deux positions sont échangés. La figure (V.4) illustre ce type de croisement.

Cette technique s'applique autant pour une codification binaire que réelle des chromosomes. C'est une technique très utilisée dans différentes applications du fait que les résultats obtenus sont satisfaisants. [41]



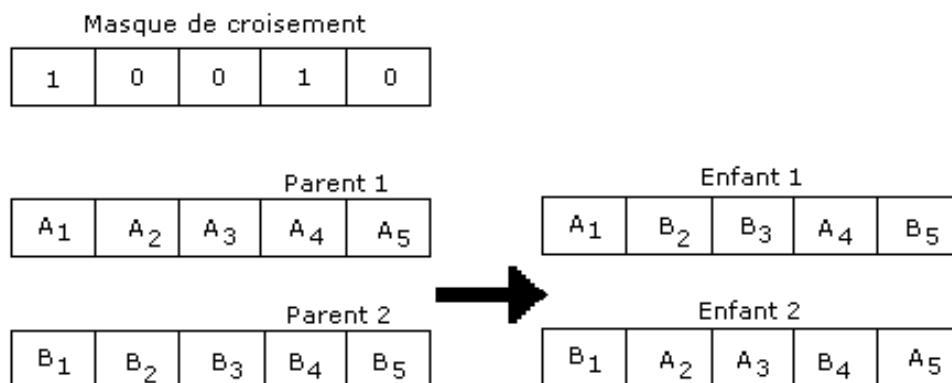
**Figure IV.7 Croisement avec deux points de coupure.**

### c-Croisement uniforme :

Cette technique est complètement différente des deux techniques précédentes. Un masque de croisement est généré aléatoirement pour chaque couple d'individus ou pour chaque génération. Les valeurs de ce masque sont binaires. Sa taille est identique à celle du chromosome. Son fonctionnement est illustré par la figure (IV.8).

Le fonctionnement du croisement uniforme est le suivant : si la valeur du bit du masque est égale à 1 alors la valeur du gène du parent1 est copiée chez l'enfant1 et si la valeur du bit du masque est égale à 0 alors la valeur du gène du parent2 est transmise à l'enfant1. Les valeurs des gènes de l'enfant2 sont les suivantes :

Les valeurs des gènes du parents1 lorsque la valeur du bit du masque est égale à 0 et les valeurs des gènes du parents2 lorsque la valeur du bit du masque est égale à 1. Malgré que cette technique soit différente des deux autres au niveau conceptuel, on remarque qu'il existe une ressemblance entre ces techniques. Le croisement uniforme peut être un cas général des deux techniques[41,03]



**Figure. IV.8 Principe du croisement uniforme**

#### IV.6.1.2.2 Croisement réel :

Le croisement réel ne se différencie du croisement binaire que par la nature des éléments qu'il altère : ce ne sont plus des bits qui sont échangés à droite du point de croisement, mais des variables réelles uniformes peuvent être implantées de la même manière que dans le cas d'un codage binaire. La seule différence réside dans le point de coupe qui doit être choisi entre deux variables du vecteur, ce qui revient à permuter des variables entre 2 chaînes. [41]

---

#### IV.6.1.2.3 Croisement arithmétique :

Le croisement arithmétique est propre à la représentation réelle. Il s'applique à une paire de chromosomes et se résume à une moyenne pondérée des variables des deux parents. Cette technique a été développée par Michalewicz. [41,58]

Soit, après la sélection des deux parents  $P_1$  et  $P_2$ , deux nouveaux enfants (descendants) sont créés  $C_1$  et  $C_2$ .

$$C_1 = \alpha P_1 + (1 - \alpha) P_2 \quad (\text{IV-7})$$

$$C_2 = (1 - \alpha) P_1 + \alpha P_2 \quad (\text{IV.8})$$

Où :  $\alpha$  est un chiffre généré aléatoirement, appartenant à l'intervalle  $[0, 1]$

Si nous considérons que  $\alpha$  est un pourcentage, et que  $P_1$  et  $P_2$  sont nos deux parents, alors l'enfant  $C_1$  est constitué à  $\alpha\%$  du parent  $P_1$  et à  $(100-\alpha)\%$  du parent  $P_2$ , et réciproquement pour l'enfant  $C_2$ .

Dans le cas d'un croisement arithmétique uniforme, la valeur de  $\alpha$  est une constante choisie par l'utilisateur, par contre si la valeur de  $\alpha$  est générée aléatoirement alors nous sommes dans le cas d'un croisement arithmétique non uniforme.

#### IV.6.1.2.4 Croisement linéaire

Le croisement linéaire génère trois enfants.

Soit, après la sélection des deux parents  $P_1$  et  $P_2$ , trois nouveaux enfants (descendants) sont créés  $C_1$ ,  $C_2$  et  $C_3$ .

$$C_1 = \frac{1}{2}(P_1 + P_2) \quad (\text{IV.9})$$

$$C_2 = \frac{3}{2}P_1 - \frac{1}{2}P_2 \quad (\text{IV.10})$$

$$C_3 = -\frac{1}{2}P_1 + \frac{3}{2}P_2 \quad (\text{IV.11})$$



Lors de la sélection, la nouvelle génération sera formée des deux meilleurs de ces enfants. Cet opérateur a été développé par Wright.

Cette technique s'applique pour une codification réelle des chromosomes. [59,41]

#### IV.6.1.2.5 Croisement BLX- $\alpha$

Eshelman a développé cet opérateur de croisement.

Soit l'enfant générer

$H = (h_1, h_2, \dots, h_i, \dots, h_L)$  où  $h_i$  est choisi aléatoirement dans l'intervalle  $[c_{\min} - l\alpha, c_{\max} + l\alpha]$

$$\begin{aligned} c_{\max} &= \max(c_1, c_2) \\ \text{Tels que: } c_{\min} &= \min(c_1, c_2) \\ I &= c_{\max} - c_{\min} \end{aligned} \quad (\text{IV.12})$$

Il est difficile de fixer la valeur du paramètre  $\alpha$ . Eshelman suggère que la valeur de  $\alpha$  soit égale à 0.5 afin d'avoir un rapport équilibré entre la divergence (exploration) et la convergence (exploitation). [41]

Nous remarquons que le domaine des valeurs des gènes du chromosome généré n'appartient plus au domaine  $[P_1, P_2]$  des parents. Au fur et à mesure, ce domaine va s'élargir ou se rétrécir. L'explication est la suivante :

Sachant que  $C_{\min} \in [P_1, P_2]$  et  $C_{\max} \in [P_1, P_2]$  alors  $I \in [P_1, P_2]$ .

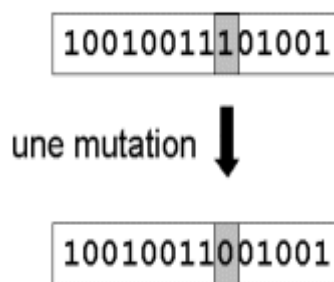
#### IV.6.1.3 Opérateurs de mutation

Cet opérateur est appliqué sur chaque chromosome issu de l'opération de croisement ou appartenant à une population. L'action de l'opérateur de mutation consiste à changer ou à permuter des valeurs des gènes du chromosome  $C$  avec une probabilité  $P_m$ . Cette probabilité de mutation est assez faible en pratique. On peut observer à un moment du cycle de l'AG que des individus générés n'évoluent plus. Pour les faire évoluer, l'opération de mutation peut modifier les valeurs des gènes pour constituer des individus non similaires. Cet opérateur permet une recherche de la solution au problème à optimiser dans un domaine très restreint. L'utilité de cet opérateur est donc l'exploitation de l'espace de recherche des solutions. Ces

---

mutations ne créent généralement pas de meilleures solutions au problème mais elles évitent l'établissement de populations uniformes incapables d'évoluer. [03,41]

Ceci permet à l'AG de converger vers des solutions globales. A partir d'une exploration de l'espace de recherche, la mutation permet de passer de l'exploration vers l'exploitation et de trouver un ensemble de solutions. Cependant, plusieurs techniques de mutation ont été développées dans la littérature. Certaines d'entre elles s'appliquent sur des gènes dont la représentation est binaire et d'autres sur des gènes de type réel. Pour déterminer le nombre de positions dont les gènes doivent subir un changement, il suffit de connaître la taille du chromosome  $L$  et la probabilité de mutation  $P_m$ . Ce nombre est défini par le produit de  $L \times P_m$ .



**Figure. IV.9 représentation schématique d'une mutation dans un chromosome.**

Parmi les types de mutation, on peut citer :

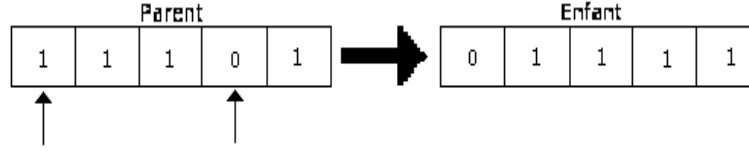
#### **IV.6.1.3.1 Mutation binaire :**

La mutation binaire s'applique à un seul chromosome. Un bit du chromosome est tiré au hasard. Sa valeur est alors inversée.

Il existe une variante où plusieurs bits peuvent muter au sein d'un même chromosome. Un test sous le taux de mutation est effectué non plus pour le chromosome mais pour les gènes. [60]

##### **a-Mutation aléatoire**

Dans le cas binaire, si la valeur du gène à muter est égale à 1 alors elle est inversée à 0 et si la valeur du gène est égale à 0 alors elle est inversée à 1. La figure IV.10 illustre l'effet de la mutation sur une chaîne binaire d'un chromosome. La position du gène qui doit subir la mutation est déterminée aléatoirement. [61,41]



**Figure. IV.10 Mutation aléatoire binaire**

Chacun de ses bits : en cas de succès, un nouveau bit tiré au hasard remplace l'ancien.

#### **IV.6.1.3.2 Mutation réelle :**

La mutation réelle ne se différencie de la mutation binaire que par la nature de l'élément qu'elle altère : ce n'est plus un bit qui est inversé, mais une variable réelle qui est de nouveau tirée au hasard sur son intervalle de définition. On distingue l'opérateur de mutation uniforme et celui non uniforme. [62 , 03]

##### **a-Mutation non uniforme :**

La mutation non uniforme possède la particularité de retirer les éléments qu'elle altère dans un intervalle de définition variable et de plus en plus petit. Plus nous avançons dans les générations, moins la mutation n'écarte les éléments de la zone de convergence. Cette mutation adaptative offre un bon équilibre entre l'exploration du domaine de recherche et un affinement des individus. Le coefficient d'atténuation de l'intervalle est un paramètre de cet opérateur. [55,41]

Cette technique est appliquée en fonction de la génération  $t$  courante et le nombre de générations maximale ( $gen\_max$ ). Le gène  $c'_i$  est défini comme suit :

$$C'_i = \begin{cases} C_i + \Delta(t, b_i - C_i) & \text{Si } \tau = 0 \\ C_i - \Delta(t, C_i - a_i) & \text{Si } \tau = 1 \end{cases} \quad (\text{IV-13})$$

Où  $\tau$  est généré aléatoirement tels que  $\tau \in \{0, 1\}$  et

---


$$\Delta(t, y) = y \left( 1 - r \left( 1 - \frac{t}{gen - max} \right)^b \right) \quad (IV-14)$$

Où  $r$  est un nombre aléatoire de l'intervalle  $[0,1]$  et  $b$  est un paramètre choisi par l'utilisateur. Ce paramètre permet de déterminer le degré de dépendance sur le nombre d'itérations.

Cette fonction (IV.14) retourne une valeur appartenant à l'intervalle  $[0, y]$  et permet de définir les intervalles de types exploration et exploitation. Cette technique s'applique sur des gènes dont la représentation est réelle. [03.41]

### **b-Mutation uniforme**

Elle sélectionne au hasard un gène  $k$  dans la chaîne  $x = \langle x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n \rangle$  et génère la nouvelle chaîne  $x' = \langle x_1, x_2, \dots, x'_k, \dots, x_n \rangle$  où  $x'_k$  est une valeur aléatoire prise dans l'intervalle  $[x_{km}, x_{kM}]$ .

## **VI.7 Choix des paramètres de contrôle de l'AG**

L'utilisation d'un AG requiert la détermination d'un ensemble de paramètres, dits paramètres de contrôle, qui influencent les performances de l'algorithme tant au point de vue de la précision que de la vitesse de convergence. Différents paramètres sont à considérer :

### **a-La taille de la population ( $N_{pop}$ )**

La taille de la population ( $N_{pop}$ ) influence fortement les performances finales et l'efficacité d'un algorithme génétique. Si la population est trop petite l'AG n'a pas assez d'échantillons de l'espace de recherche qui peut conduire à une convergence prématurée vers un optimum local. Une grande population est représentative d'un grand nombre de schémas mais demande un plus grand nombre d'évaluations d'individus par génération.

Le choix du nombre d'individus dans la population doit tenter de réaliser un juste compromis entre la représentativité de la population et la vitesse de convergence. [03]

### **b-Probabilité de croisement ( $P_c$ )**

La probabilité de croisement  $P_c$  contrôle la fréquence des applications du croisement. Dans chaque nouvelle population  $P_c * N_{pop}$  individus sont croisés. Si  $P_c$  augmente, il aura de

---

nouvelles structures qui apparaissent dans la population, le croisement peut toutefois détruire de bons schémas avant que la sélection ait eu le temps d'agir pour les propager dans les populations suivantes. Par contre si  $P_c$  est trop faible, la recherche risque de stagner à cause du faible taux d'exploration. [03 ,41 ,63]

### **c-Probabilité de mutation ( $P_m$ )**

La mutation est un opérateur secondaire pour introduire la diversité dans la population. En pratique il y a  $P_m * N_{pop} * l$  mutations par génération, où  $l$  est la longueur de la chaîne. La mutation permet de prévenir la constance d'un gène pendant toute l'évolution de l'algorithme. Cependant une valeur de  $P_m$  trop élevée transforme l'AG en une méthode de recherche aléatoire. [03]

Dans la majorité des AG,  $P_m$  est très faible, son taux d'application est choisi entre 0.1% et 5%.

## **VI.8 Critères de convergence d'un algorithme génétique**

Un aspect important des algorithmes génétiques concerne le choix du critère de convergence. Quand on exécute l'AG, on ne peut pas suivre la dynamique de la population en regardant seulement la population à chaque étape de l'exécution. Le problème c'est qu'il y a différentes statistiques à observer et établir les relations entre elles pour comprendre les informations extraites.

Les mesures statistiques sont importantes pour contrôler et réajuster les paramètres.

Le critère d'arrêt peut être fixé en imposant un nombre maximal de générations ( $max\_gen$ ). On estime alors que l'algorithme a convergé et que l'individu de plus forte performance dans la dernière génération correspond à la solution recherchée.

Une autre méthode consiste à supposer que l'algorithme converge vers l'optimum lorsque l'adaptation d'une partie ou de l'ensemble de la population se rapproche de celle du meilleur individu.

$$1 - \frac{f_{moy}}{f_{max}} \leq \varepsilon \quad (IV-15)$$

Où  $\varepsilon$  est la précision requise sur la convergence,  $f_{max}$  est la performance du meilleur individu de la population à la génération  $t$  est  $f_{moy}$  est la moyenne de l'adaptation, calculée sur l'ensemble de population.

Nous pouvons aussi supposer que l'algorithme a convergé lorsque le meilleur individu de la population n'évolue plus. Il suffit pour cela de tester la variation de sa performance sur une série de génération ( $\Delta t$ ).

$$\left| \Delta t \cdot f(a_1^t) - \sum_{i=1}^{\Delta t} f(a_1^{t-i}) \right| \frac{1}{\varepsilon + f(a_1^t)} \leq \varepsilon \quad (IV-16)$$

Où  $f(a_1^t)$  est la performance de l'individu  $a_1^t$  à la génération  $t$ .

La performance en-ligne de la recherche est mesurée par la performance moyenne de l'algorithme ( $P_{erf}$ ) basé sur la fonction de fitness:

$$Perf(T) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f(t) \quad (IV-17)$$

Avec  $T$ , le nombre total d'évaluations de fitness jusqu'à l'instant  $t$ ,  $F(t)$  est la  $t^{ime}$  évaluation de fitness.

Lors de l'exécution de l'AG,  $P_{erf}(T)$  converge de plus en plus vers une valeur stable (état stationnaire), et comme  $P_{erf}(T)$  converge, les solutions trouvées par l'algorithme deviennent de plus en plus stables. La mesure de performance hors-ligne ( $P_{erf-h-l}$ ), est similaire à celle en-ligne sachant que la performance hors-ligne accorde plus l'importance aux meilleures performances obtenues:

$$Perf_{h-l}(T) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f_{max}(t) \quad (IV-18)$$

$$\text{Avec } f_{max}(t) = \sup_{i=1}^{t=T} (f(i)) \quad (IV-19)$$

---

Dans l'équation ci-dessus, ce qui change par rapport à la performance en-ligne est la fonction  $f_{max}(t)$ , qui enregistre le meilleur fitness jusqu'à présent et ignore toute autre évaluation.

Ces mesures de performance peuvent être utilisées comme critère d'arrêt. [03,41]

## **VI.9 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons donné une conception générale des algorithmes génétiques. Nous avons constaté qu'ils sont simples de conception et peuvent résoudre des problèmes assez complexes. Cette résolution est obtenue grâce aux opérateurs de reproduction. Les algorithmes génétiques sont des procédures assez robustes pour résoudre n'importe quel problème d'optimisation. Néanmoins, les algorithmes génétiques présentent certaines limites et difficultés telles que le choix des bons paramètres comme la taille de la population, le nombre de génération, les probabilités de croisement et de mutation et les méthodes des opérateurs de production. Ces paramètres dépendent du problème à résoudre et d'une codification appropriée au problème à solutionner.

Nous allons utiliser par la suite un algorithme génétique simple en codage binaire des paramètres.

---

## **Chapitre V**

### **Optimisation des Puissances Actives par NM et AG**



---

## Chapitre V

### Optimisation des Puissances Actives par NM et AG

#### V.1 Introduction :

Dans le présent chapitre, nous présentons une simulation de la répartition optimale des puissances actives. Le critère choisi est la minimisation de la fonction du coût de combustible nécessaire pour la production de l'énergie électrique, en tenant compte de certaines contraintes de type égalité et inégalité. [41,64]

Pour résoudre le problème de la répartition des puissances actives, nous avons choisi deux méthodes d'optimisation : la première est la méthode analytique du simplexe de Nelder-Mead (NM) et la deuxième méthode est l'algorithme génétique (AG) qui est une méthode stochastique. [65,66]

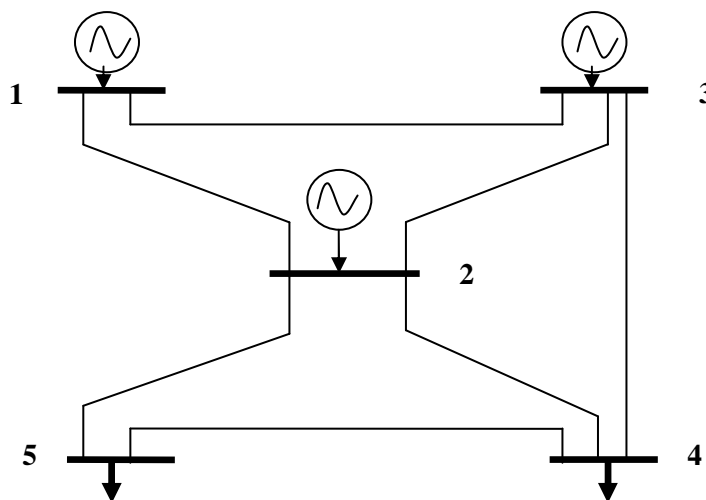
Nous avons procédé à une application des méthodes citées ci-dessus sur les réseaux suivants:

- Réseau IEEE-5 nœuds.
- Réseau IEEE-25 nœuds.

#### V.2 Réseau IEEE-5 nœuds

Le schéma unifilaire du réseau IEEE-5 nœuds, représenté par la figure (V.1), comprend :

- Trois nœuds de production
- Deux nœuds de consommation.



**Figure V.1 : Schéma unifilaire d'un réseau IEEE-5 nœuds**

Les caractéristiques du réseau IEEE-5 nœuds et les valeurs planifiées sont présentés dans les tableaux ci-dessous : [67]

<b>pq</b>	<b><math>Z_{pq}</math> (PU)</b>	<b><math>y_{pq}/2</math> (PU)</b>
1-2	$0.02 + j0.06$	$0 + j0.030$
1-3	$0.08 + j0.24$	$0 + j0.025$
2-3	$0.06 + j0.18$	$0 + j0.020$
2-4	$0.06 + j0.18$	$0 + j0.020$
2-5	$0.04 + j0.12$	$0 + j0.015$
3-4	$0.01 + j0.03$	$0 + j0.010$
4-5	$0.08 + j0.24$	$0 + j0.025$

**Tableau V.1 Données des lignes**

<b>Noeuds</b>	<b>Tensions (PU)</b>	<b>Puissances générées</b>		<b>Puissances consommées</b>	
		<b><math>P_G</math> (MW)</b>	<b><math>Q_G</math> (Mvars)</b>	<b><math>P_{ch}</math> (MW)</b>	<b><math>Q_{ch}</math> (Mvars)</b>
1	$1.060 + j0.00$	0	0	0	0
2	$1.055 - j0.042$	40.0	30.0	20	10
3	$1.042 - j0.067$	30.0	10.0	45	15
4	$1.038 - j0.075$	0	0	40	5
5	$1.025 - j0.096$	0	0	60	10

**Tableau V.2 Valeurs planifiées**

- Les fonctions de cout des trois nœuds producteurs sont :

$$F_1(P_{G1}) = 0.006 P_{G1}^2 + 2 P_{G1} + 120$$

$$F_2(P_{G2}) = 0.0075 P_{G2}^2 + 1.5 P_{G2} + 140$$

$$F_3(P_{G3}) = 0.007 P_{G3}^2 + 1.8 P_{G3} + 80$$

- Sous les contraintes suivantes:

$$30 \leq P_{G1} \leq 120 \text{ (MW)}$$

$$20 \leq P_{G2} \leq 80 \text{ (MW)}$$

$$10 \leq P_{G3} \leq 60 \text{ (MW)}$$

- Les valeurs de base de la tension et la puissance sont:

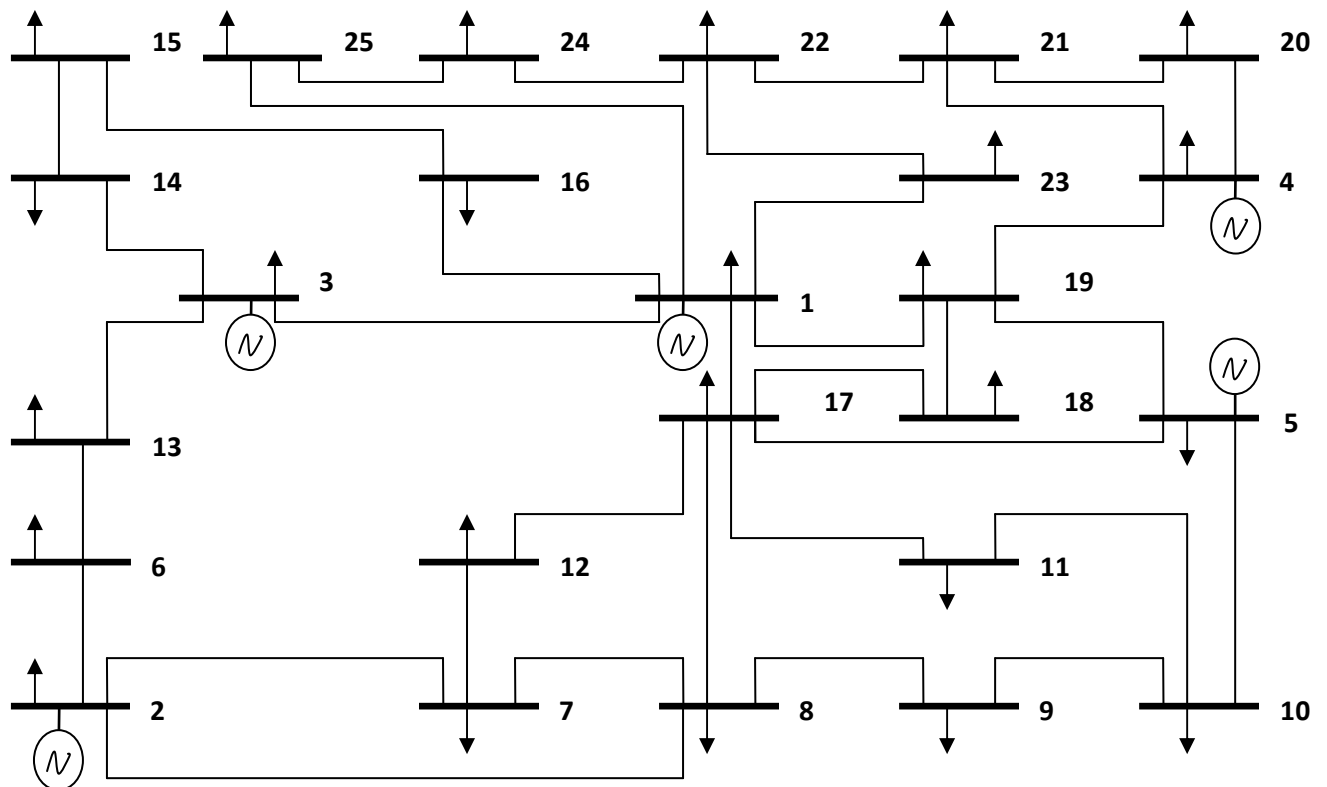
$$U_b = 135 \text{ (KV)} \quad ; \quad S_b = 100 \text{ (MVA)}$$

La consommation totale est de 165 MW.

- Les résultats de l'écoulement des puissances par la méthode de Gauss-Seidel nous ont permis de déterminer les pertes actives totales  $P_L = 2.98 \text{ (MW)}$

### ➤ V.3 Réseau IEEE-25 nœud

- Le schéma unifilaire du réseau IEEE-25 nœuds, représenté par la figure (V.2) [67]



**Figure V.2 : Schéma Unifilaire d'un réseau IEEE-25 nœuds**

Les caractéristiques du réseau IEEE-25 nœuds et les valeurs planifiées sont présentés dans les tableaux ci-dessous :

<b>pq</b>	<b><math>Z_{pq}</math> (PU)</b>	<b><math>y_{pq}/2</math> (PU)</b>
1 - 3	$0.0720 + j0.2876$	J0.0179
1 - 16	$0.0290 + j0.1379$	J0.0337
1 - 17	$0.1012 + j0.2799$	J0.0148
1 - 19	$0.1487 + j0.3897$	J0.0224
1 - 23	$0.1085 + j0.2245$	J0.0573
1 - 25	$0.0753 + j0.3593$	J0.0873
2 - 6	$0.0617 + j0.2935$	J0.0186
2 - 7	$0.0511 + j0.2424$	J0.0155
2 - 8	$0.0579 + j0.2763$	J0.0175
3 - 13	$0.0564 + j0.1478$	J0.0085
3 - 14	$0.1183 + j0.3573$	J0.0185
4 - 19	$0.0196 + j0.0514$	J0.0113
4 - 20	$0.0382 + j0.1007$	J0.0220
4 - 21	$0.0970 + j0.2547$	J0.0558
5 - 10	$0.0497 + j0.2372$	J0.0577
5 - 17	$0.0144 + j0.1269$	J0.1335
5 - 19	$0.0929 + j0.2442$	J0.0140
6 - 13	$0.0263 + j0.0691$	J0.0040
7 - 8	$0.0529 + j0.1465$	J0.0078
7 - 12	$0.0364 + j0.1736$	J0.0110
8 - 9	$0.0387 + j0.1847$	J0.0118
8 - 17	$0.0497 + j0.2372$	J0.0079

9 - 10	$0.0973 + j0.2691$	J0.085
10 - 11	$0.0898 + j0.2359$	J0.0137
11 - 17	$0.1068 + j0.2807$	J0.0161
12 - 17	$0.0460 + j0.21996$	J0.0139
14 - 15	$0.0281 + j0.0764$	J0.0044
15 - 16	$0.0256 + j0.0673$	J0.0148
17 - 18	$0.0806 + j0.2119$	J0.0122
18 - 19	$0.0872 + j0.2294$	J0.0132
20 - 21	$0.0615 + j0.1613$	J0.0354
21 - 22	$0.0414 + j0.1087$	J0.0238
22 - 23	$0.2550 + j0.3559$	J0.0169
22 - 24	$0.0970 + j.2595$	J0.0567
24 - 25	$0.0472 + j0.1458$	J0.0317

**Tableau V.3 Donnés des lignes**

Les tensions planifiées ainsi que les puissances générées et consommées sont classées dans le tableau suivant :

Noeuds	Tensions (PU)	Puissances générées		Puissances consommées	
		$P_G$ (MW)	$Q_G$ (Mvars)	$P_{Ch}$ (MW)	$Q_{Ch}$ (Mvars)
1	$1.020 + j0.000$	0	0	0	0
2	$0.864 + j0.210$	100	-17	10	3
3	$0.949 + j0.137$	150	4	50	17
4	$0.890 + j0.014$	50	-4	30	10

5	$0.859 + j0.210$	200	-47	25	8
6	$0.896 + j0.129$	0	0	15	5
7	$0.876 + j0.119$	0	0	15	5
8	$0.879 + j0.108$	0	0	25	0
9	$0.869 + j0.096$	0	0	15	5
10	$0.874 + j0.124$	0	0	15	5
11	$0.886 + j0.100$	0	0	5	0
12	$0.887 + j0.095$	0	0	10	0
13	$0.906 + j0.119$	0	0	25	8
14	$0.934 - j0.026$	0	0	20	7
15	$0.941 - j0.046$	0	0	30	10
16	$0.962 - j0.046$	0	0	30	10
17	$0.897 + j0.090$	0	0	60	20
18	$0.887 + j0.047$	0	0	15	5
19	$0.859 + j0.038$	0	0	15	5
20	$0.881 - j0.031$	0	0	25	8
21	$0.892 - j0.060$	0	0	20	7
22	$0.908 - j0.086$	0	0	20	7
23	$0.970 - j0.057$	0	0	15	5
24	$0.932 - j0.120$	0	0	15	5
25	$0.952 - j0.114$	0	0	25	8

**Tableau V.4 Les valeurs planifiées**

- 
- Les fonctions de cout des cinq nœuds producteurs sont :

$$F_1(P_{G1}) = 0.0015 P_{G1}^2 + 1.8 P_{G1} + 14$$

$$F_2(P_{G2}) = 0.0030 P_{G2}^2 + 1.7 P_{G2} + 60$$

$$F_3(P_{G3}) = 0.0012 P_{G3}^2 + 2.1 P_{G3} + 100$$

$$F_4(P_{G4}) = 0.0080 P_{G4}^2 + 2.0 P_{G4} + 25$$

$$F_5(P_{G5}) = 0.0010 P_{G5}^2 + 1.9 P_{G5} + 120$$

- Sous les contraintes suivantes:

$$100 \leq P_{G1} \leq 300 \text{ (MW)}$$

$$80 \leq P_{G2} \leq 150 \text{ (MW)}$$

$$80 \leq P_{G3} \leq 200 \text{ (MW)}$$

$$20 \leq P_{G4} \leq 100 \text{ (MW)}$$

$$100 \leq P_{G5} \leq 300 \text{ (MW)}$$

- Les valeurs de base de la tension et la puissance sont:

$$U_b = 135 \text{ (KV)} \quad ; \quad S_b = 100 \text{ (MVA)}$$

La consommation totale est de 730 MW.

- Les résultats de l'écoulement des puissances par la méthode de Gauss-Seidel nous ont permis de déterminer les pertes actives totales  $P_L = 41.8847 \text{ (MW)}$

## V.4 Application de la méthode de Nelder-Mead :

### a / Simulation du réseau IEEE-5

- Les fonctions de cout des trois nœuds producteurs sont :

$$F_1(P_{G1}) = 0.006 P_{G1}^2 + 2 P_{G1} + 120$$

$$F_2(P_{G2}) = 0.0075 P_{G2}^2 + 1.5 P_{G2} + 140$$

$$F_3(P_{G3}) = 0.007 P_{G3}^2 + 1.8 P_{G3} + 80$$

- 
- Nous allons minimiser la fonction suivante :

$$F(P_{GI}) = \sum_{I=1}^3 F_I(P_{GI})$$

$$\text{Ou : } F(P_G) = 0.006 P_{G1}^2 + 0.0075 P_{G2}^2 + 0.007 P_{G3}^2 + 2P_{G1} + 1.5 P_{G2} + 1.8 P_{G3} + 340$$

- Sous les contraintes suivantes:

$$30 \leq P_{G1} \leq 120 \text{ (MW)}$$

$$20 \leq P_{G2} \leq 80 \text{ (MW)}$$

$$10 \leq P_{G3} \leq 60 \text{ (MW)}$$

- Les restrictions caractérisant l'équilibre énergétique entre la production et la consommation s'expriment sous la forme de contrainte d'égalité suivante :

$$P_{G1} + P_{G2} + P_{G3} - P_{ch} - P_L = 0$$

- Or la méthode de Nelder-Mead est une méthode d'optimisation sans contraintes, nous avons utilisé la méthode de pénalité pour transformer notre problème d'optimisation avec contraintes à un problème sans contraintes.
- La méthode de pénalité choisie dans ce cas est la méthode de pénalité mixte.
- La précision demandée pour la fonction de coût globale est de l'ordre de  $10^{-6}$
- Nous avons conservé volontairement les résultats avec une précision de quatre chiffres après la virgule.

Les paramètres de notre algorithme de Nelder-Mead ont été ajustés comme suite :

- Taille de la population :  $N_{pop} = 4$
- Coefficient de pénalité :  $r_k = 0.0007$
- Coefficient de réflexion :  $\alpha = 1$
- Coefficient d'expansion :  $\beta = 0.5$
- Coefficient de contraction :  $\gamma = 2$



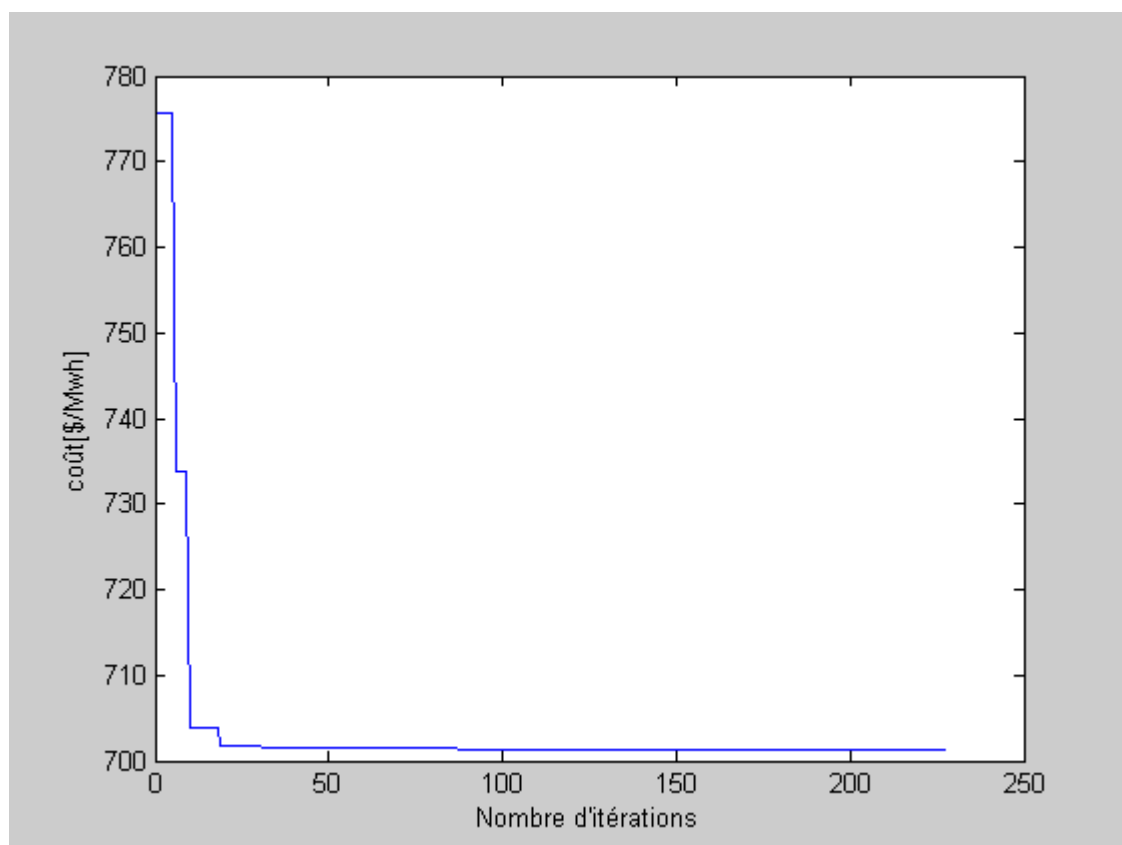
Les résultats de simulation du réseau IEEE-5 sont donnés dans le tableau V.5

	$P_{G1}^{opt}$ (MW)	$P_{G2}^{opt}$ (MW)	$P_{G3}^{opt}$ (MW)	F (\$/h)	Ce	T (s)
NM	54.6976	77.4561	35.8253	702.0089	0.0009	0.1250

**Tableau V.5 Résultats de NM/Réseau IEEE-5**

Les résultats sont obtenus après 228 itérations.

La figure V.3 illustre l'évolution de l'algorithme en fonction des itérations



**Figure V.3. Coût en fonction du nombre d'itérations NM / Réseau IEEE-5**

- Dans le but de montrer l'efficacité de la méthode de Nelder-Mead, nous avons effectué plusieurs simulations avec différentes conditions initiales, .Le tableau V.6 regroupe les résultats de Nelder-Mead pour différentes valeurs des conditions initiales :

$P_{G1}^0$ (MW)	$P_{G2}^0$ (MW)	$P_{G3}^0$ (MW)	F (\$/Mwh)
73.7384	45.4779	48.1048	709.0900
71.082	44.1102	51.0703	711.9086
61.0233	56.9259	49.5968	710.2156
92.963	54.2924	18.8133	711.9239
60.5135	66.1281	40.0452	703.3245
92.0000	27.2786	48.0000	708.9128
100.1159	51.3554	15.0071	706.1186
45.5660	70.7848	51.5723	711.7032
52.7096	72.5445	42.7054	709.3791
62.2866	74.6948	30.0000	710.8750

**TableauV.6 Résultats de NM pour différents valeurs initiales/Réseau IEEE-5**

- Dans le cadre d'étudier l'influence du coefficient de pénalité  $r_k$  sur la méthode de Nelder-Mead, nous avons effectués plusieurs simulations avec différentes valeurs du coefficient de pénalité  $r_k$  .Le tableau V.7 regroupe les résultats de Nelder-Mead pour multiples valeurs de coefficient de pénalité :

$r_k$	Coût <sup>opt</sup> (\$/Mwh)	$P_{G1}^{opt}$ (MW)	$P_{G2}^{opt}$ (MW)	$P_{G3}^{opt}$ (MW)	Ce
0.000001	711.9788	82.1195	50.4224	35.3543	0.00000009
0.00001	710.2950	77.5785	55.3192	35.1768	0.0945
0.0009	709.9782	76.4570	53.6494	37.8409	0.0328
0.0008	704.5388	61.6430	70.5936	35.7034	0.0400
<b>0.0007</b>	<b>702.0089</b>	<b>54.6976</b>	<b>77.4561</b>	<b>35.8253</b>	<b>0.0009</b>
0.0005	703.7745	59.5089	72.6438	35.7350	0.0923
0.006	706.1186	67.3806	66.1153	34.7480	0.2639
0.001	710.8750	78.2981	51.7028	26.3823	0.5124
0.01	711.7995	81.2268	50.7844	35.5688	0.011

**Tableau V.7 Résultats pour avec différentes valeurs de  $r_k$  Réseau IEEE-5.**

#### **b / Simulation du réseau IEEE-25**

➤ Les fonctions de cout des cinq nœuds producteurs sont :

$$F_1(P_{G1}) = 0.0015 P_{G1}^2 + 1.8 P_{G1} + 14$$

$$F_2(P_{G2}) = 0.0030 P_{G2}^2 + 1.7 P_{G2} + 60$$

$$F_3(P_{G3}) = 0.0012 P_{G3}^2 + 2.1 P_{G3} + 100$$

$$F_4(P_{G4}) = 0.0080 P_{G4}^2 + 2.0 P_{G4} + 25$$

$$F_5(P_{G5}) = 0.0010 P_{G5}^2 + 1.9 P_{G5} + 120$$

➤ Nous allons minimiser la fonction suivante :

$$F(P_{GI}) = \sum_{I=1}^5 F_I(P_{GI})$$

$$\text{Ou : } F(P_G) = 0.0015P_{G1}^2 + 0.0030P_{G2}^2 + 0.0012P_{G3}^2 + 0.0015 P_{G4}^2 + 0.0012P_{G5}^2 + 1.8P_{G1} + 1.7P_{G2} + 2.1P_{G3} + 2.0P_{G4} + 1.9P_{G5} + 319$$

---

➤ Sous les contraintes suivantes:

$$100 \leq P_{G1} \leq 300$$

$$80 \leq P_{G2} \leq 150$$

$$80 \leq P_{G3} \leq 200$$

$$20 \leq P_{G4} \leq 100$$

$$100 \leq P_{G5} \leq 300$$

➤ Les restrictions caractérisant l'équilibre énergétique entre la production et la consommation s'expriment sous la forme de contrainte d'égalité suivante :

$$P_{G1} + P_{G2} + P_{G3} + P_{G4} + P_{G5} - P_{ch} - P_L = 0$$

➤ Or la méthode de Nelder-Mead est une méthode d'optimisation sans contraintes, nous avons utilisé la méthode de pénalité pour transformer notre problème d'optimisation avec contraintes à un problème sans contraintes.

➤ La méthode de pénalité choisie dans ce cas est la méthode de pénalité mixte.

➤ La précision demandée pour la fonction de cout globale est de l'ordre de  $10^{-6}$

➤ Nous avons conservé volontairement les résultats avec une précision de quatre chiffres après la virgule

➤ Les paramètres de notre l'algorithme de Nelder-Mead ont été ajustés comme suite :

- Taille de la population :  $N_{pop} = 6$
- Coefficient de pénalité :  $r_k = 0.0001$
- Coefficient de réflexion :  $\alpha = 1$
- Coefficient d'expansion :  $\beta = 0.5$
- Coefficient de contraction :  $\gamma = 2$

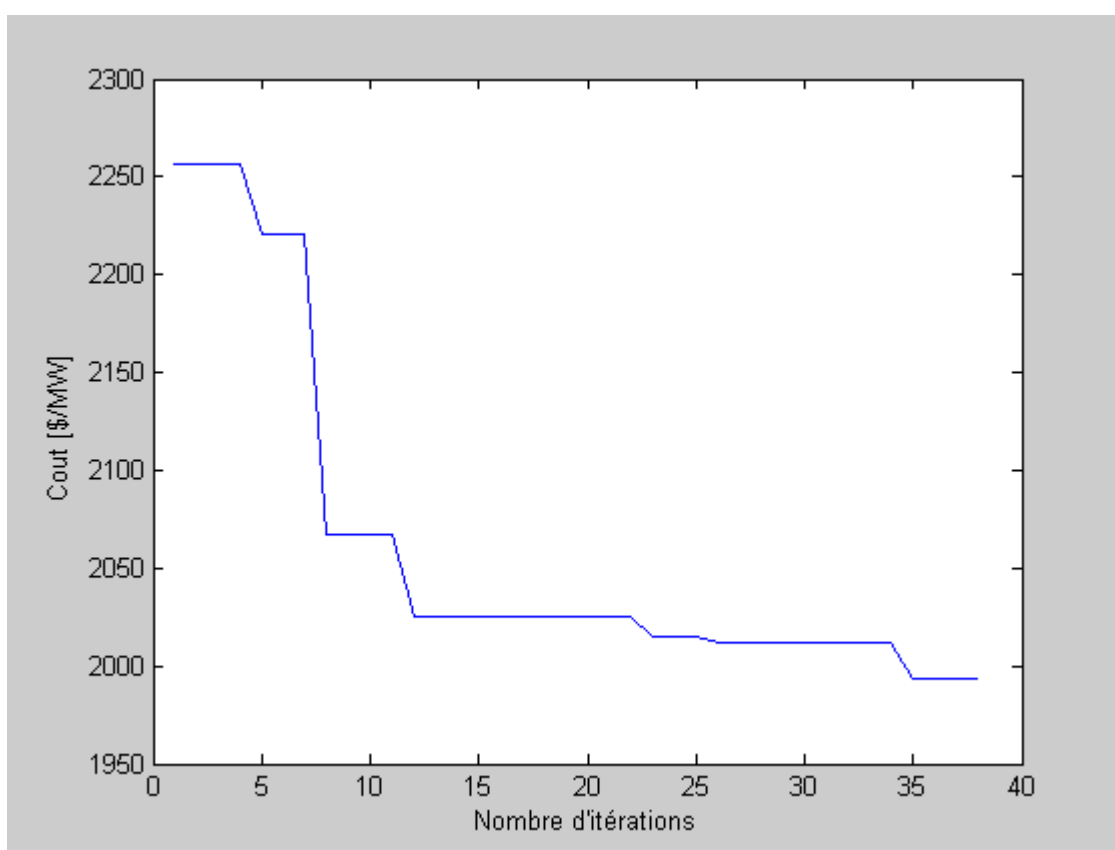
Les résultats de simulation du réseau IEEE-25 sont donnés dans le tableau V.8

	$P_{G1}^{opt}$ (MW)	$P_{G2}^{opt}$ (MW)	$P_{G3}^{opt}$ (MW)	$P_{G4}^{opt}$ (MW)	$P_{G5}^{opt}$ (MW)	F (\$/Mwh)	Ce	T (s)
NM	223.9413	121.6157	156.7598	58.5590	211.0098	1997.1	0.0000013	0.125

**Tableau V.8 Résultats de NM/Réseau IEEE-25**

Les résultats sont obtenus après 38 itérations.

La figure V.4 illustre l'évolution de l'algorithme en fonction des itérations



**Figure V.4. Coût en fonction du nombre d'itérations NM/ Réseau IEEE-25**

- Dans le but de montrer l'efficacité de la méthode de Nelder-Mead, nous avons effectué plusieurs simulations avec différentes conditions initiales, .Le tableau V.9 regroupe les résultats de Nelder-Mead pour différentes valeurs des conditions initiales :

$P_{G1}^o$ (MW)	$P_{G2}^o$ (MW)	$P_{G3}^o$ (MW)	$P_{G4}^o$ (MW)	$P_{G5}^o$ (MW)	F (\$/Mwh)
224.9413	111.6157	116.7508	38.1590	211.0498	1996.8
213.0412	124.3101	155.0093	54.5491	280.9620	1996.2
193.1015	101.2130	175.2570	63.3290	254.6745	1997.1
200.9215	90.0154	166.1522	28.2392	270.4132	1995.9
180.1213	140.2166	141.3548	59.9599	143.3491	1997.5
201.0013	97.6102	134.6515	87.8497	200.2179	1997.3
150.7213	131.0125	120.4506	90.6695	120.9012	1997
123.9015	145.0058	150.8971	58.4091	251.1631	1996.5
143.8403	121.3157	96.1592	58.1099	111.0406	1998.9
270.6400	85.6054	196.1590	65.2570	290.0107	2000.5

**TableauV.9 Résultats de NM pour différents valeurs initiales /Réseau IEEE-25**

- Dans le cadre d'étudier l'influence du coefficient de pénalité  $r_k$  sur la méthode de Nelder-Mead, nous avons effectués plusieurs simulations avec différentes valeurs du coefficient de pénalité  $r_k$  .Le tableau V.10 regroupe les résultats de Nelder-Mead pour multiples valeurs de coefficient de pénalité :

$r_k$	Coût <sup>opt</sup> (\$/h)	P <sub>G1</sub> <sup>opt</sup> (MW)	P <sub>G2</sub> <sup>opt</sup> (MW)	P <sub>G3</sub> <sup>opt</sup> (MW)	P <sub>G4</sub> <sup>opt</sup> (MW)	P <sub>G5</sub> <sup>opt</sup> (MW)	Ce
0.000001	1997.1	223.9413	121.6157	156.7589	58.5590	211.0098	0.000002
<b>0.00001</b>	<b>1997.1</b>	<b>223.9413</b>	<b>121.6157</b>	<b>156.7598</b>	<b>58.5590</b>	<b>211.0098</b>	<b>0.0000013</b>
0.0008	1997.1	223.9412	121.6157	156.7589	58.5591	211.0098	0.00009
0.0002	1997.1	223.9413	121.6157	156.7598	58.5590	211.0098	0.00002
0.009	1997.1	223.9408	121.6156	156.7585	58.5592	211.0096	0.0011
0.006	1997.1	223.9409	121.6156	156.7586	58.5591	211.0096	0.00073
0.002	1997.1	223.9412	121.6157	156.7588	58.5591	211.0097	0.00024
0.001	1997.1	223.9412	121.6157	156.7589	58.5591	211.0097	0.0001
0.01	1997.1	223.9407	121.6155	156.7585	58.5992	211.0093	0.0025

**Tableau V.10 Résultats pour avec différentes valeurs de  $r_k$  Réseau IEEE-25**

### **C/ Discussion des résultats**

Nous remarquons que la méthode de Nelder-Mead a donnée un minimum assez important par rapport une méthode analytique.les essais effectués dans les tableaux (V.6 et V.9) montrent que la méthode est sensible aux conditions initiales

Nous tenons à souligner que l'utilisation de la méthode de pénalité nécessite un choix du coefficient de pénalité  $r_k$  ainsi, les essais effectués pour différentes valeurs de  $r_k$  montre bien l'influence de ce dernier sur la convergence de la méthode de Nelder-Mead, ce qui exclu la recommandation d'une seule valeur pour différentes méthodes et différent système.

---

## V.5 Application de l'algorithme génétique

### a / Simulation du réseau IEEE-5

- Les fonctions de cout des trois nœuds producteurs sont :

$$F_1(P_{G1}) = 0.006 P_{G1}^2 + 2 P_{G1} + 120$$

$$F_2(P_{G2}) = 0.0075 P_{G2}^2 + 1.5 P_{G2} + 140$$

$$F_3(P_{G3}) = 0.007 P_{G3}^2 + 1.8 P_{G3} + 80$$

- Nous allons minimiser la fonction suivante :

$$F(P_{GI}) = \sum_{I=1}^3 F_I(P_{GI})$$

$$\text{Ou : } F(P_G) = 0.006 P_{G1}^2 + 0.0075 P_{G2}^2 + 0.007 P_{G3}^2 + 2P_{G1} + 1.5 P_{G2} + 1.8 P_{G3} + 340$$

- Sous les contraintes suivantes:

$$30 \leq P_{G1} \leq 120 \text{ (MW)}$$

$$20 \leq P_{G2} \leq 80 \text{ (MW)}$$

$$10 \leq P_{G3} \leq 60 \text{ (MW)}$$

- Les restrictions caractérisant l'équilibre énergétique entre la production et la consommation s'expriment sous la forme de contrainte d'égalité suivante :

$$P_{G1} + P_{G2} + P_{G3} - P_{ch} - P_L = 0$$

- Les contraintes d'inégalités sont prises en considération dans l'algorithme génétique. il nous reste les contraintes d'égalités. Nous avons utilisé la méthode de pénalité pour transformer notre problème d'optimisation avec contraintes à un problème sans contraintes.
- La méthode de pénalité choisie dans ce cas est la méthode de pénalité extérieure.
- La précision demandée pour la fonction de coût globale est de l'ordre de  $10^{-6}$
- Nous avons conservé volontairement les résultats avec une précision de quatre chiffres après la virgule.



Les paramètres de notre Algorithme de l'algorithme génétique ont été ajustés comme suite :

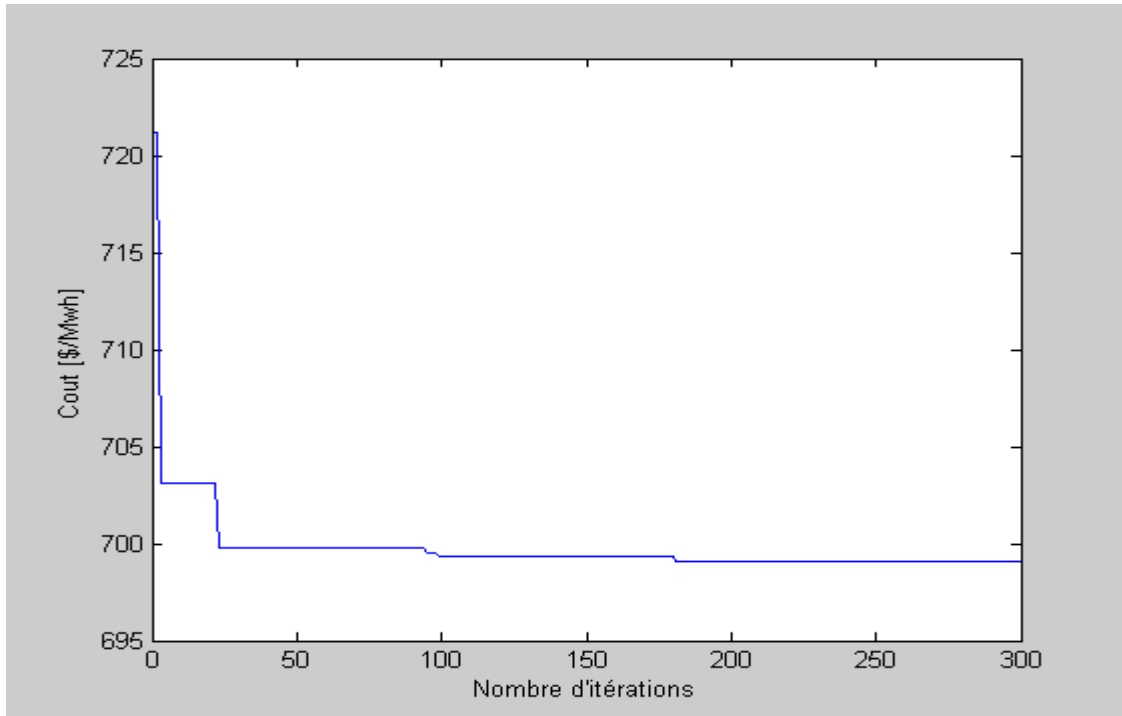
- Type de codage : Codage binaire
- Taille de la population :  $N_{pop} = 30$
- Probabilité de croisement :  $pc = 0.78$
- Croisement simple
- Mutation simple
- Probabilité de mutation :  $pm = 0.06$
- La longueur de chromosome :  $l = 12$  bits
- Nombre de génération :  $maxgen = 300$
- Coefficient de pénalité :  $r_k = 0.05$

Les résultats de simulation du réseau IEEE-5 sont donnés dans le tableau V.11

	$P_{G1}^{opt}$ (MW)	$P_{G2}^{opt}$ (MW)	$P_{G3}^{opt}$ (MW)	F (\$/h)	Ce	T (s)
AG	42.3077	68.3223	57.3504	699.2958	0.0004	0.3250

**Tableau V.11 Résultat de l'AG /Réseau IEEE-5**

La figure V.5 illustre l'évolution de l'algorithme génétique en fonction des itérations



**Figure V.5. Coût en fonction du nombre d'itérations AG/ Réseau /IEEE-5**

#### **b / Simulation du réseau IEEE-25**

- Les fonctions de cout des cinq nœuds producteurs sont :

$$F_1 (P_{G1}) = 0.0015 P_{G1}^2 + 1.8 P_{G1} + 14$$

$$F_2 (P_{G2}) = 0.0030 P_{G2}^2 + 1.7 P_{G2} + 60$$

$$F_3 (P_{G3}) = 0.0012 P_{G3}^2 + 2.1 P_{G3} + 100$$

$$F_4 (P_{G4}) = 0.0080 P_{G4}^2 + 2.0 P_{G4} + 25$$

$$F_5 (P_{G5}) = 0.0010 P_{G5}^2 + 1.9 P_{G5} + 120$$

- Nous allons minimiser la fonction suivante :

$$F(P_{GI}) = \sum_{I=1}^5 F_I(P_{GI})$$

Ou :  $F(P_G) = 0.0015P_{G1}^2 + 0.0030P_{G2}^2 + 0.0012P_{G3}^2 + 0.0015 P_{G4}^2 + 0.0012P_{G5}^2 + 1.8P_{G1} + 1.7P_{G2} + 2.1P_{G3} + 2.0P_{G4} + 1.9P_{G5} + 319$

---

➤ Sous les contraintes suivantes:

$$100 \leq P_{G1} \leq 300$$

$$80 \leq P_{G2} \leq 150$$

$$80 \leq P_{G3} \leq 200$$

$$20 \leq P_{G4} \leq 100$$

$$100 \leq P_{G5} \leq 300$$

➤ Les restrictions caractérisant l'équilibre énergétique entre la production et la consommation s'expriment sous la forme de contrainte d'égalité suivante :

$$P_{G1} + P_{G2} + P_{G3} + P_{G4} + P_{G5} - P_{ch} - P_L = 0$$

➤ Les contraintes d'inégalités sont prises en considération dans l'algorithme génétique. il nous reste les contraintes d'égalités. Nous avons utilisé la méthode de pénalité pour transformer notre problème d'optimisation avec contraintes à un problème sans contraintes.

➤ La méthode de pénalité choisie dans ce cas est la méthode de pénalité extérieure.

➤ La précision demandée pour la fonction de cout globale est de l'ordre de  $10^{-6}$

➤ Nous avons conservé volontairement les résultats avec une précision de quatre chiffres après la virgule

➤ Les paramètres de notre l'algorithme génétique ont été ajustés comme suite :

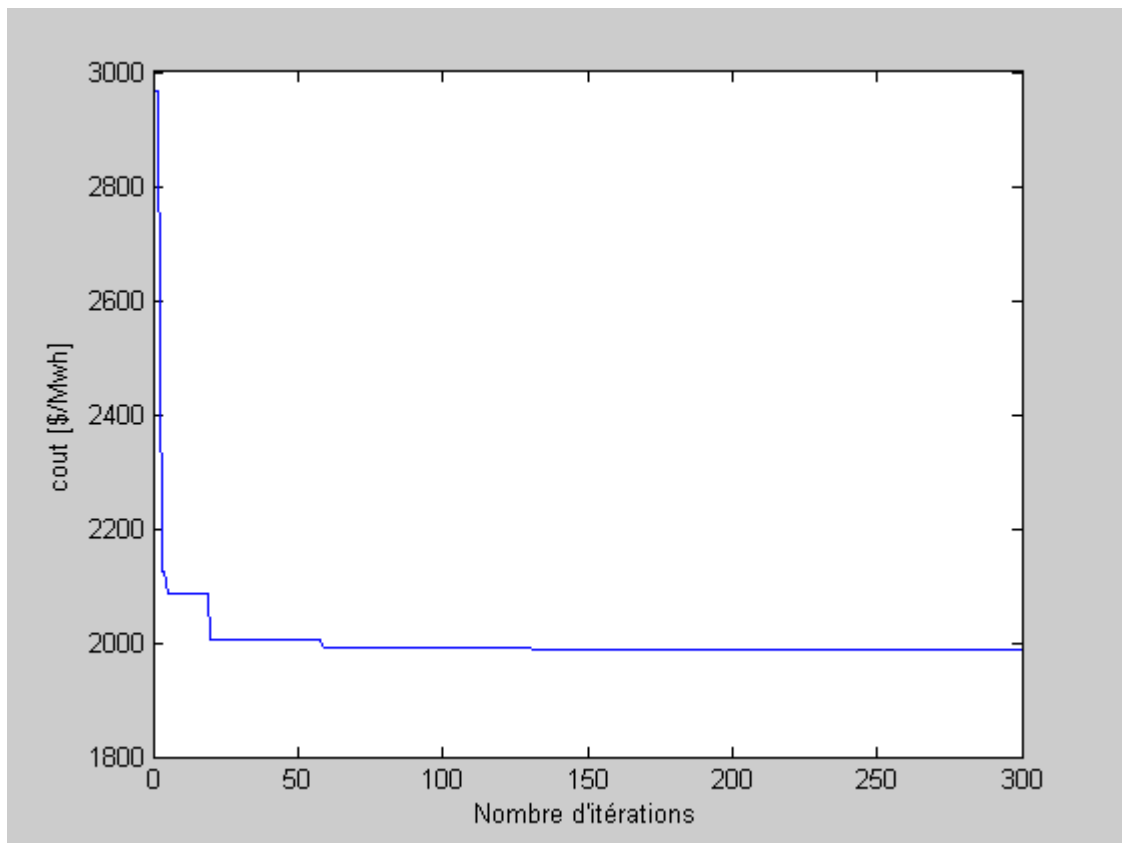
- Type de codage : Codage binaire
- Taille de la population :  $N_{pop} = 30$
- Probabilité de croisement :  $pc = 0.78$
- Croisement simple
- Probabilité de mutation :  $pm = 0.06$
- Mutation simple
- La longueur de chromosome :  $l = 12$  bits
- Nombre de génération :  $maxgen = 300$
- Coefficient de pénalité :  $r_k = 0.05$

Les résultats de simulation du réseau IEEE-25 sont donnés dans le tableau V.12

	$P_{G1}^{opt}$ (MW)	$P_{G2}^{opt}$ (MW)	$P_{G3}^{opt}$ (MW)	$P_{G4}^{opt}$ (MW)	$P_{G5}^{opt}$ (MW)	F (\$/h)	Ce	T (s)
AG	260.6838	81.8974	167.6190	26.0562	235.6288	1996	0.0005	1.561

**Tableau V.12 Résultat AG/Réseau IEEE-25**

La figure V.6 illustre l'évolution de l'algorithme en fonction des itérations



**Figure V.6. Coût en fonction du nombre d'itérations AG/ Réseau /IEEE-25**

---

## **C/ Discussion des résultats**

Nous remarquons que l'algorithme génétique a montré sa robustesse comme une méthode stochastique. Elle a donné des meilleurs résultats ainsi qu'elle a réussi pour l'amélioration de la fonction coût pour les deux réseaux.

### **V.6 Conclusion :**

Dans ce chapitre nous avons présenté des applications des méthodes de : Nelder – Mead et algorithme génétique sur deux réseaux IEEE-5 nœuds et IEEE-25 nœuds.

Après avoir analysé les résultats, nous avons constaté qu'ils peuvent être considérés à la hauteur des attentes. D'après les tests réalisés, la convergence, le nombre d'itérations et la robustesse sont très satisfaisants.

Dans le chapitre suivant, Nous présentons l'hybridation de Nelder –Mead et l'algorithme génétique.

---

## **Chapitre VI**

### **Algorithme Génétique Hybride**

---

## Chapitre VI

### Algorithme Génétique Hybride

#### VI.1 Introduction :

L'hybridation est une tendance observée dans des nombreux travaux réalisés sur les méthodes stochastiques ces dix dernières années. Elle permet de tirer profit des avantages cumulés des différentes méthodes stochastiques, à tel point que les méthodes stochastiques que nous avons vues jusqu'à présent ne sont plus que des canevas, des points de départ, pour commencer à résoudre un problème d'optimisation. [41,67]

Une des techniques les plus populaires d'hybridation concerne l'utilisation de méthodes stochastiques de type « trajectoire locale » avec des méthodes stochastiques à population. La plupart des applications réussies d'Algorithmes Génétiques, ou à colonies de fourmi, sont complétées par une phase de recherche locale, car c'est ce qui leur manque à l'origine. Les individus, les fourmis, tentent d'identifier les zones prometteuses de l'espace des solutions, lesquelles sont ensuite explorées plus en détail par des méthodes de recherche locale. [41,63]

Une autre manière d'hybrider consiste à exécuter en parallèle plusieurs fois la même méthode stochastique, mais avec des paramètres différents. Ces processus parallèles communiquent entre eux régulièrement pour échanger de l'information sur leurs résultats partiels. Cette technique est d'autant plus utilisée que s'est approfondie la recherche sur les architectures parallèles. Toutes les méthodes stochastiques classiques ont fait l'objet d'une implémentation parallèle, y compris l'algorithme du recuit simulé qui, bien que de nature séquentielle, a pu être parallélisé en le divisant en processus élémentaires. [41]

Enfin une troisième forme d'hybridation combine les méthodes stochastiques avec des méthodes exactes. Une méthode exacte peut ainsi donner lieu à une technique efficace pour la détermination du meilleur voisin d'une solution (ce qui peut s'avérer plus judicieux que de choisir la meilleure solution parmi un petit échantillon de voisins). [67,43]

Les méthodes hybrides convergent toujours, car elles utilisent une combinaison de méthodes qui convergent séparément. La fiabilité est généralement excellente avec les deux méthodes

---

Dans ce chapitre, nous allons décrire notre approche pour la résolution du problème de la répartition optimale des puissances actives. Nous proposons une approche hybride entre l'algorithme génétique et la méthode analytique de Nelder -Mead, afin de profiter des avantages de l'une et de l'autre. [63]

## **VI.2 Conception de l'approche hybride :**

Dans le but d'améliorer la procédure de recherche des AG, nous proposons une méthode d'optimisation plus efficace, à savoir une méthode offrant à la fois une meilleure fiabilité et une meilleure précision tout en nécessitant un temps de calcul raisonnable. L'idée consiste à combiner l'AG avec la méthode de Nelder -Mead (NM) dans le but de marier leurs avantages respectifs et de réduire leurs inconvénients. [41]

Les AG requièrent un temps de calcul très élevé, mais semblent en contrepartie être absolument fiables. Conformément à nos attentes. La méthode Nelder –Mead (NM), d'un autre côté, offre l'avantage d'être très précise, et cette précision est atteinte en un temps relativement court. [41]

## **VI.3 l'hybridation d'un AG avec NM :**

Il existe plusieurs moyens d'hybrider les AG tout en maintenant une structure de programme assez modulaire : Algorithme hybride selon le principe de **Darwin**, Algorithme hybride selon le principe de **Lamarck** et Algorithme hybride **Directe**. [63 ,41,67]

### **VI.3 .1 Méthode hybride selon le principe de Darwin :**

Le principe de fonctionnement de l'algorithme hybride selon le principe de Darwin est le suivant : par itérations successives, les AG fournissent graduellement de meilleures estimées initiales pour des NM en ce sens que les points de départ de NM deviennent progressivement ceux qui, bien placés à l'intérieur du bassin d'attraction du minimum global, évolueront aisément et sûrement vers cet optimum. Au moment d'évaluer la qualité de chaque individu, les AG utilisent les résultats d'un grimpeur NM dont le point initial correspond à cet individu.



---

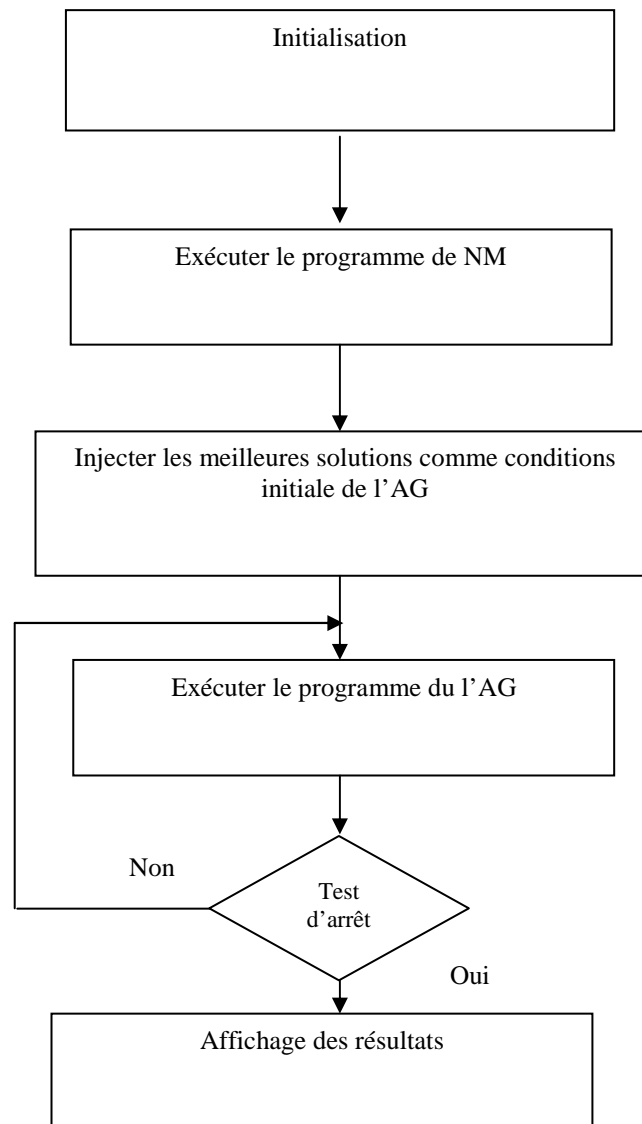
### VI.3.2 Méthode hybride selon le principe de Lamarck :

Le deuxième algorithme hybride fonctionne comme suit: par itérations successives, les AG fournissent graduellement de meilleures solutions, en utilisant NM comme un mécanisme accélérateur grâce à ses propriétés. Au moment d'évaluer la qualité d'adaptation de chaque individu, les AG utilisent les résultats d'un grimpeur NM travaillant avec une estimée initiale correspondant à cet individu. Durant les phases de reproduction et de transformations génétiques (croisement, mutation) pour la génération de nouveaux individus, les AG manipulent les nouvelles solutions trouvées par NM, à la différence de la première variante dans laquelle les AG manipulent les points initiaux fournis aux NM et non les résultats fournis par ces derniers.

### VI.3.3 Méthode hybride directe :

L'algorithme hybride **Directe** c'est une combinaison directe des AG et la méthode NM. Dans une première phase les NM explorent l'espace de recherche dans le but de découvrir des sous- espaces promoteurs et de fournir une solution grossières, à savoir une solution située à l'intérieur du bassin d'attraction du minimum global. Dans une seconde phase, AG utilise la meilleure solution fournie par les AG comme estimée initiale et poursuit la recherche.

#### VI.4 Organigramme de l'hybridation NM-AG



**Figure VI.1. Organigramme de l'hybridation de NM-AG**

## VI.5 Illustration

### a / Simulation du réseau IEEE-5

Les paramètres de notre l'algorithme hybride ont été ajustés comme suite :

- *Pour l'algorithme génétique :*

- Type de codage : Codage binaire
- Taille de la population :  $N_{pop} = 30$
- Probabilité de croisement :  $pc = 0.75$
- Croisement simple
- Probabilité de mutation :  $pm = 0.06$
- Mutation simple
- La longueur de chromosome :  $l = 12$  bits
- Nombre de génération :  $maxgen = 100$
- Coefficient de pénalité :  $r_k = 0.08$

- *Pour la méthode de Nelder Mead :*

- Taille de la population :  $N_{pop} = 4$
- Nombre de génération :  $maxit = 98$
- Coefficient de pénalité :  $r_k = 0.04$
- Coefficient de réflexion :  $\alpha = 1$
- Coefficient d'expansion :  $\beta = 0.5$
- Coefficient de contraction :  $\gamma = 2$

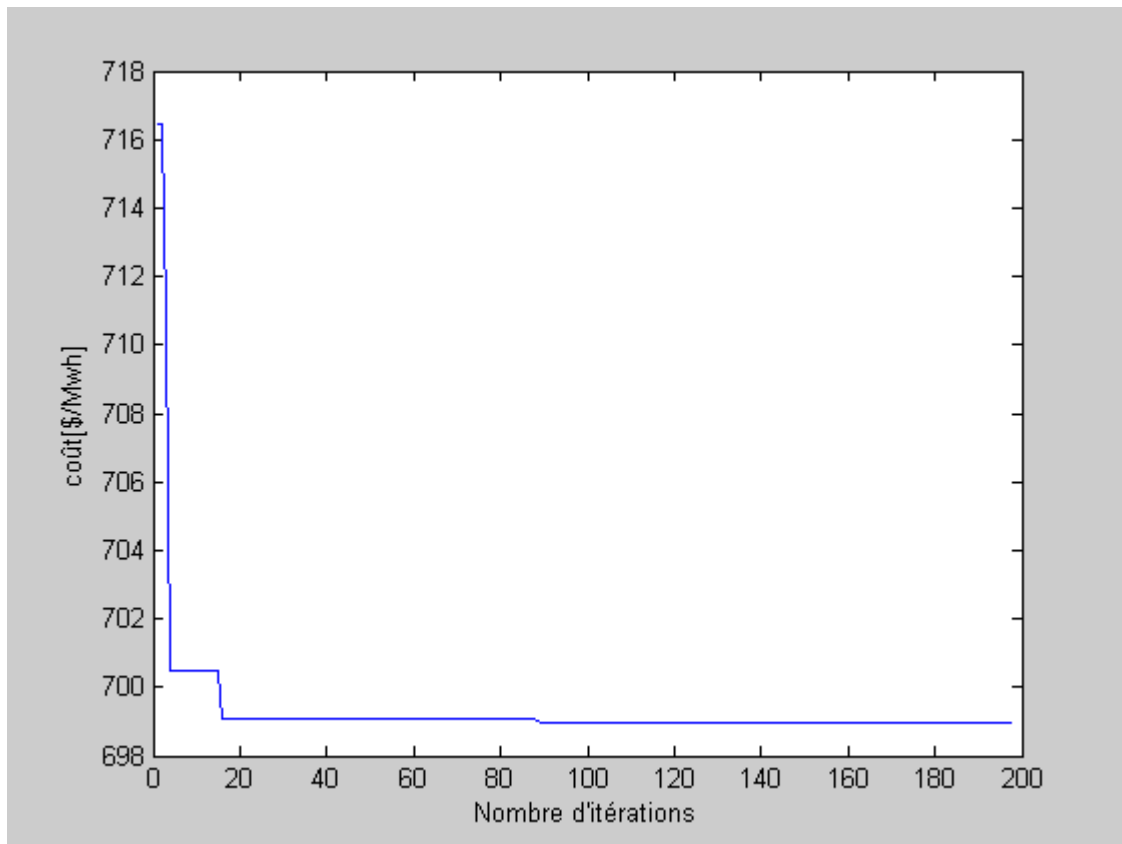
Les résultats de simulation du réseau IEEE-5 sont donnés dans le tableau VI.1

	$P_{G1}^{opt}$ (MW)	$P_{G2}^{opt}$ (MW)	$P_{G3}^{opt}$ (MW)	F (\$/h)	Ce	T (s)
NM/AG hybride	44.8132	69.6264	53.5409	698.9141	0.0009	0.1250

**Tableau VI.1 Hybridation NM-AG/Réseau IEEE-5**

Les résultats sont obtenus après 198 itérations.

La figure VI.2 illustre l'évolution de l'algorithme en fonction des itérations



**Figure VI.2. Coût en fonction du nombre d'itérations NM-AG/ Réseau IEEE-5**

#### **b / Simulation du réseau IEEE-25**

Les paramètres de notre l'algorithme hybride ont été ajustés comme suite :

- ***Pour l'algorithme génétique :***
  - Type de codage : Codage binaire
  - Taille de la population :  $N_{pop} = 30$
  - Probabilité de croisement :  $p_c = 0.75$
  - Croisement simple
  - Probabilité de mutation :  $p_m = 0.06$

- Mutation simple
- La longueur de chromosome :  $l = 12$  bits
- Nombre de génération :  $\text{maxgen} = 100$
- Coefficient de pénalité :  $r_k=0.08$

• ***Pour la méthode de Nelder Mead :***

- Taille de la population :  $N_{pop} = 4$
- Coefficient de pénalité :  $r_k=0.007$
- Coefficient de réflexion :  $\alpha = 1$
- Coefficient de contraction :  $\beta = 0.5$
- Coefficient d'expansion:  $\gamma = 2$

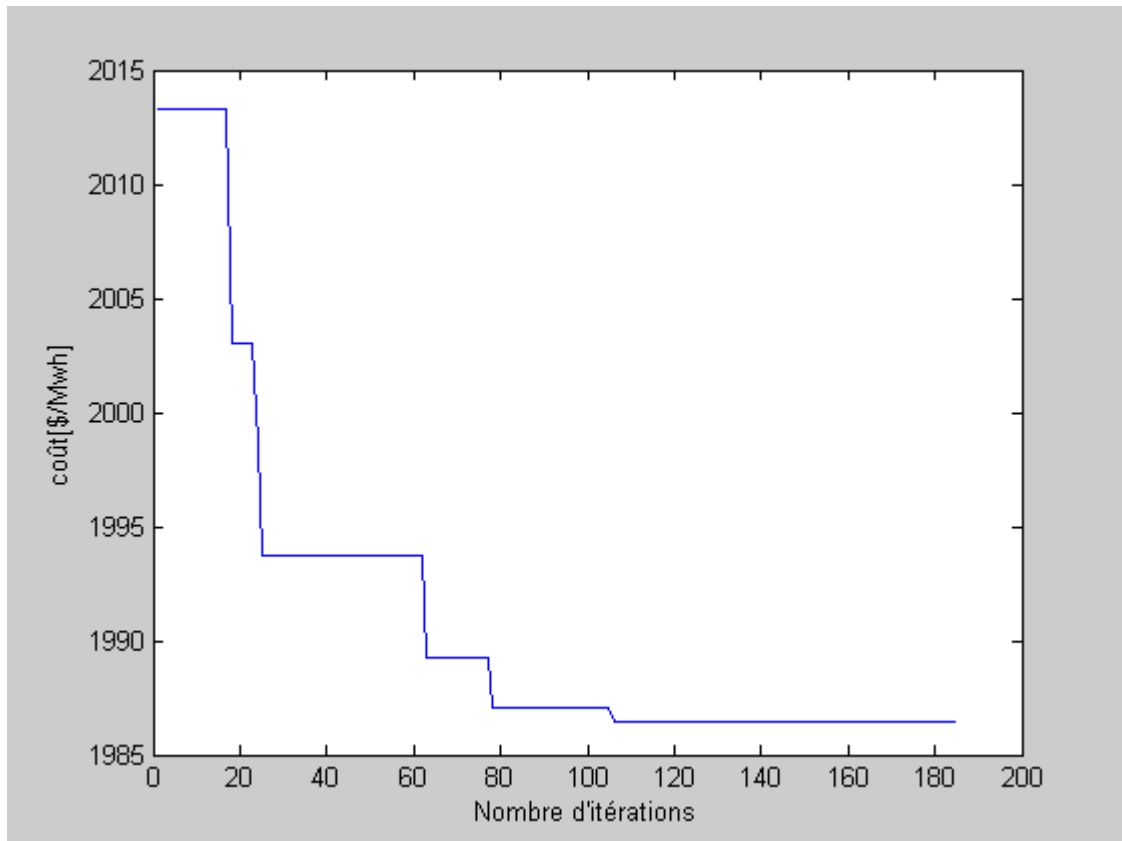
Les résultats de simulation du réseau IEEE-25 sont donnés dans le tableau VI.2

	$P_{G1}^{opt}$ (MW)	$P_{G2}^{opt}$ (MW)	$P_{G3}^{opt}$ (MW)	$P_{G4}^{opt}$ (MW)	$P_{G5}^{opt}$ (MW)	F (\$/h)	Ce	T (s)
AG /NM hybride	220.3419	110.9573	146.4908	27.8926	266.2027	1986	0.0005	0.547

**TableauVI.2 Hybridation NM-AG /Réseau IEEE-25**

Les résultats sont obtenus après 185 itérations.

La figure VI.3 illustre l'évolution de l'algorithme en fonction des itérations



**Figure VI.3. Coût en fonction du nombre d'itérations NM-AG/ Réseau IEEE-25**

### VI.6 Etude comparative:

Une analyse rationnelle nécessite une comparaison entre les résultats obtenus respectivement par la méthode de Nelder-Mead, l'algorithme génétique et l'algorithme hybride réalisés dans l'étude des réseaux IEEE-5 et IEEE-25 nœuds données par les tableaux ci-dessous :

	NM	AG	Hybride AG-NM
<b>F (\$/MW)</b>	702.0089	699.2958	698.9141
<b>Ce</b>	0.0009	0.0004	0.0004
<b>T (s)</b>	0.1250	0.3250	0.3430

**Tableau VI.3 Résultats du réseau IEEE-5**

---

---

	NM	AG	Hybride AG-NM
<b>F</b> <b>(\$/MW)</b>	1997.1	1996	1986
<b>Ce</b>	0.0000013	0.0005	0.0005
<b>T (s)</b>	0.1250	1.516	0.547

**Tableau VI.4 Résultats du réseau IEEE-25**

## **VI.7 Discussion des résultats**

L'hybridation entre un algorithme génétique (AG) et une méthode analytique Nelder-Mead (NM) permet de marier leurs avantages et de réduire leurs inconvénients. L'algorithme hybride (NM-AG) a donné des bons résultats dans les deux différents réseaux traités.

La comparaison de la méthode hybride avec les méthodes constitutantes (AG et NM) permet de mettre en évidence la puissance des premières. En ce qui concerne le temps de calcul, la méthode hybride sont plus rapides que les AG ; elles sont plus lentes que NM, mais offre une plus grande sécurité pour trouver le minimum absolu. Les résultats de simulation sont encourageants et montrent l'efficacité de l'algorithme génétique hybride relativement aux techniques de Nelder-Mead ou les algorithmes génétiques seuls. Cependant, cette efficacité dépend des paramètres de l'algorithme, tels que : la probabilité de croisement, la probabilité de mutation, le coefficient de pénalité.

---

## VI.8 Conclusion

Les problèmes d'optimisation requièrent des méthodes robustes, efficaces et flexibles. Afin de s'affranchir de la complexité du problème d'adaptation, de réduire le coût de réalisation et de simplifier le modèle étudié et son système d'alimentation, nous avons proposé l'utilisation de l'hybridation entre une méthode analytique(NM) avec une méthode stochastique (AG).

Dans cette série de simulation, nous avons élaboré un algorithme génétique hybride constitue de deux méthodes : l'algorithme génétique et Nelder-Mead. L'approche hybride de l'AG-NM s'avère être efficace du point de vue coût optimal et temps de convergence par rapport aux autres techniques (AG et NM).

La méthode de Nelder-Mead est toujours la plus rapide, mais le coût optimal est nettement supérieur par rapport aux autres méthodes.

L'hybridation de l'algorithme génétique avec la méthode de Nelder-Mead a permis la création d'un outil d'optimisation stochastique efficace, rapide et robuste. Les résultats obtenus sont très satisfaisants tant pour la rapidité que pour la précision.



---

## Conclusion Générale

---

## Conclusion Générale

L'optimisation de la répartition des puissances dans un réseau électrique constitue une préoccupation de premier ordre dans la planification et l'exploitation des systèmes énergétiques. Plusieurs méthodes ont fait l'objet d'une étude très approfondie afin d'aboutir à un compromis entre le côté technique et le côté économique.

Ce travail est une contribution à la résolution du problème de la répartition optimale des puissances actives. Un premier choix a été fixé sur la méthode classique de Gauss Seidel pour le calcul de l'écoulement des puissances. Ce choix n'étant pas arbitraire mais basé surtout sur la simplicité et l'efficacité de la méthode.

La seconde partie de ce travail a été consacrée à un historique des différentes méthodes d'optimisation et leur application dans le domaine électrique.

Ensuite, nous avons minimisé le coût total de la production d'énergie électrique en utilisant un algorithme génétique et la méthode de Nelder-Mead puis nous avons tenté d'élaborer un algorithme génétique hybride constitué de l'algorithme génétique et Nelder-Mead dans le domaine de l'optimisation des réseaux électrique. Ensuite, nous avons présenté les résultats de chaque méthode, et les comparés entre eux.

La mise en œuvre de cet algorithme génétique hybride et leur application ont permis d'obtenir des résultats satisfaisants, car ils permettent notamment de traiter des problèmes où la fonction objectif ne présente pas de propriétés mathématiques exploitables (dérivabilité, convexité, ...)

Les programmes d'optimisation des puissances actives ont été testés et validés sur deux réseaux électriques, le premier est un réseau de 5 nœuds et le deuxième comprend 25 nœuds. Les résultats obtenus sont très satisfaisants.

---

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

Le calcul de la répartition des charges par la méthode de Gauss-Seidel a donné des résultats très satisfaisants ainsi qu'elle nous a permis de déterminer les pertes du réseau.

Un processus d'optimisation basé sur un algorithme génétique hybride a été établi. Ce dernier nous a permis d'optimiser la puissance active des différents groupes de production permettant une minimisation de la fonction cout. Une comparaison a été réalisée entre les résultats obtenus par les méthodes de l'algorithme génétique, Nelder-Mead et algorithme génétique hybride. Les résultats obtenus par la méthode de l'algorithme génétique hybride sont meilleurs comparativement aux deux autres méthodes.

Les résultats obtenus par la méthode de l'algorithme génétique hybride développé peuvent être considérés à la hauteur de nos attentes. D'après les tests réalisés, la convergence, le nombre d'itérations et la robustesse sont très satisfaisants. L'algorithme développé peut être appliquée avec tant d'efficacité aux systèmes de grandes dimensions.

Ces travaux nous ont donc permis de mettre en évidence que les méthodes stochastiques et les méthodes analytiques ne sont pas concurrents mais complémentaires.

---

## **Bibliographie**

---

## Bibliographie et Références

- [01] **M.Rahli**, «Etude d'un Dispatching Economique par la Programmation Non Linéaire», C.E.A' 94, Deuxième Colloque sur l'Electrotechnique et l'Automatique, 29-30 Novembre 1994, Alger, Algérie.
- [02] **L.Benasla**, «Contribution à l'étude de stabilité et de la répartition optimale des puissances dans un réseau d'énergie électrique » Thèse de Doctorat soutenue en juillet 2005, Faculté de génie électrique, USTO, Oran, Algérie.
- [03] **D.Rahiel**, « Répartition optimale des puissances en tenant compte des méthodes heuristiques d'un système électrique complexe», Thèse de doctorat soutenue en 2009, USTO, Oran, Algérie.
- [04] **R.CAIRE**, «Gestion de la production décentralisée dans les réseaux distribution» Thèse de doctorat soutenue en le 2 avril 2004 »
- [05] **G.W. Stagg et A.H. El Abiadh**, «Computer methods in power systems analysis» Edition:Mc Graw-Hill International .Book Company, 1968.
- [06] **M. Rahli**, « La Répartition Optimale des Puissances Actives dans un Réseau d'Energie Electrique par la Programmation Linéaire »Séminaire National sur les Réseaux Electriques. Institut d'Electrotechnique.U.S.T.O. avril 1986, Oran, Algérie.
- [07] **M.Rahli et P.Pirotte**, « La répartition Optimale des Puissances Actives par la Programmation Linéaire et Non Linéaire » International Conference on Electrical and Electronical Engineering Systems.3-4, Octobre 1994, U.S.T.O, Oran, Algérie.
- [08] **M. Rahli**, « Application d'une Nouvelle Méthode de Programmation Non Linéaire à la Répartition Economique des Puissances Actives du Réseau Ouest Algérien »Conference on Modelling and Simulation on Electric System, C.M.S.E.S'94, 7 et 8November 1995, Guelma, Algérie.
- [09] **M. Rahli et T.Stanicki**, « La Répartition Optimale des Puissances Actives en Présence des Pertes de Transmission dans un Réseau d'Energie Electrique par la Programmation Linéaire par la Méthode des Coefficients des Poids Pondérés », First Inter-Arab Conference on Electrical Systems. Constantine. Octobre 21-24, 1987. Algérie.

- 
- [10] **L.Benasla et M.Rahli**, « Etude d'un dispatching économique : comparaison entre la méthode de Greenstadt et la méthode de Steepest-Descent », Quatrième conférence CIMASI'2002, du 23 au 25 octobre 2002 Casablanca, Maroc.
- [11] **Rahli, A. Allali et P. Pirotte**, « La Répartition optimale des Puissances Actives par La Programmation Non Linéaire» Conference on Modelling and Simulation Of Electrical Systems'94. 10-11 Mai 1994. Skikda. Algérie
- [12] **M.Rahli**, « Contribution à l'étude de la répartition optimale des puissances actives dans un réseau d'énergie électrique » Thèse de Doctorat soutenue en juillet 1995, Faculté de génie électrique, USTO, Oran, Algérie.
- [13] **K.Larech**; « Optimisation des puissances actives et réactives dans un réseau d'énergie électrique», Thèse de Magister soutenu en 2001, Faculté de génie électrique, département d'Electrotechnique, USTO, Oran, Algérie.
- [14] **M. Rahli, A. Allali, T. Stanicki et P. Pirotte**, « La Répartition Optimale des Puissance Actives par la Programmation Linéaire avec Minimisation du Coût des Pertes », 4<sup>ème</sup> Colloque Maghrébin sur les Modèles Numériques de l'Ingénieur. 22-24 Novembre 1993.Alger, Algérie.
- [15] **R.Ouidir, M.Rahli, L.Abdelhakem Koridak et M.Tamali**, «Minimisation du coût de combustible et des pertes de transmission dans un réseau électrique par les algorithmes génétiques», 6<sup>ème</sup> Séminaire Internationale sur la Physique Energétique du(SIPE'6), du 21 au 23 Octobre 2002 Béchar, Algérie.
- [16] **L.Abdelmalek et M.Rahli**, « Répartition optimale des puissances par les méthodes hessienne », Quatrième conférence CIMASI'2002, du 23 au 25 octobre 2002 Casablanca, Maroc.
- [17] **M. Rahli**, "Etude d'un Dispatching Economique par la Nouvelle méthode du Gradient descendant".Premier Séminaire " Génie Electrique ", Décembre 1995, Biskra, Algérie.
- [18] **M. Rahli**, « La commande de répartition optimale des puissances actives dans un réseau d'énergie électrique par la programmation linéaire » Mémoire de Magister soutenue en juillet 1985, USTO, Oran, Algérie.

- 
- [19] **M. Minoux**, «Programmation mathématique théorie et algorithmes » Tome1, Paris, 1983.
- [20] **A.Benouis**; « Optimisation de la structure des réseaux électriques de transport par les algorithmes de fourmis », Thèse de magistère soutenue en 2004, USTO, Oran, Algérie.
- [21] **J-Kao Hao\*, P. Galinier et M. Habib** « Méthaheuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes » Université d'Angers
- [22] **J.REGNIER** « Conception de systèmes hétérogènes en Génie Électrique par optimisation évolutionnaire multicritère »
- [23] **F. Moutarde** « Algorithme évolutionnistes »Ecole des Mines de Paris
- [24] **N.Barnier — P. Brisset** « Optimisation par algorithme génétique sous Contraintes » École Nationale de l'Aviation Civile
- [26] **J.Kao Hao, P.Galinier, M.Habib** « Méthaheuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes » Université d'Angers
- [27] **S.Ben Mena** « Introduction aux méthodes multicritères d'aide à la décision» universitaire des Sciences agronomiques de Gembloux, Belgique .le 23 février 2000
- [28] **S.HAMMA** « Etude de méthodes numériques d'optimisation globale» Doctorat de l'université PAUL SABATIER du Toulouse.
- [29] **Kang Seok Lee and Zong Woo Geem** « A new structural optimization method based on the harmony search algorithm», Matériels and Construction Research Division, National Institute of Standards and Technology, 100 Bureau Drive, Gaithersburg, MD208998611, USA, Department of Civil and Environmental Engineering, University of Maryland, Collège Park, MD20742, USA Received 14 April 2003; accepted 6January 2004.
- [30] **L. Hannah ,W. Powell et J. Stewart** « One-stage R&D portfolio optimization with an application to solid oxide fuel cells» 26 December 2009

- 
- [31] **C. J. Price, B. L. Robertson, et M. Reale** « A hybrid Hooke and Jeeves-Direct method for non-smooth optimization » University of Canterbury ,Christchurch, New Zealand.
  - [32] **J.Martínez González** « Parameter optimization and ajustement by the simplex method (Nelder-Mead) » Universidad de Valladolid
  - [33] **M. MCKINNON** « Convergence of the Nelder-Mead Simplex method to a nonstationary point»
  - [34] **L.Tekfi et A.Saka** « Etude de la répartition optimale des puissances actives et réactives dans un réseau d'énergie électrique»,PFE soutenue en 1989,USTO,Oran,Algérie.
  - [35] **D.Byatt, I. Coope, C.Price** « 40 Years of the Nelder-Mead Algorithm» University of Canterbury New Zealand, 5 November, 2003
  - [36] **M.LUERSEN** « GBNM : Un Algorithme d'Optimisation par Recherche Directe – Application à la Conception de Monopalmes de Nag » 1er Décembre 2004
  - [37] **D.E.Goldberg,** « Algorithmes Génétiques, Exploration, Optimisation Apprentissage Automatique » Paris: Addison-Wesley, 1994
  - [38] **Mimoun Younes, M. Rahli, M. Kandouci,** «Répartition économique des puissances par un algorithme Génétique en code réel », Conférence Francophone de Modélisation et Simulation - MOSIM'06 - du 3 au 5 avril 2006 – Rabat- Maroc.
  - [39] **L.Abdelhakem Koridak, M.rahli et R.Ouidir,** « Application des algorithmes génétiques à la répartition optimale des puissances dans un réseau d'énergie électrique »,4<sup>ème</sup> Conférence Internationale sur les Mathématique Appliquées et lesSciences de l'Ingénieur (CIMASI'2002), du 23 au 25 octobre 2002 Casablanca, Maroc.
  - [40] **R.Ouidir, M.Rahli, L.Abdelhakem Koridak et M.Tamali,** «Minimisation du coût de combustible et des pertes de transmission dans un réseau électrique par les algorithmes génétiques», 6<sup>ème</sup> Séminaire Internationale sur la Physique Energétique du(SIPE'6), du 21 au 23 Octobre 2002 Béchar, Algérie.
  - [41] **H.Bouzeboudja,** « Optimisation des puissances actives par les Algorithmes Génétiques» Thèse de Doctorat soutenue en décembre 2006, Faculté de génie électrique, Université Djilali Liabes, Sidi\_Bel\_Abbes, Algérie.



- 
- [42] **L. Abdelhakem Koridak**, « Étude d'un Dispatching Économique par l'Algorithme Génétique » Thèse de Magister soutenue en mars 2003, USTO ,Oran, Algérie.
- [43] **Rahiel Djelloul**, « Etude comparative de la répartition optimale des puissances dans un réseau électrique » Thèse de Magister soutenue en Juillet 2004, USTO, Oran, Algérie.
- [44] **L.Abdelmalek**; « Comparative des méthodes hessiennes et des algorithmesGénétiques pour la minimisation des couts de production dans un réseau d'énergieélectrique », Thèse de doctorat soutenue en 2010, USTO, Oran, Algérie.
- [45] **P. Baudet, C. Azzaro-Pantel, S. Domenech et L. Pibouleau** « Algorithme génétique et modèle de simulation pour l'ordonnancement d'un atelier discontinu de chimie », Laboratoire de Génie Chimique - Toulouse, France
- [46] **ZNOUDA, N. GHRAB-MORCOS** « Un algorithme génétique pour l'optimisation énergétique économiques des batiments méditerranéens » Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis.
- [47] **F. Kettaf et J. Asselin** « des algorithmes évolutionnaires pour la classification automatique » université Paris.
- [48] **A.Marco, Luersen et R. Le Riche** « Globalized Nelder–Mead method for engineering optimization » December 2002, Ecole des Mines de Saint Etienne, France
- [49] **Rahli Ali et Meddahi hadj karim**, « Dispatching économique par la méthode de Nelder et Mead » PFE soutenue en 1997, USTO,Oran, Algérie
- [50] **ZNOUDA, N. GHRAB-MORCOS** « Un algorithme génétique pour l'optimisation énergétique économiques des batiments méditerranéens » Ecole Nationale Ingénieurs de Tunis.
- [51] **F. Kettaf et J. Asselin** « des algorithmes évolutionnaires pour la classification automatique » université Paris.
- [52] **J.Mouret** « Concepts fondamentaux des algorithmes évolutionnistes »

- 
- [53] **S. M. T. Bathaee, M. Fesanghary, A. Vasebi, M. Hassani Keleshtery**, «A New Stochastic Algorithm for Various Types of Economic Dispatch Problems: Harmony Search», The 8<sup>th</sup> International Power Engineering Conference – IPEC2007 3-6 December 2007, Singapore.
- [54] **J. H. Holland**, « Adaptation in natural and artificial systems » University of Michigan Ann Arbor, Tech. Rep., 1975
- [55] **D.E. Goldberg**, «Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning» Addison-Wesley, Inc., 1989.
- [56] **V. MAGNIN**, « Optimisation par les Algorithmes Génétiques », Atelier de Recherches Pédagogiques de l'Eudil, Université de Lille, janvier 2001
- [57] **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»
- [58] **J.Kao Hao, P.Galinier, M.Habib** « Métaheuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes » Université d'Angers
- [59] **T.Vallée et M.Yildizo glu** «Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie » Université Montesquieu Bordeaux
- [60] **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, OUJDA, MAROC.
- [61] **J.Philippe Rennard** « Introduction aux Algorithmes Génétiques Evolution et optimisation » Avril 2000.
- [62] **R. OUIDDIR, M. RAHLI AND L. ABDELHAKEM-KORIDAK**« Economic Dispatch using a Genetic Algorithm:Application to Western Algeria's Electrica Power Network» USTO
- [63] **L. Abdelmalek, S.M. Djaber et M.Rahli** « Etude de la répartition économique des réseaux électriques par les algorithmes génétiques» USTO
- [64] **M. OUABIBA, N. MEBARKI et P.CASTAGNA** « Couplage entre des méthodes d'optimisation itératives et des modèles de simulation a événements discrets » 3eme Conférence Francophone de MODélisation et SIMulation «Conception, Analyse et Gestion des Systèmes Industriels» du 25 au 27 avril 2001 - Troyes (France)

- 
- [65] **K.Boukhlafa et L. Bellatreche** « Combinaison des algorithmes génétique et de recuit simulé pour la conception physique des entrepôts de données » Université de Laghouat, Algérie
- [66] **T.Vidal<sup>1</sup>, T.Gabriel, Crainic, M.Gendreau<sup>3</sup>, N.Lahrichi<sup>2</sup>, W.Rei<sup>2</sup>**« Un algorithme génétique hybride pour des problèmes de tournées de véhicules multi-attribut Université de Montréal, Canada
- [67] **A.Si Tayeb** « Méta heuristique pour l'optimisation des puissances actives dans un réseau d'énergie électrique »Thèse de Magistère soutenue en2011,USTO ,Oran,Algérie
- [68] **N.Barnier et P.Brisset** « Optimisation par hybridation d'un CSP avec un algorithme génétique » Ecole Nationale de l'aviation civile