

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie Electrique

Filière : Electrotechnique

Option : Réseaux électriques

Réf:.....

**Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme de
Master en réseaux électriques**

Thème

**Dispatching économique dynamique des réseaux
électriques par les méthodes méta-heuristique**

Présenté par :

KHAMED Okba

Soutenu le : 02Juin 2013

Devant le jury composé de :

Mr. KYOUR Ibrahim

M.A.A

Président

Mr. MAHDAD Belkacem

M.C.B

Encadreur

Mr. SALHI Ahmed

M.A.A

Examineur

Année universitaire : 2012 / 2013

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie Electrique

Filière : Electrotechnique

Option : Réseaux électriques

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme de
Master en réseaux électriques

Thème

Dispatching économique dynamique des réseaux
électriques par les méthodes méta-heuristique

Présenté par :

KHAMED OKBA.

Avis favorable du l'encadreur :

Mr. MAHDAD Belkacem

Avis favorable du Président du Jury

KYOUR Ibrahim

Signature

Cachet et signature

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie Electrique

Filière : Electrotechnique

Option : Réseaux électriques

Thème

Dispatching économique dynamique des réseaux électriques par les méthodes métha-heuristique

Proposé et dirigé par : Mr. MAHDAD Belkacem.

Résumé

Nous avons assisté ces dernières années à une croissance très rapide des travaux utilisant les méthodes métha-heuristiques. Cette tendance peut être observée dans tous les domaines de la science économique. Et parmi ces dernier : le problème de dispatching économique dynamique. Nous présentons dans ce mémoire l'application de la technique basée sur les algorithmes génétiques pour résoudre le dispatching économique statique et dynamique avec considération des contraintes pratiques tels que l'effet d'ouverture des vannes, ainsi que la contrainte de Ramp. La robustesse de l'algorithme proposé est validé sur quatre réseaux test standard (IEEE 30-Bus, 5, 10, 13 unités de production). Nous avons appliqué cet algorithme pour résoudre un problème multi-objectif tel que (coût-émission, coût-pertes et émission-pertes). Les résultats de programmation confirment l'efficacité de cet algorithme à résoudre les problèmes d'optimisation des fonctions non linéaire et multi objectifs.

Les mots clés : métha-heristique, dispatching économique dynamique, algorithmes génétiques, contraintes pratiques, l'effet d'ouverture des vannes, contrainte de Ramp, multi-objectif, coût, émission, pertes, optimisation.

Dédicace

Parce qu'il a des choses plus faciles à écrire qu'à dire, je dédie ce

Modeste travail de fin d'étude :

A mes symboles d'affection et de tendresse

Ma chère maman et mon cher père

A mes frère et mes chers sœurs chacun de son nom pour leur soutien moral

et leurs sacrifices au long de ma formation.

A ma grande famille

A tous qui m'ont encouragé et aidé dans la réalisation de ce projet

A tous mes amis chacun de son nom

A tous mes collègues de promotion 2013

A tous les enseignants de ma période d'étude

A tous ceux que j'aime et m'aiment.

OKBA

Remerciements



• Je remercie et louons Dieu qui nous a donné la force, La patience et la volonté tout au long des années de nos études, et nous ont honoré de sa science pour la réalisation de ce travail de recherche.

• Je tiens au terme de ce travail à exprimer notre plus grand remerciement à Monsieur: MAHDAD Belkacem qui a suivi et dirigé notre travail avec patience et beaucoup d'intérêt, nous lui exprimons vivement notre grand respect.

• Mon remerciement s'adresse également aux membres de jury pour avoir accepté de critiquer notre travail, sans oublier les professeurs du département de Génie Electrique pour leurs efforts et leurs sincérités.

• Je tiens remercier Mr. NAIMI Djemai pour ces encouragements et ces conseils durant l'année théorique



OKba



Liste des tableaux

Tableau	Titre	La page
Tab (I.1)	Temps de réponse des moyens classiques de production	14
Tab (I.2)	coût moyen d'exploitation pour différents types de production	15
Tab (IV.1)	Code de Gray et code binaire pour une chaîne à trois bits	53
Tab (IV.2)	Exemples de sélection par rang pour 6 chromosomes	58
Tab (V.1)	Les puissances générées pour la minimisation de la fonction émission.	69
Tab (V.2)	Les puissances générées pour la minimisation de la fonction émission de gaz NO _x	71
Tab (V.3)	Les puissances générées pour la minimisation de la fonction émission de gaz CO _x	73
Tab (V.4)	Les puissances générées pour la minimisation de la fonction perte.	75
Tab (V.5)	Les puissances générées pour la minimisation de la fonction coût.	77
Tab (V.6)	Les répartitions optimales des puissances générées en utilisant la méthode mathématique de Lagrange, l'algorithme génétique et le PSO.	79
Tab (V.7)	Résultat après l'application de Lagrange et l'algorithme génétique. (Réseau test 3).	82
Tab (V.8)	Résultat après l'application de Lagrange et l'algorithme génétique. (Réseau test 4).	85
Tab (V.9)	Résultats du dispatching économique avec perte (B-Coefficient) par la méthode de Lagrange et AG.	88
Tab (V.10)	Résultats du dispatching économique avec perte (l'écoulement de puissance) par L'algorithme génétique.	89
Tab (V.11)	Les puissances demandées pour 24 heures. Réseau test 2.	89
Tab (V.12)	Résultats des puissances générées optimales et le coût linéaire total.	91
Tab (V.13)	Résultats des puissances générées optimales et le coût non linéaire total.	93
Tab (V.14)	Les puissances demandées pour 24 heures. Réseau test 3	94
Tab (V.15)	Résultats des puissances générées optimales et le coût linéaire total.	96
Tab (V.16)	Résultats des puissances générées optimales et le coût non linéaire total	98
Tab (V.17)	Résultats des puissances générées optimales et le coût linéaire total avec la contrainte pratique « RAMP »	100
Tab (V.18)	Résultats des puissances générées optimales et le coût non linéaire total avec	101

	la contrainte pratique « RAMP »	
Tab (V.19)	valeurs des fonctions correspondent au point du coude de front (optimisation multi objectif « cout, émission »).	104
Tab (V.20)	Les puissances générées correspondent au point de décision (optimisation multi-objectif cout-émission).	105
Tab (V.21)	valeurs des fonctions correspondent au point du coude de front (optimisation multi objectif « cout, pertes »).	107
Tab (V.22)	Les puissances générées correspondent au point de décision (optimisation multi-objectif cout-pertes).	108
Tab (V.23)	valeurs des fonctions correspondent au point du coude de front (optimisation multi objectif « émission, pertes »).	110
Tab (V.24)	Les puissances générées correspondent au point de décision (optimisation multi-objectif émission-pertes).	111
Tab (A.1)	Les paramètres de coût pour le réseau test 1 (30 jeux de barre)	121
Tab (A.2)	Les paramètres d'émission de gaz pour le réseau test 1 (30 jeux de barre)	121
Tab (A.3)	Les paramètres d'émission de gaz NOx pour le réseau test 1 (30 jeux de barre)	122
Tab (A.4)	Les paramètres d'émission de gaz COx pour le réseau test 1 (30 jeux de barre)	122
Tab (A.5)	Les paramètres d'émission de gaz SOx pour le réseau test 1 (30 jeux de barre)	122
Tab (A.6)	Tableau représente la base data du réseau test 1	123
Tab (A.7)	Tableau représente line Data de réseau test 1	125
Tab (B.1)	Les paramètres de coût pour le réseau test 2 (05 unités de production)	125
Tab (B.2)	Représente les puissances demandées pendant une journée pour réseau test 2	126
Tab (B.3)	Représente la contrainte pratique « UP RAMP and DOWN RAMP »	126
Tab (C.1)	Les paramètres de coût pour le réseau test 3 (10 unités de production)	127
Tab (C.2)	Représente la contrainte pratique « UP RAMP and DOWN RAMP »	128
Tab (C.3)	Représente les puissances demandées pendant une journée pour réseau test 2	128
Tab (D.1)	Les paramètres de coût pour le réseau test 4 (13 unités de production)	127

Liste des figures

Figure	Titre	Page
Fig I.1	simplification d'un réseau électrique.	7
Fig I.2	organigramme représente les étapes de la production d'électricité.	8
Fig I.3	schéma représente le principe de fonctionnement d'une centrale nucléaire.	9
Fig I.4	schéma représente le principe de fonctionnement d'une centrale thermique.	10
Fig I.5	schéma représente le principe de fonctionnement d'une centrale nucléaire.	11
Fig I.6	La courbe de charge pour une année.	12
Fig I.7	l'équilibre entre la production et la consommation.	16
Fig I.8	la relation entre la consommation et la fréquence.	17
Fig II.1	organigramme représente les étapes du système énergétique.	22
Fig II.2	Courbe typique de coût du combustible d'une unité thermique.	23
Fig II.3	Courbe typique de l'accroissement du coût de combustible.	23
Fig II.4	schéma bloc représente les différentes contraintes pratiques.	31
Fig II.5	Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec trois vannes d'admission de vapeur.	32
Fig II.6	Courbe de coût du combustible d'une unité thermique avec des zones de fonctionnements prohibées.	33
Fig II.7	Courbe de coût d'une unité thermique alimentée par trois types de combustible.	34
Fig III.1	schéma bloc représente les conditions exigées pour pouvoir formuler un problème d'optimisation.	37
Fig III.2	Illustration des différents minima d'une fonction objective.	39
Fig III.3	schéma bloc représente les différentes méthodes d'optimisation.	42
Fig III.4	Frontière de Pareto d'un problème d'optimisation bi-objectif.	45
Fig III.5	Exemple De dominance.	46
Fig III.6	Exemples de frontière de Pareto.	47
Fig III.7	schéma représente quelques méthodes globales.	48
Fig IV.1	Les quatre niveaux d'organisation des AG.	51
Fig IV.2	Illustration du codage des variables d'optimisation.	53
Fig IV.3	Représentation de sélection par roulette.	56

Fig IV.4	représentation d'une sélection par tournoi d'individus pour un critère de maximisation (chaque individu représente une solution possible).	57
Fig IV.5	Croisement en seul point.	59
Fig IV.6	Croisement en multipoints (m = 4).	59
Fig IV.7	le croisement uniforme.	60
Fig IV.8	la mutation binaire.	60
Fig IV.9	L'organigramme de l'algorithme génétique.	63
Fig V.1	Représente la stratégie de travail	67
Fig V.2	Schéma équivalent de réseau électrique du réseau test1	68
Fig V.3	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz).	69
Fig V.4	Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz).	70
Fig V.5	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz).	72
Fig V.6	Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz NOx).	72
Fig V.7	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz).	73
Fig V.8	Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz COx)	74
Fig V.9	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction perte).	75
Fig V.10	Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction perte).	76
Fig V.11	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objectif (la fonction coût).	78
Fig V.12	Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût).	78
Fig V.13	Schéma équivalent de réseau électrique du réseau test2.	79
Fig V.14	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire).réseau test 2	80
Fig V.15	Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire). R.test 2	80
Fig V.16	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites	81

	optimisation mono-objective (la fonction coût non linéaire).réseau test 2	
Fig V.17	Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût non linéaire). Réseau test 2	81
Fig V.18	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire).réseau test 3.	83
Fig V.19	Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire) Réseau test 3	83
Fig V.20	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objectif (la fonction coût non linéaire).réseau test 3	84
Fig V.21	Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût non linéaire). Réseau test 3	84
Fig V.22	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objectif (la fonction coût linéaire).réseau test 4	86
Fig V.23	Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire). Réseau test 3	86
Fig V.24	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objectif (la fonction coût non linéaire).réseau test 4	87
Fig V.25	Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire). Réseau test 3.	87
Fig V.26	La courbe de charge pour le réseau test 2.	90
Fig V.27	courbe représente le coût de production linéaire en fonction de temps (24 heures).	91
Fig V.28	Courbe représente le coût de production non linéaire en fonction de temps (24 heures).	93
Fig V.29	La courbe de charge pour le réseau test 3.	94
Fig V.30	représente la variation du coût non linéaire avec et sans contrainte Ramp.	102
Fig V.31	résultats d'optimisation multi-objectif (les fonctions cout, émission).	103
Fig V.32	Représente le choix de la solution.	104
Fig V.33	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation multi-objectif (la fonction coût et émission du gaz).	105
Fig V.34	Le front de Pareto correspond à l'optimisation multi-objective (cout,	106

	perte).	
Fig V.35	Représente le choix de la solution.	107
Fig V.36	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation multi-objectif (la fonction coût et pertes).	108
Fig V.37	Le front de Pareto correspond à l'optimisation multi-objective (émission, perte).	109
Fig V.38	Représente le choix de la solution.	111
Fig V.39	L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation multi-objectif (la fonction émission et pertes).	112

Liste des Symboles et Acronymes

Liste des Symboles et Acronymes	
m, Km	Mètre et kilo mètre
Hz, kH	Hertz et kilo hertz
V, kV	Volt ; Kilo volt
kW, MW et GW	Kilo Watt ; Méga watt et giga watt
VAR , MVAR	Volt Ampère Réactive ; Méga VAR
BT, TBT	Base et très basse tension
MT	Moyenne tension
HT, THT	Haute et très haute tension
UHT	Ultra haute tension
ph	La puissance hydraulique
q	Le débit
$\alpha_i \beta_i \gamma_i$	coefficients caractéristiques des émissions attachées à chaque groupe de production
n_g	le nombre des générateurs
x	Le vecteur des variables d'état.
u	Le vecteur des variables de contrôle
P_{Gi}	La puissance active générée dans le JB i
P_D	la puissance totale demandée
P_L	représente les pertes totales de transmission
$P_{Gi min}$	La puissance active générée minimale dans le JB i
$P_{Gi max}$	La puissance active générée maximale dans le JB i

Q_{gi}	La puissance réactive générée dans le JB i
$Q_{gi \min}$	La puissance réactive générée minimale dans le JB i
$Q_{gi \max}$	La puissance réactive générée maximale dans le JB i
a_i, b_i, c_i	les coefficients de coût linéaire de l'unité génératrice i
a_i, b_i, c_i, d_i, e_i et f_i	les coefficients de coût non linéaire de l'unité génératrice i
$\$/MWh$	Dollar par méga watheur
F	La fonction augmenté de coût linéaire
$h(x)$	Les contraintes d'inégalité
$g(x)$	<i>Les contraintes d'égalité</i>
L	la fonction de coût augmentée
λ	<i>le multiplicateur de lagrang</i>
B_{ij}	les coefficients des Pertes
V_{imax}	<i>La tension maximale au niveau du JB</i>
V_{imin}	La tension minimale au niveau du JB
w_i	le poids affecté au critère i .
x^*	L'optimum global
Ω	La région faisable
s	L'espace de recherche global
N.R	Newton Raphson
AG	Algorithme génétique
AVR	Automatic Voltage Regulator (régulateur de tension)

ملخص

لقد لاحظنا في السنوات الأخيرة زيادة ملحوظة جدا في استعمال طرق تحاكي الطبيعة وهذا الاختيار يستطيع أن يكون في جميع المجالات ومن بين هذه الأخيرة دراسة مشكل التدفق الأمثل الديناميكي للطاقة الكهربائية. نعرض في هذه المذكرة تطبيق تقنية تعتمد على الخوارزميات الجينية من أجل حل مشكل التدفق الأمثل للطاقة سواء كان ستاتيكي أو ديناميكي مع مراعات مجموعة من العوائق مثل أثر فتح وغلق الصمامات وعائق متعلق بالمولدات ألا وهو الصعود الأقصى والنزول الأدنى في قيمة الطاقة المنتجة. أثبتنا متانة الخوارزميات الجينية على أربعة شبكات كهربائية. لقد طبقنا الخوارزميات الجينية لأمتلة مشكل متعدد الأهداف (التكلفة-انبعاث الغازات، التكلفة-الضياعات وأخيرا الضياعات-انبعاث الغازات). النتائج المتحصل عليها تؤكد فعالية هذا النوع من الخوارزميات في حل مشاكل أمثلة الدوال الغير خطية والمشاكل المتعددة الأهداف.

الكلمات المفتاحية: التدفق الأمثل الديناميكي، الخوارزميات الجينية، العوائق، أمثلة، مشكل متعدد الأهداف، التكلفة، انبعاث الغازات، الضياعات.

Résumé

Nous avons assisté ces dernières années à une croissance très rapide des travaux utilisant les méthodes métha-heuristiques. Cette tendance peut être observée dans tous les domaines de la science économique. Et parmi ces dernier : le problème de dispatching économique dynamique. Nous présentons dans ce mémoire l'application de la technique basée sur les algorithmes génétiques pour résoudre le dispatching économique statique et dynamique avec considération des contraintes pratiques tels que l'effet d'ouverture des vannes, ainsi que la contrainte de Ramp. La robustesse de l'algorithme proposé est validé sur quatre réseaux test standard (IEEE 30-Bus, 5, 10, 13 unités de production). Nous avons appliqué cet algorithme pour résoudre un problème multi-objectif tel que (coût-émission, coût-pertes et émission-pertes). Les résultats de programmation confirment l'efficacité de cet algorithme à résoudre les problèmes d'optimisation des fonctions non linéaire et multi objectifs.

Les mots clés : métha-heristique, dispatching économique dynamique, algorithmes génétiques, contraintes pratiques, l'effet d'ouverture des vannes, contrainte de Ramp, multi-objectif, coût, émission, pertes, optimisation.

Sommaire

Dédicace.....	I
Remerciements.....	II
Liste des Tableaux.....	III
Liste des Figures.....	V
Liste des Symboles et Acronymes.....	IX
Résumé.....	XI
Sommaire.....	XII
Introduction Général.....	2
Chapitre1 : Généralité sur les réseaux électriques	
Introduction.....	6
I.1 Système électrique.....	7
I.1.1 Production de l'énergie électrique.....	8
I.1.2 Les différents types des centrales électriques.....	8
I.1.2.1 Les énergies renouvelables.....	9
I.1.2.1.1 Les Centrales hydrauliques.....	9
I.1.2.2 Les centrales polluantes.....	10
I.1.2.2.1 Les centrales thermiques.....	10
I.1.2.2.2 Les centrales nucléaires.....	11
I.2 Stratégie du fonctionnement des Centrales électriques.....	12
I.2.1 Les unités électriques.....	12
I.2.2 Les unités de base.....	12
I.2.3 Les Unités intermédiaires.....	13
I.2.4 Unités de pointe.....	13
I.2.5 Unité de réserve.....	13
I.3 Aspect technique de l'exploitation.....	14
I.4 Aspect économique.....	14
I.5 Les différentes fonctions du réseau.....	15
I.5.1 Réseaux de transport.....	15
I.5.2 Les réseaux d'interconnexion.....	16
I.5.3 Réseaux de répartition.....	16
I.5.4 Réseaux de distribution.....	16
I.5.5 Réseau d'utilisation.....	16
I.5.6 Les consommateurs.....	16
I.6 Réglage de la fréquence.....	16
I.7 Réglage de tension.....	18
Conclusion.....	18
Chapitre 2 : Dispatching économique	
Introduction.....	20
Historique.....	20
II.1 Dispatching économique.....	21
II.1.1 Dispatching économique avec environnement.....	21
II.1.2 Model de base de dispatching économique.....	22
II.1.3 Formulation d'un problème de dispatching économique.....	24
II.1.3.1 Présentation de la fonction d'objective.....	24
II.1.3.2 Les contraintes d'égalité.....	24
II.1.3.3 Les contraintes d'inégalité.....	25
II.1.4 Résolution de problème de dispatching économique.....	26
II.1.4.1 Résolution sans limite des générateurs.....	26
II.1.4.2 Résolution avec les limites des générateurs.....	27

Sommaire

II.1.4.3 Résolution avec des pertes constantes.....	28
II.1.4.4 Dispatching économique avec les pertes par la méthode des coefficients β	30
II.2 Les contraintes pratiques.....	31
II.2.1 Caractéristique avec l'effet d'ouverture des vannes.....	31
II.2.2 Caractéristique avec des zones de fonctionnements prohibées	32
II.2.3 Caractéristique avec plusieurs types de combustibles	33
Conclusion.....	34

Chapitre 3 : Optimisation

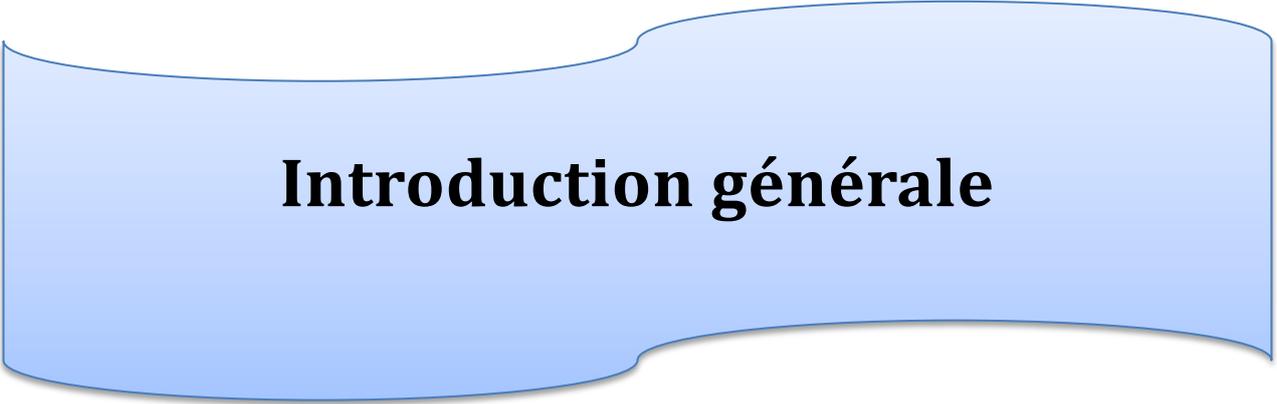
Introduction	36
III.1 Définition de l'optimisation	36
III.1.1 La fonction d'objective	37
III.1.2 Variables de décision.....	38
III.1.3 Définition des contraintes.....	38
III.2 La classification des problèmes d'optimisation.....	38
III.2.1 Formulation d'un problème d'optimisation mono-objective.....	38
III.2.1.1 Minimum global.....	39
III.2.1.2 Minimum local.....	39
III.3 L'optimisation multi-objective	40
III.3.1 Définition	40
III.4 Choix d'une méthode	41
III.4.1 Les différentes méthodes	42
III.4.1.1 Les méthodes déterministes.....	42
III.4.1.2 Définition	42
III.4.2 Les méthodes stochastiques	43
III.4.2.1 Définition.....	43
III.5 Les méthodes Pareto	43
III.5.1 Optimum de Pareto	44
III.5.2 Concept d'optimalité au sens de Pareto.....	44
III.5.3 La notion de dominance.....	45
III.5.4 La frontière de Pareto.....	46
III.6 Les méta-heuristiques	47
Conclusion.....	48

Chapitre 4 : Les algorithmes génétiques

Introduction.....	50
Historique.....	50
IV.1 Les algorithmes génétiques.....	50
IV.1.1 Présentation des algorithmes génétiques.....	52
IV.2 Principe des Algorithmes Génétiques.....	52
IV.2.1 Codage.....	52
IV.2.1.1 Le codage binaire.....	54
IV.2.2 Génération aléatoire de la population initiale.....	54
IV.2.3 Fonction de performance.....	55
IV.3 Les opérateurs des algorithmes génétiques.....	55
IV.3.1 La sélection.....	55
IV.3.1.1 La sélection par roulette (roue de loterie).....	56
IV.3.1.2 La sélection par tournois.....	56
IV.3.1.3 Elitisme.....	57
IV.3.1.4 La sélection par range.....	57

Sommaire

IV.3.2 Le croisement binaire.....	58
IV.3.2.1 Le croisement uniforme.....	59
IV.3.3 La mutation binaire.....	60
IV.3.4 Critère d'arrêt.....	61
IV.3.4.1 La taille de population.....	61
IV.4 Les avantages et les inconvénients des algorithmes génétiques.....	61
IV.5 Alors comment les algorithmes génétiques fonctionnent.....	62
Conclusion.....	64
Chapitre 5: Résultats et interprétations	
Introduction	66
V.1 Optimisation mono-objectif.....	68
V.1.1 Optimisation de la fonction d'émission de gaz toxique.....	68
V.1.1.1 Optimisation de la fonction d'émission de gaz toxique NOx et COx et SOx.....	71
V.1.1.2 Optimisation de gaz NOx.....	71
V.1.1.3 Optimisation de gaz COx	73
V.1.2 Optimisation des pertes.....	74
V.2 Dispatching économique statique.....	76
V.2.1 Optimisation de la fonction coût linéaire.....	77
V.2.2 Optimisation de la fonction coût linéaire et non linéaire sans pertes.....	79
V.3 Dispatching économique avec pertes.....	88
V.3.1 Estimation des pertes par la Méthode du 'B-Coefficient'(Réseau test 2).....	88
V.3.2 Estimation des pertes par l'écoulement de puissance (Réseau test 1).....	89
V.4 Dispatching économique dynamique.....	89
V.4.1 Optimisation de la fonction coût linéaire et non linéaire sans pertes.....	89
V.5 Les contraintes pratiques.....	98
V.5.1 Ramp UP et Ramp DOWN.....	98
V.5.1.1 Optimisation de la fonction coût linéaire sans pertes.....	99
V.5.1.2 Optimisation de la fonction coût non linéaire sans pertes.....	100
V.6 Optimisation multi-objectif	102
V.6.1 Minimisation (coût de production, émission de gaz toxique)	103
V.6.2 Minimisation (coût de la production, pertes des transmissions).....	106
V.6.3 Minimisation (l'émission du gaz et pertes des transmissions).....	109
Conclusion.....	112
Conclusion générale	114
Bibliographie.....	117
Annexe.....	121



Introduction générale

Introduction générale

La croissance démographique et l'industrialisation sont les premiers facteurs par lesquels la consommation de l'énergie électrique augmente régulièrement. Alors pour avoir un équilibre entre la production et la consommation il faudra installer un nombre de plus des centrales, équipements électriques, mais cela exige :

- ✚ un investissement important (très grand coût).
- ✚ une mauvaise influence sur l'environnement (l'émission de gazes).

Le réseau électrique est une liaison entre les centres de production et les centres de consommation. L'énergie produite sera transportée par des lignes hautes et très haute tension puis par des lignes de la distribution (moyenne tension) et enfin par des lignes basse tension aux derniers consommateurs selon les indices de qualités.

L'énergie électrique est produite en même temps qu'elle est consommée ; alors en permanence, la production doit s'adapter à la consommation. Il faut, donc, ajuster les puissances active et réactive des générateurs interconnectés dans un réseau électrique dans leurs limites admissibles afin de satisfaire la charge électrique fluctuante avec un coût minimal et parfois avec une certaine protection d'environnement le tout en gardant les pertes des puissances dans leurs limites. Ces conditions-là sont appelé l'écoulement de puissance optimal (OPF).

Le problème de dispatching économique des puissances joue un rôle très important dans l'exploitation des systèmes électro-énergétiques afin de répartir judicieusement les puissances générées par l'ensemble des centrales électriques. En plus de l'aspect économique la résolution de problème de dispatching économique permettent d'assurés la sécurité des limites des générateurs et une bonne transmission des puissances.

Parmi les problèmes rencontrés par le chercheur et l'ingénieur, les problèmes d'optimisation occupent à notre époque une place de choix. Il y a plusieurs méthodes d'optimisation, il existe deux grandes approches d'optimisation.

L'une est dite déterministe, les algorithmes de recherche utilisent toujours le même cheminement pour arriver à la solution. Et l'autre est aléatoire, pour des conditions initiales données, l'algorithme ne suivra pas le même cheminement pour aller vers la solution, et peut

même proposer différentes solutions. C'est vers cette seconde approche, que va s'orienter notre travail, et plus particulièrement vers un type bien précis d'algorithme de recherche aléatoire appartenant aux algorithmes évolutionnaires.

Dans notre travail on a choisi les algorithmes génétiques qui appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnaires. Leur but est d'obtenir des nombreuses solutions, elles sont très bien adaptées au traitement d'un problème d'optimisation multi-objectif. L'algorithme proposé est appliqué pour minimiser individuellement et simultanément trois fonctions objectives principales dans un réseau électrique qui sont:

- Le coût de production,
- L'émission du gaz toxique vers l'environnement
- Les pertes totales dans les lignes de transport

En fin ce mémoire est structuré en cinq chapitres présentés comme suit :

- ✚ Le premier chapitre de ce mémoire est consacré à donner une définition générale sur le système électrique (aspect technique et aspect économique) et leurs parties liés à la production, la stratégie de fonctionnement des centrales électriques, les lignes de transport ainsi que les différentes fonctions du réseau. Puis nous avons exposé en bref la tâche principale de la gestion du réseau électrique (réglage de fréquence et de la tension).
- ✚ Dans le deuxième chapitre nous avons donné quelques définitions de base et une formulation du problème de dispatching économique. Dans ce chapitre on a expliqué comment résoudre le problème de dispatching économique avec considération des pertes par utilisation de la méthode des coefficients β , puis on a discuté les contraintes pratiques liés aux unités de production, l'effet de l'ouverture des vannes, les zones de fonctionnements prohibées, les contraintes liés au combustibles et particulièrement la contrainte Rampe (Ramp Down, Ramp Up).
- ✚ Dans le troisième chapitre, nous avons donné un rappel et quelques définitions de base sur l'optimisation, les différentes contraintes d'égalité et d'inégalité et leur application pour minimiser les trois fonctions objectives (Le problème du coût de production, le dégagement du gaz toxique et les pertes de transmission). Les formulations des problèmes d'optimisation mono et multi-objective avec les contraintes sont exposés et discutés, finalement nous avons également cités les différentes méthodes d'optimisation.

- ✚ nous avons commencé dans le quatrième chapitre une vue théorique sur les algorithmes génétique et les étapes suivies pour traiter le problème et les différentes procédures d'application.
- ✚ Le cinquième chapitre nommé tests est application représente la partie pratique (programmation) de notre mémoire, il traite en premier lieu d'une manière détaillée le problème de dispatching économique statique des comparaisons sont largement expliquées. Le problème de dispatching économique multi objectifs est présenté afin de réduire le taux d'émission des gaz toxique, différentes solutions et caractéristiques sont examinées. Le problème de dispatching économique dynamique est nettement expliqué, que se soit sans perte ou avec pertes, différents résultats obtenus par l'AG sont alors discutés et ce en appliquant plusieurs réseaux test et fonctions objectifs.
- ✚ Finalement, on terminera ce travail par une conclusion générale et des prévisions d'extension et continuité de ce travail.

Chapitre n° I

Généralité sur les réseaux électrique



Introduction

L'énergie électrique est la forme d'énergie la plus largement répandue car elle est facilement transportable à un rendement élevé et un coût raisonnable. Un réseau électrique est un ensemble d'infrastructures dont le but est d'acheminer de l'énergie électrique à partir de centres de production vers les consommateurs d'électricité (charge).

Le premier réseau électrique a vu le jour aux Etats Unis en 1882 et a été conçu par « Thomas Edison ». C'était un réseau local à courant continu et servait à assurer l'éclairage de la région de Manhattan. La distribution de l'énergie était assurée par des câbles souterrains. Avec l'invention du transformateur par « William Stanley » en 1885 et celle du moteur à courant alternatif par « Nikola Tesla » en 1888, les réseaux à courant alternatif commencèrent à prendre le pas sur les réseaux à courant continu du fait qu'il était devenu possible d'acheminer plus de puissance, sur de plus grandes distances, grâce à des niveaux de tension plus élevés.

Un autre avantage non négligeable du courant alternatif est la suppression du collecteur donc des problèmes de commutation dans les alternateurs ce qui a permis de construire des alternateurs de grande puissance à moyenne tension. Les réseaux étaient d'abord monophasés, puis triphasés (2.3 kV en 1893) et à différentes fréquences (28Hz à 133Hz).

Progressivement, la nécessité de mise en fonctionnement en parallèle et d'interconnexion des différents réseaux a conduit à la standardisation de la fréquence :

- ✚ 60 Hz aux Etats Unis et au Canada.
- ✚ 50 Hz pour la majorité des pays en Afrique, Asie et Europe.

Les niveaux de tensions ont eux aussi évolué graduellement jusqu'à atteindre aujourd'hui l'Ultra Haute tension 765 kV en service aux Etats Unis depuis 1969.

Le transport d'énergie électrique sur de très grandes distances, est devenu plus avantageux en courant continu qu'en alternatif et ce, grâce au développement de l'électronique de puissance. Ainsi, il est plus économique de convertir la THT ou UHT de l'alternateur au continu, de transporter l'énergie électrique à l'aide de deux lignes et de la reconvertir à l'autre extrémité. Des études ont montré qu'il était avantageux de recourir au courant continu lorsqu'il s'agissait de transporter de l'énergie électrique sur des distances supérieures ou égales à 500 km.

Les lignes à courant continu n'ayant pas de réactance, sont donc capables de faire transiter plus de puissance que des lignes à courant alternatif avec des conducteurs de même section. L'utilisation du courant continu est particulièrement avantageuse, lorsqu'il s'agit d'interconnecter deux grands réseaux distants l'un des l'autre ou de traverser des cours d'eau

ou mer (entre îles). La liaison en courant continu, agit alors, comme un lien asynchrone entre deux systèmes rigides, éliminant ainsi, les problèmes d'instabilité inhérents aux interconnexions réalisées en courant alternatif.

I.1 Système électrique

Un système électrique est formé par l'ensemble des parties principales, la première partie est les centres de la production d'énergie électrique « les différents types des centrales électriques » et puis les lignes qui assurent le transport de cette énergie fournier «réseaux de transport » et enfin les centres des consommateurs « les différents charges ou les clients », tout en respectant des conditions pour un raison technoeconomique.

Les systèmes électriques sont interconnectés et fonctionnent dans une structure maillée très complexe.

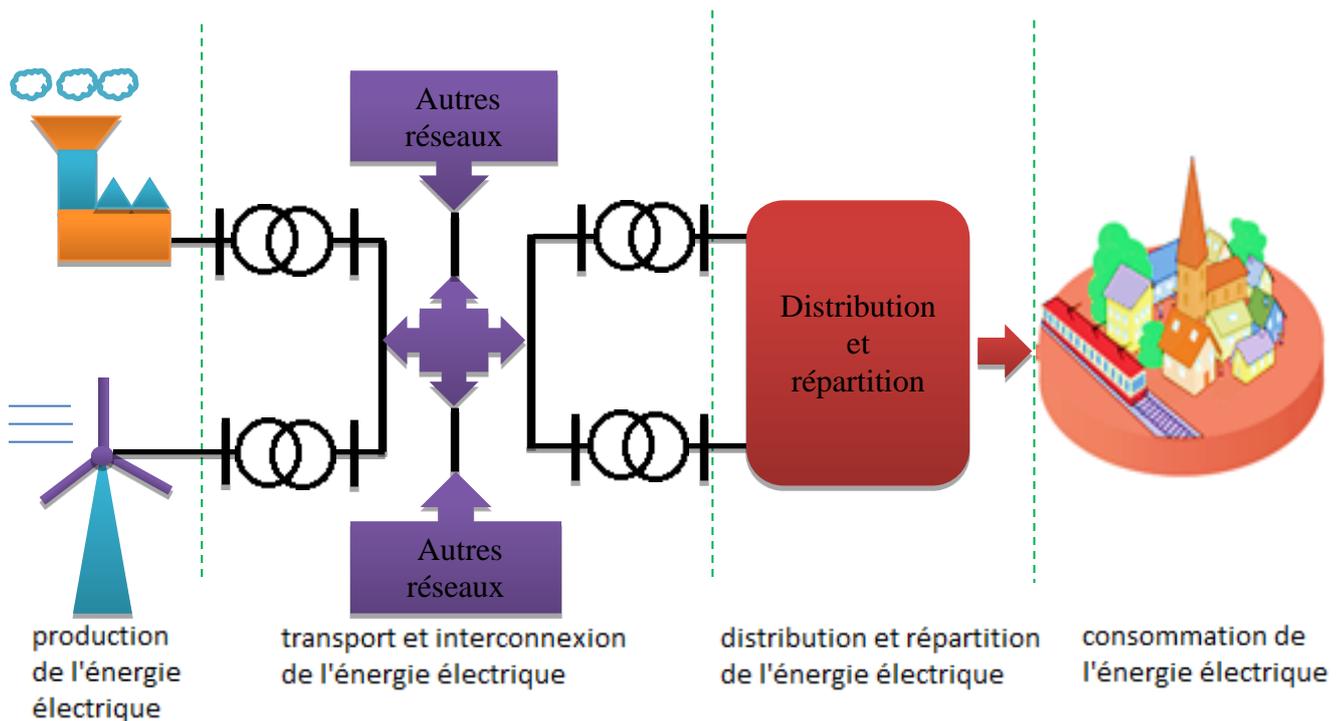


Figure (I.1) : Schéma bloc d'un réseau électrique

I.1.1 Production de l'énergie électrique

Les grands groupes de production d'énergie électrique sont en général basés sur des alternateurs synchrones de grandes tailles entraînés par des turbines à vapeur, à gaz ou hydrauliques. Ils sont connectés sur le réseau de transport via un transformateur élévateur.

La production peut être classée suivant le type d'énergie primaire utilisée pour générer de l'électricité.

I.1.2 Les différents types de centrales électriques

Il y'a plusieurs types des centrales de production de l'énergie électrique polluante ou renouvelable (énergie propre).

En peut le classé à partir leur temps de repense, puissance fournie, le rendement, le coût de construction...etc.

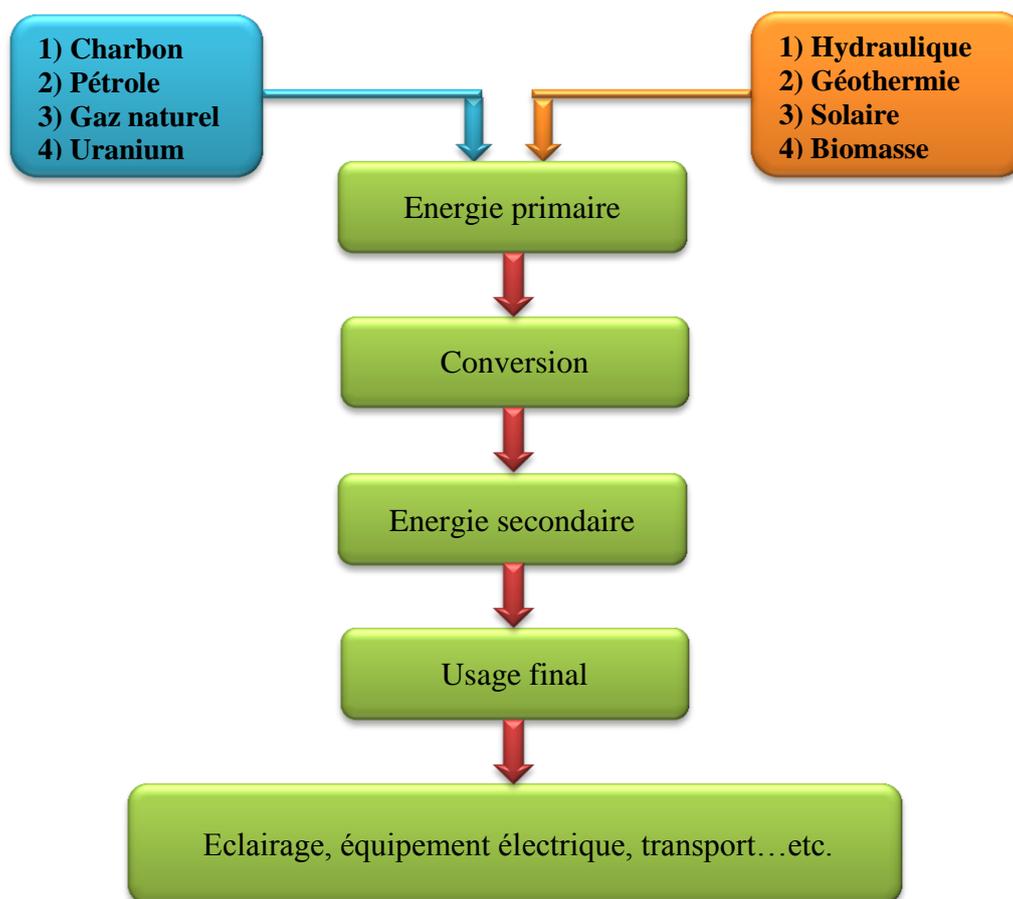


Figure (I.2) : Organigramme représentant les étapes de la production d'électricité

I.1.2.1 Les énergies renouvelables

Les sources de ces énergies sont :

Le soleil, le vent, la biomasse, l'eau. Elles sont inépuisables.

Elles doivent être captées, et stockées.

Pour la fabrication de l'électricité, les solutions utilisées sont :

- ✚ Les aérogénérateurs ou éoliennes qui captent le vent.
- ✚ Les turbines hydrauliques qui captent la force de l'eau.
- ✚ Les cellules photovoltaïques qui captent l'énergie de la lumière.
- ✚ Les moteurs thermiques alimentés au biogaz qui entraîne des alternateurs.
- ✚ L'énergie thermique des profondeurs du sol : la géothermie.
- ✚ ...etc.

I.1.2.1.1 Les Centrales hydrauliques

Les centrales hydrauliques transforment l'énergie potentielle de pesanteur de l'eau en énergie électrique. La puissance produite dépend de la hauteur de chute et du débit d'eau.

a) Principe de fonctionnement

L'énergie hydraulique est transformée en énergie mécanique, pour entraîner une turbine.

Cette turbine entraîne un alternateur → production d'énergie électrique.

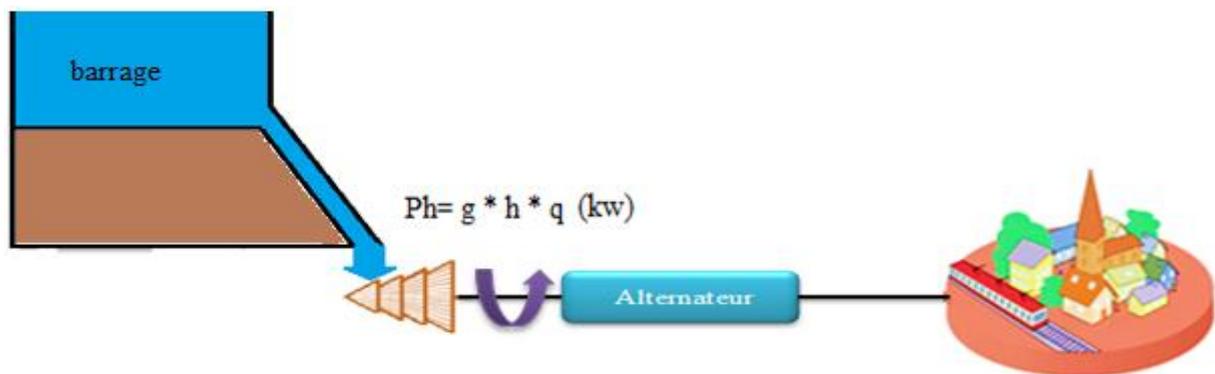


Figure (I.3) : schéma représente le principe de fonctionnement d'une centrale nucléaire

b) Les différents types des centrales hydrauliques

En peut le classer suivant leur hauteur de chute [1]:

- ✚ Les centrales de haute chute : hauteur > 300m
- ✚ Les centrales de moyenne chute : 30m < hauteur < 300m
- ✚ Les centrales de basse chute : hauteur < 30m

c) Caractéristiques

- + Combustible : l'eau
- + Emplacement : près d'une ressource d'eau
- + Capacité : de quelque KW jus que des centaines de MW.
- + Rendement : global est de l'ordre 75% à 90% [1].

I.1.2.2 Les centrales polluantes

I.1.2.2.1 Les centrales thermiques

Dans les centrales thermiques la production de l'énergie électrique sera à partir des quantités de la chaleur qu'est se produit par la combustion du combustible dans le bruleur.

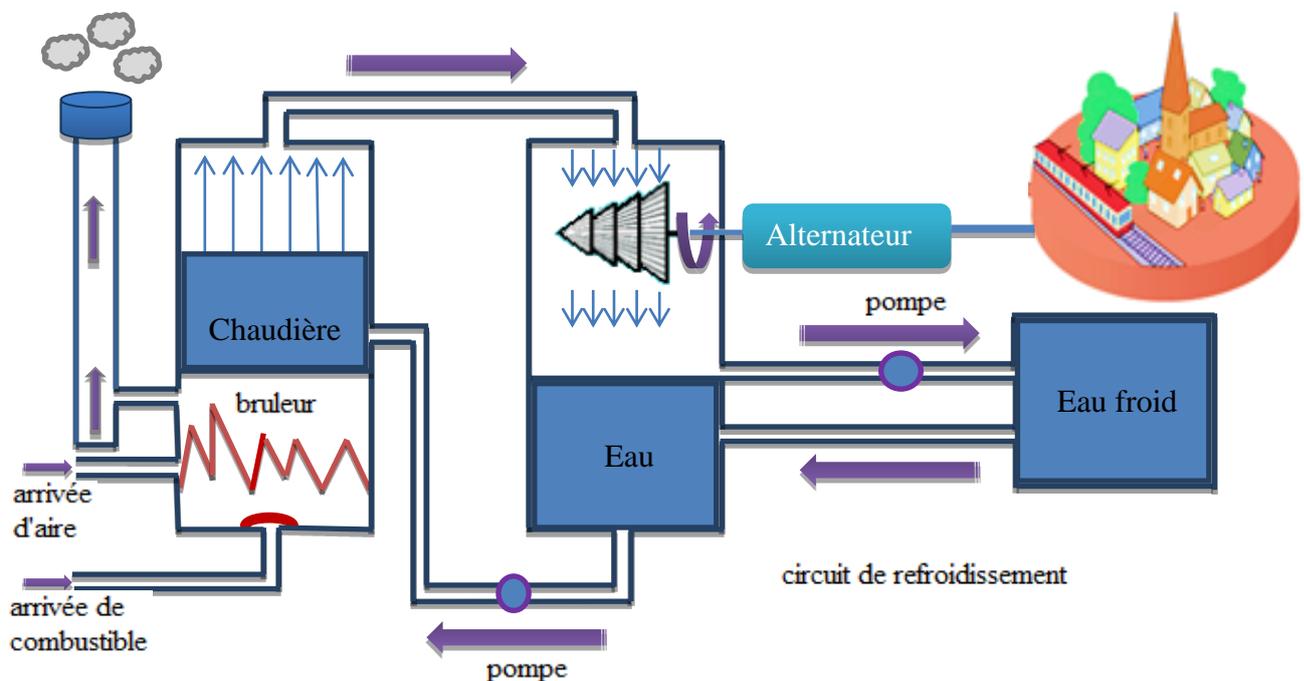


Figure (I.4) : schéma représente le principe de fonctionnement d'une centrale thermique

a) Caractéristiques

- + Combustible : charbon, du mazout ou de gaz naturel.
- + Emplacement : près d'un lac ou d'une rivière pour le circuit de refroidissement.
- + Capacité : entre 200 MW et 2000 MW.
- + Rendement : global est de l'ordre 40%. [1]

I.1.2.2.2 Les centrales nucléaires

Les turbines sont actionnées par de la vapeur surchauffée. Cette chaleur de vaporisation est produite par un réacteur nucléaire dont le combustible est l'uranium ^{235}U ou du plutonium. Ce phénomène est provoqué par la division du noyau d'un atome, procédé qu'on appelle fission nucléaire.

Une centrale nucléaire est identique à une centrale thermique, sauf que la chaudière brûlant le combustible fossile est remplacée par un réacteur contenant le combustible nucléaire en fission.

La puissance électrique d'un réacteur nucléaire de centrale thermique est comprise entre quelque MW et 1500 MW [1].

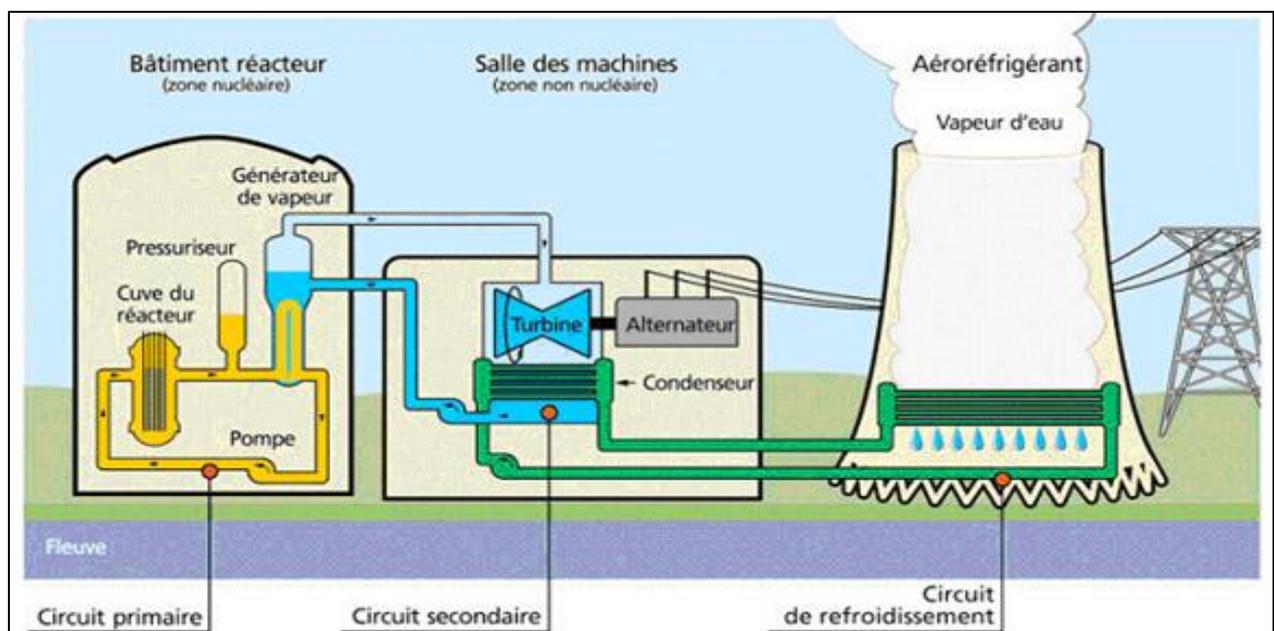


Figure (I-5) : schéma représente le principe de fonctionnement d'une centrale nucléaire

a) Caractéristiques

- + Combustible : uranium.
- + Emplacement : près d'un lac ou d'une rivière.
- + Capacité : de quelque MW à plus de 1.5 GW.
- + Rendement : global est de l'ordre 30% à 40%.[1]

I.2 Stratégie du fonctionnement des Centrales électriques

Il existe un nombre infini des formes de fonctionnement pour assure un chargement précis d'un système. On distingue chacune des unités de génération en désignant les puissances spécifiques de chacune d'elles en (MW) ou (MVAR). La figure (I-6), illustre comment fonctionne à 100% de leurs capacités pendant 24 heures supportent la charge de base.

Des générateurs intermédiaires commandés fonctionnent la plupart du temps mais pas nécessairement sous une charge totale. On procède au couplage des unités des pointes à la ligne pendant des heures chaque jour. On a besoin d'une capacité de réserve pour affronter le cas d'urgences. [3]

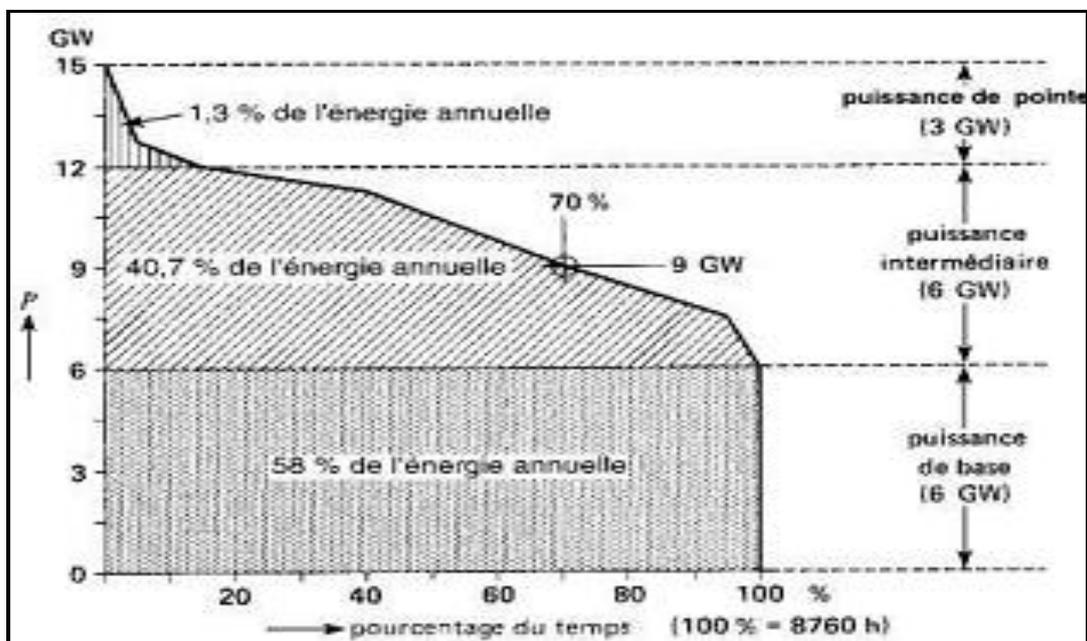


Figure (I.6) : La courbe de charge pour une année.

I.2.1 Les unités électriques

I.2.2 Les unités de base

Les centrales de base de grande puissance qui débitent leur pleine capacité en tout temps.

Les unités nucléaires sont généralement rangées dans cette catégorie à cause du besoin de conservation de l'équilibre thermique entre le réacteur atomique et le générateur de vapeur, il est préférable de stabiliser les puissances actives délivrées pour ce genre d'unités à un niveau constant dans la mesure du possible, et faire fonctionner les unités dans des valeurs constantes de puissance. [1]

I.2.3 Les Unités intermédiaires

Les centrales intermédiaires de puissance moyenne qui peuvent réagir rapidement aux fluctuations de la demande. C'est le cas des centrales hydrauliques dont le débit est facilement contrôlable. Quand il faut organiser les puissances actives délivrées, on préfère utiliser les unités fonctionnant hydrauliquement, car on contrôle l'énergie générée par celle-ci en jouant sur le débit d'eau entrant à la turbine.

Les centrales électriques ne sont pas toutes hydrauliques, mais on utilise des centrales thermiques contrôlables. À cause des constantes de temps thermique d'un système à vapeur, il est toujours nécessaire d'organiser ces centrales dans les limites de leurs moyennes maximales. C'est-à-dire la moyenne où l'on peut varier le niveau d'énergie ou puissance en (MW) par minute. [1]

I.2.4 Unités de pointe

Les générateurs entraînés par des turbines à gaz peuvent répondre à l'augmentation de la charge avec une grande vitesse. Pour cela, ils sont utilisés fréquemment pour les heures de pointes, mais lorsqu'on dispose des générateurs entraînés hydrauliquement ceux-ci sont préférés en premier lieu. Les centrales de pointe doivent être mises en marche dans un délai très court, elles utilisent donc des moteurs à diesel, des turbines à gaz, des moteurs à air comprimé ou des turbines hydrauliques à réserve pompée.

Remarquons que la période d'amorçage est de 4 à 8 heures pour les centrales thermiques et de quelques jours pour les centrales nucléaires. Il n'est donc pas économique d'utiliser ces centrales pour fournir la puissance de pointe. [1]

I.2.5 Unité de réserve

La gamme des générateurs demandés peut être constituée de générateurs conservés à la sortie partielle (*capacité de réserve*) ou des générateurs intermédiaires à des degrés différents de disposition. Le coût d'énergie varie en grande partie en fonction du dollar par (MW heures)

entre les différentes unités précédentes. L'unité de pointe est considérée la plus chère, car elle n'est pas exploitée toujours et on peut s'abstenir d'acheter ce type d'unités pour des années en minimisant le pic de demande par le contrôle de la charge. Il est primordial pour n'importe quelle entreprise de production d'énergie électrique de conserver les unités mixtes convenables et cela ne soit pas due seulement à la variation de l'énergie demandée par heure, mais il est obligatoire de procéder régulièrement à la maintenance de toutes les centrales électriques.

En ce qui concerne les centrales nucléaires, il faut les alimenter en combustible. La réussite de l'unité productrice d'énergie à gérer les différentes unités dépend essentiellement de sa capacité à réaliser le compromis entre la génération de l'énergie et la demande de la charge non pas pour 24 heures mais pour des années entières.

I.3 Aspect technique de l'exploitation

Dans l'utilisation des moyens de production il y'a une caractéristique très importante c'est la constante de temps de la mise en action de ce moyen (temps de réponse) dans l'utilisation des moyens de production, et qui est limité par les caractéristiques des turbines de chaque centrale de production, est appelée « contrainte de rampe » ce temps nécessaire pour fournir la puissance demandée à partir de l'arrêt.

Nucléaire	Charbon	Gaz	Fioul	Hydraulique
4 heures	1 heure	30 minutes	1 heure	1 minute

Tableau (I.1) : temps de réponse des moyens classiques de production [2].

I.4 Aspect économique

Le coût d'exploitation de ces moyens de production est lié à la source d'énergie primaire, qui est à la base de ce moyen de production. On trouvera ci-dessous le coût de la puissance fournie en fonction de la source primaire classé par ordre croissant :

Hydraulique, nucléaire, charbon, gaz, fioul.

Les producteurs vont donc, lors des contrats bilatéraux ou des enchères en bourse, privilégier en priorité les moyens de production les moins chers avant de mettre en œuvre les moyens les plus onéreux.

L'autre caractéristique importante est le coût d'exploitation, qui va être déterminant dans la construction du prix de vente de l'énergie produite.

Le tableau suivant présente une perspective des coûts d'exploitation des différents moyens de production.

Ces chiffres sont donnés à titre comparatif. Pour obtenir des chiffres actualisés plus précis, nous invitons le lecteur à se référer à des documents officiels spécialisés. [2]

Euro / kWh	Coût, hors combustible	Coût du combustible	Total 1	Coût externes	Total 2
Charbon (SC)	0.019	0.015	0.034	0.024	0.058
IGCC	0.026	0.016	0.042	0.018	0.060
Turbine à gaz	0.046	0.032	0.078	0.015	0.093
TGV	0.011	0.021	0.032	0.010	0.042
nucléaire	0.022	0.009	0.031	0.0009	0.032
Gazéification Du bois +TGV	0.022	0.049	0.071	0.0089	0.080

Tableau (I.2) : coût moyen d'exploitation pour différents types de production

Telle que :

SC : centrale à charbon.

IGCC : centrale à cycle combiné avec gazéification intégrée du charbon.

TGV : turbin gaz/ vapeur ou système de production à cycle combiné.

I.5 Les différentes fonctions du réseau

I.5.1 Réseaux de transport

Le rôle principal du réseau de transport est la liaison entre les grands centres de consommation et les moyens de productions. Il est à haute et très haute tension pour raison économique notamment, afin de minimiser les pertes de la ligne.

Alors on peut dit que le réseau de transport capable de transporter une puissance importante avec une faible perte et faible chute de tension.

I.5.2 Les réseaux d'interconnexion

L'interconnexion liée entre le réseau de transport et réseau de répartition cette interconnexion utilise pour des raisons de techno-économique elle assurer l'échange énergétique.

I.5.3 Réseaux de répartition

Ce sont les réseaux HT/MT, ils fournissent les puissances nécessaires aux réseaux de distribution reliés entre eux, ils facilitent le secours mutuel entre régions.

I.5.4 Réseaux de distribution

Ce sont les réseaux de moyenne tension (MT) qui fournissent aux réseaux d'utilisation les puissances nécessaires demandées. Ils doivent observer des distances limitées de voisinage, c'est pour cela que ces réseaux se réalisent en souterrain dans les villes.

I.5.5 Réseau d'utilisation

Ces sont les réseaux de basse tension (BT) qui alimentent les foyers, l'éclairage, les moteurs, les appareils domestiques et doivent présenter une sécurité totale.

I.5.6 Les consommateurs

La consommation d'énergie électrique sur un territoire est diffusée car elle est répartie sur de nombreux appareils électriques différents.

I.6 Réglage de la fréquence :

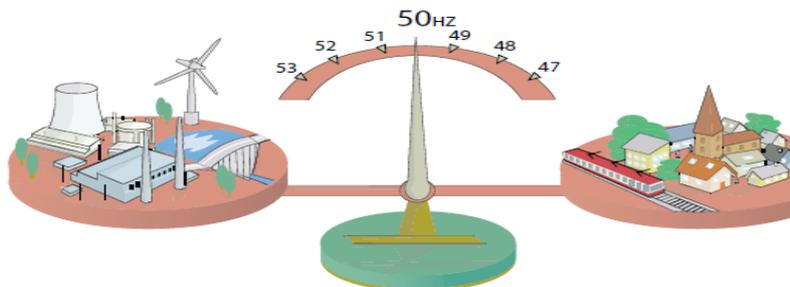


Figure (I.7) : L'équilibre entre la production et la consommation

Le problème du réglage de la fréquence est global (en régime permanent la fréquence est identique dans tout le réseau). Ceci est dû au fait que le système de production – transport est un réseau électrique interconnecté.

Le réglage de la fréquence consiste à réaliser l'équilibre, à tout instant, entre la production et la demande.

La puissance moyenne qui sera absorbée par l'ensemble des charges peut être prévue avec une bonne précision. En pratique, il y a des écarts inévitables entre la prévision de la consommation et la production des centrales.

Or, tout écart entre la puissance électrique appelée par les charges connectées au réseau et la puissance mécanique fournie par les machines d'entraînement aux alternateurs provoque des variations de vitesse de ces derniers, donc de la fréquence du réseau. En cas de surproduction ou de sous-consommation, la fréquence augmente ; en sous-production ou surconsommation, la fréquence diminue.

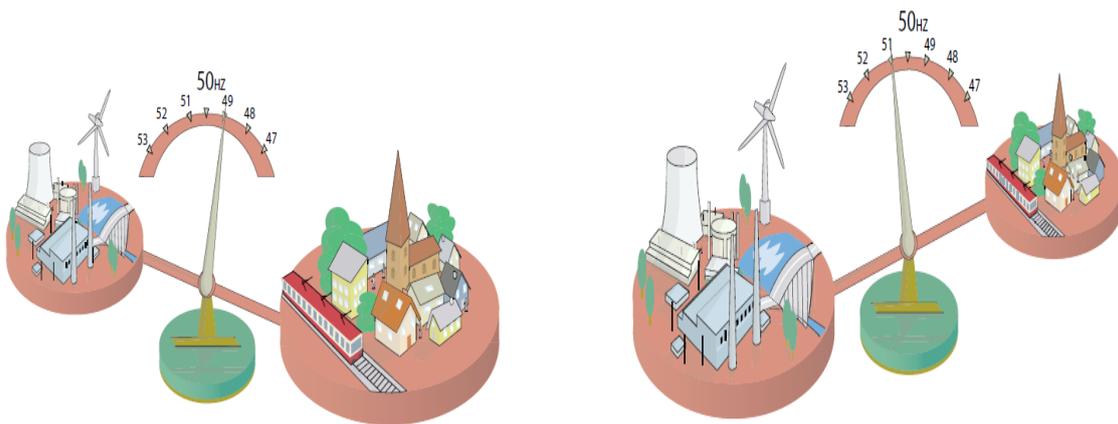


Figure (I.8): la relation entre la consommation et la fréquence.

Face à une augmentation de la puissance appelée et pour éviter une baisse de la fréquence :

- ✚ Chaque groupe de production dispose d'une régulation rapide de vitesse qui permettra de maintenir la fréquence proche de celle de référence. Cette régulation joue sur la puissance active produite.
- ✚ En cas de surcharge des groupes, on ajuste la production à la demande par la mise en marche de centrales thermiques ou hydrauliques.
- ✚ En cas de pénurie ou pour éviter la propagation d'incidents, on peut ajuster la consommation à la production (baisse momentanée du niveau de tension, délestage...)

I.7 Réglage de tension :

La tension avec la fréquence, sont des paramètres les plus importants pour la sûreté et la stabilité du système électrique. Le législateur définit des normes d'exploitation des réseaux que les gestionnaires doivent appliquer. Ces normes permettent notamment d'assurer la sûreté du système électrique et la qualité de l'énergie délivrée.

Les gestionnaires ont donc mis en place sur leurs réseaux des systèmes de réglage de tension qui leur permettent de respecter ces normes et donc d'améliorer la qualité et la sûreté sur les réseaux.

Le réglage de la tension en point du réseau est réalisé par la modulation de la puissance réactive produite ou consommée en ce point. Le composant le plus facile à activer est la machine synchrone conventionnelle connectée en ce nœud. Donc on déduit que la tension est un élément très important pour les réglages entre la puissance active et réactive pour les réglages de la tension on utilise AVR au niveau du centrale et on peut utiliser le transformateur de réglage pour régler la tension de chaque points du réseau.

Conclusion :

Après l'analyse du réseau électrique et après la connaissance des différents centres de production on peut dire que le système énergétique est plus difficile car les différents problèmes qui peut être imposés dans le domaine de réseau électrique. Et en même temps les savants est toujours en état de recherche pour résoudre ces obstacles définitivement.

Alors l'objectif étant, d'assurer un haut niveau de sécurité, de fiabilité et un coût de production optimal.

Dans le chapitre suivant on a intéressé d'assurer un coût de production optimal et ici nous allons voir l'importance de dispatching économique.

Chapitre n° II

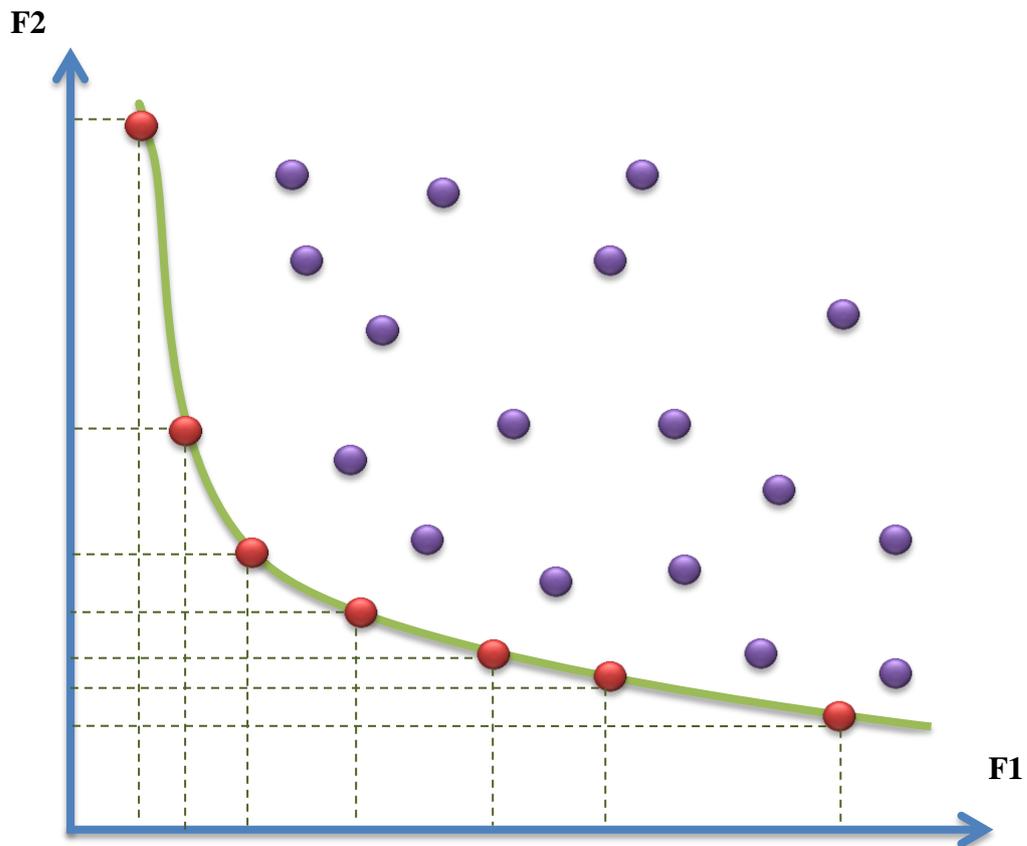
Dispatching économique

Chapitre n° II

Dispatching économique

Chapitre n° III

Optimisation



Introduction :

Les problèmes d'optimisation occupent actuellement une place de choix dans la communauté scientifique. Non pas qu'ils aient été un jour considérés comme secondaires mais l'évolution des techniques informatiques a permis de dynamiser les recherches dans ce domaine.

Le monde réel offre un ensemble très divers de problèmes d'optimisation:

- ✚ problème combinatoire ou à variables continues.
- ✚ problème à un ou plusieurs objectif(s).
- ✚ problème statique ou dynamique.
- ✚ problème dans l'incertain.

Cette liste n'est évidemment pas exhaustive, et un problème peut être à la fois multi-objectif et dynamique.

III.1 Définition de l'optimisation :

Un problème d'optimisation se définit comme la recherche du minimum ou du maximum (de l'optimum) d'une fonction donnée [21]. On peut aussi trouver des problèmes d'optimisation pour lesquelles les variables de la fonction à optimiser sont contraintes d'évoluer dans une certaine partie de l'espace de recherche. Dans ce cas, on a une forme particulière de ce que l'on appelle un problème d'optimisation sous contraintes. [17]

Donc optimiser, revient à minimiser ou maximiser une fonction en respectant certaine condition préalable. Cette fonction dite « Objectif » peut être un cout (minimiser), profit (maximiser), production (maximiser). Les fonctions objectifs sont diverses ainsi que les contraintes (conductions) selon le problème à optimiser. [17]

Dans l'analyse de réseaux électrique plusieurs fonctions peuvent être optimisées (coût de production, l'émission des gazes toxique, les pertes de transmission...etc.) avec considération les contraintes d'égalité et d'inégalité pour obtient des solutions optimal acceptable.

Dans la figure suivante nous allons expliquer quelles conditions exigées pour pouvoir formuler un problème d'optimisation et la possibilité d'obtenir une solution optimale.

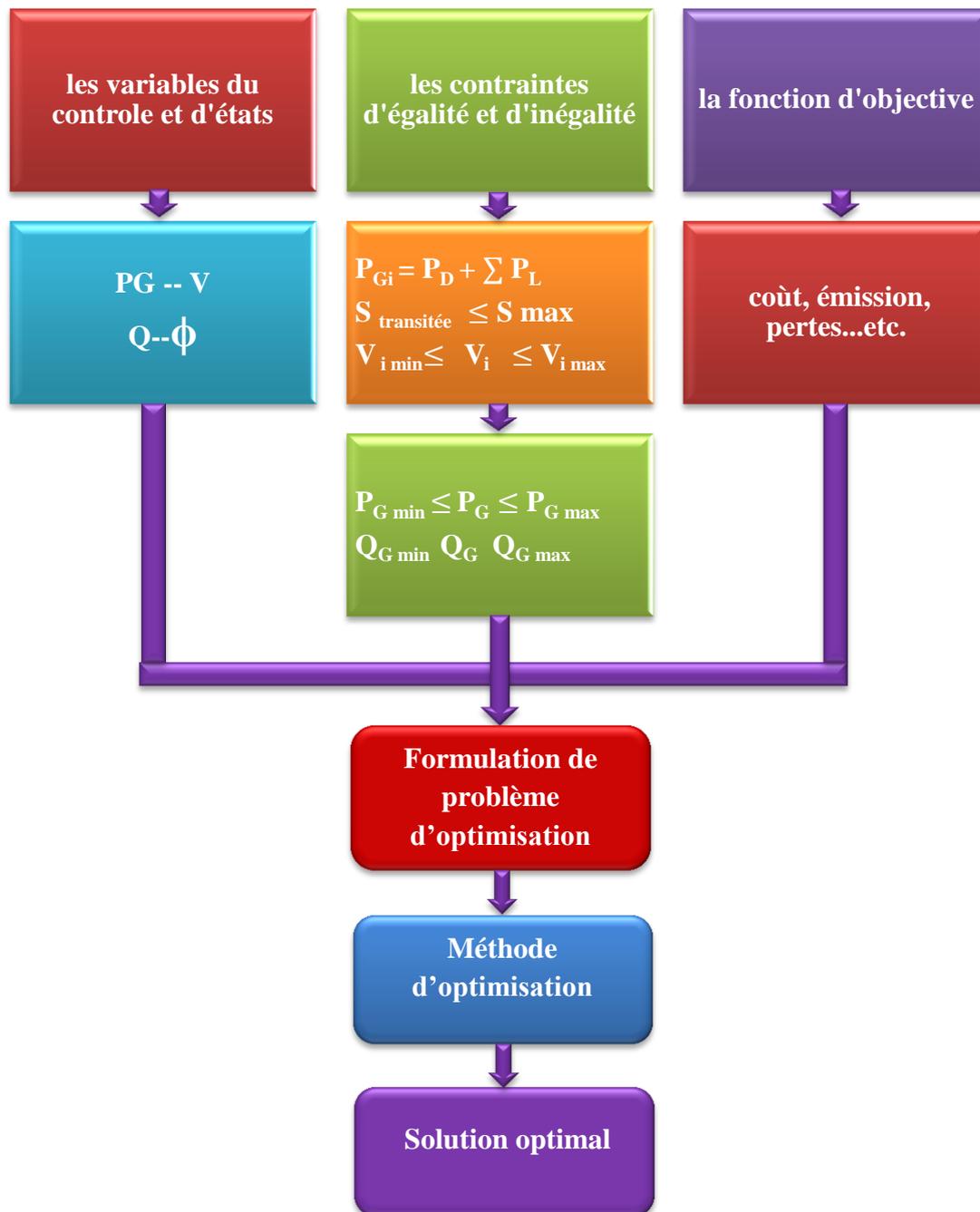


Figure (III.1) : schéma bloc représente les conditions exigées pour pouvoir formuler un problème d'optimisation.

III.1.1 La fonction d'objective

C'est le nom donné à la fonction f (on l'appelle aussi fonction de coût ou critère d'optimisation). C'est cette fonction que l'algorithme d'optimisation va devoir optimiser (trouver un optimum). [29]

III.1.2 Variables de décision

Elles sont regroupées dans le vecteur \vec{x} . C'est en faisant varier ce vecteur que l'on recherche un optimum de la fonction f . [21]

III.1.3 Définition des contraintes

Définit des conditions sur l'espace d'état que les variables doivent satisfaire. Ces contraintes sont souvent des contraintes d'inégalité ou d'égalité et permettent en général de limiter l'espace de recherche.

III.2 La classification des problèmes d'optimisation

On peut classer les différents problèmes d'optimisation que l'on rencontre dans la vie courante en fonction de leurs caractéristiques :

1. Nombre de variables de décision :

- + Une \Rightarrow mono variable.
- + Plusieurs \Rightarrow multi variable.

2. Type de la fonction objectif :

- + Fonction quadratique
- + Fonction non linéaire

3. Formulation du problème :

- + Avec des contraintes
- + Sans contraintes

III.2.1 Formulation d'un problème d'optimisation mono-objective

Un problème d'optimisation en général est défini par un espace de recherche \mathbf{S} et une fonction d'objectif \mathbf{f} . Le but est de trouver la solution $\mathbf{s}^* \in \mathbf{S}$ de meilleure qualité $\mathbf{f}(\mathbf{s}^*)$. Suivant le problème posé, on cherche soit le minimum soit le maximum de la fonction \mathbf{f} . Dans la suite de ce document, nous aborderons les problèmes d'optimisation essentiellement sous l'aspect minimisation, maximisé une fonction \mathbf{f} étant équivalent à minimiser $-\mathbf{f}$.

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

$$\begin{cases} \min \text{ ou } \max & f(x) \\ \text{sous les contraintes} \\ g(x) = 0 \text{ et } h(x) \leq 0 \end{cases} \quad (\text{III.1})$$

Tel que $f(x)$ est la fonction d'objectif à optimiser. Et $g(x)$, $h(x)$ représentent respectivement les contraintes d'égalité et d'inégalité.

III.2.1.1 Minimum global

On a la fonction $f : \Omega \in R^n \rightarrow R$, tel que $\Omega \neq \emptyset$. Pour $x^* \in \Omega$, On dit que x^* est un optimum global si et seulement si:

$$\forall x \in \Omega : f(x^*) \leq f(x) \quad (\text{III.2})$$

Tel que:

- ✚ x^* : L'optimum global.
- ✚ F : La fonction objective
- ✚ Ω : La région faisable ($\Omega \in s$)
- ✚ s : L'espace de recherche global.

Le minimum global est illustré par le point M_3 dans la Figure (III-2)

I.2.1.2 Minimum local

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

$$f(x^*) < f(x), \forall x \in V(x^*) \text{ et } x^* \neq x \quad (\text{III.3})$$

D'où $V(x^*)$ définit un voisinage de x^* .

Deux minimums locaux sont illustrés dans la figure (III-2) sont les points M_1 et M_2 . [22]

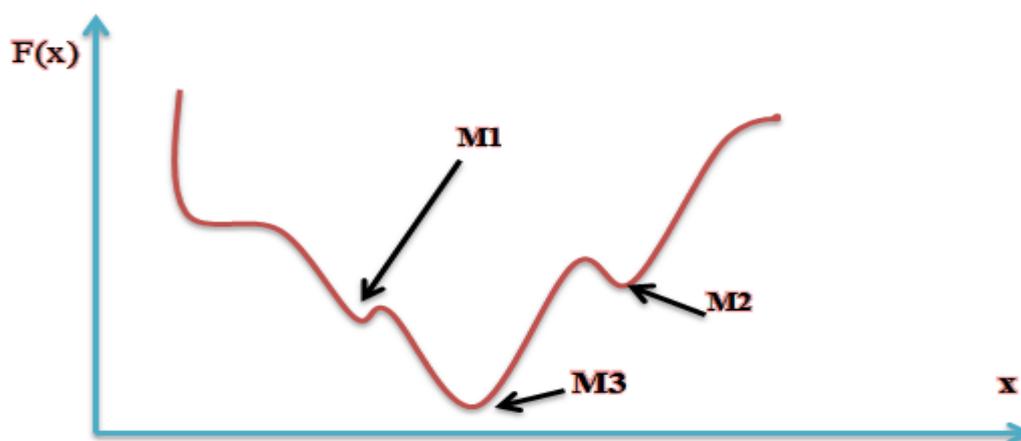


Figure (III.2) : Illustration des différents minima d'une fonction objective.

III.3 L'optimisation multi-objective

La formulation précédente était relative à un problème dans lequel on recherchait un optimum pour une fonction objectif (f dans l'expression précédente).

Cependant, lorsque l'on modélise un problème, on cherche souvent à satisfaire plusieurs objectifs.

Par exemple, on veut un système performant et on veut aussi que ce système consomme peu. Dans ce cas, on parle de problème d'optimisation multi-objective (ou problème d'optimisation multicritère). Celui-ci s'écrit de la manière suivante [23]:

Un problème multi-objectif ou multicritère peut être défini comme un problème dont on recherche l'action qui satisfait un ensemble de contraintes et optimise un vecteur de fonctions objectives.

Par la suite, nous allons voir que les problèmes d'optimisation ont en général plusieurs solutions car la définition d'un optimum ne peut pas être établie dans les problèmes multi-objectifs.

Le paragraphe suivant donne la définition mathématique d'un problème d'optimisation multi-objectif. Nous conserverons les mêmes notations dans la suite du document. [25]

III.3.1 Définition

Un problème d'optimisation multi-objectif peut être formulé, d'une façon générale, selon les équations suivantes :

$$\text{Minimiser : } \mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x})]^T \quad (\text{III.4})$$

Chercher le vecteur $\mathbf{x}^* = [x_1^*, x_2^*, x_3^*, \dots, x_n^*]^T$ qui satisfait les conditions suivantes :

$$g_j(\mathbf{x}) \leq 0 \quad i = 1, 2, \dots, M.$$

$$\text{Tel que : } \mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]^T \in \Omega .$$

D'où,

- y Représente le vecteur des fonctions objectives.
- g_j Représente les contraintes.
- x Représente le vecteur des variables de décision dans l'espace de recherche Ω .

L'espace de recherche occupé par les fonctions objectives appelé l'espace des objectifs. Le sous-espace des fonctions objectives qui satisfait les contraintes s'appelle l'espace de recherche réalisable.

Les problèmes d'optimisations multi-objectifs n'ont pas une seule solution mais un ensemble des solutions dites solutions de compromis. Généralement, il n'existe aucune solution pour laquelle tous les objectifs sont optimisés, dû au fait que les objectifs sont, souvent, conflictuels. Un produit, par exemple, ne peut pas être très performant au plus bas prix. Dans ce cas, plusieurs compromis sont possibles et souvent c'est le facteur humain qui décide de l'optimalité d'une solution [30].

La solution utopique de y c'est la solution optimale pour tous les objectifs.

$$x_0^* \in \Omega : \forall x \in \Omega f_i(x_0^*) \leq f_i(x). \text{ pour } i \in \{1, 2, 3, \dots, n\} \quad (\text{III.5})$$

Dans le cas où $n = 1$, le problème d'optimisation multi-objectif est réduit à un problème d'optimisation mono-objectif. Dans ce cas, la solution utopique est simplement l'optimum global. Dans le cas général où $n > 1$, la solution utopique n'existe pas puisque les fonctions objectives sont généralement contradictoires. Dans ce cas, il existe un ensemble de solutions nommées les solutions non dominées (pour lesquels une fonction ne peut pas être améliorée sans dégrader au moins une autre équation) qui représentent le compromis entre les fonctions objectives.

III.3.1.1 Choix d'une méthode

La nature des variables, des domaines des définitions et des critères à optimiser va influencer le choix de la méthode d'optimisation utilisée.

Il y'a deux grandes familles de méthode d'optimisation :

- ✚ Les méthodes déterministes, qui assurent la convergence vers l'optimum de la fonction le plus proche de la solution courante en explorant son voisinage.
- ✚ Les méthodes stochastiques, qui s'attachent à faire converger la solution vers l'optimum global de la fonction.

III.3.1.2 Les différentes méthodes :

La manière la plus naturelle et la plus ancienne de résoudre un problème d'optimisation est la méthode par essai/erreur. Le décideur corrige ses actions en fonction des résultats jusqu'à obtenir une solution satisfaisante. Cette méthode, apparemment simpliste, est à la base d'un très grand nombre de méthodes d'optimisation. [25]

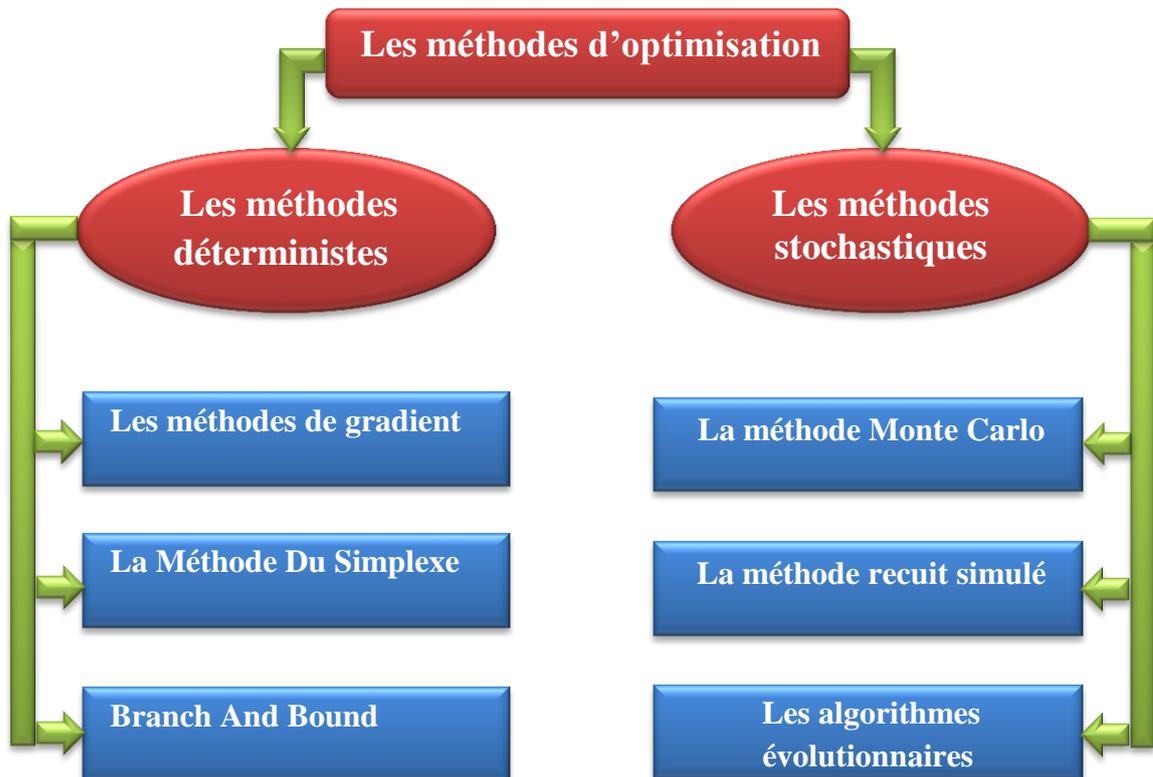


Figure (III.3) : schéma bloc représente les différentes méthodes d'optimisation.

III.3.2 Les méthodes déterministes

III.3.2.1 Définition

Les méthodes déterministes se caractérisent par une exploration systématique de l'espace de recherche. Il existe de nombreuses méthodes d'optimisation déterministes. Les méthodes locales qui assurent la convergence vers l'optimum de la fonction le plus proche de la solution courante en explorant son voisinage et les méthodes globales qui s'attachent à faire converger la solution vers l'optimum global de la fonction.

Parmi les méthodes déterministes on va citer quelques méthodes:

- ✚ Les méthodes de gradient.
- ✚ La méthode multi-start.
- ✚ La méthode De Nelder Mead Ou La Méthode Du Simplexe.
- ✚ L'algorithme de séparation - évaluation : Branch And Bound.

Généralement Les méthodes déterministes vues ci-dessus sont très efficaces sur des problèmes particuliers et en général de petite taille. Mais sur des problèmes de grande taille, la probabilité de trouver l'optimum global en un temps raisonnable dépend essentiellement de la bonne connaissance du problème par le décideur. Si les conditions exposées ci-dessus ne sont pas réunies, le décideur devra plutôt s'orienter vers des méthodes stochastiques.

III.4 Les méthodes stochastiques

III.4.1 Définition

Les méthodes stochastiques sont caractérisées par un processus de création aléatoire ou pseudo-aléatoire des points dans l'espace d'état, une heuristique qui permet de guider la convergence de l'algorithme.

Ces méthodes sont utilisées dans des problèmes où on ne connaît pas d'algorithme de résolution en temps polynomial et pour lesquels on espère trouver une solution approchée de l'optimum global.

D'un point de vue théorique, il existe des théorèmes de convergence pour les algorithmes génétiques [32] et pour le recuit simulé qui justifient l'usage de ces méthodes. En général, il est établi que l'on a une probabilité très élevée de trouver une solution optimale, si un temps de calcul très important est alloué.

Parmi les méthodes stochastiques on va citer quelques méthodes:

- ✚ La méthode Monte Carlo.
- ✚ La méthode recuit simulé.
- ✚ La méthode branch and bound stochastique.
- ✚ La méthode Tabou.
- ✚ La méthode des algorithmes évolutionnaires.

III.5 Les méthodes Pareto

L'idée d'utiliser la dominance au sens de Pareto a été proposée par Goldberg [12] pour résoudre les problèmes proposés par Schaffer [33]. Il suggère d'utiliser le concept d'optimalité

de Pareto pour respecter l'intégralité de chaque critère car il refuse de comparer a priori les valeurs de différents critères. L'utilisation d'une sélection basée sur la notion de dominance de Pareto va faire converger la population vers un ensemble de solutions efficaces. Ce concept ne permet pas de choisir une alternative plutôt qu'une autre mais il apporte une aide précieuse au décideur.

Dans les paragraphes suivants, nous définissons tout d'abord la notion de dominance au sens de Pareto, la frontière de Pareto et la notion de domination contrainte. Ensuite, nous présentons les techniques évolutionnaires utilisant cette notion.

III.5.1 Optimum de Pareto

Dans un problème multi objectif, il existe un équilibre tel que l'on ne peut pas améliorer un critère sans détériorer au moins un des autres critères.

Cette équilibre a été appelé optimum de Pareto. Un point x est dit Pareto-optimal s'il n'est dominé par aucun autre point appartenant à E . Ces points sont également appelés solutions non inférieures ou non dominées.

III.5.2 Concept d'optimalité au sens de Pareto

Afin de comparer les solutions dans un problème d'optimisation multi-objectif, le concept de dominance du Pareto est utilisé. Ce concept est initialement proposé par Francis Ysidro, puis Généralisé par l'économiste Italien Vilfredo Pareto [31]. Une solution appartient à l'ensemble de Pareto, si et seulement si, il n'existe pas une autre solution qui améliore au moins une fonction et ne dégrade pas les autres fonctions objectives.

On dit que le vecteur de décision $u = [u_1, u_1, \dots, u_k]^T$ domine le vecteur $v = [v_1, v_1, \dots, v_k]^T$

(Dénuté : $u \leq v$), si et seulement si :

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, k\}, f_i(u) \leq f_i(v) \wedge \exists i \in \{1, 2, \dots, N\}: f_i(u) < f_i(v) \quad (\text{III.6})$$

Dans le processus d'optimisation multi-objectif, le concept de dominance du Pareto est utilisé afin de comparer et ranger le vecteur de variables des décisions : \vec{u} domine \vec{v} dans le sens du Pareto, signifie que $F(u)$ est mieux que $F(v)$ pour tous les objectifs, et il y a au moins une fonction objective pour laquelle $F(u)$ est strictement meilleure que $F(v)$.

Une solution est considérée comme optimale dans le sens du Pareto seulement s'il n'existe pas une autre solution qui la domine. Le vecteur objectif $F(a)$ s'appelle vecteur de Pareto

dominant ou le vecteur non dominé. L'ensemble de toutes les solutions optimales de Pareto s'appelle l'ensemble optimal de Pareto. Les vecteurs objectifs correspondants seraient sur le Front du Pareto.

Il est impossible généralement de proposer une expression analytique qui définit le Front de Pareto.

La Figure (III-5), représente le Front du Pareto pour un problème de minimisation et maximisation de deux fonctions objectives.

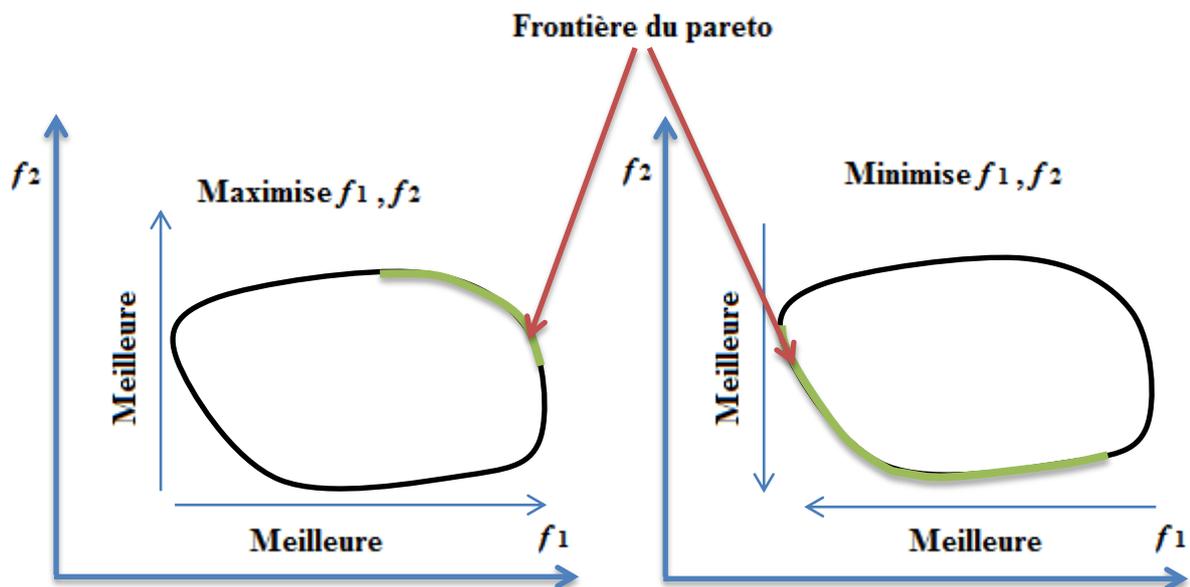


Figure (III.4) : Frontière de Pareto d'un problème d'optimisation bi-objectif.

III.5.3 La notion de dominance

Un point $x \in E$ domine $x' \in E$ si

$$\forall i, f_i(x) \leq f_i(x') \quad (\text{III.7})$$

Avec au moins un i tel que $f_i(x) < f_i(x')$

Dans l'exemple ci-dessous, les points 1, 3 et 7 ne sont dominés par aucun autre.

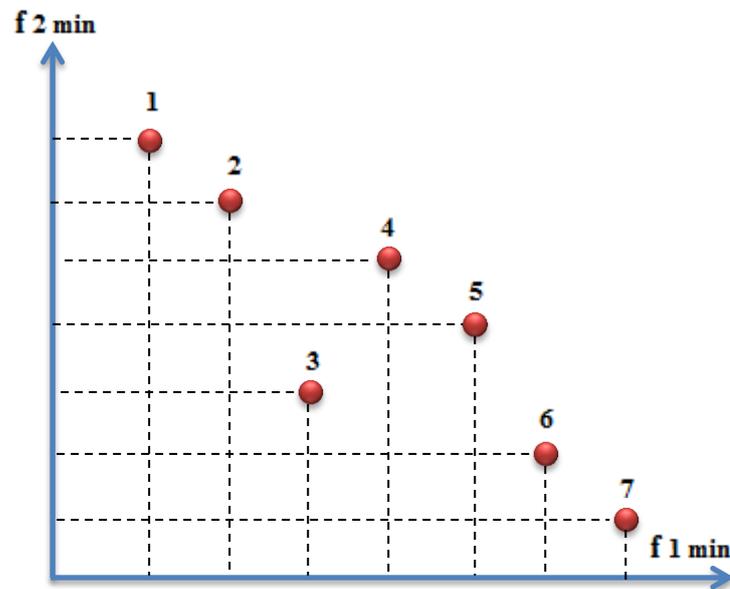


Figure (III.5) : Exemple De dominance

Un point $x \in E$ est dit **faiblement non dominé**

Si il n'existe pas de point $x' \in E$ tel que:

$$f_i(x') < f_i(x), \forall i = 1, \dots, k$$

Un point $x \in E$ est dit **fortement non dominé**

Si il n'existe pas de point $x' \in E$ tel que:

$$f_i(x') \leq f_i(x), \forall i = 1, \dots, k$$

Avec au moins un i tel que $f_i(x') < f_i(x)$

III.5.4 La frontière de Pareto

La frontière de Pareto est l'ensemble de tous les points Pareto-optimaux.

Les figures ci-dessous présentent pour problème à deux objectifs les quatre frontières de Pareto en fonction du désir de l'utilisateur de minimiser ou maximiser les objectifs.

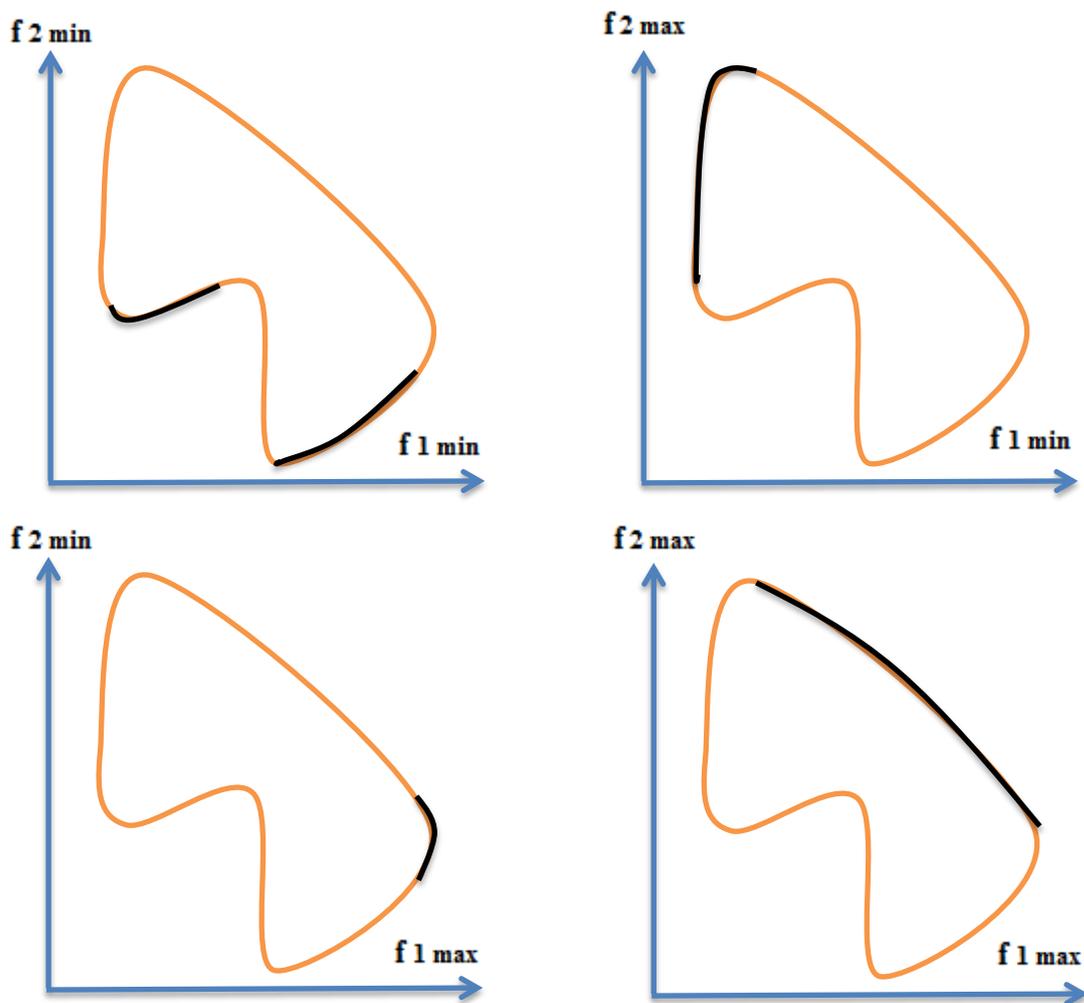


Figure (III.6) : Exemples de frontière de Pareto.

III.6 Les méta-heuristiques

Les méta-heuristiques sont des algorithmes stochastiques itératifs qui utilisent alternativement des phases d'exploitation, d'exploration et d'apprentissage (mémorisation) pour rechercher la solution optimale. Elles partent en général d'une solution arbitraire, puis progressent dans la recherche jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt spécifié soit atteint. Elles visent à converger vers ce qu'on appelle l'optimum global, Ces algorithmes essaient donc de trouver une approximation de la meilleure solution. La qualité de la solution obtenue résulte donc d'un compromis avec le temps de calcul.

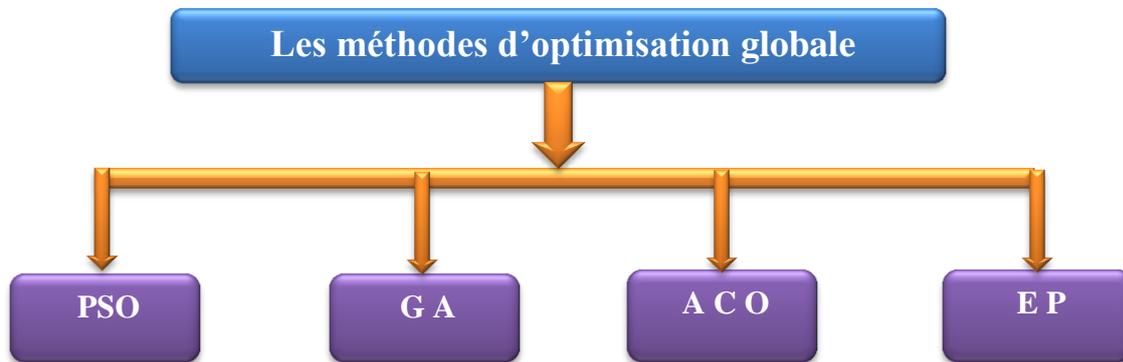


Figure (III.7) : schéma représente quelques méthodes globales

Conclusion

On a présenté dans ce chapitre des connaissances de base sur l'optimisation d'une façon générale. Par la suite, on a été intéressés à la méthode d'optimisation multi objective est son principe de base, sa formulation mathématique ainsi qu'on a été cité quelques méthodes évolutionnaires ou méta-heuristique, après avoir une idée claire sur la notion de l'optimisation mono et multi-objectif, ainsi que les méthodes et les techniques de résolution correspondante, il est temps maintenant d'aborder avec détail la méthodes adoptée pour notre étude, celle dite « les algorithmes génétiques ». On développe ce titre dans le prochain chapitre.

Chapitre n° IV

Les algorithmes génétiques



Introduction

Les algorithmes d'optimisation peuvent être classés en algorithmes d'optimisation locale et algorithmes d'optimisation globale. Alors que les algorithmes de la première classe sont piégés par le premier minimum qu'ils rencontrent ou sont handicapés par la taille de l'espace de recherche, les algorithmes de la seconde classe ne présentent pas ces inconvénients et permettent de trouver une solution proche de l'optimum global.

Les algorithmes génétiques reposent sur l'analogie entre la théorie de l'évolution naturelle de DARWIN et l'optimisation. Selon la théorie de DARWIN, les individus d'une population les mieux adaptés à leurs environnements ont une plus grande probabilité de survivre et de se reproduire, en donnant descendant encore mieux adaptés, comme dans les mécanismes naturels de reproduction.

Historique

Les algorithmes génétiques, initiés dans les années 1970 par John Holland, sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes d'évolution de la nature : croisement, mutation, sélection. [11]

Puis développés par d'autres chercheurs tel que : Jong 75, Goldberg 89 et Michalewicz 94.

La parution en 1989 de l'ouvrage de référence écrit par D.E Goldberg [12]. qui décrit l'utilisation de ces algorithmes dans le cadre de résolution de problèmes concrets, a permis de mieux faire connaître ces derniers dans la communauté scientifique et a marqué le début d'un nouvel intérêt pour cette technique d'optimisation, notamment après la parution de puissants calculateurs dans les années 90.

C'est actuellement une méthode le plus diffusé et les plus utiliser dans la résolution des problèmes d'optimisations dans des nombreux domaines d'applications.

IV.1 Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AG) se sont des techniques de recherche et d'optimisation stochastiques qui se base à la science de génétique ainsi que les mécanismes de la sélection naturelle et de l'évolution. Ils appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnistes (un sous-ensemble des métas heuristiques).

Les algorithmes génétiques occupent une place très important dans le domaine d'optimisation où leurs champs d'application est très larges par exemple : optimisation des

fonctions (coût, émission des gaz toxiques ou pertes de puissance), planification ou bien d'autres domaines.

Le vocabulaire employé est directement reproduit sur celui de la théorie de l'évolution et de la génétique. Nous parlerons donc d'individus (solutions potentielles), de population, de gènes (variables), de chromosomes, de parents, de descendants, de reproduction, de croisement, de mutations, etc. [13]

Quelque terme de base de l'algorithme génétique :

- ✚ **Population** : ensemble fini d'individus (*de solution*).
- ✚ **Individu** : solution potentielle du problème ou expression des chromosomes.
- ✚ **Chromosome** : solution potentielle du problème sous une forme codée (*forme de Chaîne de caractères*) ou ensemble des gènes.
- ✚ **Gène** : partie élémentaire (*caractère*) non divisible d'un chromosome.
- ✚ **Fitness** : terme qui désigne la fonction d'évaluation d'un individu. Cette Fonction est liée à la fonction à optimiser et permet de définir le degré de performance d'un individu (*donc d'une solution*).

Cette fitness est égale la fonction (F) objective dans le cas de minimisation et (1/F) dans le cas de maximisation. [17]

On peut dire que Chaque paramètre d'une solution est assimilé à un gène, toutes les valeurs qu'il peut prendre sont les allèles de ce gène, on doit trouver une manière de coder chaque allèle différent de façon unique (établir une bijection entre l'allèle "réel" et sa représentation codée). Un chromosome est une suite des gènes, Chaque individu est représenté par un ensemble de chromosomes, et une population est un ensemble d'individus. [13]

On aboutit ainsi à une structure présentant quatre niveaux d'organisation figure (IV.1) :

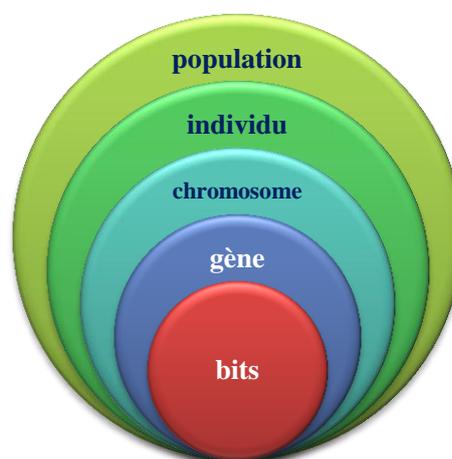


Figure (IV.1) : Les quatre niveaux d'organisation des AG.

IV.1.1 Présentation des algorithmes génétiques

Le premier pas dans l'implantation des algorithmes génétiques est de créer une population d'individus initiaux. En effet, les algorithmes génétiques agissent sur une population d'individus, et non pas sur un individu isolé. Par analogie avec la biologie, chaque individu de la population est codé par un *chromosome ou génotype*. Une population est donc un ensemble de chromosomes. Chaque chromosome code un point de l'espace de recherche.

- ✓ L'efficacité de l'algorithme génétique va donc dépendre du choix du codage d'un chromosome. [15]

IV.2 Principe des Algorithmes Génétiques

L'algorithme génétique est un algorithme d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle : croisement, mutation, sélection, etc. L'algorithme génétique a déjà une histoire relativement ancienne puisque les premiers travaux de John Holland sur les systèmes adaptatifs remontent à 1962. L'algorithme génétique recherche le ou les extrema d'une fonction définie sur un espace de données. Pour l'utiliser, on doit disposer des cinq éléments suivants [14]:

- ✚ Le codage de l'élément de population.
- ✚ La fonction de performance pour calculer l'adaptation de chaque individu de la population.
- ✚ Le croisement des individus d'une population pour obtenir la population de la génération suivante.
- ✚ L'opération de mutation des individus d'une population afin d'éviter une convergence prématurée.
- ✚ Les paramètres de réglage ou de dimensionnement : taille de la population, probabilités de croisement et de mutation, critère d'arrêt.

IV.2.1 Codage

Le codage utilisé par un AG est représenté sous forme d'une chaîne de bits qui contient toute l'information nécessaire pour représenter un point de l'espace de recherche. Le codage binaire est le code le plus utilisé (Goldberg, 1989), l'inconvénient majeur du code binaire étant que deux points proches dans l'espace des variables (voir la colonne 1 du Tableau III.1) ne sont pas nécessairement codés par deux chaînes de bits voisines (colonne 2 du Tableau III.1). On remédie en général à ce problème en utilisant le codage de Gray qui conserve une

distance de Hamming de « 1 » entre deux chaînes (colonne 3 du Tableau 1.1). La distance de Hamming entre deux chaînes de bits est le nombre de bits qui diffère de l'une à l'autre. Pour les deux chaînes suivantes :

111 et 100, la distance est de 2.

Le Tableau 1.1 montre un exemple du code binaire et le code Gray pour des variables entières allant de 0 et 7. On voit que la distance de Hamming est de 1 pour chaque entier dans le code Gray, alors que pour les nombres binaires, pour passer de 3 à 4, la distance de Hamming est de 3. [19]

Variables entières	Code binaire	Code Gray
0	0 0 0	0 0 0
1	0 0 1	0 0 1
2	0 1 0	0 1 1
3	0 1 1	0 1 0
4	1 0 0	1 1 0
5	1 0 1	1 1 1
6	1 1 0	1 0 1
7	1 1 1	1 0 0

Tableau (IV.1) : Code de Gray et code binaire pour une chaîne à trois bits.

Alors le codage des variables est une étape importante dans l'optimisation des algorithmes génétiques. Il y a plusieurs type de codage : binaire, réel, codage de gray et codage dynamique

Des paramètres, chacun ayant ses propres avantages et inconvénients. Mais le type le plus utilisé est le codage binaire.

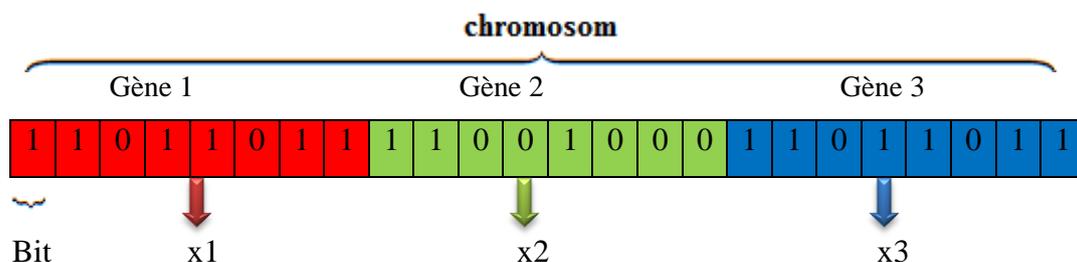


Figure (IV.2) : Illustration du codage des variables d'optimisation.

IV.2.1.1 Le codage binaire

Pour un codage binaire, les individus sont représentés par l'ensemble des gènes et un gène aussi représenté par une chaîne de bits. Chaque gène dispose du même alphabet binaire [0,1]

Il apporte tous les informations obligatoire et essentielle pour la description d'un point dans l'espace de recherche. L'avantage de ce type de codage est la facilité.

$$x_{min} \leq x_i \leq x_{max} \quad i[1, n] \quad (IV.1)$$

n : Le nombre de paramètres.

Pour coder des variables réelles en binaire est sur m bits. L'espace de recherche est subdivisé en $(2^m - 1)$ valeurs discrètes.

A chaque variable x_i , on associe un entier y_i tel que:

$$y_i = \sum_{i=0}^{m-1} b_i * 2^i \quad (IV.2)$$

Où chaque b_i est codé sur un bit et m représente le nombre de bits. Les formules de codage et de décodage sont alors représentés par les formules (III-3) et (III-4).

$$y_i = \frac{x_i - x_{i min}}{x_{i max} - x_{i min}} y_{max} \quad (IV.3)$$

$$x_i = x_{i min} + (x_{i max} - x_{i min}) \frac{y_i}{y_{max}} \quad (IV.1)$$

IV.2.2 Génération aléatoire de la population initiale

Le choix de la population initiale d'individus conditionne fortement la rapidité de l'algorithme. Si la position de l'optimum dans l'espace d'état est totalement inconnue, il est naturel d'engendrer 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 d'engendrer les individus dans un sous-domaine particulier afin d'accélérer la convergence. Dans l'hypothèse où la gestion des contraintes ne peut se faire directement, les contraintes sont généralement incluses dans le critère à optimiser sous forme de pénalités. [20]

IV.2.3 Fonction de performance

Chaque chromosome apporte une solution potentielle au problème à optimiser. Néanmoins, ces solutions n'ont pas toutes le même degré de pertinence. C'est à la fonction de performance (*fitness*) de mesurer cette efficacité pour permettre à l'algorithme génétique de faire évoluer la population dans un sens bénéfique en cherchant la solution meilleure.

Autrement dit, la fonction de performance, $fp(X)$, doit pouvoir attribuer à chaque individu un indicateur représentant sa pertinence pour le problème que nous cherchons à résoudre. La performance sera donc donnée par une fonction à valeurs positives réelles. La construction d'une fonction de performance appropriée est très importante pour obtenir un bon fonctionnement de l'algorithme génétique.

La fonction de performance $fp(X)$ est généralement dérivée de la fonction objective $Fobj(X)$ du problème. Elle est généralement donnée par la relation suivante :

$fp(X) = g(Fobj(X))$ Où : g : représente la transformation de la fonction objectif en performance relative. [17]

IV.3 Les opérateurs des algorithmes génétiques

Les parents sélectionnés sont introduits dans le bassin de reproduction où ils sont choisis aléatoirement deux à deux pour subir des transformations par les autres opérateurs génétiques.

Ce sont les principaux opérateurs dans les algorithmes génétiques sont le croisement et la mutation.

Le croisement réalise une opération qui nécessite deux parents. La mutation est une opération unaire utilisée pour introduire une faible variation dans la solution ou changer la direction de recherche.

Les opérateurs génétiques se distinguent suivant le type de codage binaire ou réel.

IV.3.1 La sélection

- ✚ La sélection est la première étape du fonctionnement d'un algorithme génétique. Cette étape permet de choisir les individus qui vont accéder à la génération intermédiaire, pour se reproduire et former la nouvelle génération.
- ✚ La sélection doit favoriser les meilleurs éléments selon le critère à optimiser (minimiser ou maximiser).

- ✚ Cet opérateur ne crée pas de nouveaux individus mais identifie les individus sur la base de leur fonction d'adaptation.
- ✚ On trouve essentiellement quatre types de méthodes de sélection différentes :
 - 1) La méthode de la "loterie biaisée" (*roulette wheel*) de Gold Berg,
 - 2) La sélection par tournois,
 - 3) La méthode "élitiste",.
 - 4) La sélection universelle stochastique. [13]
 - 5) La sélection par range

IV.3.1.1 La sélection par roulette (roue de loterie)

Les parents sont sélectionnés en fonction de leur performance. [16]

Il faut imaginer une sorte de roulette de casino sur laquelle sont placés tous les chromosomes de la population. Vous tournez la roulette et vous obtenez un individu. Les tirages des individus sont ainsi pondérés par leur qualité. Et presque logiquement, les meilleurs individus ont plus de chance d'être croisés et de participer à l'amélioration de notre population.

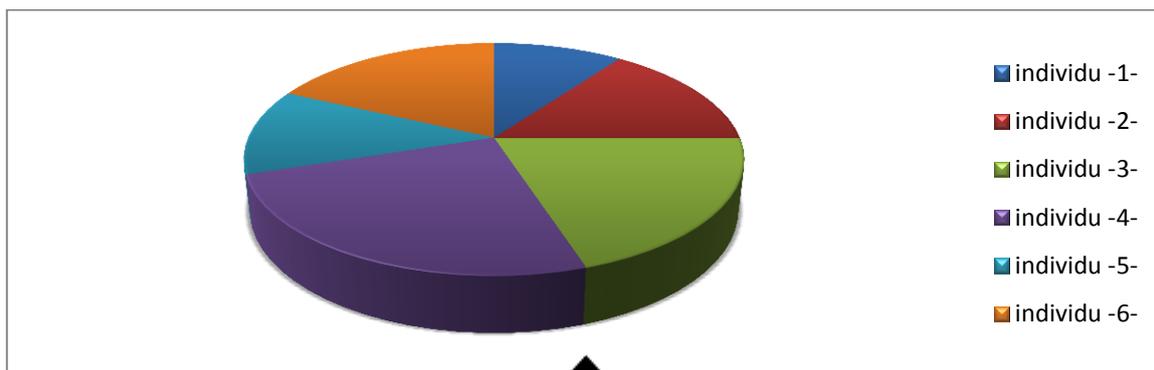


Figure (IV.3) : Représentation de sélection par roulette.

IV.3.1.2 La sélection par tournois

Cette méthode est celle avec laquelle on obtient les résultats les plus satisfaisants.

Le principe de cette méthode est le suivant : on effectue un tirage avec remise de deux individus de la population (P), et on le fait "combattre". Celui qui a la fitness la plus élevée l'emporte avec une probabilité p comprise entre 0.5 et 1. On répète ce processus n fois de manière à obtenir les n individus de (P') qui serviront de parents.

La variance de cette méthode est élevée et le fait d'augmenter ou de diminuer la valeur de p permet respectivement de diminuer ou d'augmenter la pression de la sélection. [17]

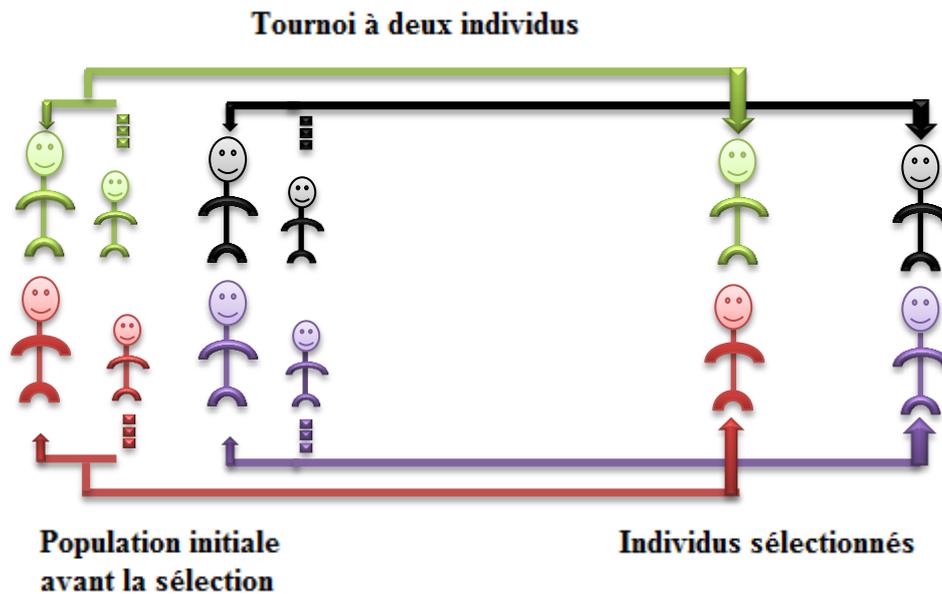


Figure (IV.4) : représentation d'une sélection par tournoi d'individus pour un critère de maximisation (chaque individu représente une solution possible)

IV.3.1.3 Elitisme

à la création d'une nouvelle population, il y a de grandes chances que les meilleurs chromosomes soient perdus après les opérations d'hybridation et de mutation. Pour éviter cela, on utilise la méthode d'élitisme. Elle consiste à copier un ou plusieurs des meilleurs chromosomes dans la nouvelle génération. Ensuite, on génère le reste de la population selon l'algorithme de reproduction usuel. Cette méthode améliore considérablement les algorithmes génétiques, car elle permet de ne pas perdre les meilleures solutions. [17]

IV.3.1.4 La sélection par rang

La sélection précédente rencontre des problèmes lorsque la valeur d'adaptation des chromosomes varie énormément. Si la meilleure fonction d'évaluation d'un chromosome représente 90% de la roulette alors les autres chromosomes auront très peu de chance d'être sélectionnés et on arriverait à une stagnation de l'évolution.

La sélection par rang trie d'abord la population par fitness. Ensuite, chaque chromosome se voit associé un rang en fonction de sa position. Ainsi le plus mauvais chromosome aura le rang 1, le suivant 2, et ainsi de suite jusqu'au meilleur chromosome qui aura le rang N (pour une population de N chromosomes). La sélection par rang d'un chromosome est la même que

par roulette, mais les proportions sont en relation avec le rang plutôt qu'avec la valeur de l'évaluation.

Le Tableau (IV.2) fournit un exemple de sélection par rang. Avec cette méthode de sélection, tous les chromosomes ont une chance d'être sélectionnés. Cependant, elle conduit à une convergence plus lente vers la bonne solution. Ceci est dû au fait que les meilleurs chromosomes ne diffèrent pas énormément des plus mauvais.

chromosomes	1	2	3	4	5	6	Total
Probabilités initiales	89 %	5 %	1 %	4 %	3 %	2 %	100 %
Rang	6	5	1	4	3	2	21
Probabilités finales	29 %	24 %	5 %	19 %	14 %	9 %	9 %

Tab (IV.2) : Exemples de sélection par rang pour 6 chromosomes

IV.3.2 Le croisement binaire

Le croisement est un processus aléatoire de probabilité P_C appliqué séquentiellement à des couples de parents pris au hasard dans la population. Il consiste à échanger une partie du matériel génétique des parents pour former deux nouveaux individus (enfants). En pratique l'échange n'est effectué pas si un nombre aléatoirement tiré entre 0 et 1.

Dans les algorithmes génétiques, le croisement est considéré comme le principal opérateur pour produire des nouveaux chromosomes.[16] Le croisement a pour but d'enrichir la diversité de la population en manipulant la structure des chromosomes.

Classiquement, les croisements sont envisagés avec deux parents et génèrent deux enfants. Initialement, le croisement associé au codage par chaînes de bits est le croisement à découpage de chromosomes. Pour effectuer ce type de croisement sur des chromosomes constitués de m gènes, on tire aléatoirement une position dans chacun des parents. On échange ensuite les deux sous-chaînes terminales de chacun des deux chromosomes, ce qui produit deux enfants C_1 et C_2 [17]

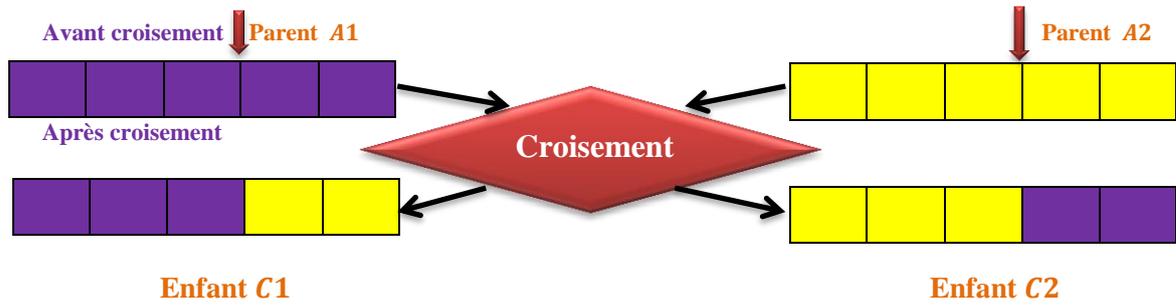


Figure (IV.5) : Croisement en seul point.

On peut étendre ce principe en d’découpant le chromosome non pas en 2 sous-chaînes mais en 3, 4, etc.

A la différence du croisement seul point, ce type de croisement s’applique en plusieurs points (m points) et chaque chromosome sera ainsi découpé en (m+1) segments.

La position de chaque point, M_i , se détermine aléatoirement, Ce type de croisement à découpage de chromosomes est très efficace pour les problèmes discrets.

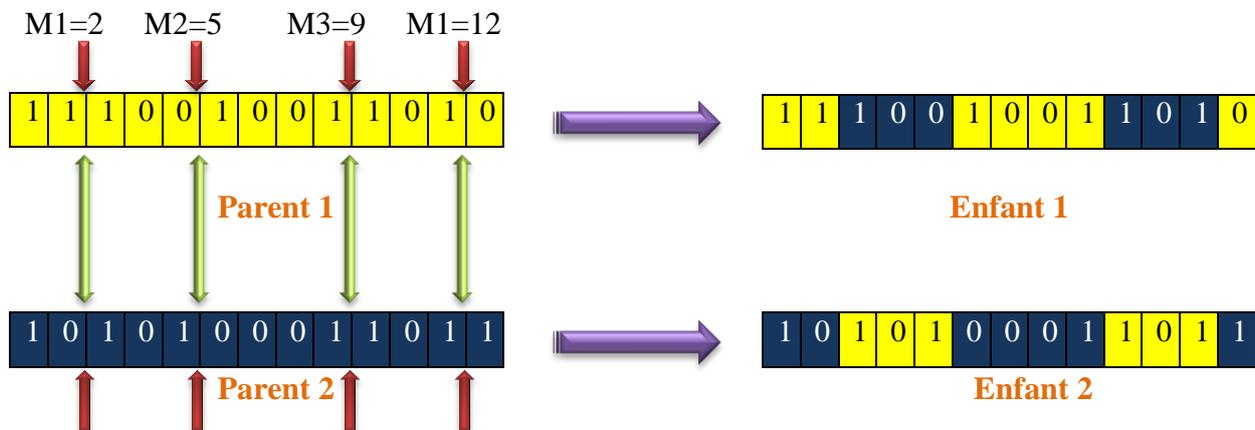


Figure (IV.6) : Croisement en multipoints ($m = 4$).

IV.3.2.1 Le croisement uniforme

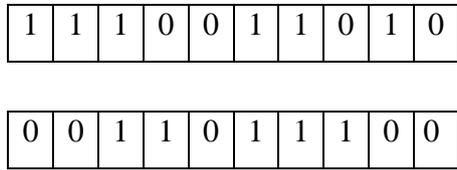
Le croisement uniforme est obtenu à partir d’un masque binaire initialisé aléatoirement et possédant un nombre de bits égal au nombre de bits des individus de la population. Le première enfant est créé en prenant les gènes de premier parent lorsque les bits correspondant dans le masque valent **1** et les gènes du deuxième parent si ces derniers valent **0**.

Le deuxième enfant s'obtient de la même manière en complétant le masque.

Masque de croisement



Parents



enfants

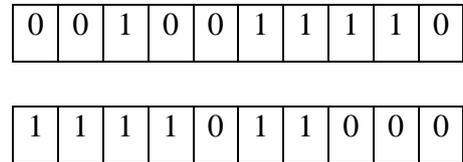


Figure (IV.7) : le croisement uniforme

La probabilité de croisement a une influence considérable sur la vitesse de convergence d'un algorithme génétique. Plus elle est grande et plus elle favorise la recombinaison des individus tout en favorisant de tomber dans un optimum local. Les valeurs classiques pour ce paramètre varient 0.6 à 0.95. [4]

IV.3.3 La mutation binaire

La mutation revient à modifier aléatoirement la valeur d'un paramètre. Elle constitue un opérateur de recherche secondaire qui favorise l'apparition de nouvelles caractéristiques génétiques. Difficiles à obtenir par le seul opérateur de croisement.

Le rôle principal de la mutation est remédié à ce type de dégénérescence. Une implémentation possible est la complémentation d'un bit dans un chromosome.

Chromosome avant la mutation



Chromosome après la mutation

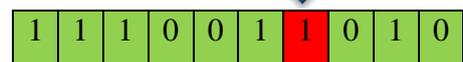


Figure (IV.8) : la mutation binaire.

Elle consiste à altérer un ou plusieurs gènes du chromosome d'un enfant donné, introduisant de ce fait une diversité dans la structure de la population. Cet opérateur permet ainsi l'exploration de l'espace des solutions. Il est caractérisé par la probabilité de mutation (m_p) qui détermine si un enfant doit subir une mutation. [7]

La probabilité de mutation doit être assez faible par rapport à celle du croisement de manière à ne pas perturber l'évolution de l'algorithme. Une valeur élevée transformera l'algorithme en une recherche aléatoire, alors qu'une valeur très faible rendra impossible l'extraction des optimums locaux. Les valeurs classiques pour ce paramètre varient de 0.001 à 0.2. [4]

IV.3.4 Critère d'arrêt

Les opérateurs de reproduction peuvent être mis en œuvre de différentes façons qui ont une influence forte sur le comportement de l'algorithme, les critères d'arrêt ce sont des caractéristiques essentielles des algorithmes génétiques. Les critères proposés sont :

- ✚ un nombre maximum de générations.
- ✚ une valeur de fitness minimale.
- ✚ une convergence vers la meilleure solution.
- ✚ Le temps de calcul atteint une valeur prédéterminée.
- ✚ ...etc.

IV.3.4.1 La taille de population

Ce paramètre doit être judicieusement réglé en fonction de la taille du problème. Généralement, nous pouvons dire que si la taille de la population est :

- ✚ TROP faible, l'AG peut converger trop rapidement vers de mauvaises solutions.
- ✚ TROP grande, le temps de calcul de l'AG peut s'avérer très important.

En règle générale, plus la taille de la population est grande, plus le nombre de solutions potentielles évaluées est élevé. La littérature montre que les meilleures valeurs de taille de population sont comprises entre 50 et 100 individus.

IV.4 Les avantages et les inconvénients des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques offrent plusieurs avantages :

- ✚ simple pour comprendre et mettre en application.
- ✚ Ils ne demandent pas d'informations à priori ou des propriétés particulières de la fonction objectif du problème.
- ✚ fonctionne avec un grand nombre de variables.

- ✚ Leurs performances par rapport aux algorithmes classiques sont bien remarquées lorsque par exemple les espaces de recherches sont importants.
- ✚ Outre leur facilité de programmation et de manipulation, ils sont facilement adaptables à tout type de problème d'optimisation.
- ✚ Ils peuvent être utilisés avec profit pour traiter des problèmes n'étant pas optimisables efficacement par des approches purement mathématiquement.

Par ailleurs, les algorithmes génétiques présentent certaines limites :

- ✚ Le temps de calcul est souvent important : ils nécessitent de nombreux calculs, en particulier au niveau de la fonction objectif.
- ✚ Les paramètres de réglage (telles la taille de la population, la probabilité de croisement, ...) sont parfois difficiles à déterminer. Or le succès de l'évolution en dépend et plusieurs essais sont donc nécessaires.
- ✚ Ils ne garantissent pas toujours la découverte de l'optimum global en un temps fini.

IV.5 Alors comment les algorithmes génétiques fonctionnent

Un algorithme génétique (AG) standard nécessite en premier le codage de l'ensemble des paramètres du problème d'optimisation en une chaîne de longueur finie. Le principe d'un algorithme génétique est simple, il s'agit de simuler l'évolution d'une population d'individus jusqu'à un critère d'arrêt. On commence par :

Générer une population initiale d'individus (solutions) de façon aléatoire. Puis, à chaque génération, des individus sont sélectionnés, cette sélection est effectuée à partir d'une fonction objectif appelée fonction d'adaptation. Puis, les opérateurs de croisement et de mutation sont appliqués et une nouvelle population est créée. Ce processus est itéré jusqu'à un critère d'arrêt.

Le critère le plus couramment utilisé est le nombre maximal de générations que l'on désire effectuer. La figure (IV.8) présente le principe de l'AG standard.

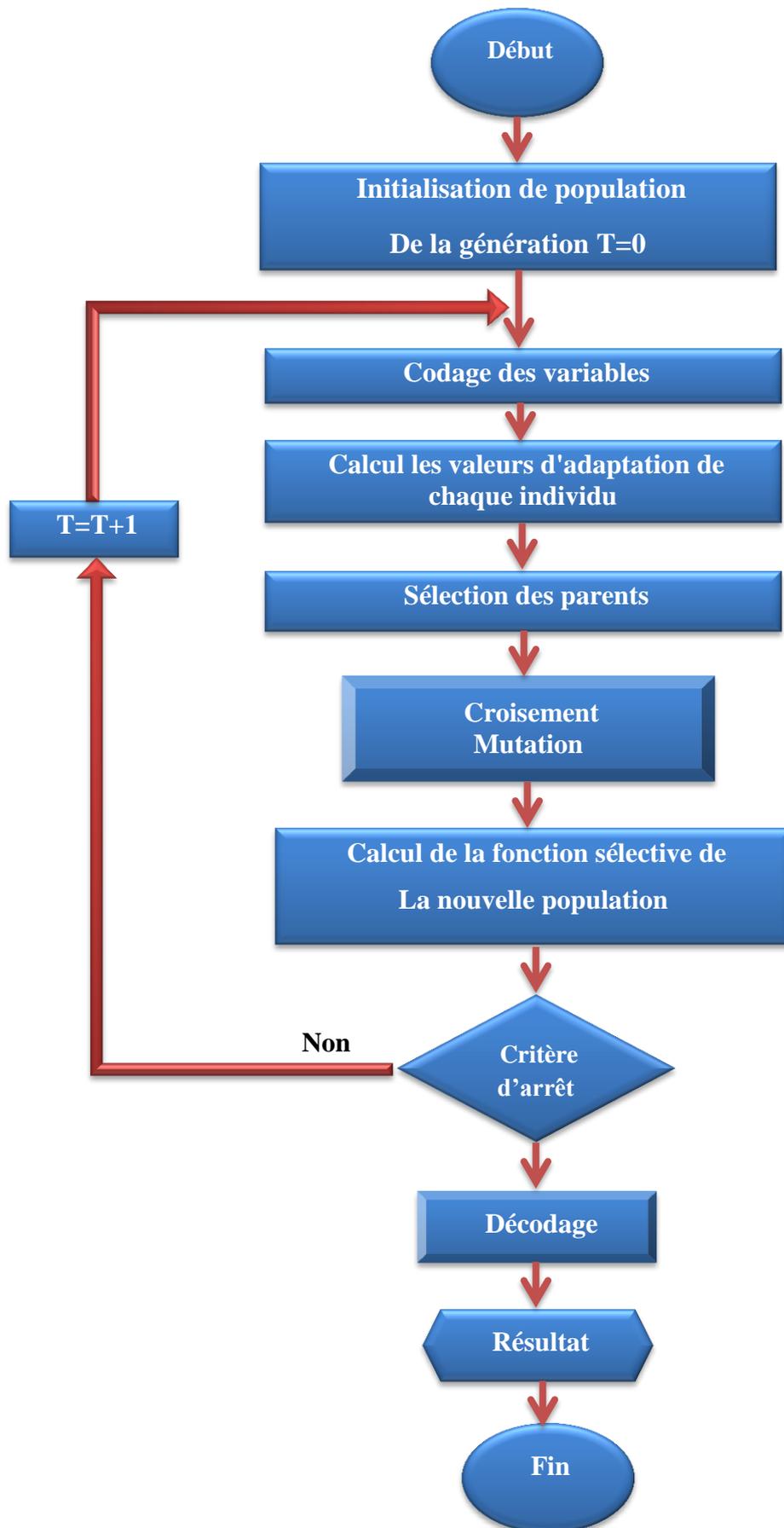


Figure (IV.9) : L'organigramme de l'algorithme génétique.

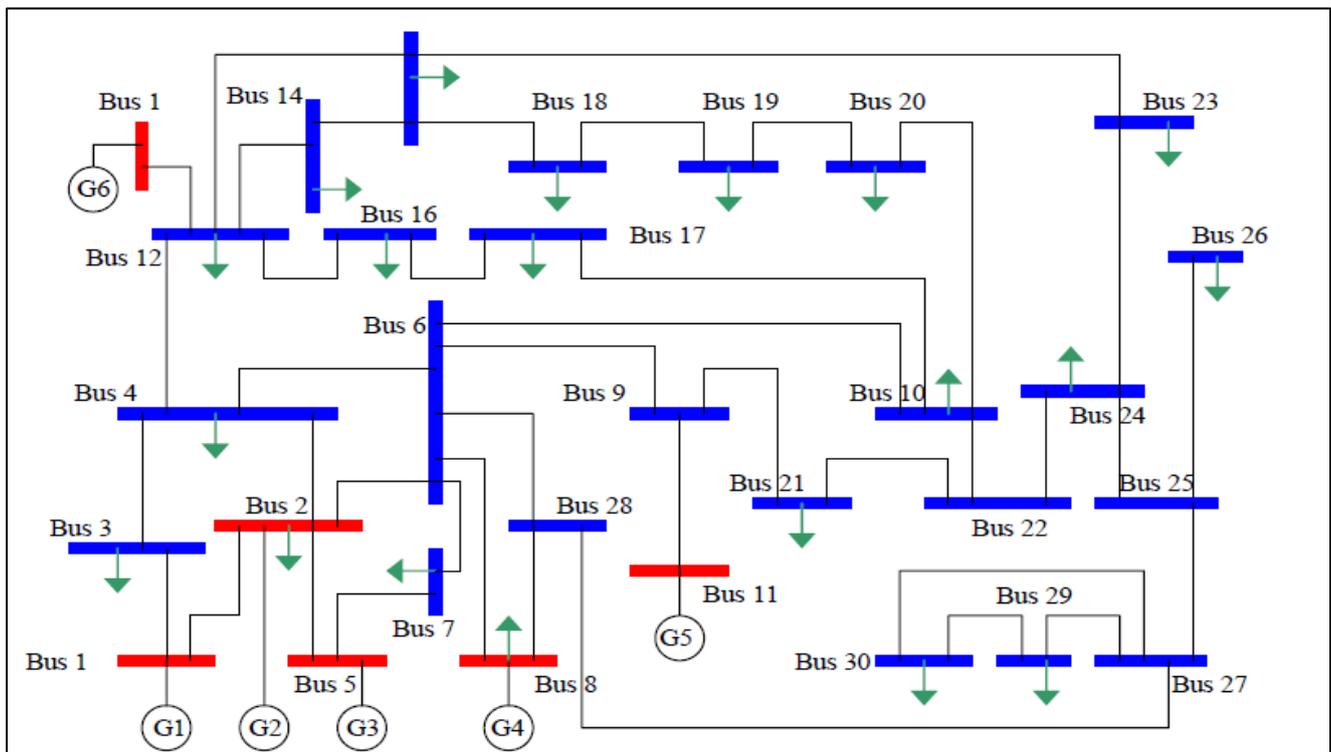
Conclusion

Les algorithmes génétiques sont des méthodes méta heuristiques d'optimisation globale basées sur des concepts de génétique et de sélection naturelle. Le composant principal des AG est le gène qui se compose d'une chaîne de caractères (souvent binaire). Les gènes s'enchaînent et forment les chromosomes. Ces derniers forment les individus dans l'espace de recherche. Ainsi, les AG travaillent sur une population d'individus, où chacun de ces derniers représente une solution possible pour le problème donné. Dans chaque itération de l'AG, la performance de chaque individu de la population courante est calculée. Les opérateurs de génétiques, sélection, croisement et mutation, sont appliqués successivement pour créer une nouvelle population jusqu'à l'approche rigoureuse de la solution optimale.

Nous pouvons conclure que l'efficacité des AG dépend d'un compromis entre deux objectifs contradictoires : la rapidité et la précision. La rapidité est souvent mesurée en nombre d'évaluations de la fonction objectif. Cette dernière représente la plupart du temps la partie la plus "gourmande" en temps de calcul. La précision se rapporte à la distance entre l'optimum trouvé par l'AG et l'optimum réel, du point de vue de la solution ou de la valeur.

Chapitre n° V

Résultats et interprétations



Introduction :

Ce chapitre présente les résultats numériques relatives à l'application de l'algorithme génétique, pour optimiser la fonction d'émission des gazes toxiques, les pertes de transmissions et le coût total de production pour une fonction quadratique et une fonction non linéaire, dans le cas statique et le cas dynamique et puis on va prendre en considération les contraintes pratiques « l'effet des valves, Ramp up et Ramp down ». Dans notre travail il y a plusieurs tests seront proposés.

1^{er} étape, Optimisation mono-objectif :

Le premier cas d'étude, nous avons traité le problème d'optimisation de la fonction d'émission des gazes toxiques vers l'environnement : (NO_x, CO_x, SO_x) sur un premier réseau test de 6 unités de production et 30 jeux de barre, puis on va optimiser la fonction des pertes de transmission.

Le deuxième cas d'étude, nous avons traité le problème de dispatching économique statique sur le même réseau test, la fonction coût considérée est de type quadratique. Pour la résolution de ce problème statique on applique la méthode mathématique de Lagrange et l'algorithme génétique pour la résolution de ce problème de dispatching économique et comparé les deux méthodes. Les valeurs des pertes de transmission données par deux méthodes, la première méthode utilisée les coefficients B pour estimer les valeurs des pertes cette dernière méthode appliquée sur le réseau test 2, et l'autre méthode c'est le calcul de l'écoulement de puissance, cette dernière méthode appliquée sur le réseau test 1.

On peut renforcer cette étude par autres réseaux test :

- 1) Réseau test 2 il est composé par 5 unités de production.
- 2) Réseau test 3 il est composé par 10 unités de production.
- 3) Réseau test 4 il est composé par 13 unités de production.

Dans ces réseaux test on va optimiser la fonction coût linéaire et non linéaire.

Dans le troisième cas d'étude, nous avons traité le problème de dispatching économique dynamique « fonction coût linéaire et non linéaire » pendant une journée (24 heures). Sans et avec les contraintes pratiques. On applique l'algorithme génétique sur les deux réseaux test : 2 et 3

2^{ème} étape, Optimisation multi-objectif :

- 1) Coût de production avec l'émission des gazes toxiques.
- 2) coût de production avec les pertes de transmission.
- 3) Emission de gaz avec les pertes de transmission.
- 4) Les trois fonctions ensemble.

La stratégie d'évaluation de différentes fonctions objectives est bien illustrée dans la Figure (V.1).

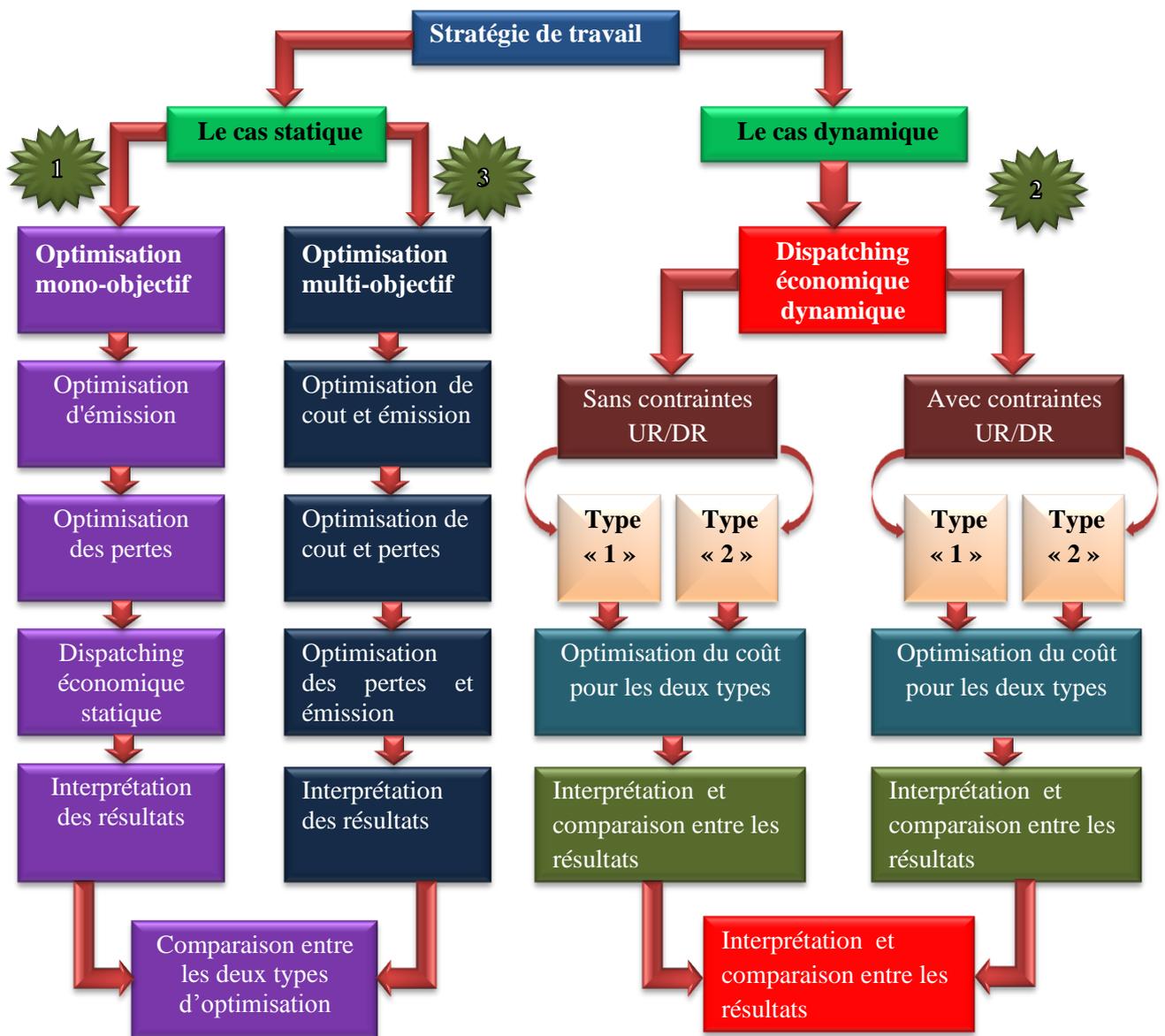


Figure (V.1) : Représente la stratégie de travail

V.1 Optimisation mono-objectif :

A l'aide d'un Logiciel MATLAB et grâce à un programme réalisé à l'environnement de ce dernier ; qui fait appel à des fonctions et des instructions ; afin d'exécuter une optimisation mono-objectif de l'une des fonctions soit un cout de génération, émission des gaz toxiques ou des pertes, tout en respectant les limites des puissances et des tensions dans un réseau électrique qui sont présenté par le système de l'écoulement de puissance.

Donc nous allons appliquer une optimisation mono-objective sur trois fonctions afin de comparer les résultats et tirer des conclusions.

Le premier cas d'étude

V.1.1 Optimisation de la fonction d'émission de gaz toxique

Ce premier cas est consacré à l'analyse du problème de l'émission des gaz toxiques basé sur des fonctions émission de type quadratique pour les gazes (NO_x, CO_x, SO_x) traités individuellement et de type non linéaire pour le cas traités ensemble. Un seul réseau test a été utilisés : c'est le réseau test 1 qui se compose de 6 unités de production, la puissance demandée est de 283.4MW dont la configuration est présenté dans la Figure (V.2), les caractéristiques techniques des unités de production sont présentés dans le Tableau (A.2) cité dans l'annexe.

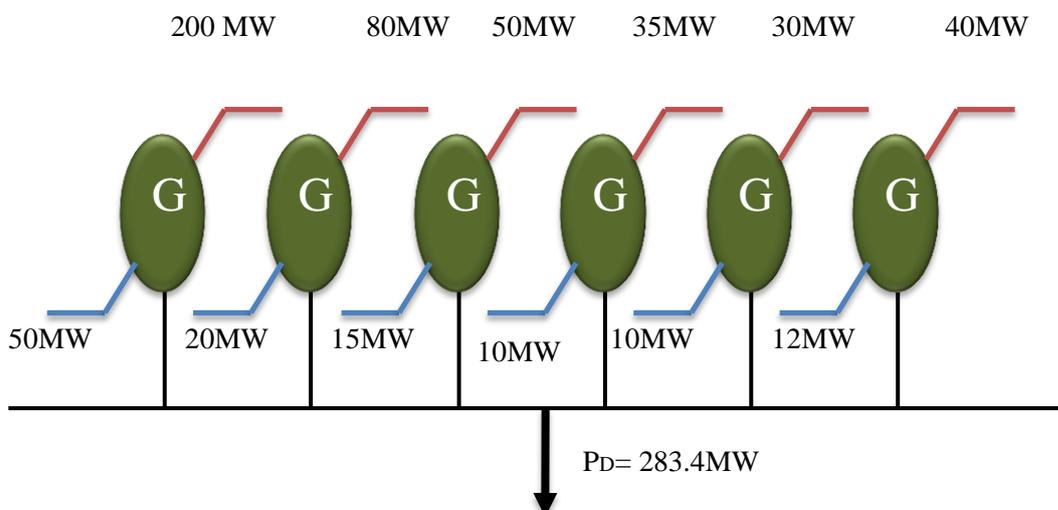


Figure (V.2) : Schéma équivalent de réseau électrique du réseau test1

Nous commençant tout d'abord avec la fonction d'émission de gaz toxique. Après l'exécution de notre programme on a les résultats suivants :

Les unités de production	Les puissances générées en (MW)	Les puissances générées en (MW) Par : [34]
P _{G 1}	59.3554	59.5226
P _{G 2}	74.0497	72.4344
P _{G 5}	49.3687	50.0000
P _{G 8}	34.6483	35.0000
P _{G 11}	29.7867	30.0000
P _{G 13}	39.7860	40.0000
La valeur de la fonction cout non optimisée (\$/h).	952.2093	953.577
La valeur de la fonction émission optimisée. (Kg/h).	195.8406	195.362
Les pertes non optimisés (MW)	3.5948	3.557
Emission de gaz NOx non optimisé (kg/h)	1217.2275	
Emission de gaz Cox non optimisé (kg/h)	15720.9487	
Emission de gaz SOx non optimisé (kg/h)	2842.7652	

Tab (V.1) : Les puissances générées pour la minimisation de la fonction émission.

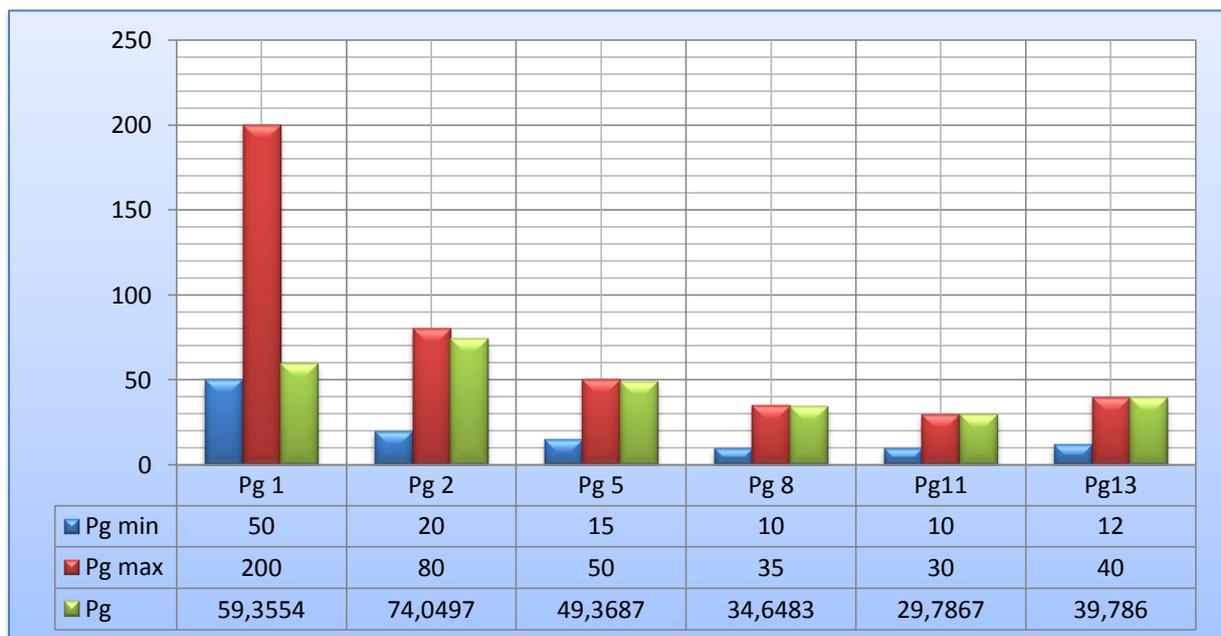


Figure (V.3) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz).

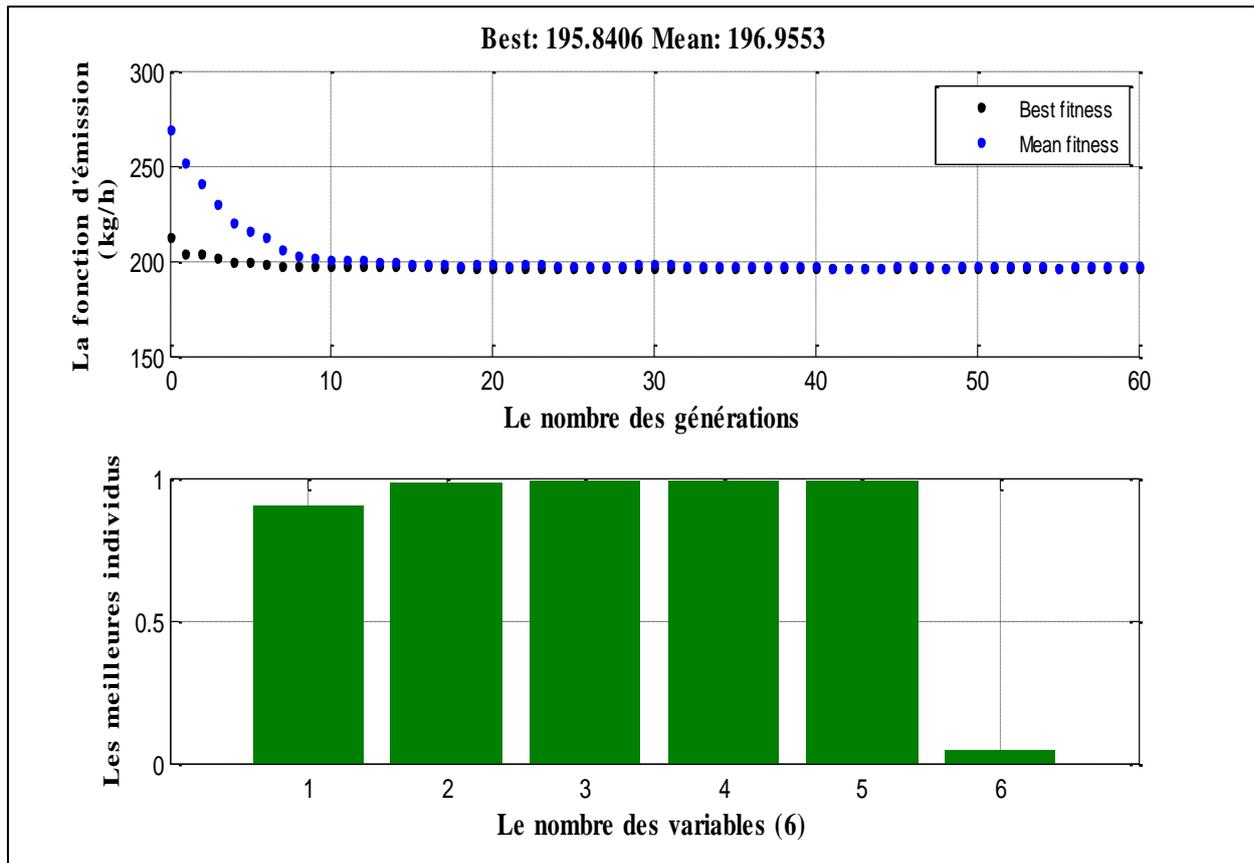


Figure (V.4) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz).

La courbe de figure en haut nous donne la valeur finale de la fonction optimisée (minimum dans ce cas-là). Et la 2^{ème} en bas montre le nombre des meilleurs individus qui correspond au chaque variable de la fonction. Un nombre des points égale au nombre des générations soit pour le (moyen) ou pour (meilleur), et pour ce cas-là aussi nous avons 60 points pour les meilleurs et 60 points pour les moyens.

Donc un résultat acceptable de la minimisation d'une fonction émission est obtenus égale à **195.8406** (Kg/h), cette valeur est très proche aux résultats récent obtenus dans la référence [34]. Il faut noter aussi que le cout correspondant est de l'ordre de **952.2093** (\$/h) qui est meilleur par rapport au coût cité dans la référence [34]. La valeur des pertes totales est de **3.5948** (MW) qui est très proche à la valeur optimal obtenu dans [34].

Interprétation

Nous observons qu'on a une valeur minimale acceptable de la fonction d'émission optimisé, et malgré qu'on n'ait pas introduit la fonction pertes à l'optimisation, nous observons qu'elle a pris aussi une valeur acceptable. Par contre la fonction coût a pris une mauvaise valeur qui n'est pas acceptable généralement.

V.1.1.1 Optimisation de la fonction d'émission de gaz toxique NOx et COx et SOx

Pour ce problème, la formulation est la même que le coût du combustible mais on a besoin de remplacer les coefficients des coûts par des coefficients d'émissions. Les coefficients sont représentés dans le tableau () dans l'annexe.

$$F_{NOx} = A_{Ni} + B_{Ni}P_{Gi} + C_{Ni}P_{Gi}^2$$

$$F_{COx} = A_{Ci} + B_{Ci}P_{Gi} + C_{Ci}P_{Gi}^2$$

$$F_{SOx} = A_{Si} + B_{Si}P_{Gi} + C_{Si}P_{Gi}^2$$

V.1.1.2 Optimisation de gaz NOx

Après l'exécution de notre programme on a eu les résultats suivants :

Les unités de production	Les puissances générées en (MW)
P _{G1}	56.6759
P _{G2}	75.4768
P _{G5}	50.0000
P _{G8}	34.9637
P _{G11}	29.9908
P _{G13}	40.0000
La valeur de la fonction cout non optimisée (\$/h).	959.6619
La valeur de la fonction émission non optimisée. (Kg/h).	205.994
Les pertes non optimisés (MW)	3.7071
Emission de gaz Nox optimisé (kg/h)	1215.0532
Emission de gaz Cox non optimisé (kg/h)	15768.222
Emission de gaz SOx non optimisé (kg/h)	2841.064

Tab (V.2) : Les puissances générées pour la minimisation de la fonction émission de gaz NOx

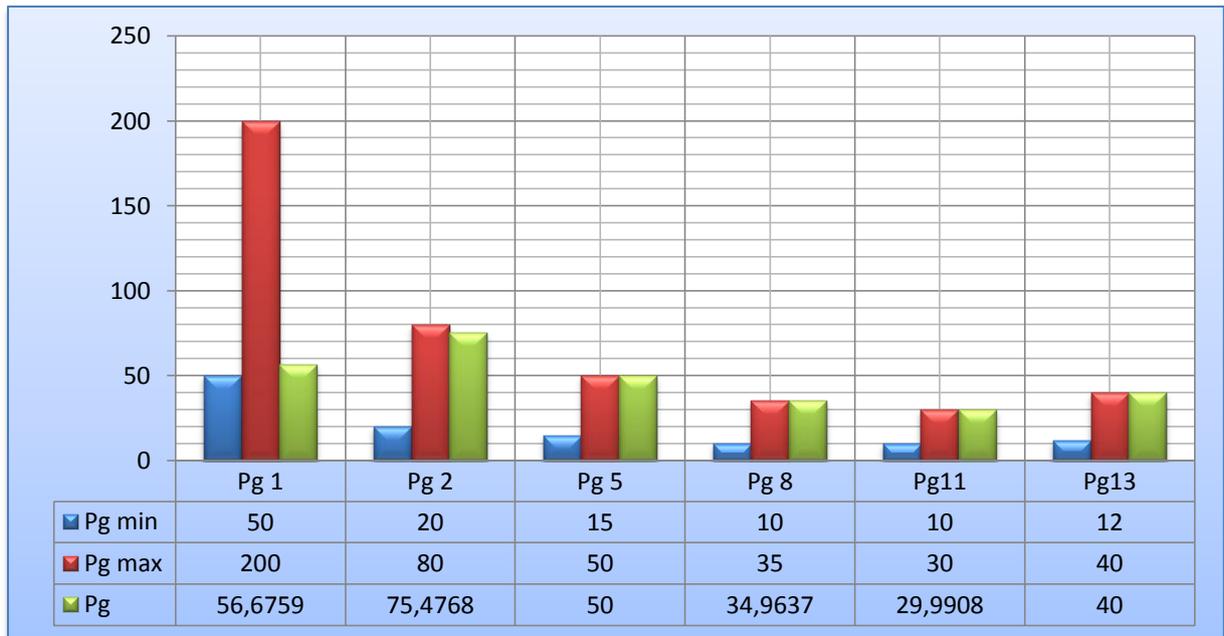


Figure (V.5) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz).

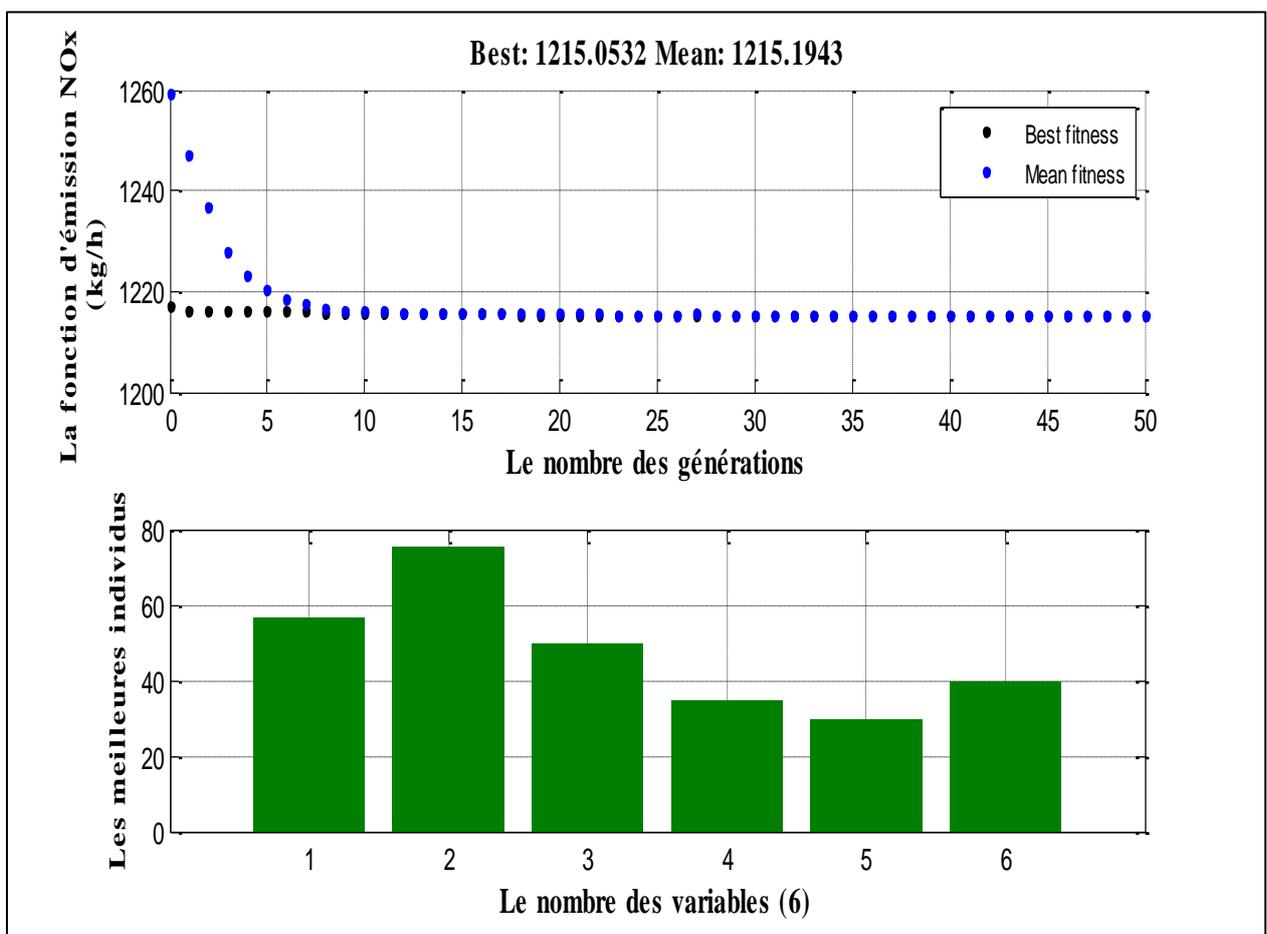


Figure (V.6) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz NOx).

V.1.1.3 Optimisation de gaz COx

Les unités de production	Les puissances générées en (MW)	Les puissances générées en (MW) Par : [35]
P _{G 1}	103.1671	103.5515
P _{G 2}	79.9781	80.00
P _{G 5}	15.3350	17.7580
P _{G 8}	29.0420	32.4800
P _{G 11}	15.8779	15.9458
P _{G 13}	40.0000	40.00
La valeur de la fonction cout non optimisée (\$/h).	867.1287	865.2913
La valeur de la fonction émission optimisée. (Kg/h).	245.00	
Les pertes non optimisés (MW)	6.8188	6.3353
Emission de gaz NOx non optimisé (kg/h)	1305.461	1304.70
Emission de gaz Cox non optimisé (kg/h)	15015.2173	15018.00
Emission de gaz SOx non optimisé (kg/h)	2888.347	2885.90

Tab (V.3) : Les puissances générées pour la minimisation de la fonction émission de gaz COx

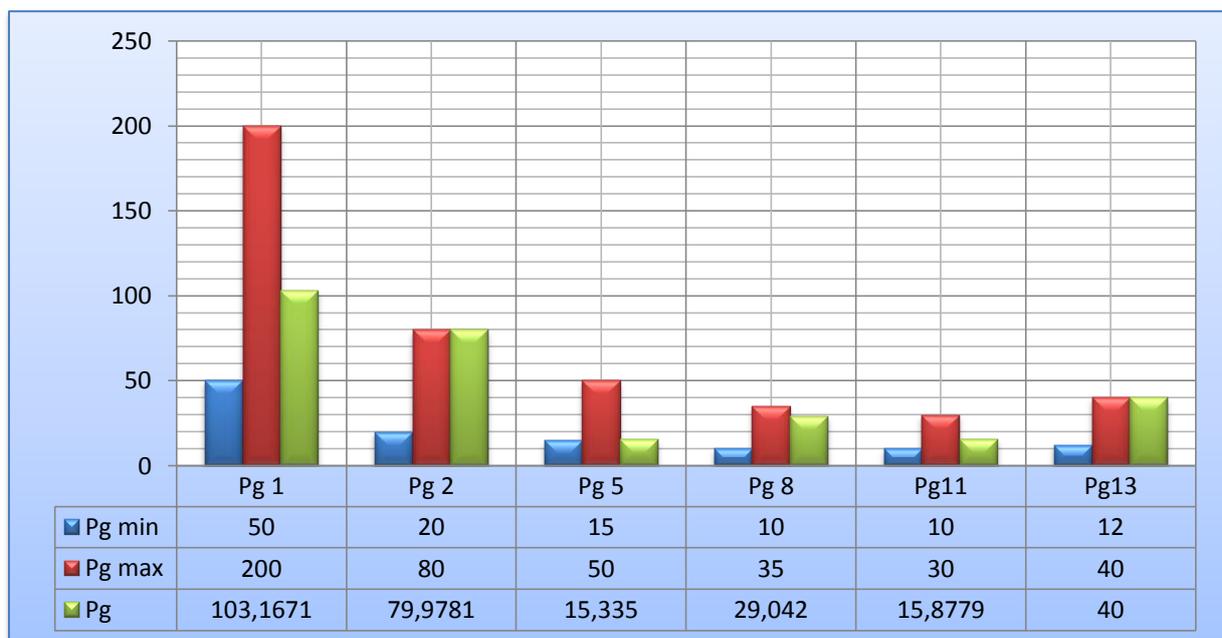


Figure (V.7) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz).

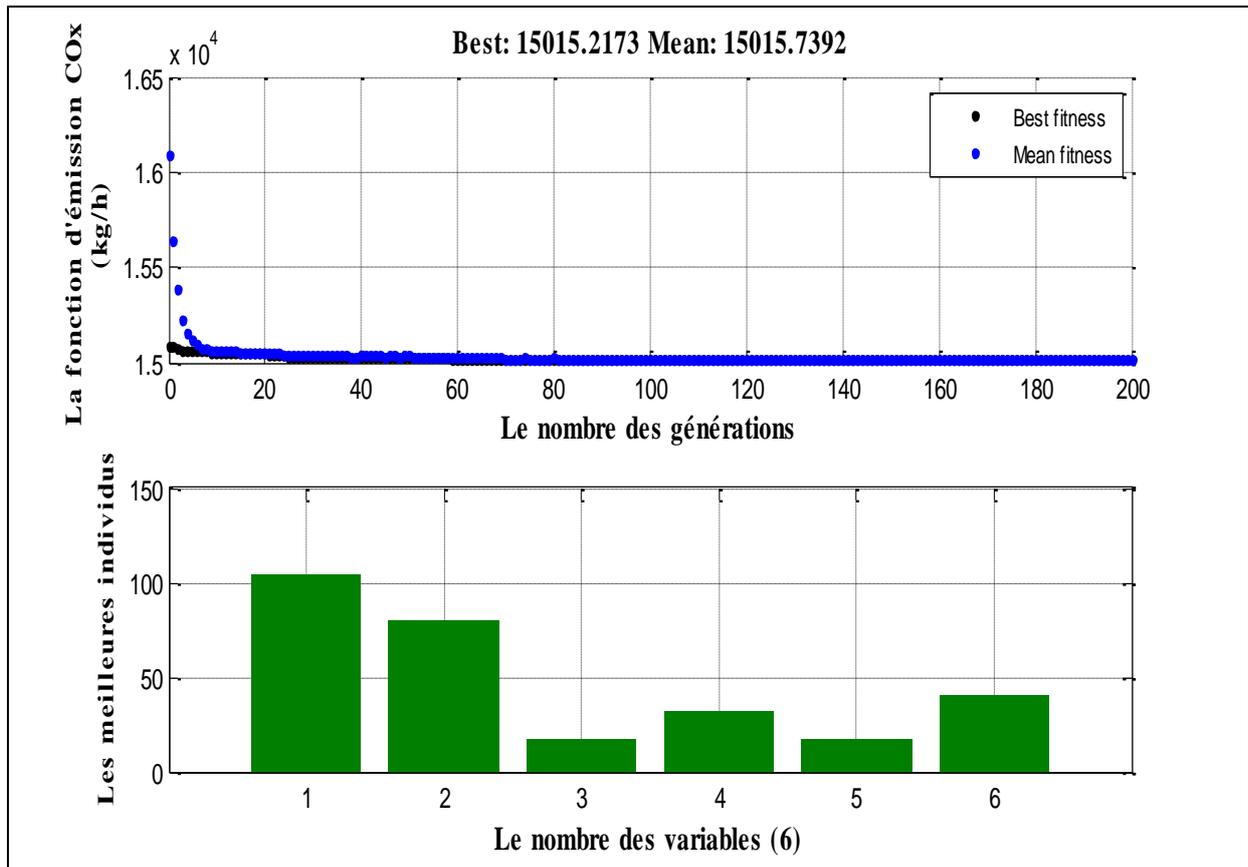


Figure (V.8) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction d'émission de gaz COx).

Dans ce cas la minimisation de la fonction d'émission du gaz toxique COx a donné Un résultat acceptable égale à **15015.2173** (Kg/h) qui est inférieur en le comparant avec le référence [35], d'après le tableau (V.3), le coût de production correspondant est de l'ordre de **867.1287** (\$/h), qui est pour ce cas supérieur à celui obtenu dans [35]. D'une autre part les pertes active totales correspondant à l'émission de gaz optimisé égale à **6.8188** (MW).

Interprétation

La minimisation de la fonction d'émission des gazes toxiques considérant la forme quadratique (partielle) et la forme non-linéaire, c'est-à-dire NOx, COx, SOx considéré ensemble à engendré une augmentation des autres fonctions objectifs.

V.1.2 Optimisation des pertes :

Pour cette partie on applique une optimisation mono-objective sur la fonction « perte » et après l'exécution de notre programme on a les résultats suivants :

Les unités de production	Les puissances générées en (MW)
P_{G1}	51.8973
P_{G2}	80.0000
P_{G5}	50.0000
P_{G8}	35.0000
P_{G11}	30.0000
P_{G13}	40.0000
La valeur de la fonction cout non optimisée (\$/h).	968.5621
La valeur de la fonction émission non optimisée. (Kg/h).	208.3227
Les pertes optimisées (MW)	3.4973
Emission de gaz NOx non optimisé (kg/h)	1214.4984
Emission de gaz Cox non optimisé (kg/h)	15885.0551
Emission de gaz SOx non optimisé (kg/h)	2835.3255

Tab (V.4) : Les puissances générées pour la minimisation de la fonction perte.

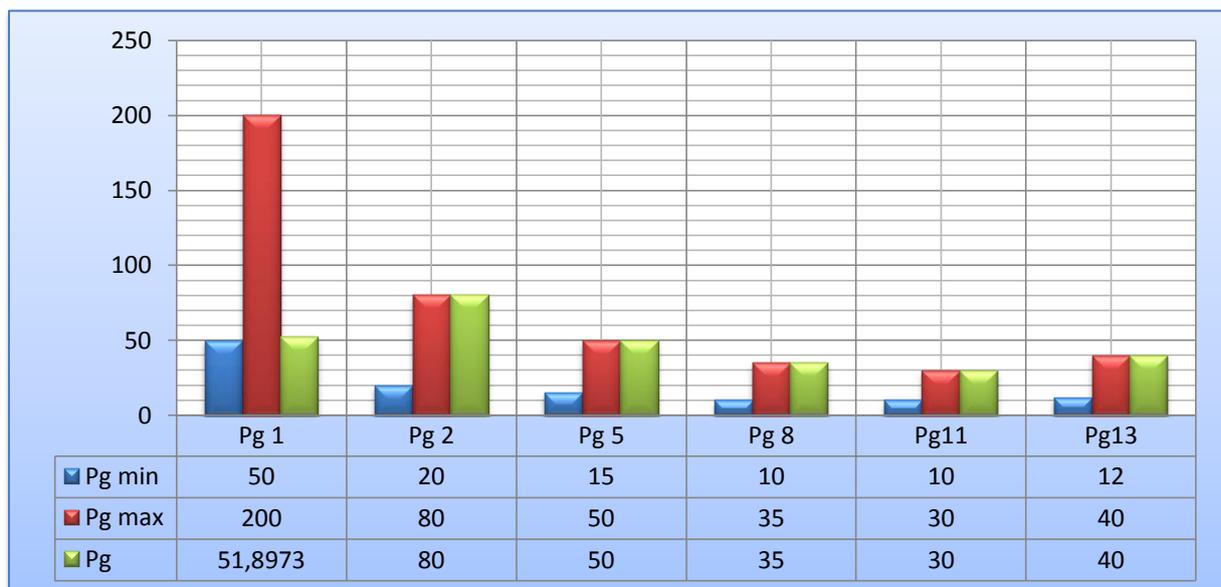


Figure (V.9) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction perte).

La figure suivante représente l'affichage d'une optimisation mono-objective de la fonction des pertes de transmission. On a obtenus une valeur de **3.4973(MW)**, on peut dire que c'est une valeur d'optimisation acceptable par rapport au cas d'optimisation de l'émission. L'émission du gaz correspondant est égale à 15885.0551 (kg/h).

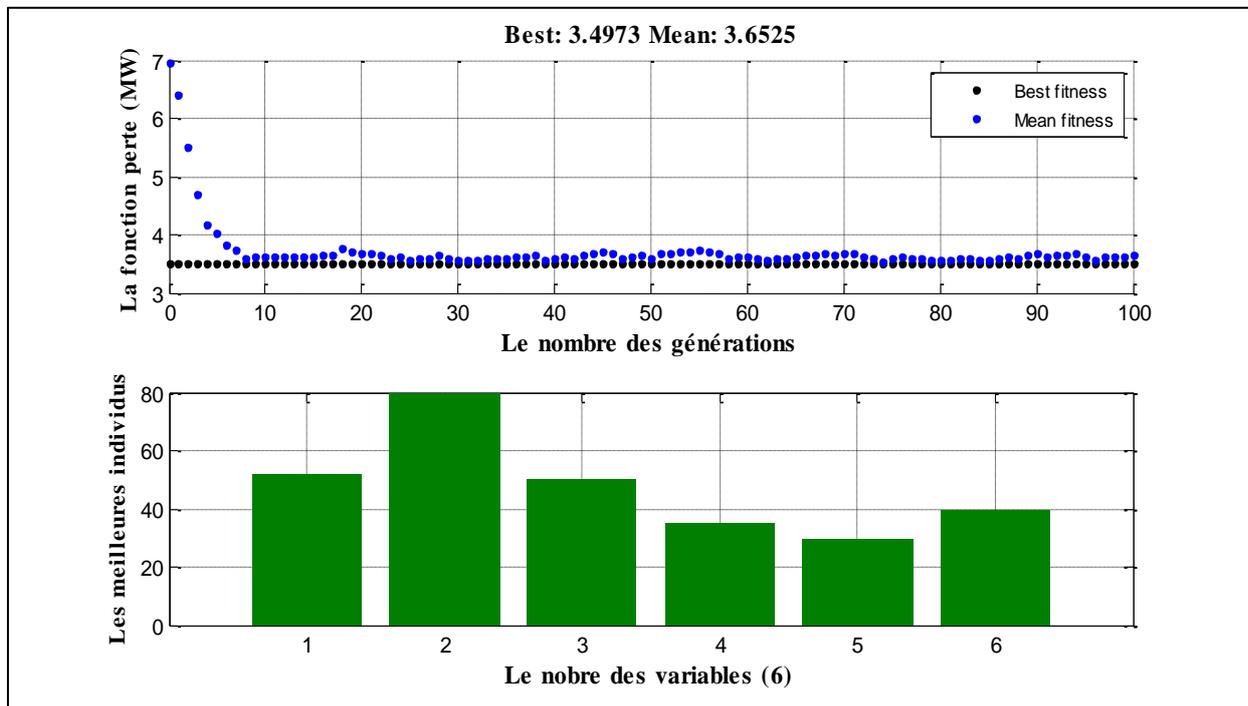


Figure (V.10) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction perte).

Interprétation

Suite aux résultats obtenus par les graphes précédents on constate que les valeurs de puissances générées par chaque centrale sont dans leurs limites admissibles. Il faut noter que la valeur des pertes optimisés (**3.4973(MW)**) à engendrée une augmentation dans les autres fonctions objectifs.

Le deuxième cas d'étude :

V.2 Dispatching économique statique :

Ce cas est consacré à l'analyse du dispatching économique statique basé sur des fonctions cout type quadratique. Quatre réseaux tests sont considérés:

« Le réseau test 1, test 2, test3 et test 4 » et puis on étudier dispatching économique statique basé sur des fonctions non linéaire au réseau test 2, test3 et test 4.

Réseau test 1 : IEEE 30-Bus

V.2.1 Optimisation de la fonction coût linéaire:

Pour cette partie on applique une optimisation mono-objective sur la fonction cout de génération. Les résultats de simulation sont récapitulés dans le Tableau (V.5).

Les unités de production	Les puissances générées en (MW)		
	Notre résultat	[34]	[35]
P_{G1}	176.6137	176.7482	174.5864
P_{G2}	48.6680	50.0039	49.1225
P_{G5}	21.6220	21.4210	21.0870
P_{G8}	21.6097	20.8257	22.4595
P_{G11}	11.9475	11.7584	12.6812
P_{G13}	12.3002	12.0711	12.7031
La valeur de la fonction cout Optimisée (\$/h).	801.8609	801.880	801.9319
La valeur de la fonction émission non-Optimisée. (Kg/h).	365.6	329.466	
Les pertes non optimisées (MW)	9.3611	9.428	9.2395
Emission de gaz NOx non optimisé (kg/h)	1428.984		1423.20
Emission de gaz Cox non optimisé (kg/h)	19236.894		19110.00
Emission de gaz SOx non optimisé (kg/h)	2978.016		2975.50

Tab (V.5) : Les puissances générées pour la minimisation de la fonction coût.

La Figure (V.12) représente la répartition optimale de puissances générées, ces puissances sont dans leurs limites admissibles. La figure (V.12) représente la convergence de l'algorithme génétique.

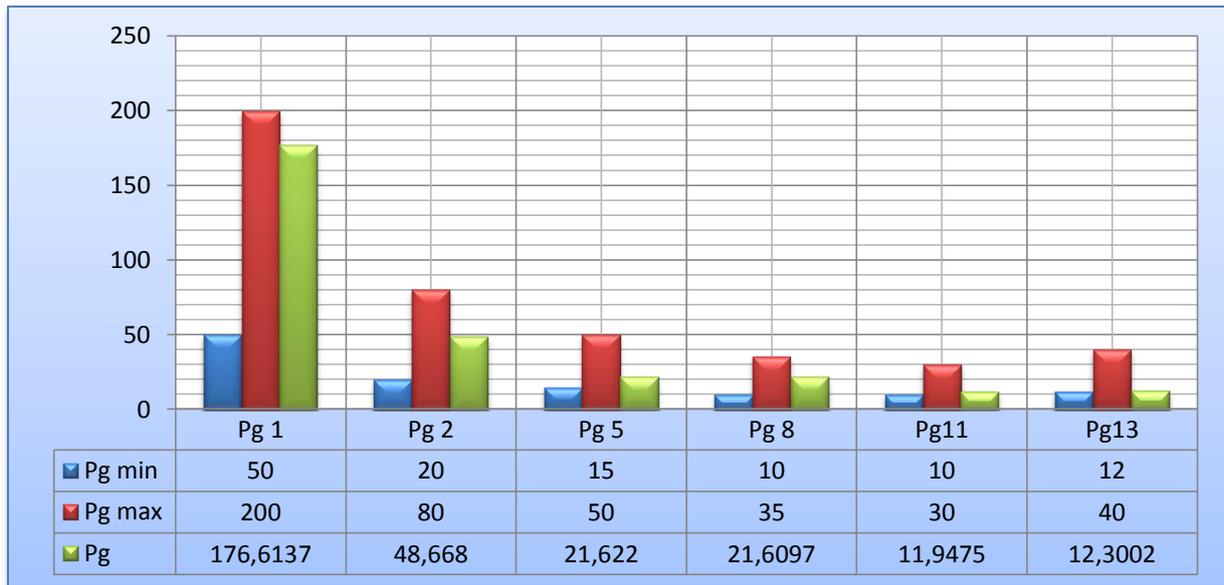


Figure (V.11) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction coût).

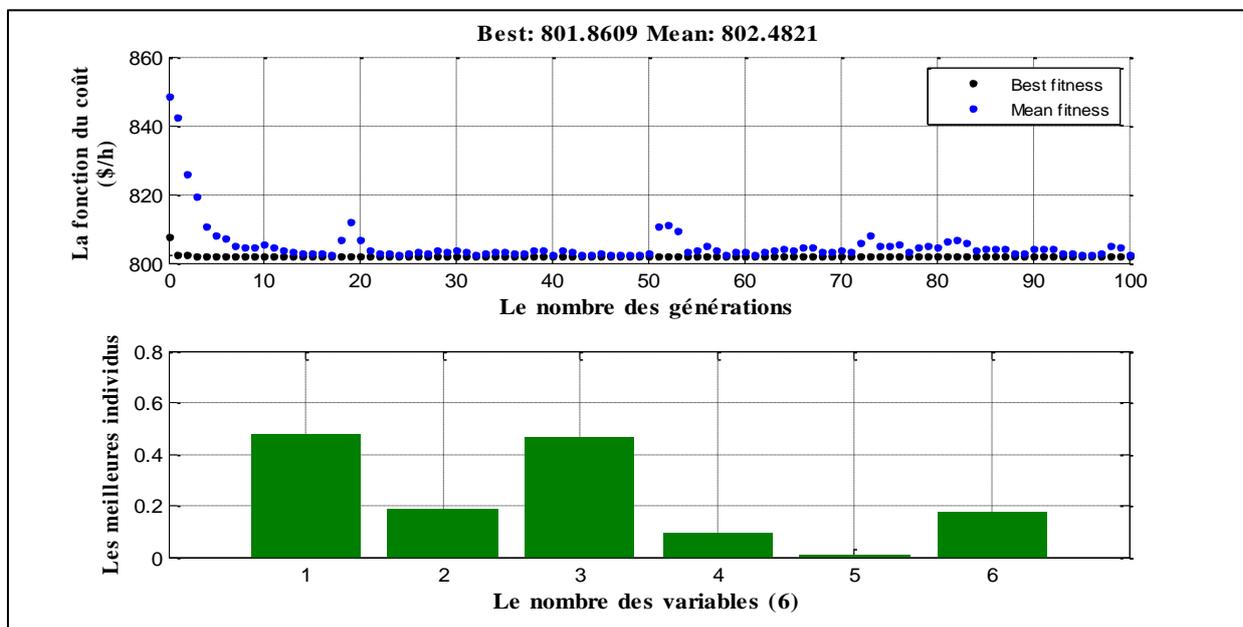


Figure (V.12) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût).

La valeur optimale du coût obtenu égale à **801.8609** (\$/h) qui exprime un bon résultat de minimisation de coût de production par rapport au cas d'optimisation mono-objectif pour les deux autres fonctions « émission des gazes toxiques et les pertes de transmission », ce coût optimal est légèrement meilleur par rapport aux références [34-35]. On remarque la même chose que le cas précédent, une augmentation importante pour la valeur de la fonction émission et la fonction des pertes.

Interprétation

Après les trois étapes précédentes, et après l'application d'une technique d'optimisation mono-objective sur les trois fonctions « pertes, émission et cout de production », nous pouvons dire que chaque fois que nous essayons de minimiser une seule fonction séparément on aura un accroissement des valeurs de autres fonctions. Cela explique clairement l'aspect contradictoire entre les différentes fonctions objectives.

V.2.2 Optimisation de la fonction coût linéaire et non linéaire sans pertes:

Réseau test 2 : 5 unités [36]

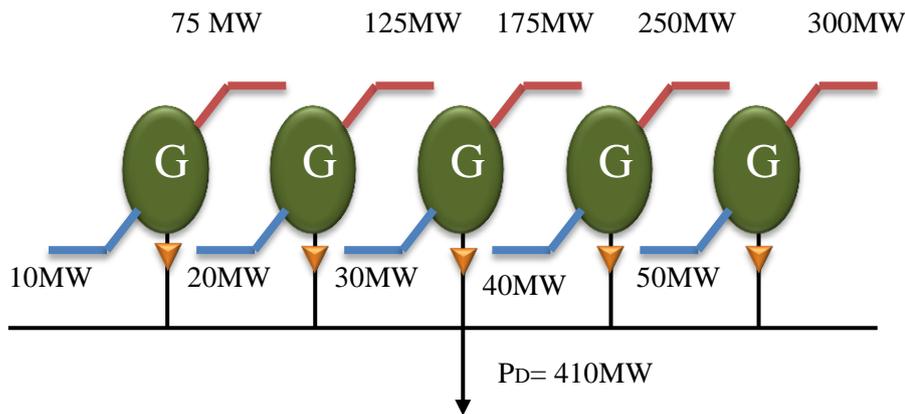


Figure (V.13) : Schéma équivalent de réseau électrique du réseau test2.

Fonction fitness							
Quadratique				Non linéaire			
Lagrange		Génétique		Génétique		PSO	
P_{G1}	14.8592	P_{G1}	14.8589	P_{G1}	18.8586	P_{G1}	10
P_{G2}	72.9577	P_{G2}	72.9581	P_{G2}	98.5555	P_{G2}	20
P_{G3}	57.3944	P_{G3}	57.3951	P_{G3}	112.7065	P_{G3}	30
P_{G4}	118.8732	P_{G4}	118.8731	P_{G4}	40.1060	P_{G4}	210.2
P_{G5}	145.9155	P_{G5}	145.9149	P_{G5}	139.7735	P_{G5}	139.8
Le coût (\$/h)	1194.72	Le coût (\$/h)	1194.7204	Le coût (\$/h)	1244.189	Le coût (\$/h)	1215.5

Tab (V.6) : Les répartitions optimales des puissances générées en utilisant la méthode mathématique de Lagrange, l'algorithme génétique et le PSO.

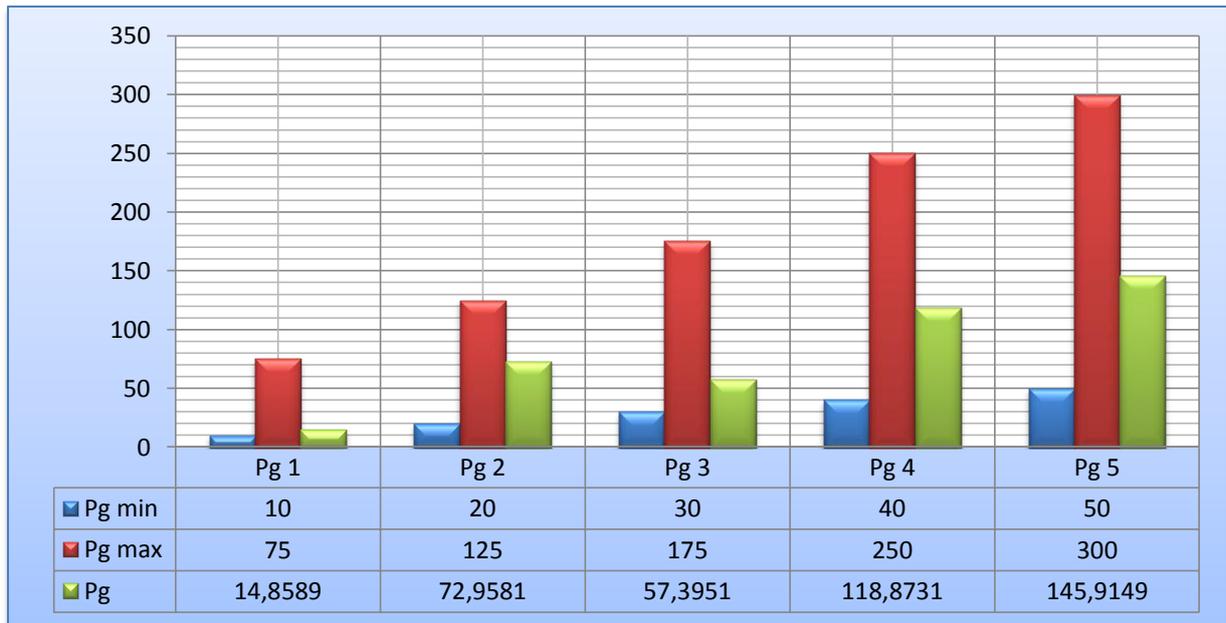


Figure (V.14) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire).réseau test 2

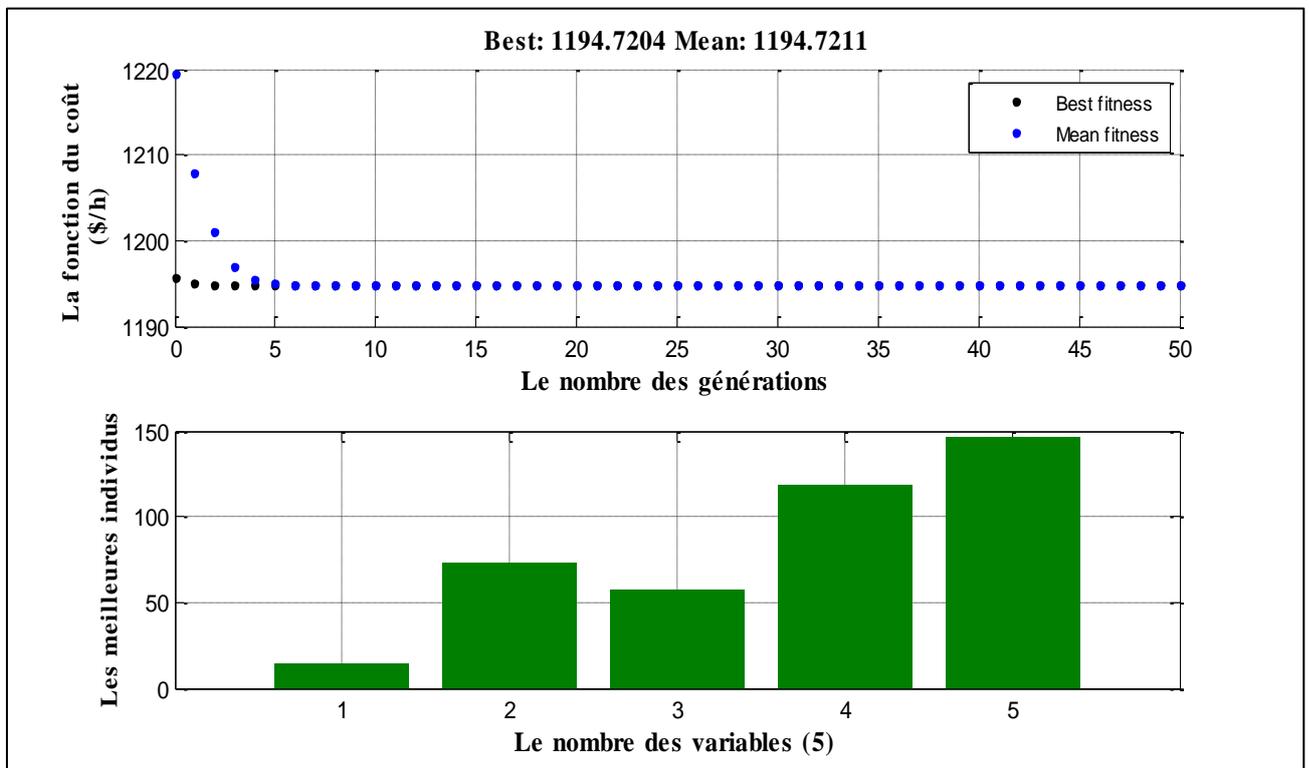


Figure (V.15) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire). Réseau test 2

Due à l'aspect stochastique le programme réalisé est exécuté plusieurs fois afin de trouver la valeur la plus proche du point optimal. Le coût optimal trouvé par l'algorithme génétique est de **1194.7204** (\$/h) qui est très proche du cout obtenu par la méthode de Lagrange dans le cas

d'optimisation de la fonction du coût linéaire « quadratique », et aussi proche du coût obtenu par le PSO.

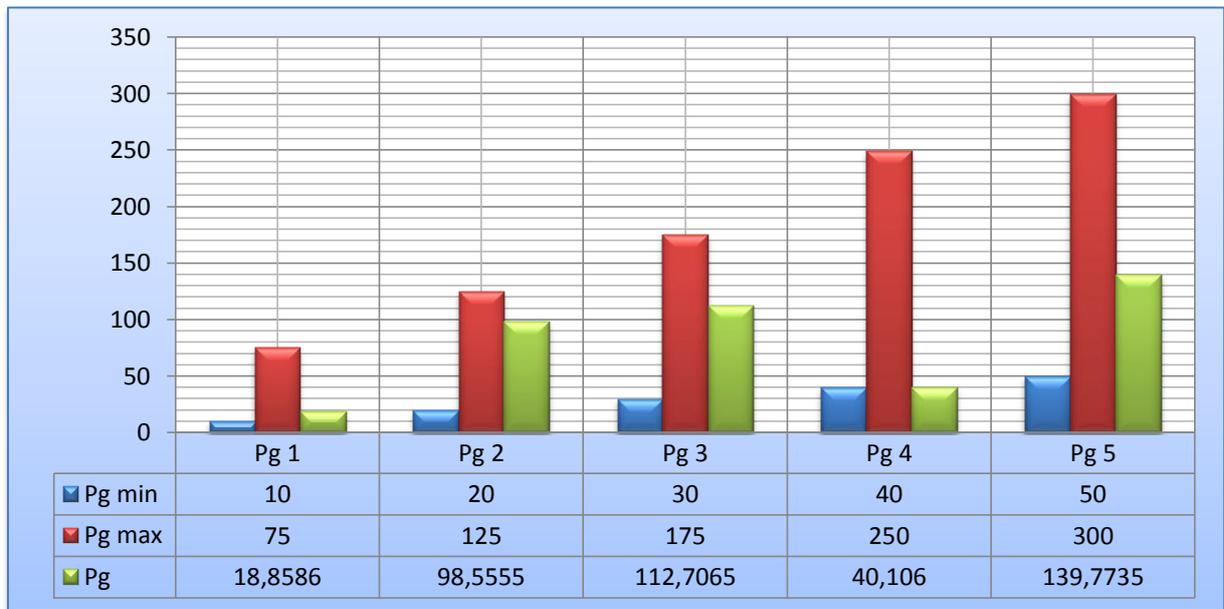


Figure (V.16) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction coût non linéaire).réseau test 2

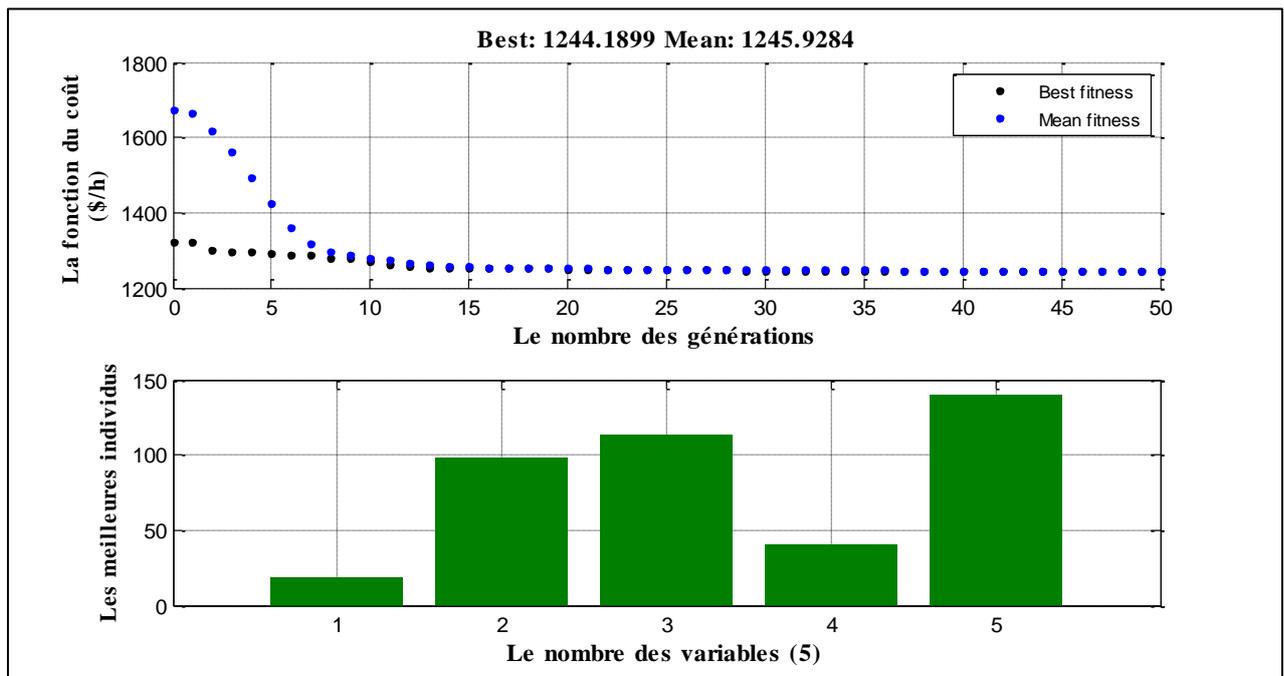


Figure (V.17) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût non linéaire). Réseau test 2

Pour le cas où la fonction fitness est non linéaire le coût obtenu par l'algorithme génétique est de **1244.189** (\$/h). On observe que le coût de production de type non linéaire est supérieur au

coût de type quadratique puisque la fonction non linéaire reflète le modèle le plus proche de la réalité.

Le tableau (V.6) montre la répartition optimale des puissances générées par utilisation de la méthode mathématique de Lagrange, l'algorithme génétique et le PSO.

Les Figures (V.15-V.17), montrent la convergence de l'algorithme génétique pour la fonction objectif quadratique et avec considération de l'effet de la valve respectivement.

Réseau test 3 : 10 unités [36]

Fonction fitness							
Quadratique				Non linéaire			
Lagrange		Génétique		Génétique		P.S.O	
P _{G1}	150	P _{G1}	159.3158	P _{G1}	150.0000	P _{G1}	150
P _{G2}	135	P _{G2}	167.0226	P _{G2}	135.0001	P _{G2}	135
P _{G3}	206	P _{G3}	120.1318	P _{G3}	205.2382	P _{G3}	205.24
P _{G4}	60	P _{G4}	60.0000	P _{G4}	60.0000	P _{G4}	60
P _{G5}	73	P _{G5}	121.9992	P _{G5}	73.0000	P _{G5}	73
P _{G6}	160	P _{G6}	159.9982	P _{G6}	122.4499	P _{G6}	122.45
P _{G7}	130	P _{G7}	129.8347	P _{G7}	129.9997	P _{G7}	130
P _{G8}	47	P _{G8}	47.0004	P _{G8}	85.3121	P _{G8}	85.312
P _{G9}	20	P _{G9}	20.1265	P _{G9}	20.0000	P _{G9}	20
P _{G10}	55	P _{G10}	50.5708	P _{G10}	54.9999	P _{G10}	55
Le coût (\$/h)	28007.42	Le coût (\$/h)	28055.033	Le coût (\$/h)	28409.64	Le coût (\$/h)	28410

Tab (V.7) : Résultat après l'application de Lagrange et l'algorithme génétique. (Réseau test 3)

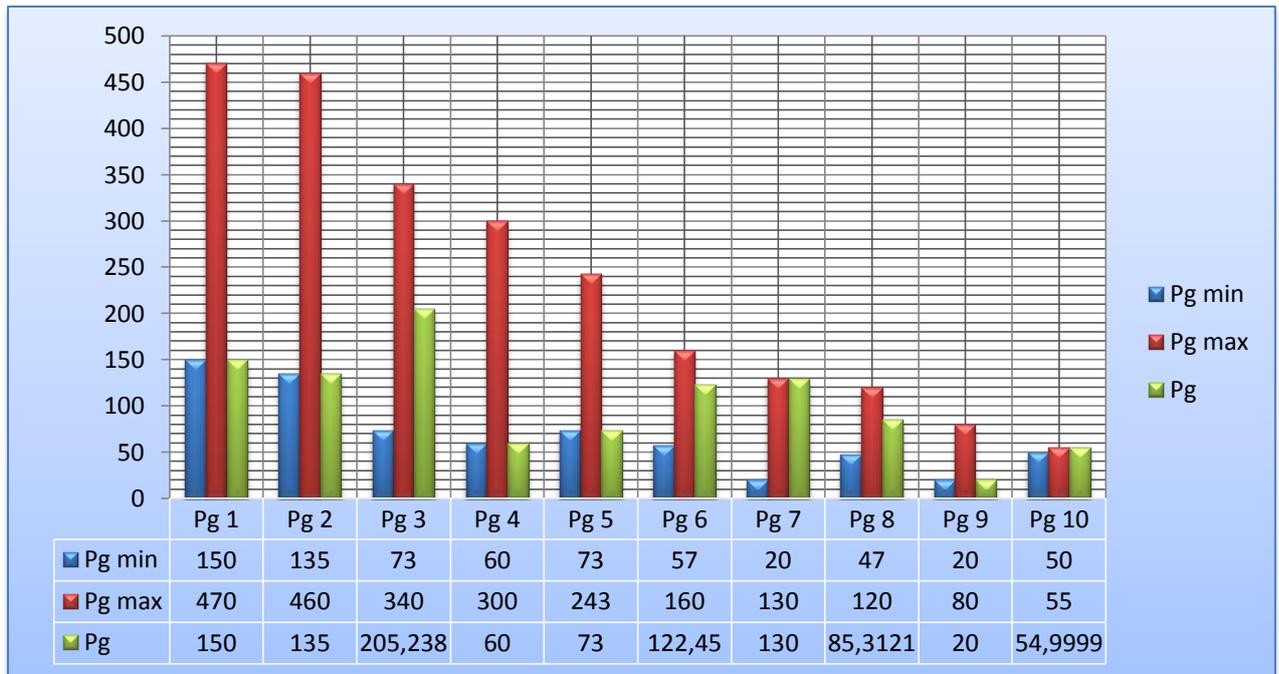


Figure (V.18) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire).réseau test 3.

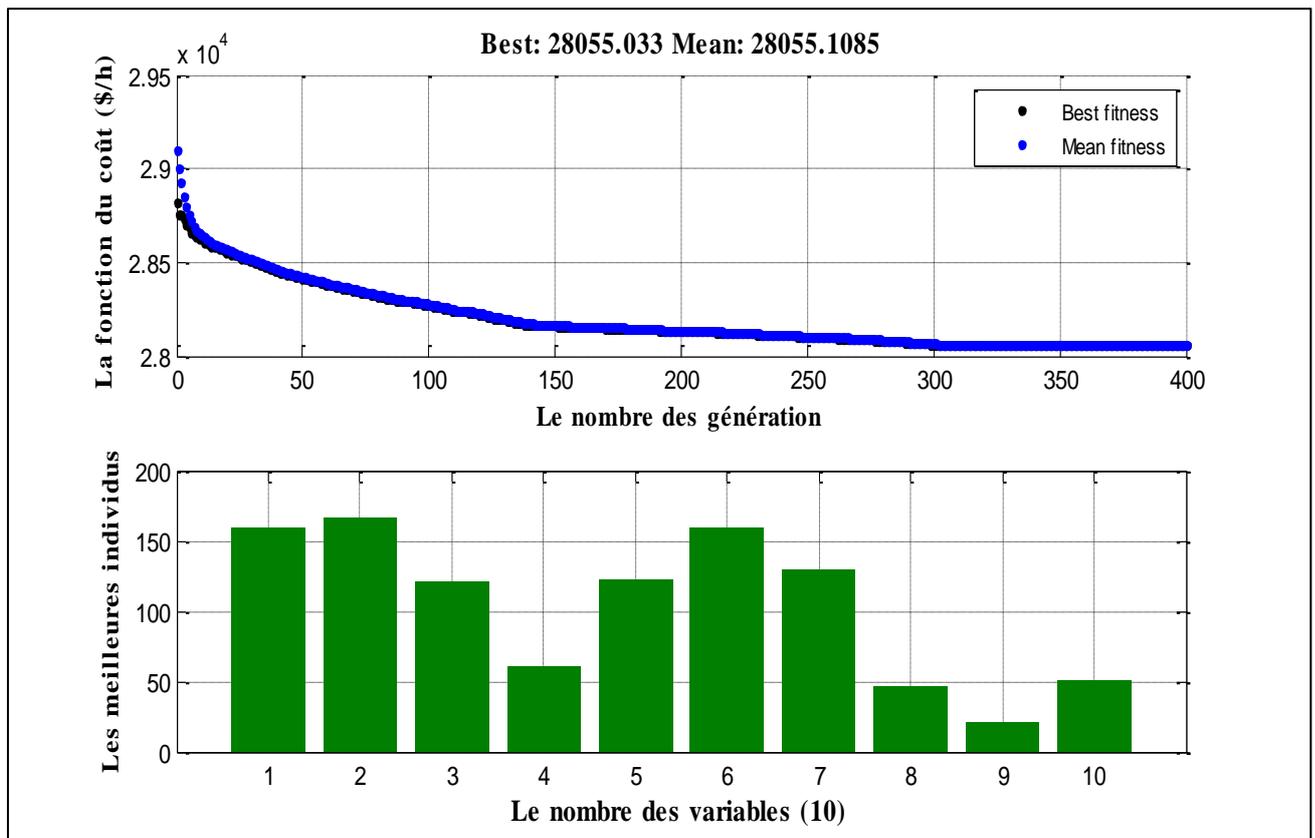


Figure (V.19) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire) Réseau test 3

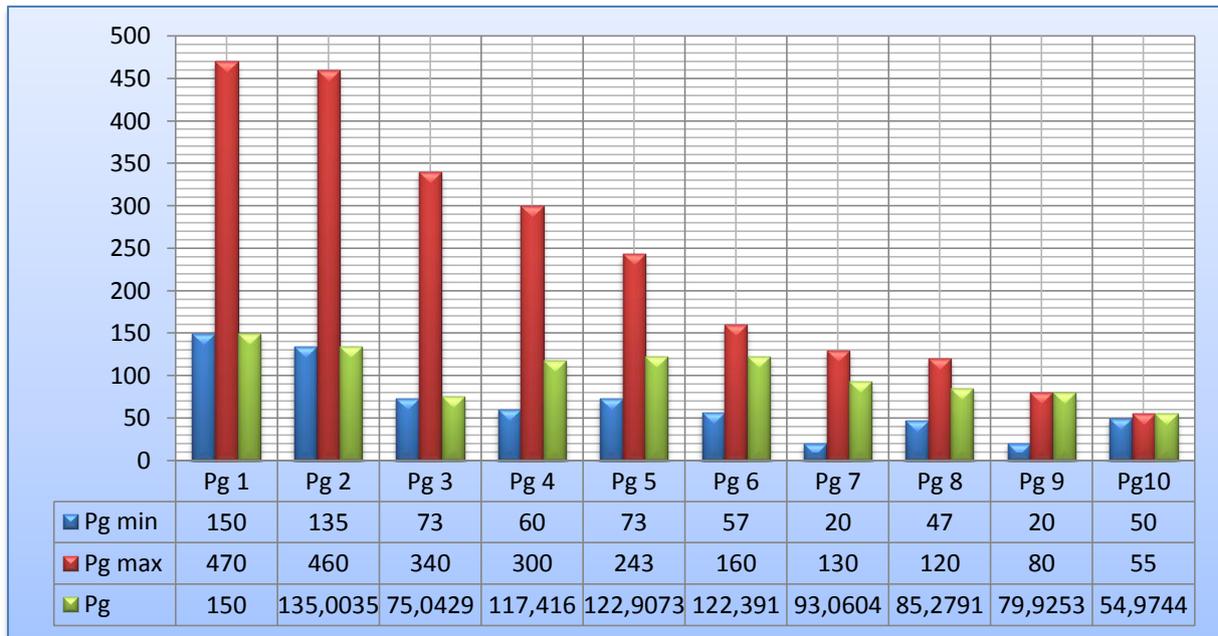


Figure (V.20) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objectif (la fonction coût non linéaire).réseau test 3

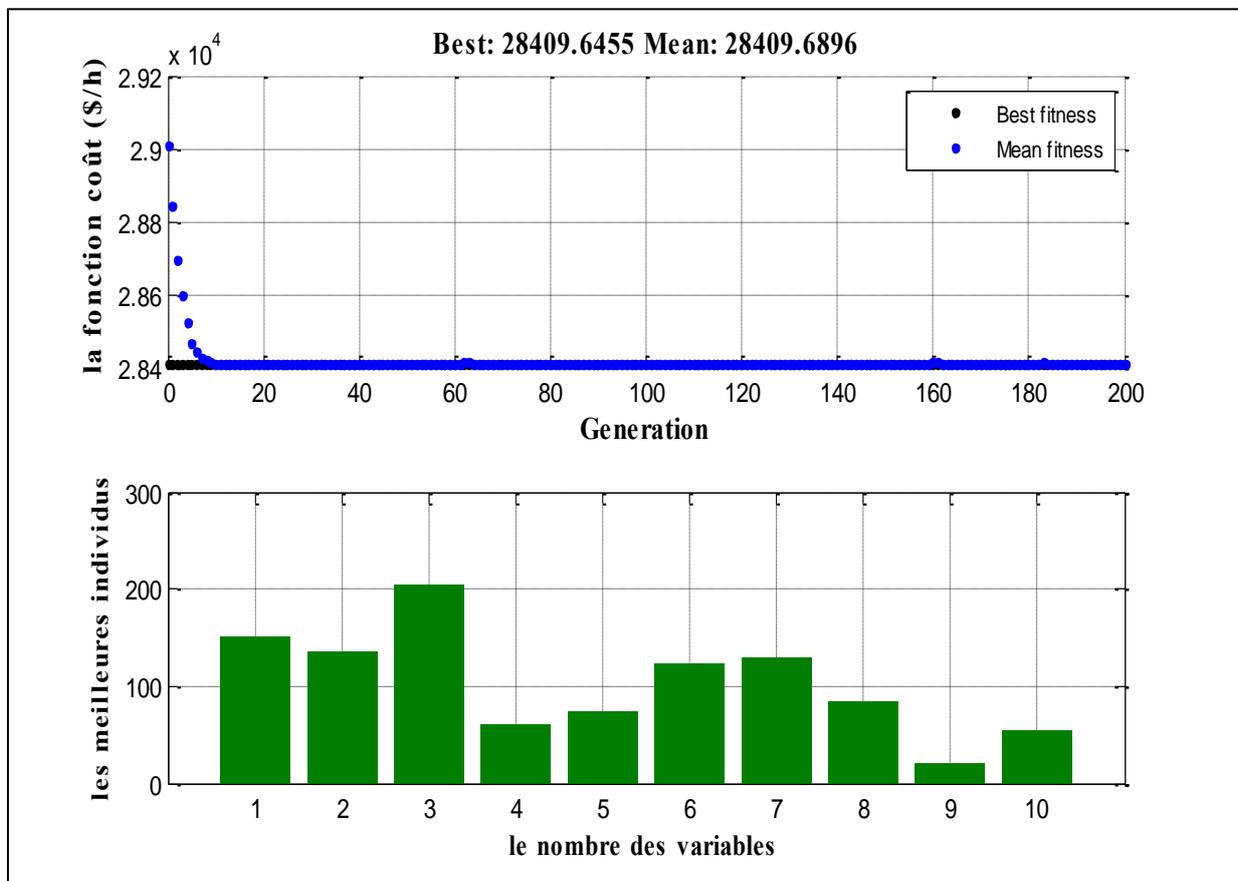


Figure (V.21) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût non linéaire). Réseau test 3

Réseau test 4 : 13 unités [36]

Quadratique		Non linéaire			
Génétique		Génétique		P.S.O	
P_{G1}	531.3852	P_{G1}	359.0392	P_{G1}	448.7989
P_{G2}	237.8752	P_{G2}	299.1974	P_{G2}	150.5383
P_{G3}	251.9556	P_{G3}	144.1945	P_{G3}	151.9969
P_{G4}	96.3084	P_{G4}	109.8666	P_{G4}	109.8665
P_{G5}	99.3320	P_{G5}	109.8665	P_{G5}	109.8665
P_{G6}	98.8274	P_{G6}	109.8665	P_{G6}	109.8666
P_{G7}	98.1120	P_{G7}	109.8665	P_{G7}	109.8665
P_{G8}	98.4359	P_{G8}	109.8665	P_{G8}	159.7331
P_{G9}	97.7519	P_{G9}	109.8665	P_{G9}	109.8665
P_{G10}	40.0160	P_{G10}	77.3969	P_{G10}	77.3999
P_{G11}	40.0003	P_{G11}	77.3961	P_{G11}	77.3999
P_{G12}	55.0001	P_{G12}	91.1901	P_{G12}	92.3999
P_{G13}	55.0002	P_{G13}	92.3866	P_{G13}	92.3999
Le coût (\$/h)	17932.8337	Le coût (\$/h)	18080.3679	Le coût (\$/h)	18075.2849

Tab (V.8) : Résultats après l'application de l'algorithme génétique. (Réseau test 4)

Due à l'aspect stochastique le programme réalisé est exécuté plusieurs fois afin de trouver la valeur la plus proche du point optimal. Pour tous les réseaux tests, le cout optimal trouvé par l'algorithme génétique pour le cas correspondant à la fonction quadratique est inférieur à la valeur optimale obtenue lorsque la fonction fitness considérée tiens compte de l'effet de la valve. Par exemple le cout optimal obtenu pour le réseau test 13 unités est de **17932.8337** (\$/h) qui est inférieur à celui obtenu pour le cas non-linéaire. Les tableaux (V.6- V.8) récapitules les résultats d'optimisation (puissances générées, coût optimale) obtenus par utilisation de l'algorithme génétique proposé comparé avec la méthode de Lagrange et la méthode de PSO. Les figures (V.19-V.22) représentent la convergence de l'algorithme génétique correspondant aux réseaux tests (test2-test3-test4). Les figures (V.14- V.16- V.18- V.20- V.22- V.24- V.25) représentent la répartition optimale des puissances générées correspondant aux réseaux tests (test2-test3-test4) pour une fonction quadratique et une fonction non-linéaire.

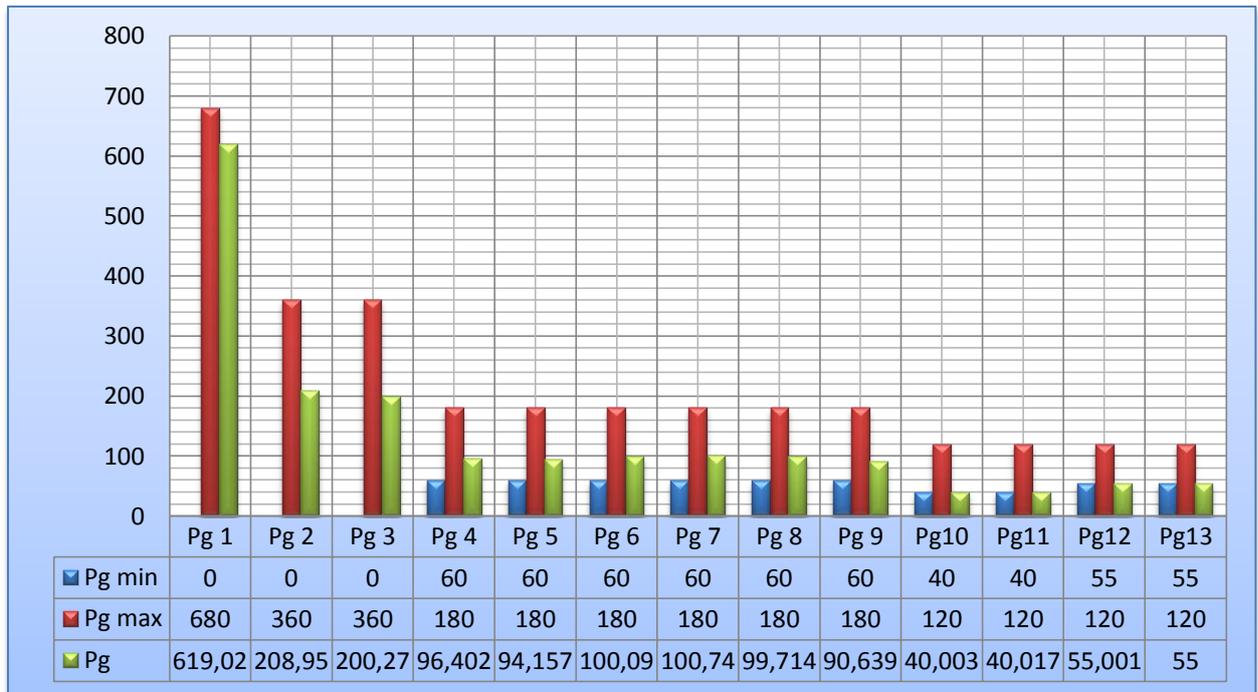


Figure (V.22) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objectif (la fonction coût linéaire).réseau test 4

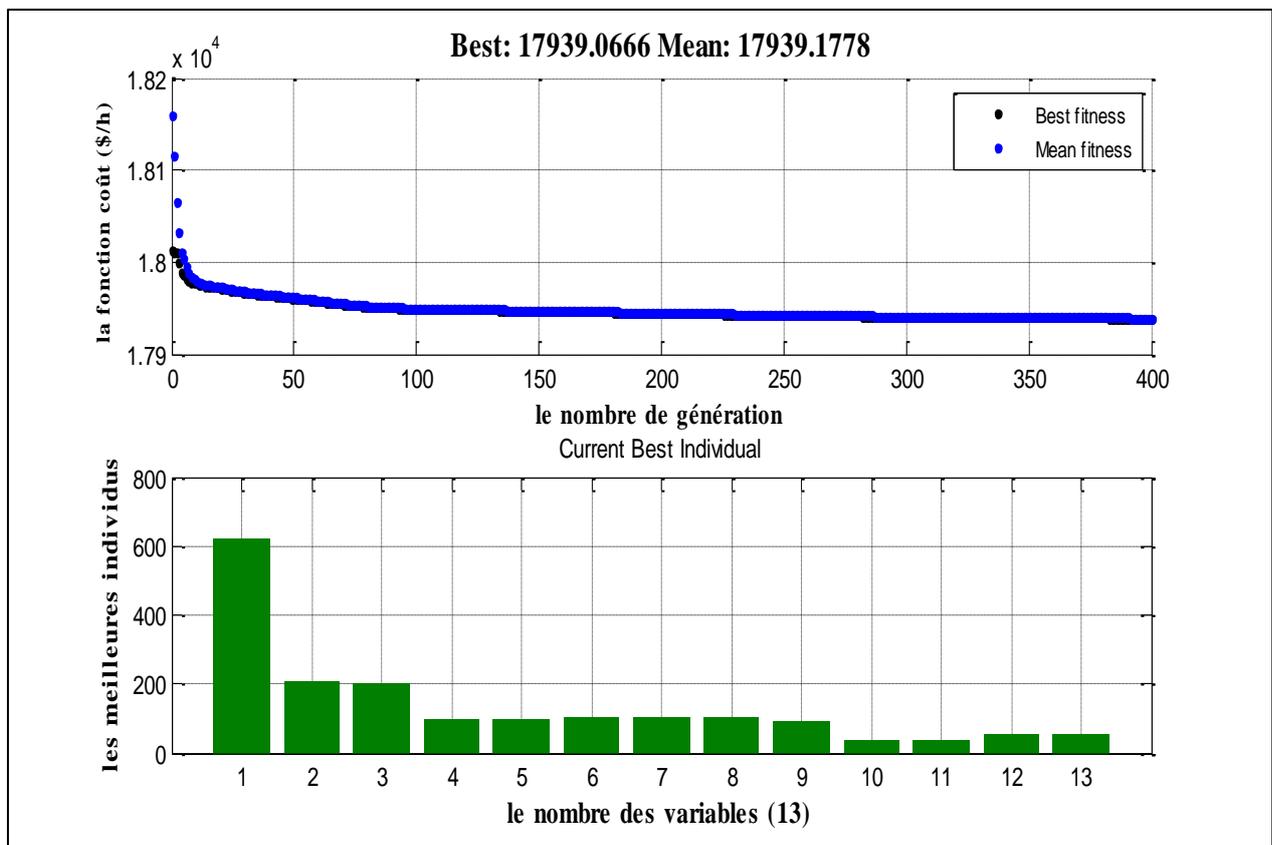


Figure (V.23) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire).

Réseau test 4

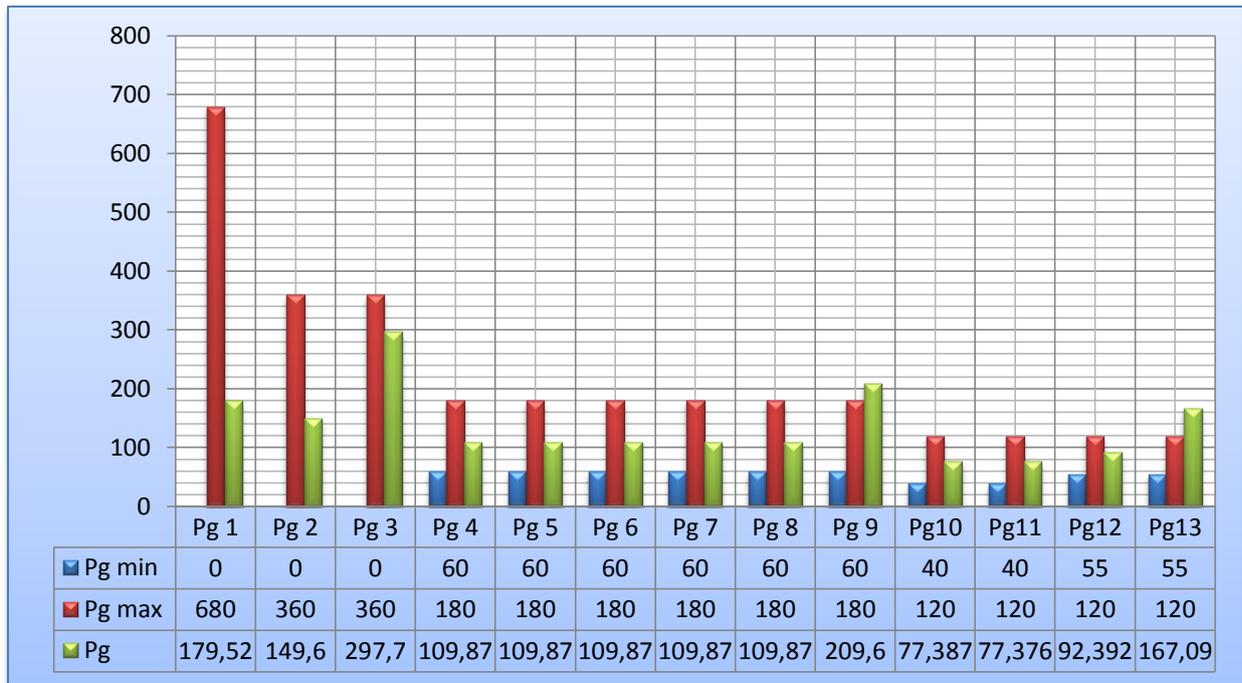


Figure (V.24) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation mono-objectif (la fonction coût non linéaire).réseau test 4

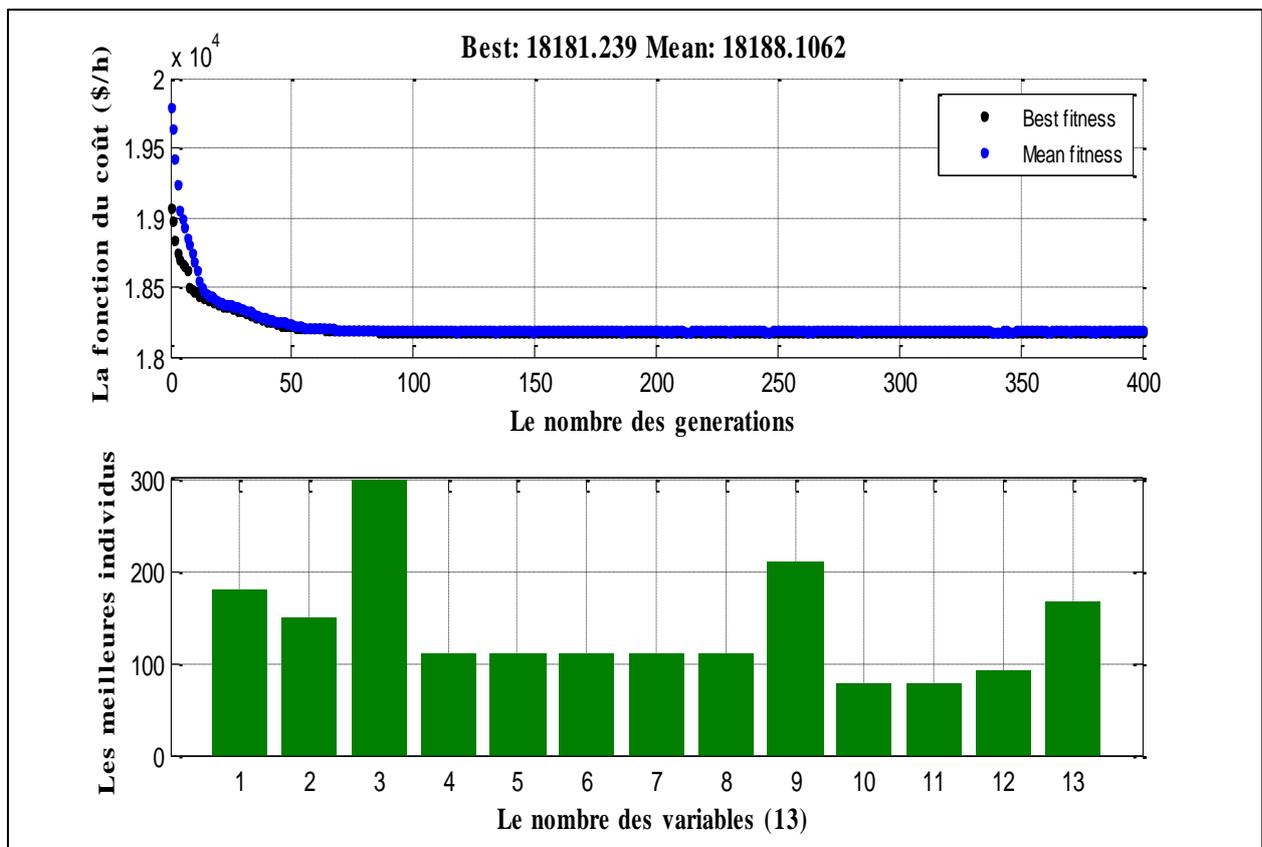


Figure (V.25) : Résultats d'optimisation mono-objective (la fonction coût linéaire). Réseau test 4

V.3 Dispatching économique avec pertes

V.3.1 Estimation des pertes par la Méthode du ‘B-Coefficient’(Réseau test 2)

Afin de démontrer l’impact des pertes sur le cout total, dans cette partie les pertes sont estimés par la méthode de B coefficient. Ces pertes sont estimées par une matrice donnée comme suit :

$$B=1.0e^{-004} \times \begin{bmatrix} 0.4900 & 0.1400 & 0.1500 & 0.1500 & 0.2000 \\ 0.1400 & 0.4500 & 0.1600 & 0.2000 & 0.1800 \\ 0.1500 & 0.1600 & 0.3900 & 0.1000 & 0.1200 \\ 0.1500 & 0.2000 & 0.1000 & 0.4000 & 0.1400 \\ 0.2000 & 0.1800 & 0.1200 & 0.1400 & 0.3500 \end{bmatrix}$$

$$B_{00} = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]; B_0 = 0;$$

Dans cette section la méthode de Lagrange ainsi que l’algorithme génétique sont appliqués sur le réseau test2. Les puissances générées optimales obtenues par la méthode lagrangien et l’algorithme génétique tenant en considération les pertes actives sont illustrées dans le tableau suivant :

Lagrange		L’algorithme génétique	
P_{g1} (MW)	14.8635	P_{g1} (MW)	14.7962
P_{g2} (MW)	72.9536	P_{g2} (MW)	72.8464
P_{g3} (MW)	57.4372	P_{g3} (MW)	57.4007
P_{g4} (MW)	118.8690	P_{g4} (MW)	118.8957
P_{g5} (MW)	145.9124	P_{g5} (MW)	146.0967
Le cout total en (\$/h)	1194.8003	Le cout total en (\$/h)	1194.8004

Tab (V.9) : Résultats du dispatching économique avec perte (B-Coefficient) par la méthode de Lagrange et AG.

A partir des résultats présentés dans le Tableau (V.9) on peut dire que le coût obtenu par les algorithmes génétique est très proche au coût obtenue par la méthode de Lagrange.

V.3.2 Estimation des pertes par l'écoulement de puissance (Réseau test 1)

Dans cette partie les pertes sont calculées par l'écoulement de puissance, l'analyse de l'écoulement de puissance est basée sur la méthode de Newton-Raphson. Les puissances générées optimales considérant les pertes sont illustrées dans le tableau suivant :

P1(MW)	P2(MW)	P3(MW)	P4(MW)	P5(MW)	P6(MW)	Les pertes totales (MW)	Le cout total (\$/h)
176.43	49.00	21.43	21.79	12.05	12.06	9.3609	801.8474

Tab (V.10) : Résultats du dispatching économique avec pertes (l'écoulement de puissance) par l'algorithme génétique.

V.4 Dispatching économique dynamique

V.4.1 Optimisation de la fonction coût linéaire et non linéaire sans pertes

Nous avons consacré cette section à l'étude de dispatching économique dynamique sans pertes, cette fois ci le problème de répartition optimale des puissances actives générées n'est plus statique mais prend une dimension dynamique dans le temps, la demande n'est plus constante mais elle est variable d'une heure à l'autre (24 heures).

Dans ce cas d'étude, l'algorithme génétique est appliqué pour résoudre le problème de dispatching économique dynamique, le réseau test 2 et 3, dans un premier lieu la fonction coût considérée est de type quadratique et puis de type non linéaire. Les puissances demandées pendant 24 heures sont représentées dans le tableau suivant :

Réseau test 2 :

Les puissances demandées pendant 24 heures sont représentées dans le tableau suivant :

Réseau test 2												
Heur	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
P_D (MW)	410	435	475	530	558	608	626	654	690	704	720	740
Heur	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
P_D (MW)	704	690	654	580	558	608	654	704	680	605	527	463

Tab (V.11) : Les puissances demandées pour 24 heures. Réseau test 2

Tout d'abord on effectue une optimisation mono-objective dynamique de la fonction du coût.

La figure suivante représente la courbe de charge pour le réseau test 2 pendant une journée (24 h).

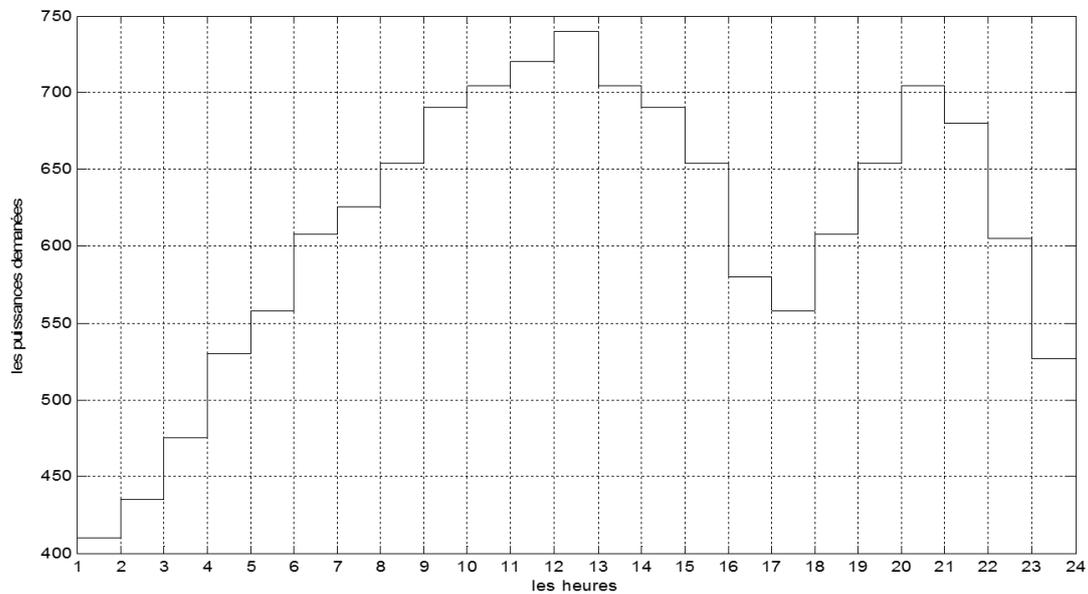


Figure (V.26) : La courbe de charge pour le réseau test 2

La figure en haut représente une courbe de charge pour un réseau test 2 pendant une journée.

Heur	P_{g1} (MW)	P_{g2} (MW)	P_{g3} (MW)	P_{g4} (MW)	P_{g5} (MW)	Coût (\$/h)
1	13.3953	65.2827	78.7278	119.2386	133.3555	1195.7
2	14.4078	79.6811	66.5783	127.8958	146.4369	1251.0
3	17.6383	80.2918	75.9078	140.7480	160.4141	1341.6
4	19.1388	83.4470	94.1344	166.8555	166.4242	1468.3
5	21.1271	89.5342	99.9956	168.0488	179.2943	1533.3
6	18.4800	106.4427	139.0094	169.2247	174.8432	1653.0
7	24.0891	99.1048	117.1476	187.0930	198.5655	1693.9
8	25.1014	101.5077	124.8905	198.3712	204.1292	1760.9
9	26.6304	104.2568	135.4087	214.0423	209.6617	1847.8
10	27.2900	106.0847	140.3301	218.1916	212.1036	1881.8
11	27.8252	107.8484	144.5766	224.2189	215.5310	1920.9

12	29.3497	110.9272	152.1880	227.2508	220.2843	1970.0
13	27.0415	105.7965	140.4320	217.0324	213.6975	1881.8
14	26.6184	104.3759	136.0742	213.7433	209.1882	1847.8
15	25.2177	100.4268	126.3204	201.2912	200.7439	1760.9
16	22.5017	95.6498	103.9833	171.3070	186.5582	1585.0
17	21.3105	94.5643	96.7085	166.1448	179.2718	1533.4
18	22.7656	82.1158	122.6857	188.7347	191.6983	1651.7
19	25.6518	104.2917	121.1823	208.7097	194.1645	1761.1
20	26.8587	104.3169	153.9363	218.9813	199.9070	1882.3
21	26.8780	103.1442	136.2689	207.2504	206.4586	1823.6
22	23.0876	94.8778	112.2366	184.8613	189.9368	1643.9
23	19.7357	86.0609	90.4487	158.4787	172.2760	1461.2
24	17.0120	79.0600	67.9470	146.6815	152.2996	1314.4
					Le cout total (\$/h)	39665

Tab (V.12) : Résultats des puissances générées optimales et le coût linéaire total

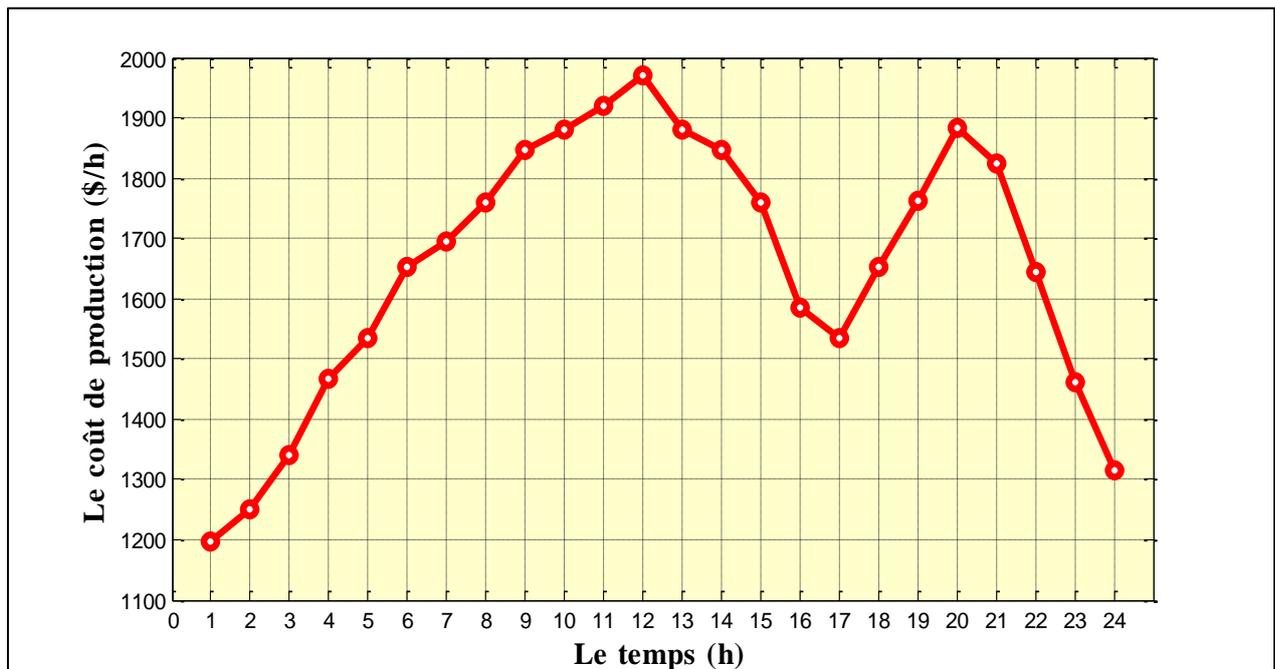


Figure (V.27) : courbe représente le coût de production linéaire en fonction de temps (24 heures).

Due à l'aspect stochastique le programme réalisé est exécuté plusieurs fois afin de trouver la valeur la plus proche du point optimal. Le cout total dynamique optimal trouvé par

l'algorithme génétique est de **39665** (\$/h) pour une durée de 24 h. On peut également dire que c'est une valeur d'optimisation acceptable en la comparant aux résultats obtenus par PSO cité dans la référence [36].

La figure (V.27) représente la variation de coût linéaire de production optimal en fonction du temps (pendant 24h).

Maintenant en va considérer une nouvelle contrainte liée au comportement d'une unité de production, c'est l'effet de l'ouverture des vannes d'admission de vapeur qui est étudiée en détail au deuxième chapitre. Pour représenter cet effet, une composante sinusoïdale sera ajoutée à la caractéristique quadratique du coût.

Dans le cas non linéaire les résultats obtenus sont représentés dans le tableau suivant :

Heur	P _{g1} (MW)	P _{g2} (MW)	P _{g3} (MW)	P _{g4} (MW)	P _{g5} (MW)	Coût (\$/h)
1	23.8788	98.5398	112.6735	124.9079	50.0000	1269.9
2	30.5712	20.0000	30.0013	124.9079	229.5196	1348.5
3	10.0031	87.8947	112.4653	124.8933	139.7437	1404.1
4	10.0000	52.8990	112.6735	124.9079	229.5196	1614.3
5	70.8990	20.0000	112.6735	124.9079	229.5196	1628.8
6	47.2111	98.5398	112.6735	209.8158	139.7598	1760.1
7	53.9911	20.0000	112.6735	209.8158	229.5196	1817.4
8	10.0000	92.1258	112.5805	209.8002	229.4935	1800.8
9	39.4513	98.5398	112.6735	209.8158	229.5196	1945.0
10	10.0000	98.5398	156.1248	209.8158	229.5196	2044.7
11	69.4513	98.5398	112.6735	209.8158	229.5196	1996.7
12	27.1248	98.5398	175.0000	209.8158	229.5196	2149.3
13	53.4513	98.5398	112.6735	209.8158	229.5196	1985.7
14	23.9237	114.0669	112.6735	209.8161	229.5198	1986.1
15	10.0000	95.6805	108.9852	209.8157	229.5185	1802.8
16	75.0000	124.9997	115.1788	125.0616	139.7598	1794.6
17	74.9998	101.4653	116.8659	124.9076	139.7614	1643.4
18	47.2111	98.5398	112.6735	209.8158	139.7598	1760.1
19	10.0000	92.0207	112.6439	209.8158	229.5196	1800.7

20	31.7623	120.2289	112.6735	209.8158	229.5196	2070.0
21	29.4513	98.5398	112.6735	209.8158	229.5196	1897.9
22	37.1248	98.5398	30.0000	209.8158	229.5196	1747.5
23	51.1190	98.5398	112.6735	124.9079	139.7598	1571.6
24	64.9390	98.5398	30.0013	40.0000	229.5198	1427.0
Le coût total (\$/h)			42267			

Tableau (V.13): Résultats des puissances générées optimales et le coût non linéaire total

Après exécution de programme on a eu une valeur on peut également dire que c'est une valeur d'optimisation acceptable. Le cout non linéaire optimal trouvé par l'algorithme génétique est de **42267** (\$/h). On remarque aussi que le temps d'exécution est grand par rapport à la fonction quadratique. D'autre part on peut dire que l'effet d'ouverture de vanne engendre une augmentation notable du coût total de production, en le comparant par le coût optimal correspond une fonction quadratique.

La figure (V.28) représente la variation de coût de production non linéaire en fonction de temps (pendant une journée).

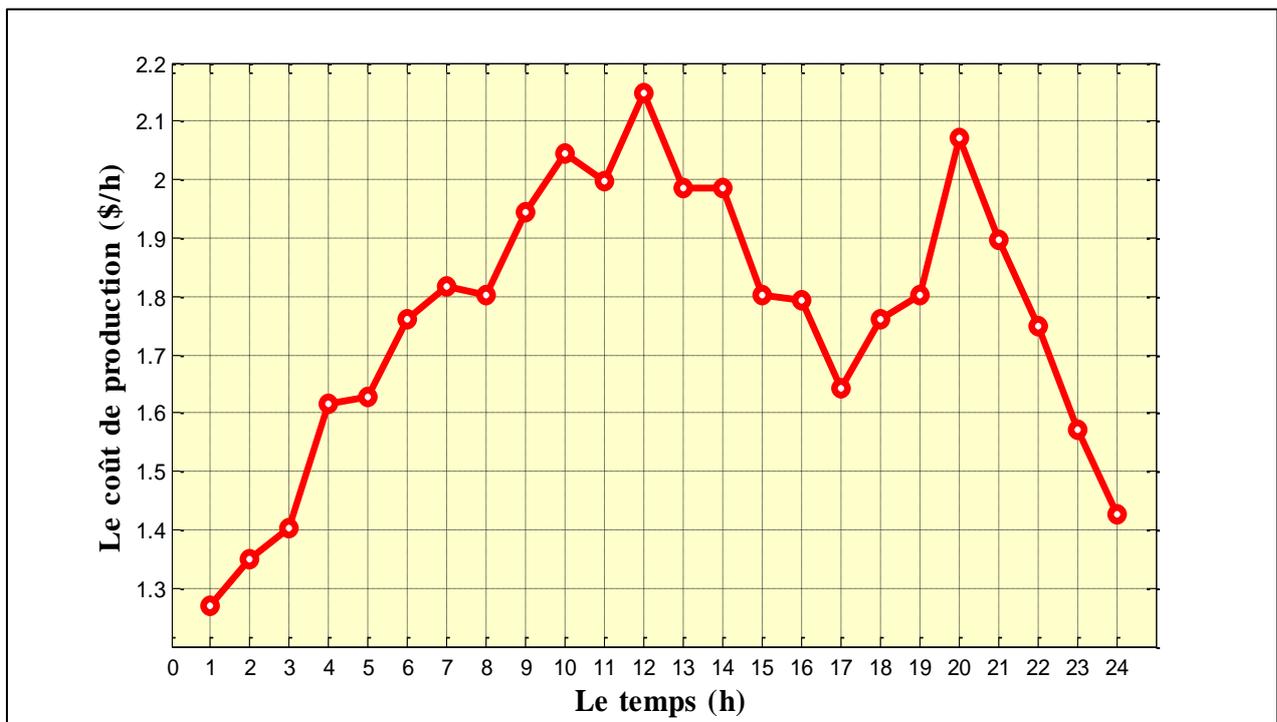


Figure (V.28) : Courbe représente le coût de production non linéaire en fonction de temps (24 heures)

Réseau test 3 : 10 unités [36]

Les puissances demandées pendant 24 heures sont représentées dans le tableau suivant :

Réseau test 3												
Heur	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
P_D (MW)	1036	1110	1258	1406	1480	1628	1702	1776	1924	2072	2146	2220
Heur	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
P_D (MW)	2072	1924	1776	1554	1480	1628	1776	2072	1924	1628	1332	1184

Tab (V-14) : Les puissances demandées pour 24 heures. Réseau test 3

Comme nous avons vue précédemment et pour la même manière on applique les algorithmes génétiques pour résoudre ce problème sur le réseau test 3. Donc on a besoin d'étudier et optimiser la fonction du coût soit se forme quadratique ou se forme non linéaire « l'effet d'ouverture des vanne » puis on va essayer d'expliquer et comparer les résultats entre les deux cas « linéaire et non linéaire ».

En fin on va connaître quelle cas qui représente l'aspect physique « la réalité de ce problème » le cas linéaire ou l'autre non linéaire.

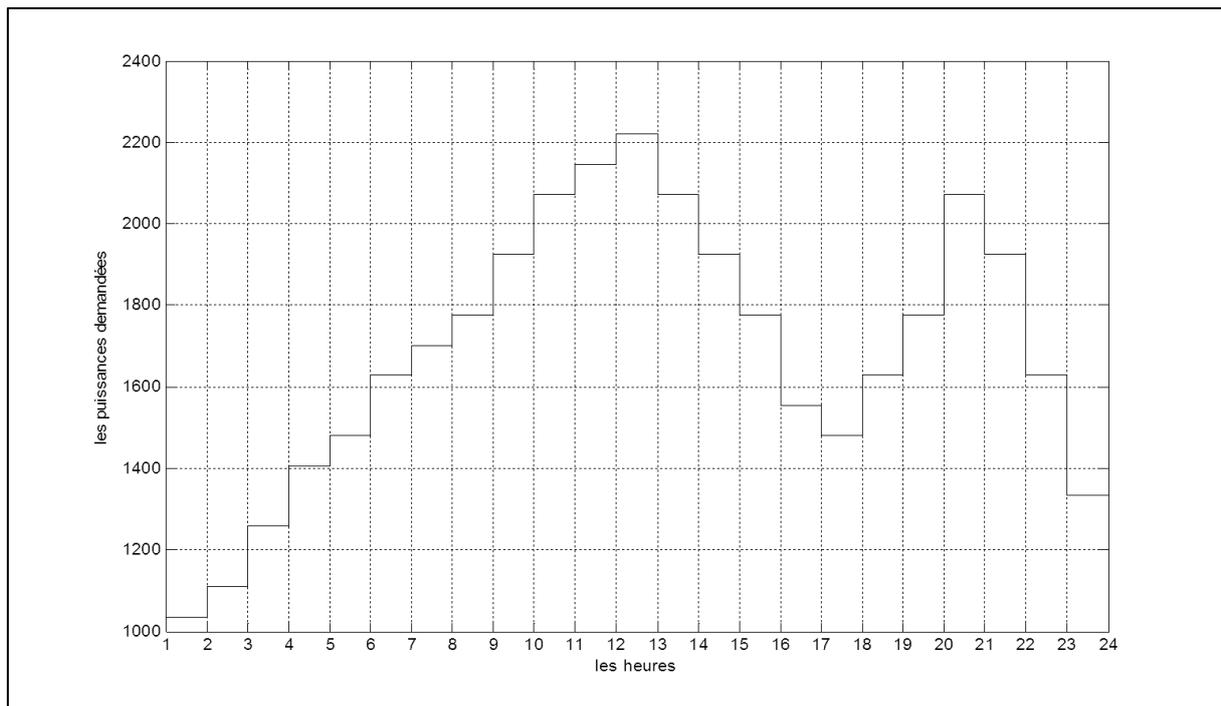


Figure (V.29) : La courbe de charge pour le réseau test 3

La figure (V.29) représente une courbe de charge (puissances demandées) pendant une journée pour le réseau test 3 et pour cette variation des puissances demandées on a devant un problème qu'il s'appelle dispatching économique dynamique.

Heur	P_D (MW)	P_{g1} (MW)	P_{g2} (MW)	P_{g3} (MW)	P_{g4} (MW)	P_{g5} (MW)
1	1036	156.0544	171.4402	139.8882	60.0000	101.4102
2	1110	185.4402	176.0368	163.6317	60.0001	117.8870
3	1258	236.5342	201.8182	213.8923	60.0000	138.7385
4	1406	223.0417	203.1861	284.1887	60.0024	228.5702
5	1480	189.5654	251.9120	331.6230	60.0822	239.5299
6	1628	299.9056	285.8536	339.7050	60.0000	235.3002
7	1702	278.1174	371.9666	339.2622	62.4715	242.7990
8	1776	333.6328	345.6180	339.9006	108.6169	241.2417
9	1924	375.7854	434.3343	339.9553	122.3635	242.0868
10	2072	468.2408	459.9873	339.9836	150.4599	242.6627
11	2146	469.9982	459.9999	340.0000	193.9166	243.0000
12	2220	470.0000	460.0000	340.0000	236.4127	243.0000
13	2072	469.9996	460.0000	339.9969	129.5453	242.9999
14	1924	412.0163	436.4758	340.0000	87.5270	240.6654
15	1776	370.3495	369.3546	333.7827	60.0000	235.5194
16	1554	291.4675	259.6402	294.5001	60.0405	241.1655
17	1480	220.6333	238.5338	330.7021	60.0088	223.0770
18	1628	309.1496	310.6671	304.0212	60.0000	237.0584
19	1776	348.0596	379.0703	339.8562	60.2548	241.0704
20	2072	469.9983	459.9977	339.9546	142.0338	242.9236
21	1924	392.8328	435.4322	339.8011	109.0629	239.8639
22	1628	285.6198	296.8110	338.8930	60.0011	239.6041
23	1332	258.4993	178.9732	282.1152	60.0007	145.4030
24	1184	160.9223	171.2519	214.1861	60.0001	170.5732

Heur	P _{g6} (MW)	P _{g7} (MW)	P _{g8} (MW)	P _{g9} (MW)	P _{g10} (MW)	Cout
1	159.9879	129.9998	47.0000	20.0286	50.1906	28033.785
2	159.9994	130.0000	47.0000	20.0042	50.0007	29621.758
3	160.0000	130.0000	47.0000	20.0000	50.0168	32792.143
4	160.0000	130.0000	47.0086	20.0023	50.0000	35971.855
5	159.9958	130.0000	47.1081	20.0413	50.1423	37530.451
6	159.9957	130.0000	47.1122	20.0006	50.1272	40737.055
7	159.8049	129.8510	47.1409	20.1562	50.4302	42329.831
8	159.9839	130.0000	47.0059	20.0002	50.0000	44053.337
9	159.9914	129.9763	47.1825	20.4888	51.8358	47297.068
10	159.9522	129.9343	48.2360	20.7743	51.7689	50601.081
11	160.0000	129.9987	74.5891	20.3337	54.1638	52372.353
12	159.9993	130.0000	104.2743	21.3139	54.9998	54159.292
13	160.0000	129.9999	64.3788	20.0798	54.9999	50588.914
14	159.9697	130.0000	47.3192	20.0193	50.0072	47219.141
15	159.9010	130.0000	47.0000	20.0338	50.0591	43945.960
16	160.0000	130.0000	47.1082	20.0227	50.0553	39168.762
17	159.9965	130.0000	47.0304	20.0000	50.0183	37532.632
18	160.0000	129.9616	47.0805	20.0596	50.0020	40755.071
19	159.9700	130.0000	47.0000	20.0846	50.6340	43938.884
20	159.9868	129.9980	52.7113	20.0046	54.3913	50593.101
21	159.7171	129.9997	47.0312	20.0312	50.2279	47265.527
22	159.9572	129.9734	47.0000	20.0012	50.1391	40733.631
23	160.0000	129.9985	47.0071	20.0009	50.0020	34363.231
24	159.9811	130.0000	47.0006	20.0006	50.0841	31198.877
Le coût total (\$/h)		1002803.751				

Tableau (V.15): Résultats des puissances générées optimales et le coût linéaire total

Le tableau suivant représente les résultats des puissances générées optimales et le coût non linéaire total pendant une journée (24 heures).

Heur	P _D (MW)	P _{g1} (MW)	P _{g2} (MW)	P _{g3} (MW)	P _{g4} (MW)	P _{g5} (MW)
1	1036	150.0001	135.0172	73.0338	120.4068	122.8309
2	1110	150.0034	135.0320	100.8843	120.4898	122.9759
3	1258	150.0091	135.0000	164.2177	120.2289	172.7331
4	1406	226.6225	135.0069	183.7955	180.8267	172.7309
5	1480	169.7421	222.2630	186.7287	183.9102	172.7372
6	1628	226.6297	222.2968	219.7885	220.1013	222.5995
7	1702	226.6245	222.2600	274.2796	241.2321	222.5858
8	1776	237.6518	222.2624	311.9041	244.6596	242.9580
9	1924	303.2374	309.4986	297.4838	300.0000	222.6171
10	2072	336.4468	309.5328	339.6750	299.9984	241.7743
11	2146	379.8486	396.7936	302.2693	299.9698	222.5791
12	2220	395.8290	396.8038	339.9864	299.9998	242.5420
13	2072	338.0417	309.5456	338.4836	299.9826	241.4102
14	1924	303.2478	309.5178	297.3015	300.0000	222.5979
15	1776	226.7197	222.2673	298.1906	241.3024	242.9670
16	1554	150.0032	222.2554	201.7985	240.8261	222.5866
17	1480	226.6342	222.2784	192.9320	180.8305	172.7489
18	1628	226.6254	222.2665	198.5340	241.2524	222.6690
19	1776	226.6461	222.2669	301.2369	241.2681	240.0221
20	2072	303.2484	350.7894	332.2443	299.9969	241.1264
21	1924	303.2639	309.5459	299.4755	244.4345	222.6533
22	1628	226.6007	222.2901	259.6258	180.6640	222.5755
23	1332	150.0018	135.0578	185.4442	180.8190	172.7370
24	1184	150.0005	135.0074	149.1082	120.4024	122.8623

Heur	P _{g6} (MW)	P _{g7} (MW)	P _{g8} (MW)	P _{g9} (MW)	P _{g10} (MW)	Cout
1	122.3591	93.0502	85.3121	78.9898	55.0000	29295.97
2	124.0170	129.5836	119.9882	52.0260	55.0000	30679.64
3	159.3729	129.5901	119.8790	51.9694	54.9999	33953.63
4	159.4533	129.5903	85.2982	77.6825	54.9933	37410.35

5	159.9976	129.6425	119.9868	79.9950	54.9970	39514.46
6	159.9961	129.5902	119.9666	52.0565	54.9748	42473.28
7	158.3850	129.5904	119.9866	52.0559	55.0000	43801.00
8	159.9852	129.5848	119.9695	52.0656	54.9590	45833.34
9	134.4800	129.5878	119.9975	52.1002	54.9976	48519.63
10	159.9995	129.5927	120.0000	79.9876	54.9930	53198.53
11	159.9605	129.5893	119.9995	79.9913	54.9989	53860.42
12	159.9609	129.8836	119.9989	79.9960	54.9995	56250.51
13	159.9857	129.5914	119.9999	79.9593	55.0000	53198.64
14	134.7429	129.5907	119.9670	52.0491	54.9852	48520.95
15	159.9713	129.5911	119.9984	79.9973	54.9949	45920.29
16	159.9721	129.5315	119.9771	52.0564	54.9931	40582.69
17	159.9736	129.5907	119.9965	20.0167	54.9984	38560.73
18	159.9815	129.6130	119.9960	52.0623	54.9999	42163.27
19	159.9881	129.5904	119.9947	79.9987	54.9880	45923.63
20	159.9970	129.6190	119.9962	79.9882	54.9943	53310.21
21	159.9888	129.6430	119.9998	79.9991	54.9962	48901.23
22	159.6220	129.6126	119.9973	52.0127	54.9993	42135.98
23	123.3354	129.6099	120.0000	79.9956	54.9992	35800.14
24	122.4257	129.5914	119.9763	79.6287	54.9971	32724.69
Le coût total (\$/h)		1042533.323				

Tableau (V.16): Résultats des puissances générées optimales et le coût non linéaire total

Interprétation

Après les deux cas précédents on peut dire que le coût de production linéaire est toujours inférieur au coût non linéaire car ce dernier est exprimé la réalité du coût.

V.5 Les contraintes pratiques

V.5.1 RAMP UP et RAMP DOWN

Chaque centrale de production doit avoir une marge ou des limites de génération de la puissance (P_G), et plus la centrale de production fonctionne avec sa puissance maximale plus on aura un risque de perdre la stabilité du réseau suite à une panne ou une défaillance ; .et par

conséquence on aura un risque d'avoir un Blackout partielle ou globale. C'est pour cela dans cette partie de notre travaille on a essayé de trouver une solution pour éviter ces risques et garder l'état de stabilité du réseau, où une autre condition d'inégalité est imposé qui sert à limiter le fonctionnement de toutes les centrales de production intégré au réseau avec des valeurs Ramp up et Ramp down admissible.

Dans ce cas d'étude, l'algorithme génétique est appliqué pour résoudre le problème de dispatching économique dynamique avec la contrainte pratique RAMP, le réseau test 2 est considéré, dans un premier lieu la fonction coût considérée est de type quadratique et puis de type non linéaire.

Réseau test 2 : 5 unités [36]

1^{er} cas

V.5.1.1 Optimisation de la fonction coût linéaire sans pertes

Equation quadratique						
Heur	P _{g1} (MW)	P _{g2} (MW)	P _{g3} (MW)	P _{g4} (MW)	P _{g5} (MW)	Cout (\$/h)
1	19.0108	98.5403	112.6740	40.0147	139.7602	1243.8
2	15.9153	75.7710	64.4290	90.0147	188.8700	1250.9
3	17.6063	80.2779	75.6994	140.0147	161.4017	1341.6
4	19.7886	86.6735	91.1405	159.2900	173.1074	1468.1
5	21.1127	89.6338	99.0852	168.9012	179.2671	1533.3
6	23.2201	95.2568	113.2010	185.7974	190.5246	1651.0
7	23.9865	97.2944	118.2480	191.8808	194.5904	1693.8
8	25.1681	100.4858	126.1802	201.2968	200.8691	1760.9
9	26.6832	104.4990	136.2760	213.5281	209.0138	1847.8
10	27.3094	106.5216	140.1952	217.9901	211.9836	1881.8
11	27.9587	107.8863	144.7300	223.6562	215.7688	1920.9
12	28.8135	110.1803	150.2936	230.3776	220.3350	1970.0
13	27.2855	106.0974	140.2588	218.1847	212.1736	1881.8
14	26.6906	104.5075	136.2692	213.5194	209.0132	1847.8
15	25.1721	100.4549	126.1072	201.3358	200.9299	1760.9

16	22.0671	92.0994	105.2706	176.3706	184.1923	1584.9
17	21.1204	89.6627	99.0117	168.9195	179.2857	1533.3
18	23.1496	95.0396	113.2137	185.8421	190.7550	1651.0
19	25.1666	100.4508	126.1219	201.3547	200.9060	1760.9
20	27.2831	106.0835	140.2146	218.2507	212.1682	1881.8
21	26.2665	103.3806	133.4489	210.1401	206.7639	1823.6
22	23.0974	94.9289	112.3218	184.7899	189.8621	1643.9
23	19.8023	86.1417	90.3514	158.4230	172.2816	1461.2
24	16.9835	78.9898	71.7879	137.3442	157.8946	1314.3
Le coût total (\$/h)		39709				

Tableau (V.17): Résultats des puissances générées optimales et le coût linéaire total avec la contrainte pratique « RAMP »

Après exécution de programme on a eu une valeur supérieur à la valeur précédent (sans contraintes Ramp) mais on peut également dire que c'est une valeur d'optimisation acceptable. Le cout linéaire optimal trouvé par l'algorithme génétique est de **39709** (\$/h).

2^{ème} cas

V.5.1.2 Optimisation de la fonction coût non linéaire sans pertes

Equation non linéaire						
Heur	P _{g1} (MW)	P _{g2} (MW)	P _{g3} (MW)	P _{g4} (MW)	P _{g5} (MW)	Cout
1	19.0108	98.5403	112.6740	40.0147	139.7602	1243.8
2	48.8972	98.5358	112.6268	90.0147	84.9255	1379.7
3	10.0044	96.4144	108.0515	120.7741	139.7556	1412.5
4	40.0044	112.7434	112.6666	124.9689	139.6168	1616.6
5	10.0005	91.2886	110.9245	174.9689	170.8175	1614.3
6	40.0005	105.7182	112.6756	209.8437	139.7620	1760.4
7	60.3724	98.5388	112.6627	124.9066	229.5196	1796.4
8	10.0000	97.9184	112.4189	174.9066	258.7562	1806.7
9	40.0000	127.0334	152.4189	224.9066	145.6411	2052.6
10	53.9474	98.0923	112.6650	209.7775	229.5178	1988.2
11	10.0733	98.6029	152.6650	229.1269	229.5319	2051.7

12	40.0733	128.6029	127.2566	213.8918	230.1754	2113.9
13	10.0016	98.5439	156.1204	209.8158	229.5183	2044.7
14	39.4068	98.5612	112.7152	209.8273	229.4895	1945.6
15	69.4068	122.3333	112.6736	209.8168	139.7694	1920.6
16	18.3905	99.2442	112.7533	209.8718	139.7402	1628.8
17	10.0000	91.7432	106.7022	209.8070	139.7476	1612.1
18	40.0000	105.7510	112.6744	209.8144	139.7601	1760.2
19	10.1609	98.7447	112.6045	203.2632	229.2266	1811.6
20	40.1609	128.7447	152.6045	152.9569	229.5330	2068.5
21	29.4475	98.5403	112.6761	202.9569	236.3793	1897.9
22	39.0388	100.0492	116.3155	209.5802	140.0163	1778.2
23	10.0055	98.5402	112.6709	166.0206	139.7629	1644.5
24	40.0055	128.5402	114.7524	40.0007	139.7013	1402.8
Le coût total (\$/h)		42352				

Tableau (V.18): Résultats des puissances générées optimales et le coût non linéaire total avec la contrainte pratique « RAMP »

On remarque la même chose pour la fonction coût de production non linéaire a augmentée par rapport au cas d'une fonction coût non linéaire sans contrainte Ramp.

Interprétation

Après les deux cas précédents avec et sans contrainte Ramp. On peut dire que le coût de production linéaire est toujours inférieur au coût non linéaire car ce dernier tiens compte de l'effet des contraintes pratiques.

La figure suivante représente la variation du coût non linéaire pour les deux cas avec et sans contrainte Ramp en fonction du temps.

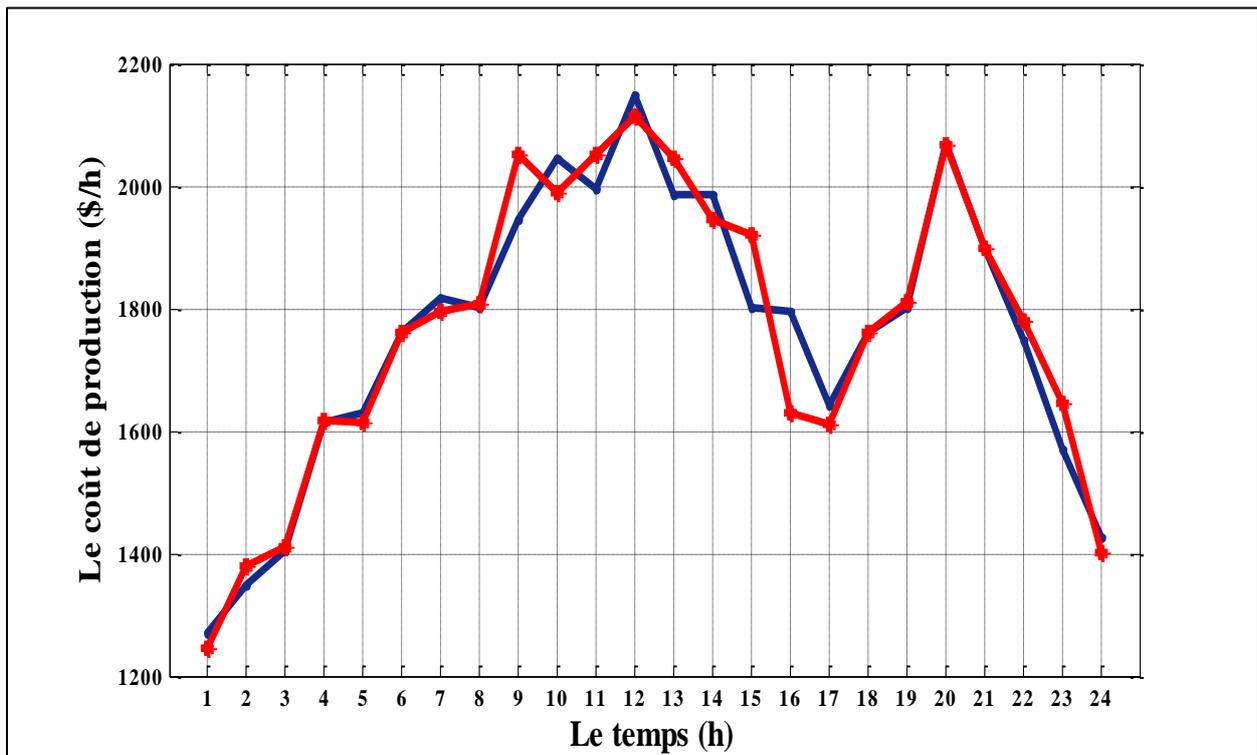


Figure (V.30) : Représentation de la variation du coût non linéaire avec et sans contrainte Ramp.

Interprétation

Après les deux cas précédents avec et sans contrainte Ramp. On peut dire que le coût de production linéaire est toujours inférieur au coût non linéaire car ce dernier qui détermine la réalité du coût où les contraintes pratiques aident d'exprimer à la réalité du dispatching économique dans le cas statique ou dynamique.

V.6 Optimisation multi-objectif

Une optimisation mono-objective d'une fonction va être au détriment de les autres. C'est pour cela nous avons un recours à l'optimisation multi-objectif, où nous allons essayer d'avoir un compromis chaque fois entre deux ou trois fonctions objectives en même temps.

Nous allons appliquer notre choix qui consiste à utiliser les méthodes évolutionnaire des algorithmes génétique basant sur la technique Pareto. Cette application a été réalisée grâce à un programme rédigé sous l'environnement MATLAB.

V.6.1 Minimisation (cout de production, émission de gaz toxique)

Dans ce cas, on a appliqué notre programme développé pour la minimisation multi-objectif de deux fonctions objectives: coût et émission de gaz toxique.

La figure suivante présente un front de Pareto qui contient des valeurs des deux fonctions objectives à minimiser (cout de production et émission des gazes toxique).

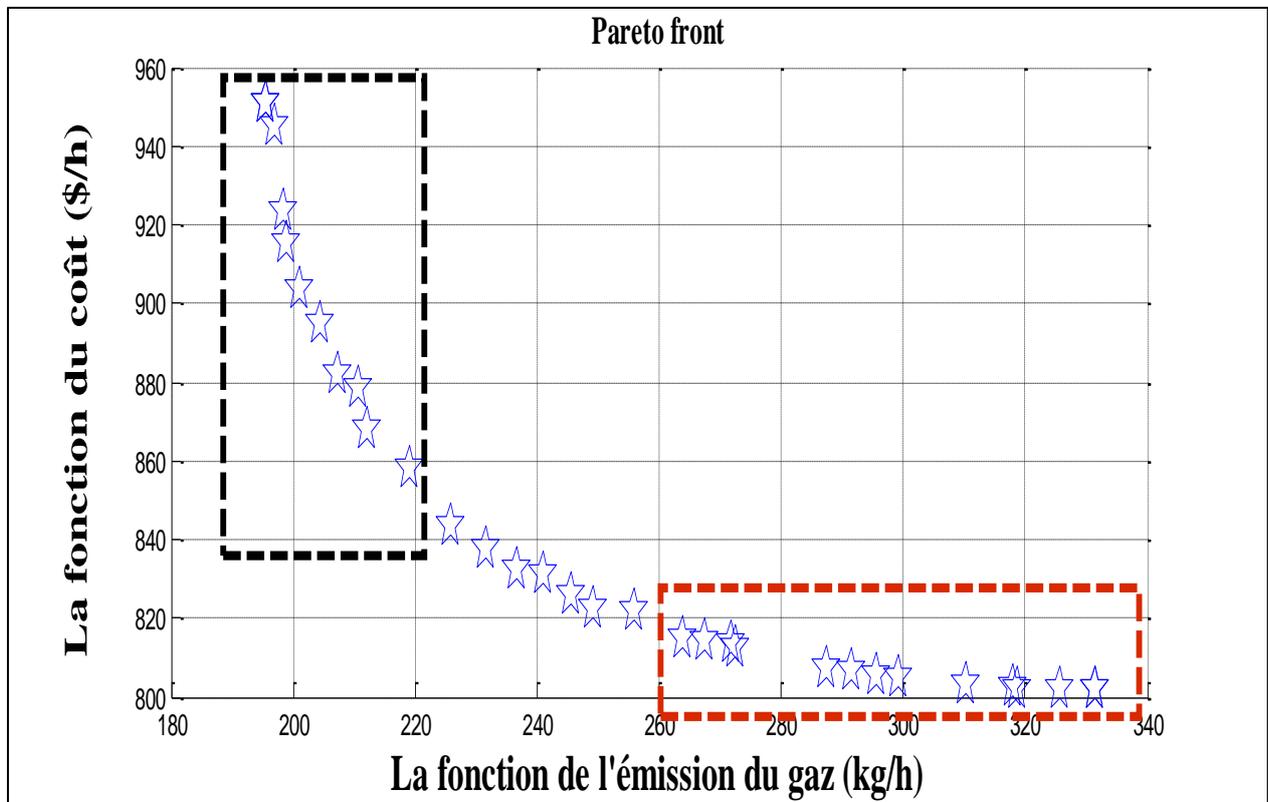


Figure (V.31) : résultats d'optimisation multi-objectif (les fonctions cout, émission).

Les points qui sont dans le rectangle rouge sont des solutions optimal de la fonction du coût pour les qu'elle la fonction de l'émission du gaz sera divergé. Par contre les points qui sont dans le rectangle noir ce sont des solutions optimal de la fonction de l'émission pour les qu'elle la fonction du coût de production sera divergé. Et les points entre eux ce sont les solutions optimale pour les deux fonctions objectives (coût et émission) en même temps ces solutions représentes des compromis entre les deux fonctions.

Le tableau suivant représente quelques valeurs au niveau de la zone du coude qu'est considéré comme la meilleure zone pour le choix des solutions.

La fonction cout optimisé (\$/h)	La fonction émission optimisé (Kg/h)	La fonction pertes non optimisé (MW)
816.447	260.533	6.8140
829.343	252.386	4.2654
832.963	238.775	7.4694
837.779	231.672	5.9192
854.441	221.995	7.2463

Tableau (V.19) : Valeurs des fonctions correspondent au point du coude de front (optimisation multi objectif « cout, émission »).

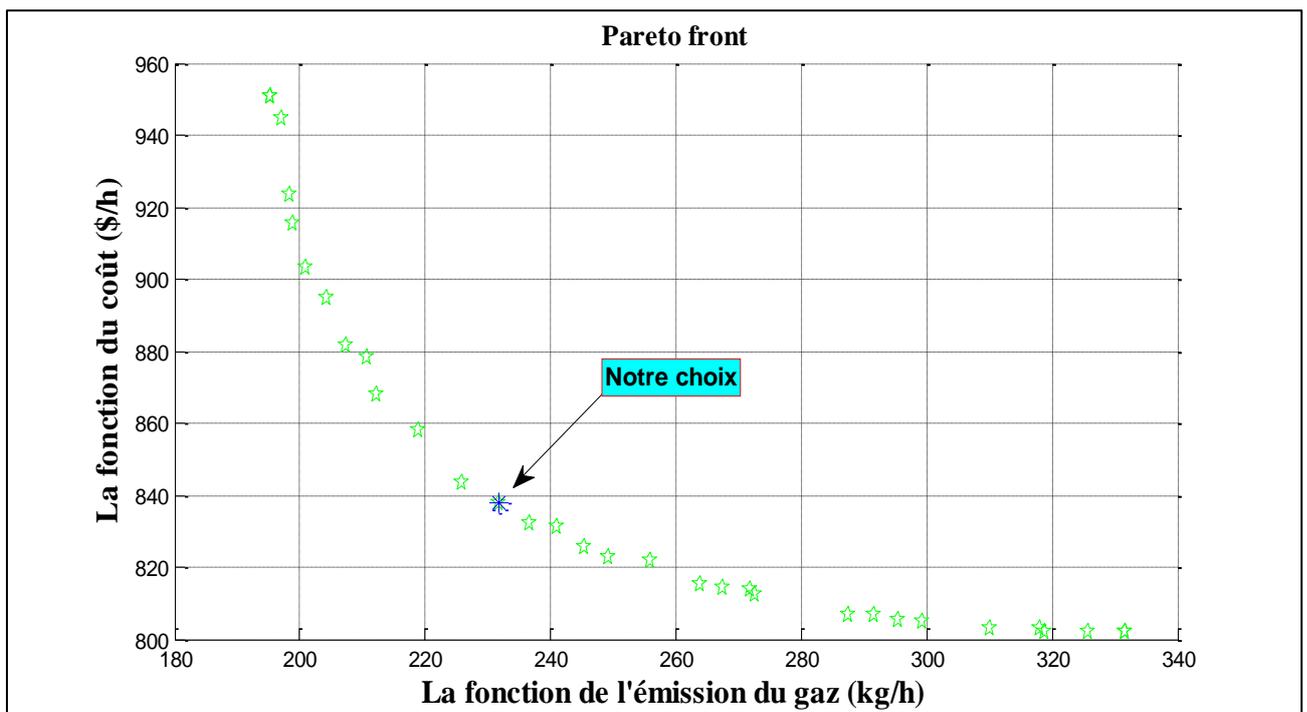


Figure (V.32) : Représente le choix de la solution

Le front contient 40 points, chaque deux présente un compromis entre les deux fonctions objectives (coût de production et émission du gaz toxique).

Le décideur va choisir un point à partir des conditions qui le satisfait. Dans ce cas on va choisir au niveau de la zone du coude une solution car cette zone est contient les meilleurs solutions pour les fonctions optimisé.

La valeur du coût choisi est de **837.779** (\$/h) et la valeur de l'émission du gaz vers l'environnement est de **231.672** (kg/h).

Alors on peut le déterminer la valeur des pertes qui correspondent à ces valeurs (coût-émission) par le remplacement des puissances générées au niveau des générateurs dans la fonction des pertes de transmission donc la valeur des pertes est de **5.9192(MW)**.

Les puissances qui correspondent à notre choix sont présentées dans le tableau suivant :

Les unités de production	Les puissances générées (MW)
P_{G1}	112.5418
P_{G2}	63.9364
P_{G5}	23.7421
P_{G8}	35.0000
P_{G11}	26.8509
P_{G13}	27.2480

Tableau (V.20) : Les puissances générées correspondent au point de décision (optimisation multi-objectif cout-émission).

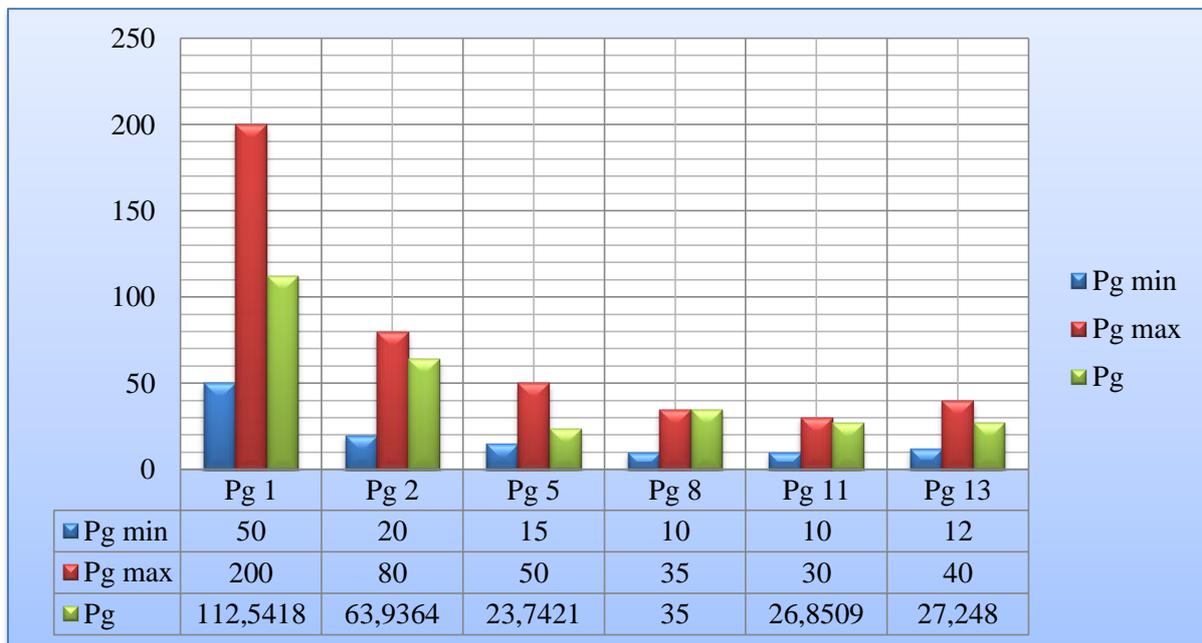


Figure (V.33) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation multi-objectif (la fonction coût et émission du gaz).

La figure précédente démontre que les puissances générées sont dans les limites (respectent les contraintes).

V.6.2 Minimisation (coût de la production, pertes des transmissions)

Dans ce deuxième cas, notre programme a été appliqué pour le problème de minimisation multi-objectif des deux fonctions cout de production et pertes.

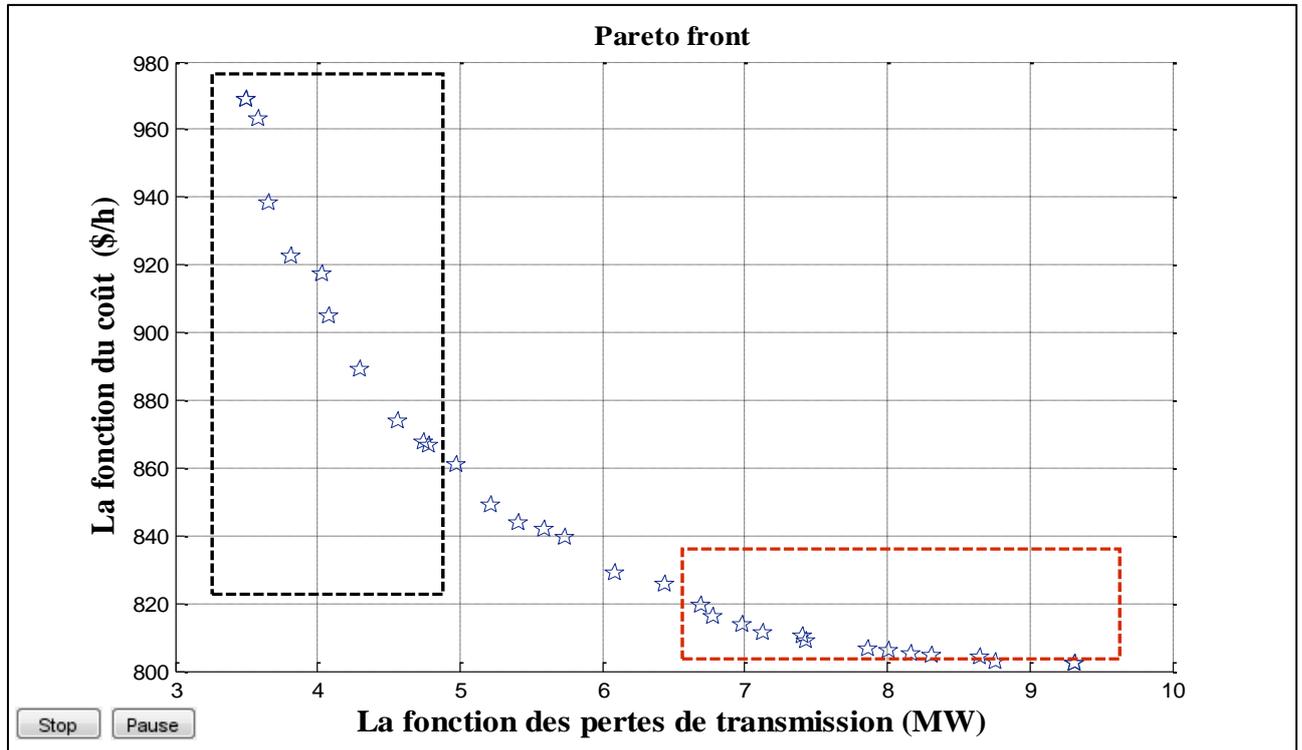


Figure (V.34) : Le front de Pareto correspond à l'optimisation multi-objective (cout, perte).

La figure précédente présente un front de Pareto qui contient des valeurs des deux fonctions objectives à minimiser : (cout de production et les pertes de transmission).

Les points qui sont dans le rectangle noir sont des solutions optimal de la fonction des pertes des transmissions pour les qu'elle la fonction du coût de production sera divergé. Par contre les points qui sont dans le rectangle rouge ce sont des solutions optimal de la fonction du coût pour les qu'elle la fonction du coût sera divergé. Et les points entre eux ce sont les solutions optimale pour les deux fonctions objectives (coût et pertes) en même temps ces solutions représentes des compromis entre les deux fonctions.

Comme nous avons dit précédemment on a choisi une solution au niveau de la zone du coude et ce choix on peut le considérer satisfaisant au décideur.

La valeur du coût choisi est de **841.671**(\$/h) et la valeur des pertes de transmission est de **5.592**(MW).

Quelques solutions au niveau de la zone du coude sont représenté sur le tableau suivant :

La fonction cout optimisé (\$/h)	La fonction émission non optimisé (Kg/h)	La fonction pertes optimisé (MW)
831.341	241.193	6.284
862.139	261.176	6.069
846.521	240.167	5.474
841.671	227.336	5.592
847.021	230.566	5.670

Tableau (V.21) : valeurs des fonctions correspondent au point du coude de front (optimisation multi objectif « cout, pertes »).

La figure suivante représente l'emplacement de notre choix sur la frontière de Pareto où il est au niveau de la zone du coude car ce dernier a des bonne solution pour les deux fonctions optimisées.

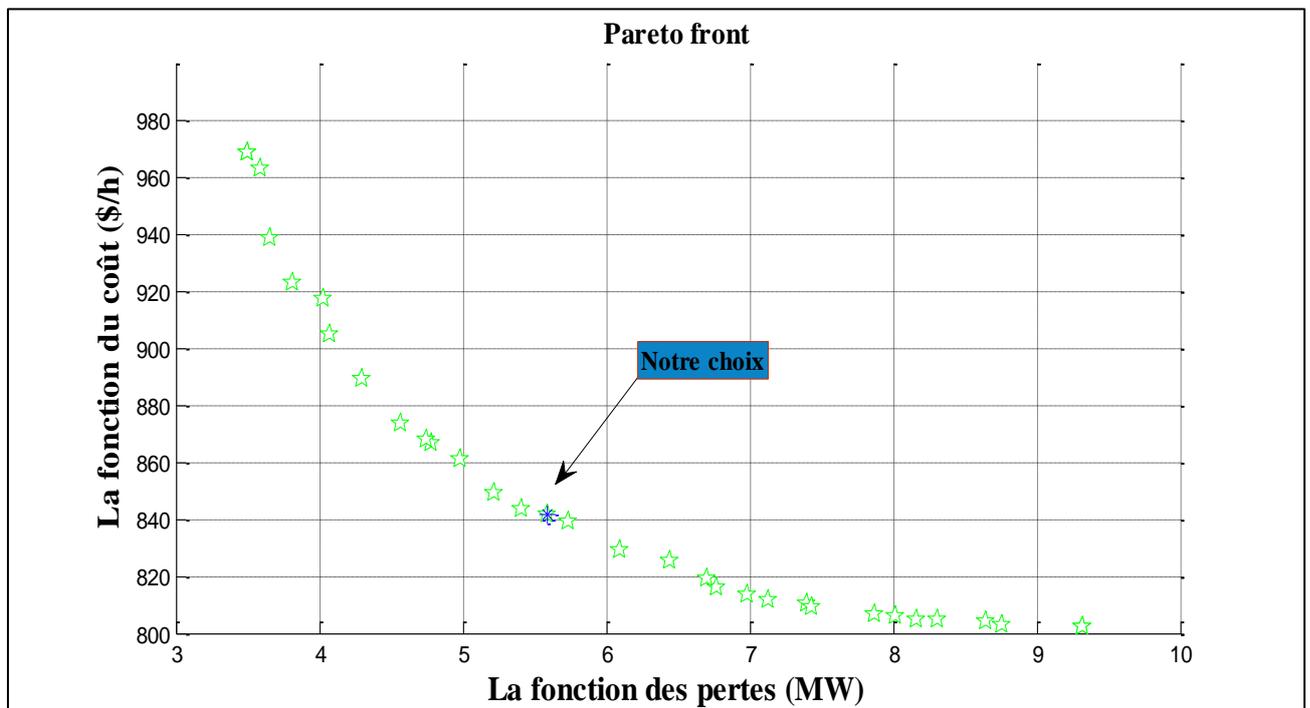


Figure (V.35) : Représente le choix de la solution.

Alors on peut déterminer la valeur de l'émission des gazes toxique vers l'environnement qui correspondent à ces valeurs (coût de production et les pertes de transmission) par le

remplacement des puissances générées au niveau des générateurs dans la fonction d'émission du gaz toxique.

Alors la valeur de l'émission du gaz est de **227.336 (kg/h)**.

Les puissances qui sont équivalent à ce choix représentées dans le tableau suivant :

Les unités de production	Les puissances générées
P_{G1}	109.9639
P_{G2}	59.8581
P_{G5}	26.8602
P_{G8}	35.0000
P_{G11}	30.0000
P_{G13}	27.3097

Tableau (V.22) : Les puissances générées correspondent au point de décision (optimisation multi-objectif coût-pertes).

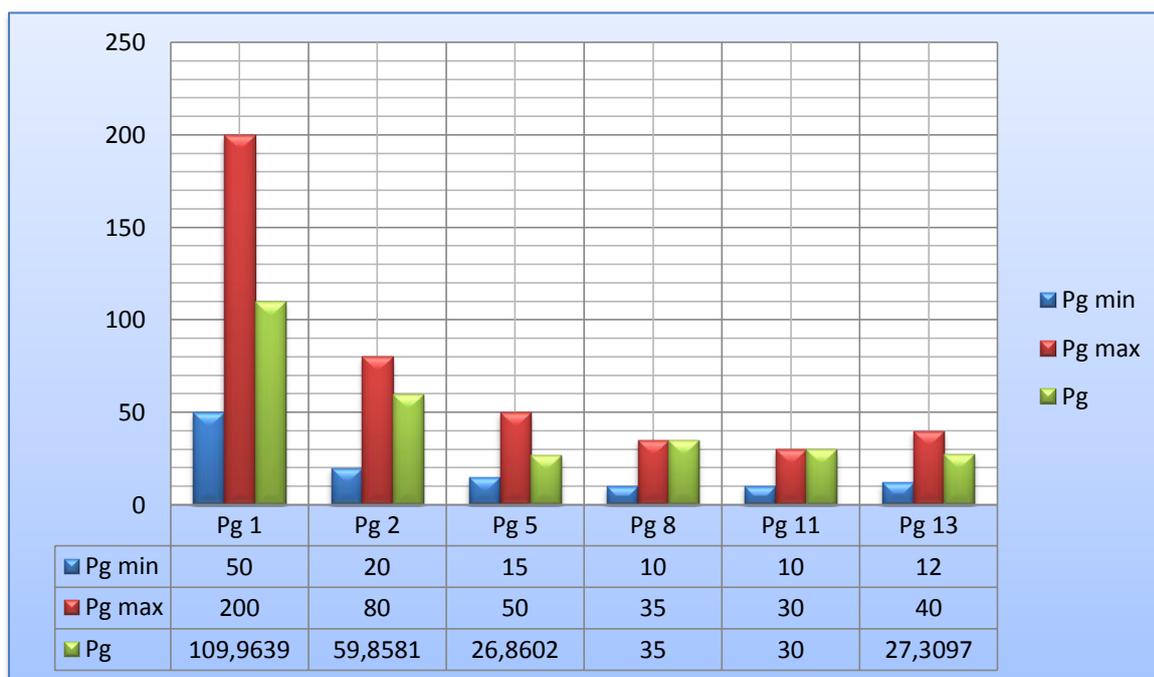


Figure (V.36) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation multi-objectif (la fonction coût et pertes).

V.6.3 Minimisation (l'émission du gaz et pertes des transmissions)

Dans ce troisième cas, notre programme a été appliqué pour le problème de minimisation multi-objectif des deux fonctions émission du gaz toxique vers l'environnement et les pertes de transmission.

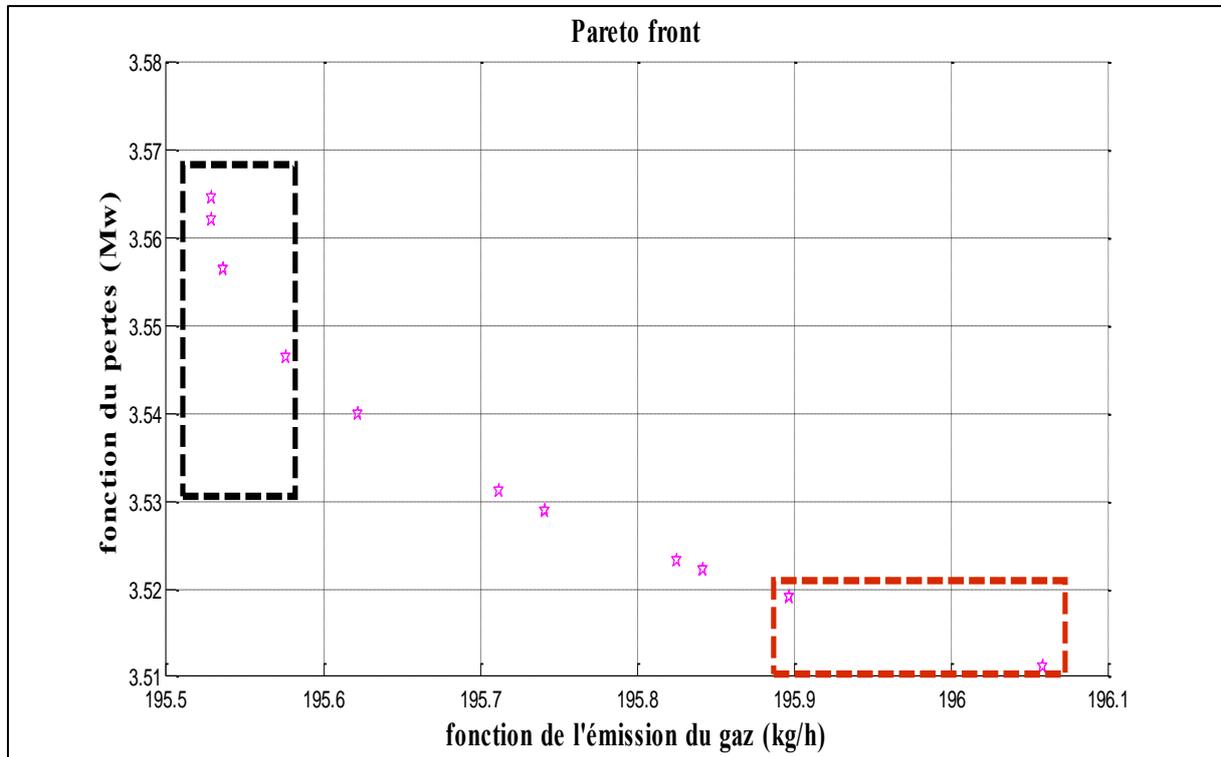


Figure (V.37) : *Le front de Pareto correspond à l'optimisation multi-objective (émission, perte).*

La figure précédente présente un front de Pareto qui contient des valeurs des deux fonctions objectives à minimiser : (émission du gaz et les pertes de transmission).

Les points qui sont dans le rectangle noir sont des solutions optimal de la fonction d'émission du gaz pour les qu'elle la fonction des pertes de transmission sera divergé. Par contre les points qui sont dans le rectangle rouge ce sont des solutions optimal de la fonction des pertes de transmission pour lesquelles la fonction de l'émission du gaz toxique sera divergé. Et les points entre eux ce sont les solutions optimale pour les deux fonctions objectives (émission et pertes) en même temps ces solutions représentent des compromis entre les deux fonctions.

Quelques solutions au niveau de la zone du coude sont représentés dans le tableau suivant :

La fonction cout non optimisé (\$/h)	La fonction émission optimisé (Kg/h)	La fonction pertes optimisé (MW)
964.071	195.896	3.519
956.985	195.589	3.547
962.914	195.825	3.523
949.868	200.526	3.925
961.299	195.752	3.529

Tableau (V.23) : Valeurs des fonctions correspondant au point du coude de front (optimisation multi objectif « émission, pertes »).

Comme nous avons dit précédemment on a choisi une solution au niveau de la zone du coude et ce choix on peut le considérer satisfaisant au décideur.

La valeur de l'émission du gaz choisi est de **195.825** (\$/h) et la valeur des pertes de transmission est de **3.523** (MW).

La figure suivante représente l'emplacement de notre choix sur la frontière de Pareto où il est au niveau de la zone du coude car ce dernier a des bonne solution pour les deux fonctions optimisées.

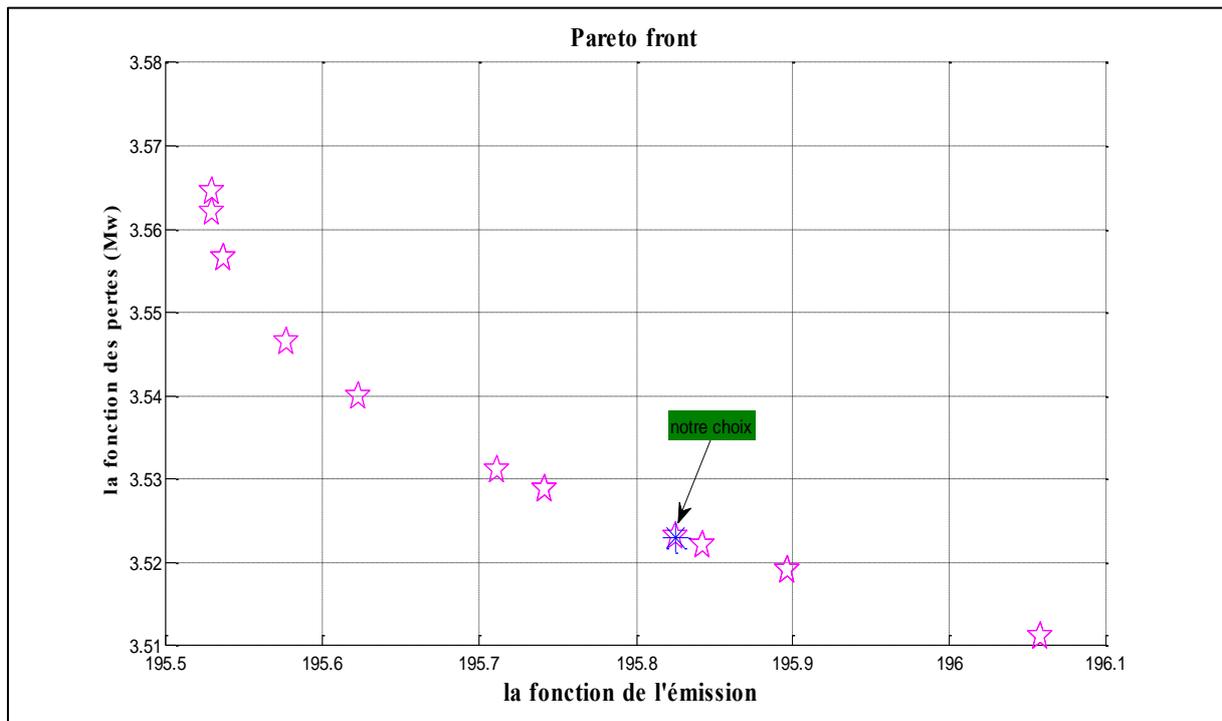


Figure (V.38) : Représentation du choix de la solution.

Alors on peut déterminer la valeur de l'émission des gazes toxique qui correspondant à ces valeurs (émission-pertes) par le remplacement des puissances générées au niveau des générateurs dans la fonction du coût donc la valeur de ce dernier est de **962.914 (\$/h)**.

Les puissances qui sont équivalent à ce choix représentées dans le tableau suivant :

Les unités de production	Les puissances générées
P_{G1}	54.4923
P_{G2}	77.885
P_{G5}	49.9397
P_{G8}	34.973
P_{G11}	29.9126
P_{G13}	39.7205

Tableau (V.24) : Les puissances générées correspondent au point de décision (optimisation multi-objectif émission-pertes).

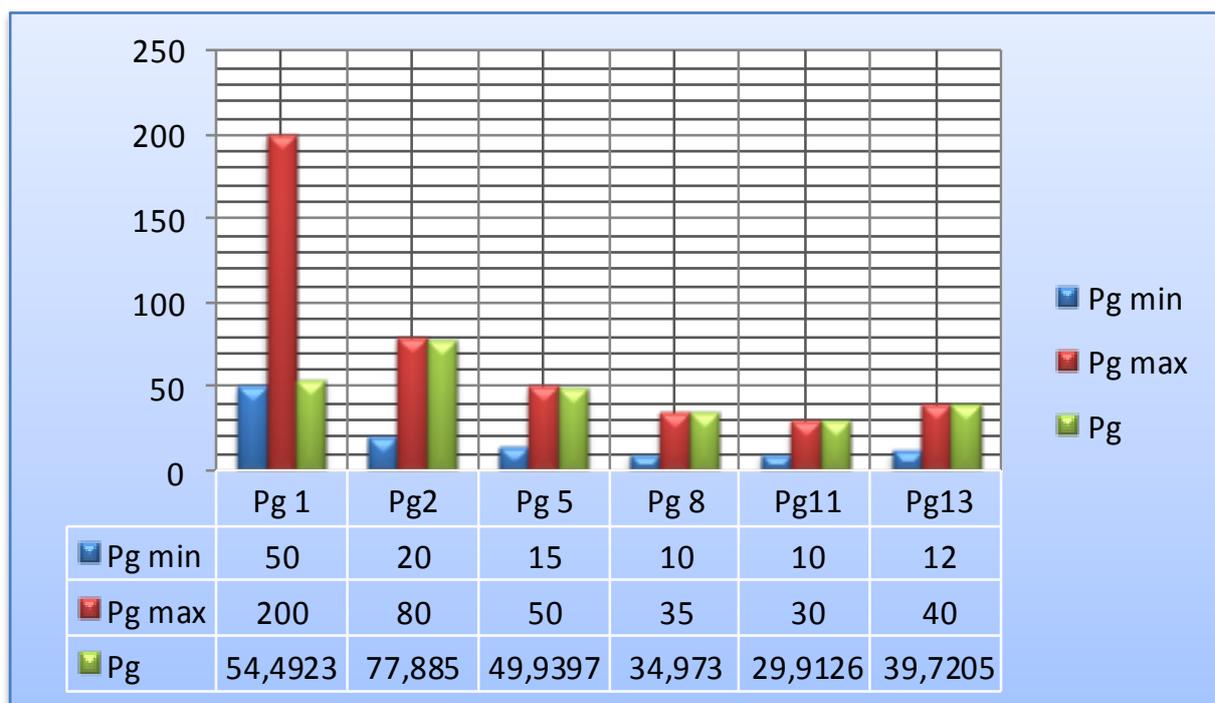


Figure (V.39) : L'état des puissances générées par rapport aux conditions de limites optimisation multi-objectif (la fonction émission et pertes).

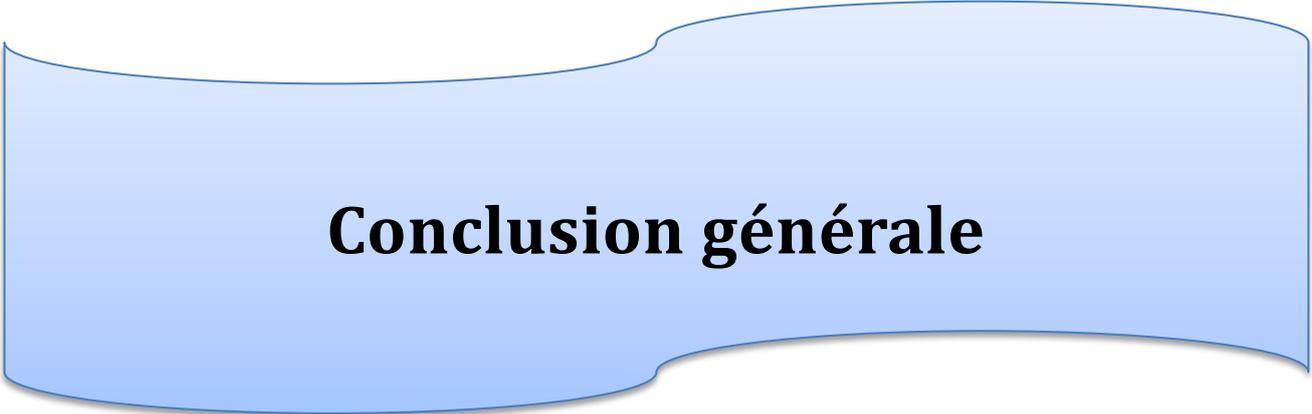
Interprétation

À chaque fois on observe que les valeurs obtenues sont généralement acceptable pour les deux fonctions optimisées et ça qui détermine un avantage par apport à l'optimisation mono-objectif car dans le cas multi-objectif on a eu plusieurs compromis et ici c'est le décideur qui va choisir un compromis qui le satisfait.

Conclusion

Les résultats obtenus confirment l'impact des contraintes pratique tel que l'effet d'ouverture des vannes et la contrainte Ramp sur le coût total de la production et démontre l'aspect physique de ce problème.

Dans notre travail nous avons utilisé plusieurs réseaux tests. Les résultats obtenue sont acceptable par apport les référence [34-35-36].



Conclusion générale

Conclusion générale

Le début de ce mémoire est de résoudre l'un des problèmes les plus importants dans le domaine de fonctionnement et exploitation des réseaux électriques qui est le problème de dispatching économique dynamique avec considération des contraintes pratiques liés aux unités de production.

Les travaux de recherche cités dans la littérature confirment que les méthodes mathématiques sont insuffisantes pour résoudre tous les problèmes d'optimisation complexe. Les méthodes d'optimisation globales ont été introduites et considérées comme alternative pour résoudre plusieurs problèmes d'optimisation.

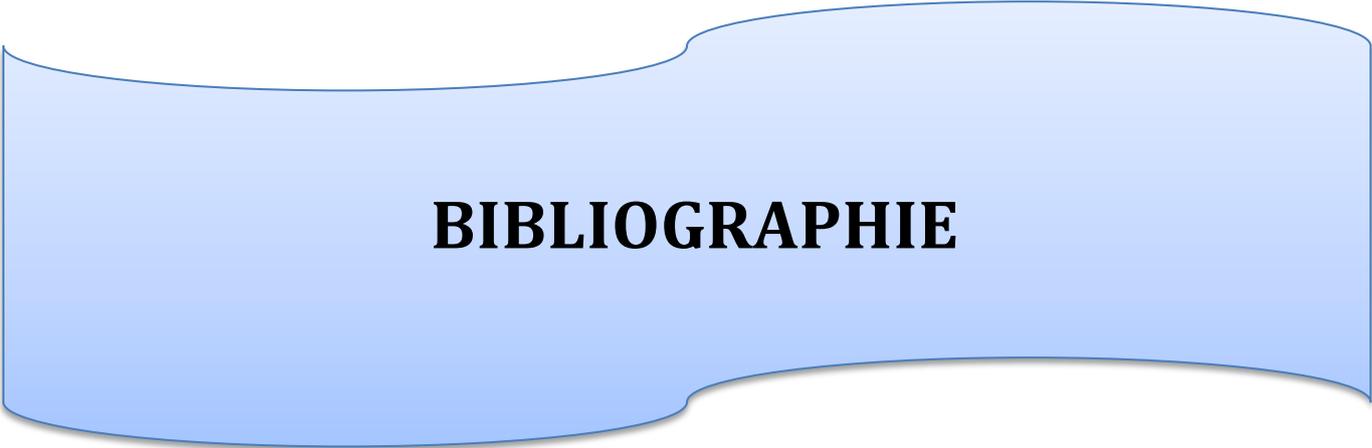
Dans notre recherche nous avons traité le problème de dispatching économique avec considération de plusieurs fonctions objectives à savoir : la fonction du coût linéaire, l'effet de l'ouverture des vannes et les contraintes pratiques nommé Rampe (Ramp Down, Ramp Up) ainsi que les pertes dans les lignes de transport, ces derniers peuvent être calculés par deux méthodes :

- ✚ Par utilisation de l'écoulement de puissance, basé sur la méthode de Newton Raphson.
- ✚ Par utilisation de la méthode des coefficients B (B coefficient).

L'assurance d'une planification optimale des puissances générées pendant une journée (24 heures) est une stratégie importante connue sous le nom de dispatching économique dynamique. Une nouvelle contrainte s'ajoute au problème et ce pour présenter l'effet de l'admission de vapeur, le problème devient fortement non linéaire, l'algorithme génétique prouve ses capacités de dépasser la complexité du problème dynamique d'une part, et la non linéarité de la fonction objectif d'autre part incapable de la minimiser par les méthodes conventionnelles. Pour avoir simulé le cas le plus proche de la réalité, une nouvelle contrainte a été additionnée à notre optimisation, c'est la contrainte Rampe des générateurs de production, le coût optimisé qui est amélioré par rapport aux méthodes conventionnelles. D'après les résultats de programmation on remarque d'une part que le coût de production augmente avec considération des contraintes pratiques en particulier celles liées à la contrainte Rampe, d'autre part, les fonctions objectives coût, émissions par exemple sont contradictoires, ce qui nécessite une optimisation multi objective robuste.

En perspective on propose d'élargir les travaux présentés dans ce pour traiter les points suivants :

1. Proposer une variante de l'algorithme génétique tout en agissant d'une manière dynamique sur ses paramètres (croisement et la mutation).
2. Traiter les autres contraintes pratiques telles que l'effet des zones interdites et le problème lié au multi fuel.



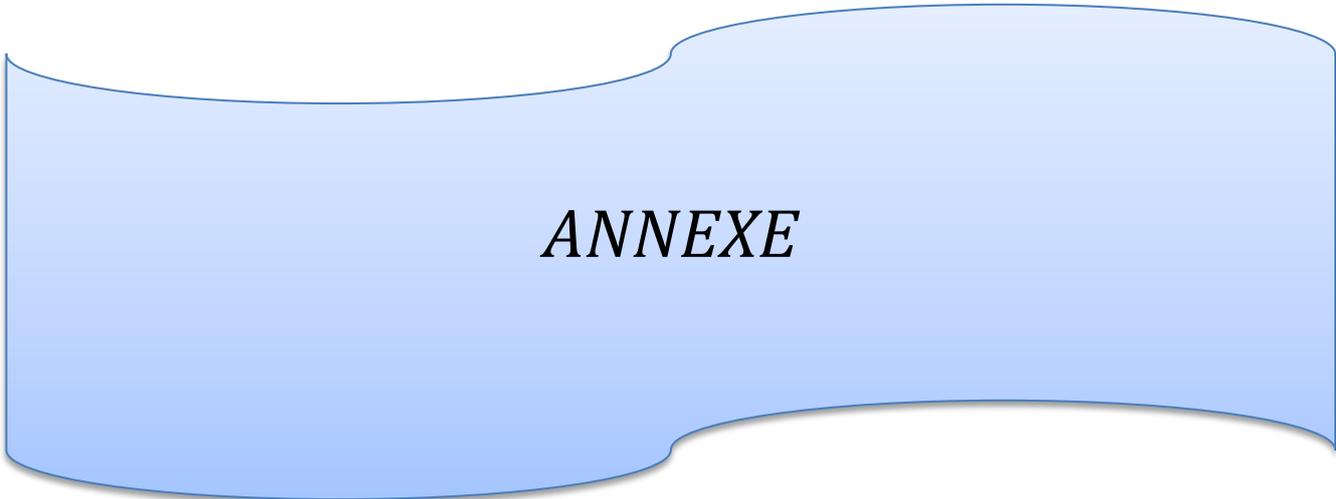
BIBLIOGRAPHIE

BIBLIOGRAPHIE

[1]	Cours de l'enseignant Mer SALHI Ahmad. Université de Biskra 2012.
[2]	Jean-Claude Sabonnadière et Nour Eddine Hadj said. Livre de lignes et réseaux électriques. LAVOISIER, Paris. 2008.
[3]	WILDI.DE.BOECK. Juin 2005
[4]	DERBALI Kamel. Mémoire master. Université de Biskra 2012.
[5]	SAYAH Samir. Thèse doctorat réseaux électriques. Application de l'Intelligence Artificielle pour le Fonctionnement Optimal des Systèmes Electriques. Université Ferhat Abbas — Sétif
[6]	SLIMANI Linda. Thèse doctorat réseaux électriques. Université De Batna. 22/12/2009
[7]	BELHADI Yassine. Mémoire master. Université de Biskra 2012.
[8]	DRAIDI ABDELLAH. Thèse Magistère. Répartition économique de l'énergie électrique utilisant les techniques d'intelligence artificielle. 2010
[9]	F. Michael, L. Yun Kang, Projet de Conduite des réseaux électriques ELE234 : dispatching économique avec/sans pertes. Université libre de Bruxelles, 2007.
[10]	ADEL ANDRÉ TAGHER. Thèse doctorat. L'Ecole polytechnique fédérale, Zurich 1969.
[11]	Philippe Audebaud TE de fin d'année Tutorat. Soutenu le 21/06/2004.
[12]	Goldberg E. D., "Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning," Addison-Wesley publishers, 1989.
[13]	Quatrième Conférence Internationale sur le Génie Electrique CIGE'10, Université de Bechar, Algérie, 03-04 Novembre 2010.
[14]	SETIT 3 rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications March 27-31, 2005 – TUNISIA.
[15]	Holland J, Adaptation in natural and artificial systems, University of Michigan Press, 1975.
[16]	Chipperfield A, Fleming P, Pohlheim H et Fonsca C, Genetic Algorithm Toolbox User's Guide, Department of Automatic Control System Eng, University of Sheffield UK, 1994.
[17]	Cours de l'enseignant Me. NAIMI Djemai. Université de Biskra 2012.

[18]	Jean-Marc Alliot, Nicolas Durand. Algorithmes génétiques. March 14, 2005.
[19]	DRDI Leila. Thèse de doctorat de (INRS-ETE, 2005).
[20]	Nicolas Durand. Algorithmes génétiques et autres outils d'optimisation appliqués à la gestion de trafic aérien. 5 octobre 2004.
[21]	Y. Colletto et P. Siarry, "Optimisation Multi-objectif," EYROLLES, Nov. 2002.
[22]	Rabah BENABID. Mémoire de Magister. Optimisation Multi-objectif de la Synthèse des FACTS par les Particules en Essaim pour le Contrôle de la Stabilité de Tension des Réseaux Electriques. 04/09/2007.
[23]	Yann collette et Patrick Siarry. optimisation multi-objectif. Groupe Eyrolles, 2002,
[24]	A.A. Ladjici. thèse de Magister "Calcul évolutionnaire application sur l'optimisation de la planification de la puissance réactive", Ecole Nationale polytechnique, 2005.
[25]	Alain Berro. thèse doctorat. Optimisation multi-objectif et stratégies d'évolution en environnement dynamique. Université des sciences sociales Toulouse I, le 18 décembre 2001.
[26]	A. BELMADANI, BEN ASLA and M. RAHLI. Etude d'un dispatching économique environnemental par la méthode harmony search, volume 50, number 1, 2009.
[27]	SLIMANI Linda. Thèse doctorat. Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes méta-heuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité dérégulé. Soutenue le : 22/12/2009.
[28]	Walid TFAILI. Thèse De Doctorat. Conception d'un algorithme de colonie de fourmis pour l'optimisation continue dynamique. L'université Paris 12-VAL DE MARNE. Soutenue le 13 décembre 2007.
[29]	A. Laifa. thèse de Magister. Ecole Nationale polytechnique, Evaluation de la Stabilité de Tension d'un Réseau d'énergie électrique Développement et Application Des Indices De Stabilité. 27 juin 1995.
[30]	A.A. Ladjici. thèse de Magister. Ecole Nationale polytechnique, Calcul évolutionnaire application sur l'optimisation de la planification de la puissance réactive.2005.
[31]	J. L. Marichal, Axiomatic Foundations for a Qualitative Multicriteria Decision Making Theory, Preprint 9920, GEMME ,University of Liège, Belgium, 1999.
[32]	B. Hajek, Cooling Schedules for Optimal Annealing, Mathematics of Operations Research, vol.13, n° 2, p. 311-329, 1988.
[33]	David Schaffer, Multiple Objective Optimisation with Vector Evaluated Genetic Algorithm, In genetic Algorithm and their Applications: Proceedings of the First

	International Conference on Genetic Algorithm, p. 93-100, 1985.
[34]	Tigani et Dahman. Mémoire master. Optimisation multi-objectif à base des algorithmes génétiques appliquée sur un réseau électrique. Université de Biskra 2012.
[35]	Ankit Yadav , Mémoire master. Multi-objective optimal power flow. Thapar Université PATIALA.147004. JULY 2010
[36]	Mostefa HAMED. Mémoire de Magister. Dispatching Economique Dynamique par Utilisation de Méthodes d'Optimisation globales. Université Mohamed Khider – Biskra. 14/01/2013



ANNEXE

ANNEXE

ANNEXE --A--

Réseau Test 1 :

Coefficient « a » en (\$/MWh)	Coefficient « b » en (\$/MWh)	Coefficient « c » en (\$/MWh)	La puissance minimale (MW)	La puissance maximale (MW)
0	2	0.00375	50	200
0	1.75	0.0175	20	80
0	1	0.0625	15	50
0	3.25	0.00834	10	35
0	3	0.025	10	30
0	3	0.025	12	40

Tableau (A.1): Les paramètres de coût pour le réseau test 1 (30 jeux de barre)

Coefficient « alpha » en (\$/MWh)	Coefficient « beta » en (\$/MWh)	Coefficient « gamma » en (\$/MWh)	Coefficient « ksi » en (\$/MWh)	Coefficient « lambda » en (\$/MWh)	La puissance minimale (MW)	La puissance maximale (MW)
4.0910	-5.5430	6.4900	0.0002	2.8570	50	200
2.5430	-6.0470	5.6380	0.0005	3.3330	20	80
4.2580	-5.0940	4.5860	0.000001	8.0000	15	50
5.3260	-3.5500	3.3800	0.0020	2.0000	10	35
4.2580	-5.0940	4.5860	0.000001	8.0000	10	30
6.1310	-5.5550	5.1510	0.00001	6.6670	12	40

Tableau (A.2): Les paramètres d'émission de gaz pour le réseau test 1 (30 jeux de barre)

ANNEXE

An	Bn	Cn	Pmin	Pmax
80.9019	-0.38128	0.006323	50	200
28.8249	-0.79027	0.006483	20	80
324.1775	-1.36061	0.003174	15	50
610.2535	-2.39928	0.006732	10	35
324.1775	-1.36061	0.003174	10	30
50.1775	-0.39077	0.006181	12	40

Tableau (A.3): Les paramètres d'émission de gaz NOx pour le réseau test 1

Ac	Bc	Cc	Pmin	Pmax
5080.148	-61.01945	0.265110	50	200
3824.770	-29.95221	0.140053	20	80
1342.851	-9.552794	0.105929	15	50
1819.625	-12.73642	0.106409	10	35
1342.851	-9.552794	0.105929	10	30
11381.070	-121.9812	0.403144	12	40

Tableau (A.4): Les paramètres d'émission de gaz COx pour le réseau test 1

As	Bs	Cs	Pmin	Pmax
51.3778	5.09928	0.001206	50	200
182.2605	3.84654	0.002320	20	80
508.5207	4.45647	0.001248	15	50
165.3433	4.97641	0.000813	10	35
508.5207	4.45647	0.001248	10	30
121.2133	4.14938	0.003578	12	40

Tableau (A.5): Les paramètres d'émission de gaz SOx pour le réseau test 1

ANNEXE

Bus No	Bus code	Voltage	Angle Degree	Pgi MW	Qgi Mvar	PLi MW	QLi Mvar	Qmin	Qmax	Injected Mvar
1	1	1.06	0	0	0	0	0	0	0	0
2	2	1.043	0	40	12.7	21.7	0	-40	50	0
3	3	1	0	0	1.2	2.4	0	0	0	0
4	3	1.06	0	0	1.6	7.6	0	0	0	0
5	2	1.01	0	0	19	94.2	0	-40	40	0
6	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0
7	3	1	0	0	10.9	22.8	0	0	0	0
8	2	1.01	0	0	30	30	0	-10	40	0
9	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0
10	3	1	0	0	2	5.8	0	-6	24	19
11	2	1.082	0	0	0	0	0	0	0	0
12	3	1	0	0	7.5	11.2	0	0	0	0
13	2	1.071	0	0	0	0	0	-6	24	0
14	3	1	0	0	1.6	6.2	0	0	0	0
15	3	1	0	0	2.5	8.2	0	0	0	0
16	3	1	0	0	1.8	3.5	0	0	0	0
17	3	1	0	0	5.8	9	0	0	0	0
18	3	1	0	0	0.9	3.2	0	0	0	0
19	3	1	0	0	3.4	9.5	0	0	0	0
20	3	1	0	0	0.7	2.2	0	0	0	0
21	3	1	0	0	11.2	17.5	0	0	0	0
22	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0
23	3	1	0	0	1.6	3.2	0	0	0	0
24	3	1	0	0	6.7	8.7	0	0	0	4.3
25	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0
26	3	1	0	0	2.3	3.5	0	0	0	0
27	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0
28	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0
29	3	1	0	0	0.9	2.4	0	0	0	0
30	3	1	0	0	1.9	10.6	0	0	0	0

Tab (A.6): *Tableau représente la base data du réseau test 1*

ANNEXE

From	To	R p.u	X p.u	B/2 p.u	X'mer Tap « a »
1	2	0.0192	0.0575	0.02640	1
1	3	0.0452	0.1852	0.02040	1
2	4	0.0570	0.1737	0.01840	1
3	4	0.0132	0.0379	0.00420	1
2	5	0.0472	0.1983	0.02090	1
2	6	0.0581	0.1763	0.01870	1
4	6	0.0119	0.0414	0.00450	1
5	7	0.0460	0.1160	0.01020	1
6	7	0.0267	0.0820	0.00805	1
6	8	0.0120	0.0420	0.00450	1
6	9	0	0.2080	0	0.978
6	10	0	0.5560	0	0.969
9	11	0	0.2080	0	1
9	10	0	0.1100	0	1
4	12	0	0.2560	0	0.932
12	13	0	0.1400	0	1
12	14	0.1231	0.2559	0	1
12	15	0.0662	0.1304	0	1
12	16	0.0945	0.1987	0	1
14	15	0.2210	0.1997	0	1
16	17	0.0824	0.1923	0	1
15	18	0.1073	0.2185	0	1
18	19	0.0639	0.1292	0	1
19	20	0.0340	0.0680	0	1
10	20	0.0936	0.2090	0	1
10	17	0.0324	0.0845	0	1
10	21	0.0348	0.0749	0	1
10	22	0.0727	0.1499	0	1
21	22	0.0116	0.0236	0	1
15	23	0.1000	0.2020	0	1
22	24	0.1150	0.1790	0	1
23	24	0.1320	0.2700	0	1

ANNEXE

24	25	0.1885	0.3292	0	1
25	26	0.2544	0.3800	0	1
25	27	0.1093	0.2087	0	1
28	27	0	0.3960	0	0.968
27	29	0.2198	0.4153	0	1
27	30	0.3202	0.6027	0	1
29	30	0.2399	0.4533	0	1
8	28	0.0636	0.2000	0.0214	1
6	28	0.0169	0.0599	0.065	1

Tab (A.7) : *Tableau représente line Data de réseau test 1*

ANNEXE --B--

Réseau Test 2 :

Coefficient « a » en (\$/MWh)	Coefficient « b » en (\$/MWh)	Coefficient « c » en (\$/MWh)	Coefficient « e » en (\$/MWh)	Coefficient « f » en (\$/MWh)	La puissance minimale en (MW)	La puissance maximale en (MW)
0.0080	2	25	100	0.042	10	75
0.0030	1.8	60	140	0.040	20	125
0.0012	2.1	100	160	0.038	30	175
0.0010	2	120	180	0.037	40	250
0.0015	1.8	40	200	0.035	50	300

Tableau (1): *Les paramètres de coût pour le réseau test 2 (05 unités de production)*

Le temps	Les puissances demandées pour réseau test 2
1	410
2	435
3	475
4	530
5	558

ANNEXE

6	608
7	626
8	654
9	690
10	704
11	720
12	740
13	704
14	690
15	654
16	580
17	558
18	608
19	654
20	704
21	680
22	605
23	527
24	463

Tableau (2): Représente les puissances demandées pendant une journée pour réseau test 2

UR	DR
30	30
30	30
40	40
50	50
50	50

Tableau (3): Représente la contrainte pratique « UP RAMP and DOWN RAMP »

ANNEXE

Coefficients Beta système pour 5 unités de production :

$B=1.0e-004 \times [0.4900 \ 0.1400 \ 0.1500 \ 0.1500 \ 0.2000$
 $0.1400 \ 0.4500 \ 0.1600 \ 0.2000 \ 0.1800$
 $0.1500 \ 0.1600 \ 0.3900 \ 0.1000 \ 0.1200$
 $0.1500 \ 0.2000 \ 0.1000 \ 0.4000 \ 0.1400$
 $0.2000 \ 0.1800 \ 0.1200 \ 0.1400 \ 0.3500]$

$B0=[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$; $B00=0$;

ANNEXE --C--

Réseau Test 3

Coefficient « a » en (\$/MWh)	Coefficient « b » en (\$/MWh)	Coefficient « c » en (\$/MWh)	Coefficient « e » en (\$/MWh)	Coefficient « f » en (\$/MWh)	La puissance minimale en (MW)	La puissance maximale en (MW)
0.00043	21.6	958.2	450	0.041	150	470
0.00063	21.05	1313.6	600	0.036	135	460
0.00039	20.81	604.97	320	0.028	73	340
0.0007	23.9	471.6	260	0.052	60	300
0.00079	21.62	480.29	280	0.063	73	243
0.00056	17.87	601.75	310	0.048	57	160
0.00211	16.51	502.7	300	0.086	20	130
0.0048	23.23	639.4	340	0.082	47	120
0.10908	19.58	455.6	270	0.098	20	80
0.00951	22.54	692.4	380	0.094	55	55

Tableau (1): Les paramètres de coût pour le réseau test 3 (10 unités de production)

UR	DR
80	80
80	80
80	80
50	50
50	50
50	50
30	30
30	30

ANNEXE

30	30
30	30

Tableau (2): Représente la contrainte pratique « UP RAMP and DOWN RAMP »

Le temps	Les puissances demandées pour réseau test 3
1	1036
2	1110
3	1258
4	1406
5	1480
6	1628
7	1702
8	1776
9	1924
10	2072
11	2146
12	2220
13	2072
14	1924
15	1776
16	1554
17	1480
18	1628
19	1776
20	2072
21	1924
22	1628
23	1332
24	1184

Tableau (3): Représente les puissances demandées pendant une journée pour réseau test 2.

ANNEXE

ANNEXE --D--

Réseau test 4

Coefficient « a » en (\$/MWh)	Coefficient « b » en (\$/MWh)	Coefficient « c » en (\$/MWh)	Coefficient « e » en (\$/MWh)	Coefficient « f » en (\$/MWh)	La puissance minimale en (MW)	La puissance maximale en (MW)
0.00028	8.1000	550.0000	300.0000	0.0350	0	680.0000
0.00056	8.1000	309.0000	200.0000	0.0420	0	360.0000
0.00056	8.1000	307.0000	150.0000	0.0420	0	360.0000
0.00324	7.7400	240.0000	150.0000	0.0630	60.0000	180.0000
0.00324	7.7400	240.0000	150.0000	0.0630	60.0000	180.0000
0.00324	7.7400	240.0000	150.0000	0.0630	60.0000	180.0000
0.00324	7.7400	240.0000	150.0000	0.0630	60.0000	180.0000
0.00324	7.7400	240.0000	150.0000	0.0630	60.0000	180.0000
0.00324	7.7400	240.0000	150.0000	0.0630	60.0000	180.0000
0.00284	8.6000	126.0000	100.0000	0.0840	40.0000	120.0000
0.00284	8.6000	126.0000	100.0000	0.0840	40.0000	120.0000
0.00284	8.6000	126.0000	100.0000	0.0840	55.0000	120.0000
0.00284	8.6000	126.0000	100.0000	0.0840	55.0000	120.0000

Tableau (1): Les paramètres de coût pour le réseau test 4 (13 unités de production)