

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté de Technologie

Département Ingénierie des Systèmes Electriques

Mémoire de Master

Présenté par

BOUCHIBA IMANE & FROUCI MED AYMEN

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Machines Electriques

Thème

**Optimisation multi-objectif de l'écoulement de puissance en utilisant
la méthode multi-objectif de Fourmi-lion.**

Soutenu le 24 / 06 / 2024 devant le jury composé de:

Dr. AZZOUZA	Asma	MCB	Université de Boumerdès	Président
Dr. MESKINE	Khadidja	MAB	Université de Boumerdès	Examinatrice
Dr. HERBADJI	Ouafa	MAB	Université de Boumerdès	Rapporteuse

Année Universitaire : 2023 / 2024

Remerciements

Tout d'abord nous rendons grâce à dieu le puissant de nous avoir donné le savoir et la volonte surtout la patience de réaliser modeste travail.

Nous tenons à exprimer notre haute considération et nos sincères remerciements au président et aux membres de jury pour avoir accepté d'examiner et de juger ce travail.

Un grand merci pour notre encadrant, Dr. HERBADJI OUAFA.

Un grand merci pour notre département de génie électrique.

Nous remercions toutes les personnes parmi nos camarades ou autres qui nous ont aidés de près et de loin réalisation de ce mémoire.

Merci

Dédicaces



Je dédie cet effort scientifique:

Pour la source de compassion et tendre à sacrifier l'école Ma grand mère et

Patience enregistrés Dieu Qui m'a appris le sens de la vie

A mon cher père qui a mis toute sa confiance en moi et qui m'a soutenu tout au

long de mon parcours. A mes sœurs (Salma, Safia, Loubna, Riham, Ikram), et à

mon chère poussin de la famille Akram

A la famille (DJEMAA ET BOUCHIBA). A mes chères tantes et a toute la

famille.

A mes amis et tous mes proches : NIHAD, BOUCHRA ,SIRINE

HOUDA , WASSILA ET AMEL aucun mot ne saurait exprimer tout

l'amour que j'ai pour eux.

Et on termine avec une grande dédicace à Ma mère, mon paradis, Allah yerhamha. Inch'Allah, tu seras fière de moi et je serai à la hauteur de tes attentes.

Bouchiba Imane

Dédicaces



*Sur le nom de ma grande famille **FROUCI***

*Je dédie ce travail à mes cher parentes ma mère et mon père car sans eux, je n'aurais jamais réaliser ce que j'ai accompli dans ma vie ,et je demande a mo, dieu de les protéger pour moi et de les fournir d'où ils ne comptent pas
Aussi je dédie ca a mon frère ,ma sœur, mes professeurs et mes ensgainates et sur tous mes cher camarades et de demande a dieu toute-puissance seigneur de grande trône de noud aider avec ce qu'il veut*

Frouci Med Aymen

الملخص

تتمثل المساهمة الرئيسية لهذا العمل في تحسين أداء الشبكات الكهربائية الحديثة وذلك باستعمال خوارزمية النملة الأسد المتعددة الأهداف (MOALO) وهي طريقة تحسين مستوحاة من الطبيعة. يتم تطبيق MOALO على مشكلة تدفق الطاقة الأمثل (OPF) لإيجاد الجبهة المثلى Pareto لمشكلة OPF متعددة الأهداف. يهدف هذا العمل للوصول الى حلول جيدة للمشاكل الأحادية، الثنائية والمتعددة الأهداف لمشكلة (OPF) من خلال تحسين أربع وظائف وهي تكلفة الوقود انبعاث الغازات السامة، ضياع الطاقة وتأرجح الجهد الكهربائي. واختبار فعالية أداء خوارزمية MOALO المقترحة قمنا بتطبيق البرنامج على الشبكة الكهربائية IEEE 30 JB. أثبتت النتائج التي تم الحصول عليها فعالية الطريقة المقترحة في تحسين أداء الشبكة الكهربائية من خلال مقارنة النتائج المحصل عليها مع تلك التي تم الحصول عليها بواسطة خوارزميات أخرى مذكورة في الأدبيات لنفس أنظمة الاختبار.

الكلمات المفتاحية: تدفق الطاقة الأمثل، خوارزمية النملة الأسد المتعددة الأهداف، تكلفة الوقود، انبعاث الغازات السامة، ضياع الطاقة، تأرجح الجهد الكهربائي، الأمثلة متعددة الأهداف، الشبكة الكهربائية IEEE 30 JB.

Résumé

La contribution principale de ce travail consiste à améliorer les performances des réseaux électriques modernes en utilisant l'algorithme multi-objectif de fourmi-lion (MOALO), une méthode d'optimisation inspirée de la nature. Le MOALO est appliqué au problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF) pour trouver le front de Pareto optimal pour le problème OPF à objectifs multiples. Ce travail vise à obtenir de bonnes solutions pour les problèmes OPF mono-objectif, bi-objectifs et multi-objectifs en optimisant quatre fonctions : le coût du carburant, les émissions de gaz polluants, les pertes de puissance active et la déviation de la tension électrique. Pour tester l'efficacité de l'algorithme MOALO proposé, nous avons appliqué le programme au réseau électrique IEEE à 30 JB. Les résultats obtenus ont prouvé l'efficacité de la méthode proposée pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal multi-objectif, en les comparant à ceux obtenus par d'autres algorithmes mentionnés dans la littérature pour le même système de test.

Mots clés: Ecoulement de puissance optimal (OPF), l'algorithme multi-objectif de fourmi-lion (MOALO), coût de combustible, émissions des gaz toxiques, les pertes de puissance, la déviation de la tension, Optimisation multi-objectifs, réseau test IEEE 30 JB.

Abstract

The main objective of this work is to enhance the performance of modern electrical networks by using the multi-objective ant-lion optimization algorithm (MOALO), a nature-inspired optimization method. MOALO is applied to the optimal power flow (OPF) problem to find the optimal Pareto front for the multi-objective OPF problem. This work aims to obtain good solutions for single-objective, bi-objective, and multi-objective OPF problems by optimizing four functions: fuel cost, pollutant gas emissions, power loss, and magnitude voltage deviation. To test the effectiveness of the proposed MOALO algorithm, we applied the program to the IEEE 30-bus electrical network. The results obtained demonstrated the effectiveness of the proposed method to solve the multi-objective optimal power flow problem by comparing the results with those obtained by other algorithms mentioned in the literature for the same test system.

Keys words: Optimal Power Flow (OPF), multi-objective ant-lion optimizer (MOALO), fuel Cost, Toxic gas emissions, Power Losses, Voltage Deviation, Multi-objective optimization, Electrical Network IEEE 30 JB.

Liste des abréviations et des symboles:

Abréviations:

OPF	Optimal Power Flow
Nox	Nitrogen Oxide
Sox	Sulfur Dioxide
JB	Jeux de barres
Qp	Quadratic programming
GS	Gauss-Seidel
NR	Newton-Raphson
DR	Découplée rapide
CO₂	Dioxyde de carbone
NPQ	Nombre total de jeux de barres charge
IP	Point intérieur
KKT	Karush-Kuhn-Tucker
MOOPF	Multi objectifs optimal power flow
MOALO	Multi objectifs ant lion optimisation
EP	Programmation d'évolution
GA	Algorithmes génétiques
GP	Programmation génétique
PSO	Optimisation par essaim de particules
BBO	Optimisation basée sur la biogéographie
SA	Recuit simulé
TS	Tabu Search
ALO	Ant Lion Optimizer

Symboles :

I	Courant
V	Tension
δ	Phase de tension
P	Puissance active
Q	Puissance réactive
S	Puissance apparente
λ, π, ν	Vecteurs des multiplicateurs de Lagrange
Z	Impédance

Y	Admittance
y_{Shi}	Admittances shunt
Pd, Qd	Puissances demandée active et réactive
Pji, Qji	Puissances génères active et réactive
Si	Puissance apparente de la ligne de transport
Vi	Tension dans le jeu de barre <i>i</i>
Y_{bus}	Matrice admittance
θ	Transformateur à angles de phase
T	Transformateur à prises en charge
Bij, Gij	Valeurs réelles et imaginaires de la matrice admittance
V_i	Valeur initiale de tension
V_m	Amplitude de la tension
V_{min}	Tension minimale
V_{max}	Tension maximale
V₀	Tension nominale
Y_{ii}	Élément diagonal de la matrice
y_{im}	Susceptance
F2(x)	Fonction d'émission de gaz
F3(x)	Fonction des pertes de puissance
F4(x)	Fonction de la déviation de la tension
F5(x)	Fonction de l'indice de la stabilité de la tension
ΔV	Déviations de la tension
Δp	Déviations de la puissance active
ΔQ	Déviations de la puissance réactive
x	Vecteur d'état
u	Vecteur de variables de contrôle
h	Contraintes d'inégalités
f	Fonction objective
g	Contraintes d'égalités
Ai, Bi, Ci, Di, Ei	Coefficients de la fonction d'émission
N	Nombre total des jeux de barres de réseau
μ^k	Un paramètre de barrière
M_{ant}	Matrices pour enregistrer la position de chaque fourmi et fourmi-lion

A_{ij}, AL_{ij}	$j^{ème}$ variable (dimension) de l' $i^{ème}$ fourmi et fourmi-lion
$f [.]$	Fonction objectif de l'algorithme
$rand$	Nombre aléatoire généré avec une distribution uniforme
d_i^t, c_i^t	Valeurs minimale et maximale du variable i
a_i, b_i	Marches aléatoires minimale et maximale du variable i
c^t, d^t	Minimum et le maximum de toutes les variables à la génération t
$Antlion_j^t$	Position de la $j^{ème}$ fourmi-lion
R_A^t	Marche aléatoire autour du fourmi-lion sélectionné par la roue
R_E^t	Marche aléatoire autour de l'élite à la génération t
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 :	Types de nœuds des réseaux éclectiques.....	5
Tableau 3.1:	Données des coefficients de coût des générateurs du réseau électrique IEEE 30-JB.....	38
Tableau 3.2 :	Données des coefficients d'émission des gaz toxiques du réseau électrique IEEE 30-JB.....	38
Tableau 3.3 :	Paramètres de l'algorithme MOALO	41
Tableau 3.4 :	Résultats du problème OPF multi-objectif pour 6 cas utilisant l'algorithme MOALO	41
Tableau 3.5 :	Comparaison entre les résultats de MOALO et d'autres méthodes d'optimisation dans le 1er cas	42
Tableau 3.6 :	Comparaison entre les résultats de MOALO et d'autres méthodes d'optimisation dans le tous les cas	42

Liste des Figures

Figure 1.1 :	Exemple d'un système de transport	7
Figure 1.2 :	Méthodes de résolution de l'OPF.....	17
Figure 1.3 :	Etapes principales de la méthode primal-dual	21
Figure 2.1 :	classes des Méta-heuristiques	25
Figure 2.2 :	Frontière de Pareto de min (F1, F2).....	30
Figure 2.3 :	Interaction entre les fourmilions et les fourmis dans le piège.....	31
Figure 2.4 :	Les pseudo-codes de l'algorithme MOALO	35
Figure 3.1 :	Schéma de réseau électrique IEEE 30 JB.....	38
Figure 3.2 :	Convergence du coût de production : cas 01.....	42
Figure 3.3 :	Solutions Pareto-optimale obtenues par MOALO de cas 2, 3, 4, 5 et 6.....	44
Figure 3.4 :	Niveaux de tensions (pu) obtenus par MOALO-MOOPF pour les 6 cas : Réseau électrique IEE 30 JB.....	45
Figure 3.5 :	Angles de tensions (deg) obtenus par MOALO-MOOPF pour les 6 cas : Réseau IEEE 30 JB.....	45
Figure 3.6 :	Puissances actives transitées dans les lignes de réseau test IEEE-30 jeux de barres : cas1 : minimisation du coût.....	46
Figure 3.7 :	Puissances réactives transitées dans les lignes de réseau test IEEE-30 jeux de barres : cas1 : minimisation du coût.....	46

Sommaire

Remerciements

Dédicaces

Résumé	I
Liste des abréviations et des symboles	II
Liste des tableaux	V
Liste des figures	VI

Introduction générale	1
-----------------------------	---

Chapitre 1 : Ecoulement de puissance optimale

1.1 Introduction	4
1.2 Ecoulement de puissance	4
1.2.1. Classification des nœuds (Jeux de barres JB)	4
1.2.2. Principe de fonctionnement d'un réseau électrique	6
1.2.3 Formulation des équations du Load Flow (Equations de répartition des charge)	8
1.2.4 Équations de l'écoulement de puissance.....	9
1.2.5 Méthodes numériques appliquées pour la résolution de l'écoulement de puissance.....	10
1.2.5.1 Méthode de Gauss-Seidel.....	11
1.2.5.2 Méthode de NEWTON-RAPHSON.....	11
1.2.5.3 Méthode découplée rapide.....	12
1.3 Problème de l'écoulement de puissance (Optimal power flow OPF)	12
1.3.1 Définition.....	12
1.4 Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal	12
1.4.1 Fonction Objective.....	13
1.4.1.1 Minimisation de coût de combustible.....	14
1.4.1.2 Minimisation d'émission des gaz.....	14
1.4.1.3 Minimisation des pertes de puissance.....	14
1.4.1.4 Minimisation de la déviation de la tension.....	15
1.4.1.5 Minimisation de l'indice de stabilité de la tension.....	15
1.4.2 Contraintes d'égalités.....	15
1.4.3 Contraintes d'inégalités.....	16

1.5	Méthodes de résolution de problème OPF.....	16
1.5.1	Méthodes de résolution conventionnelle (classiques).....	17
1.5.2	Méthode du Gradient.....	18
1.5.3	Méthode de newton.....	18
1.5.4	Méthode du point intérieur : primal-dual (IP).....	18
1.6	Inconvénients des méthodes conventionnelle (classiques).....	21
1.7	Conclusion.....	22

Chapitre2 : Optimisation multi-objectif de l'écoulement de puissance par l'algorithme multi-objectif de fourmi-lion MOALO

2.1	Introduction.....	23
2.2	Méthodes d'optimisation métaheuristiques.....	23
2.3	Métaheuristiques pour l'optimisation multi-objectifs de l'OPF.....	27
2.3.1	Définition d'un problème d'optimisation multi-objectifs.....	27
2.3.2	Optimisation multi-objectifs de l'écoulement de puissance MOOPF.....	28
2.3.3	Méthode de Pareto.....	28
2.3.4	Algorithme multi-objectifs de Fourmi-lion MOALO.....	30
2.4	MOALO appliquée à la solution du problème MOOPF.....	36
2.5	Conclusion.....	36

Chapitre 3 : Tests et résultats de simulation

3.1	Introduction.....	37
3.1	Application sur le réseau test IEEE 30 JB.....	37
3.2.1.	Réseaux Test IEEE à 30 Jeux de Barres.....	37
3.2.2.	Vecteur de contrôle.....	39
3.2.3.	Études de cas.....	39
3.2.4.	Résultats de Simulation.....	40
3.2.5.	Interprétation des résultats trouvés par MOALO-MOOPF.....	46
3.3.	Conclusion	47

Conclusion générale	48
----------------------------------	----

Annexe	49
---------------------	----

Références bibliographiques

Introduction générale

L'industrie de l'électricité joue un rôle fondamental dans le fonctionnement de notre société moderne, car elle assure la production, la distribution et la gestion de l'énergie électrique indispensable au quotidien des ménages, à l'opération des entreprises, et au soutien des infrastructures essentielles telles que les réseaux de communication et de transport.

Étant donné que l'électricité ne peut être stockée que dans des quantités limitées et que les moyens de stockage sont peu performants et coûteux, elle doit être consommée dès sa production. Par conséquent, toutes les entreprises impliquées dans la production et la distribution d'énergie électrique ont la responsabilité de maintenir l'équilibre entre l'offre et la demande d'électricité. Pour atteindre cet objectif, il est nécessaire d'ajuster les puissances actives et réactives des générateurs connectés au réseau électrique dans les limites admissibles afin de répondre à la demande électrique variable tout en minimisant les coûts de production, en utilisant l'Optimisation de l'Écoulement de Puissance (OPF).

L'optimisation de l'écoulement de puissance (OPF) est un problème mathématique et technique crucial dans la gestion des réseaux électriques. Elle vise à déterminer les réglages optimaux des variables de contrôle, telles que les puissances actives et réactives des générateurs, les tensions des bus, et les capacités de transformation, afin de minimiser un objectif spécifique, souvent les coûts de production ou les pertes de puissance, tout en respectant un ensemble de contraintes physiques et opérationnelles. Ces contraintes incluent les limites de capacité des générateurs, les capacités de transport des lignes, les limites de tension et de courant, et la stabilité du système.

L'optimisation consiste en un ensemble de techniques permettant de trouver les valeurs des variables qui rendent optimale une fonction de réponse, appelée "fonction objectif". Le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance (OPF) peut être résolu à l'aide de deux types de méthodes : les méthodes classiques (exactes) et les méthodes modernes (métaheuristiques). Les méthodes classiques telles que la méthode du gradient, la méthode de Newton, la méthode des points intérieurs, etc., sont largement utilisées pour résoudre le problème de l'OPF. Le principal inconvénient des méthodes classiques est le manque de flexibilité pour intégrer une variété de contraintes spécifiques. C'est pourquoi l'utilisation de méthodes d'optimisation métaheuristiques est proposée comme solution alternative.

Les premières méthodes d'optimisation métaheuristiques, apparues dans les années 1980, visent à résoudre une variété de problèmes sans nécessiter de modifications fondamentales dans l'algorithme. Ces techniques s'inspirent de la physique (comme le recuit simulé), de la biologie (comme les algorithmes évolutionnaires) et de l'éthologie (comme les colonies de fourmis et les essaims particulaires). Dans cette recherche, nous avons utilisé l'algorithme multi-objectif de Fourmi-lion (MOALO), initialement développé par Seyedali Mirjalili, pour résoudre le problème d'écoulement de puissance optimal multi-objectif (MOOPF). Inspiré par le comportement des fourmi-lions réelles, cet algorithme décrit les interactions entre le prédateur (fourmi-lion) et la proie (fourmi) dans des pièges coniques creusés dans le sable. Les principales étapes de cet algorithme comprennent la marche aléatoire des fourmis, la construction de pièges, la capture des fourmis dans les pièges et la reconstruction des pièges pour la prochaine chasse.

L'objectif principal de cette étude est de présenter l'algorithme multi-objectif de Fourmi-lion (MOALO) pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal multi-objectif (MOOPF). Cette mémoire est organisée en trois chapitres :

Dans le premier chapitre, nous avons exposé la formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF), en détaillant les objectifs principaux de ce travail : la diminution des coûts de combustible, la réduction des émissions de gaz toxiques, la minimisation des pertes de puissance et la limitation des déviations de tension. Nous avons également décrit les méthodes traditionnelles les plus couramment employées pour résoudre le problème d'OPF.

Dans le deuxième chapitre, nous avons expliqué le principe de l'optimisation multi-objectif. Nous avons également détaillé l'algorithme multi-objectifs Fourmi-Lion (MOALO) : son fonctionnement et ses différents mécanismes pour équilibrer les objectifs uniques et multiples. À la fin du chapitre, nous avons résumé toutes les étapes de MOALO appliquées à la résolution du problème MOOPF.

Le troisième chapitre présente les résultats de l'application de la méthode proposée sur le réseau standard IEEE à 30 Jeux de barres. Les résultats obtenus sont comparés à ceux obtenus par d'autres méthodes d'optimisation. Cette comparaison confirme l'efficacité de la méthode proposée pour résoudre les problèmes d'écoulement de puissance optimal mono, bi et multi-objectif.

Enfin, la mémoire se termine par une conclusion générale concernant l'apport général délivré par nos travaux.

Écoulement de puissance optimale

1.1 Introduction

L'écoulement de puissance optimal (OPF) est l'un des outils les plus importants dans la planification et le contrôle du fonctionnement des réseaux électriques modernes. La procédure du problème OPF implique la planification des variables de contrôle d'un système électrique afin d'optimiser une fonction objective qui doit répondre à un ensemble d'exigences physiques et opérationnelles. Donc, l'objectif est de réduire au maximum le coût total de la puissance générée par l'ensemble des centrales électriques interconnectées dans le réseau électrique, de minimiser les pertes de puissance active, l'émission des gaz toxique libérés par les unités de production thermique (NO_x, SO_x, ...) et de minimiser la déviation de la tension tout en respectant des nombreuses contraintes imposées par le réseau.

Dans ce premier chapitre, nous allons introduire les notions principales concernant l'écoulement de puissance ainsi que la formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal OPF qui résume les fonctions objectives traitées dans notre travail. Nous avons présenté aussi les méthodes d'optimisation conventionnelles les plus utilisées dans la résolution du problème d'OPF.

1. 2 Écoulement de puissance

L'étude de l'écoulement de puissance permet d'avoir la solution des grandeurs d'un réseau électrique en fonctionnement normal équilibré en régime permanent. Ces grandeurs sont les tensions aux nœuds, les puissances injectées aux nœuds et celles qui transitent dans les lignes. Les pertes et les courants s'en déduisent. Les études de l'écoulement de puissance permettent de planifier la construction et l'extension des réseaux électriques ainsi que la conduite et le contrôle de ces réseaux.

1.2.1 Classification des nœuds (Jeux de barres JB)

Il y a quatre grandeurs fondamentales associées à chaque jeu de barres i du réseau, à savoir le module de tension $|V|$, la phase de tension δ la puissance active injectée P et la puissance réactive injectée Q . Pour chaque jeu de barres, deux variables doivent être spécifiées au préalable et les deux autres sont à calculer [1].

Dans l'analyse de l'écoulement de puissance, la classification des jeux de barres du système est en trois catégories :

- **Jeux de barres de contrôle (control bus)**

Appelés aussi les jeux de barres (P V), Pour ce genre de jeux de barre, les centrales de production sont liées. La puissance active et le module de tension sont précisés. La phase de la tension et la puissance réactive sont les variables à évaluer. Ce genre de jeu de barre n'est pas prévu dans les réseaux de distribution.

- **Jeux de barres de charge (load bus)**

Les jeux de barres, également connus sous le nom de jeux de barres (PQ), sont généralement associés à des charges. Elles se distinguent par l'utilisation des puissances active et réactive. Des générateurs peuvent également être combinés avec des puissances actives et réactives fixées. Il est nécessaire de définir le module et la phase de la tension. On utilise ces jeux de barres dans les réseaux de distribution.

- **Jeux de barres de référence (slack bus)**

On l'appelle aussi le jeu de barres balancier ou slack bus, c'est un élément fictif créé pour l'étude de la répartition de la puissance, il a pour rôle de fournir la puissance supplémentaire nécessaire pour compenser les pertes de transmission, car celles-ci ne sont pas connues d'avance. D'une façon générale et par convention ce jeu de barres est identifié par le jeu de barres $N^{\circ} = 1$ connecté à une source de tension d'où le module V est égal à $1pu$ et la phase (δ) généralement est égal à 0° . Les puissances active (P) et réactive (Q) sont donc inconnues et doivent être calculées après avoir résolu le problème de l'écoulement de puissance [2].

Le tableau suivant montre Les types des nœuds des réseaux éclectiques [3]

JB	Variables connues	Variables inconnues
PV	Puissance active et la tension (P, V)	Angle de phase de tension et puissance réactive (δ, Q)
PQ	Las puissances actives et réactive (P, Q)	Tension amplitude et angle de phase (V, δ)
JB Référence	Tension amplitude et angle de phase (V, δ)	Le courant, les puissances active et réactive (P, Q)

Tableau I.1: Types de nœuds des réseaux éclectiques

1.2.2 Principe de fonctionnement d'un réseau électrique :

Le réseau électrique joue un rôle primordial en fournissant les puissances actives et réactives nécessaires aux différents équipements qui y sont connectés. Des lignes de transmission relient les points de production et de consommation les uns aux autres.

Pour mieux comprendre le principe de fonctionnement, considérons le système de distribution à deux barres de la figure 1.1 (a). Les barres sont alimentées par des unités de production qui génèrent respectivement les puissances S_{G1} et S_{G2} . Les demandes se définissent à chaque barre comme étant S_{D1} et S_{D2} . Les deux barres sont connectées par une ligne de transmission Figure 1.1 (b). Celle-ci est représentée par son modèle en π caractérisé par une impédance série, Z , et deux admittances shunt y_{shi} . Les deux tensions de barres sont symbolisées respectivement par $V1$ et $V2$. [4]

Dans la conception du modèle, les puissances produites et demandées à chaque barre sont combinées afin d'obtenir une puissance nette S_i , qui correspond à la différence entre la production et la consommation de puissance de la barre i déterminée. On entend par "source de puissance de barre" cette puissance nette injectée dans la barre, dont le symbole est présenté dans la Figure. 1.1 (c).

Pour le système à deux barres, les puissances injectées sont [5] :

$$S_1 = P_1 + jQ_1 = \Delta P_{G1} - P_{D1} + j(Q_{G1} - Q_{D1}) \quad (1.1)$$

$$S_2 = P_2 + jQ_2 = \Delta P_{G2} - P_{D2} + j(Q_{G2} - Q_{D2}) \quad (1.2)$$

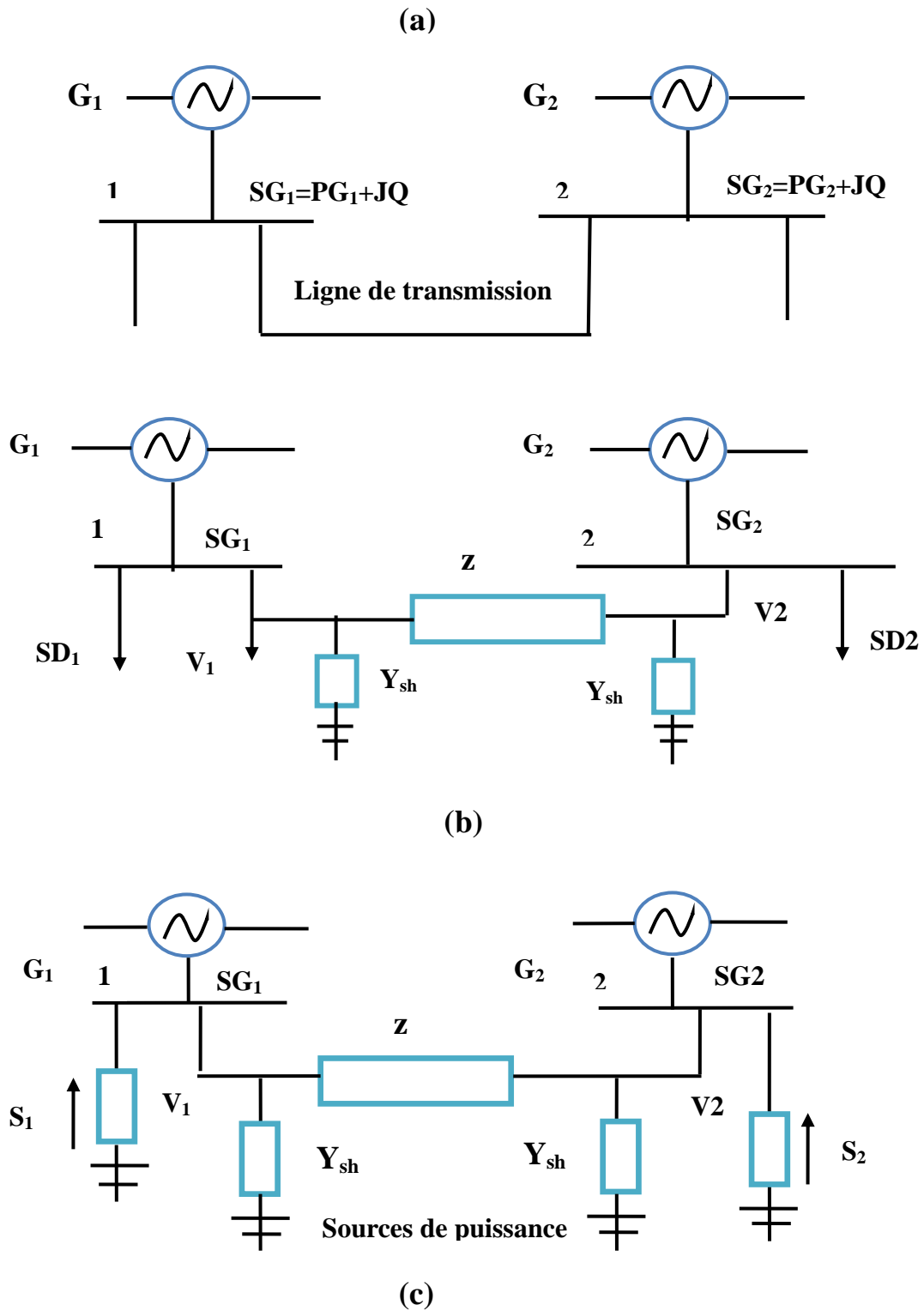


Figure.1.1 : Exemple d'un système de transport.

Le système fonctionne de la manière suivante : l'ajustement du couple moteur, effectué grâce aux régulateurs de chaque turbine, permet d'équilibrer la puissance active générée, la puissance active demandée et les pertes actives de transmission. Il est primordial de maintenir une fréquence constante pour assurer cet équilibre.

En manipulant le courant de champ de chaque rotor et en utilisant la force électromotrice du stator, on parvient à établir un équilibre optimal entre la puissance réactive générée, dont une partie provient des lignes, la puissance réactive requise et les pertes réactives. Le maintien d'un tel équilibre nécessite une stabilité de l'amplitude des tensions de barre. La fonction de la ligne de transmission consiste à offrir un moyen de transférer la puissance d'une barre excédentaire pour compenser la demande excessive de l'autre, ou à servir de branche de secours en cas de circonstances critiques.

Le schéma (c) de la figure 1.1 illustre un circuit électrique élémentaire, nettement simplifié par rapport à un réseau standard.

1.2.3 Formulation des équations du Load Flow (Equations de répartition des charges)

La relation d'injection de puissance pour toute barre i d'un réseau électrique comportant N nœuds est représentée par la formule suivante :

$$S_i^* = P - jQ = V_i^* I_i \quad (1.3)$$

La puissance apparente injectée au nœud 3 est déterminée à partir de V_{bus} et Y_{bus} dans un réseau à 4 nœuds, en utilisant le système de puissance unitaire (PU). [6]

La puissance au nœud 3 est :

$$S_3 = P_3 - jQ_3 = V_3 \cdot I_3^* \quad (1.4)$$

La puissance complexe S_3 est définie comme positive lorsqu'elle est injectée dans le jeu de barres (cas des générateurs) et négative lorsqu'elle est consommée par le jeu de barres (cas des charges).

Soit S_{G3} et S_{D3} les composantes injectées et consommées de S_3 , alors : [6]

$$S_3 = S_{G3} - S_{D3} \quad (1.5)$$

La matrice Y_{bus} est définie par :

$$\begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \\ I_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & Y_{13} & Y_{14} \\ Y_{21} & Y_{22} & Y_{23} & Y_{24} \\ Y_{31} & Y_{32} & Y_{33} & Y_{34} \\ Y_{41} & Y_{42} & Y_{43} & Y_{44} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \\ V_4 \end{bmatrix}$$

Le courant injecté au jeu de barre 3 :

$$I_1 = Y_{31} \cdot V_1 + Y_{32} \cdot V_2 + Y_{33} \cdot V_3 + Y_{34} \cdot V_4 = \sum_{j=1}^4 Y_{3j} \cdot V_j \quad (1.6)$$

Le conjugué de I_3 :

$$I_3^* = \sum_{j=1}^4 Y_{3j}^* \cdot V_j^* \quad (1.7)$$

En remplaçant (1.7) dans (1.4)

$$S_3 = \sum_{j=1}^4 Y_{3j}^* \cdot V_3 \cdot V_j^* \quad (1.8)$$

Exprimant les tensions en coordonnées polaires :

$$S_3 = \sum_{j=1}^4 Y_{3j}^* \cdot |V_3| e^{j\delta_3} \cdot |V_j| e^{-j\delta_j} \quad (1.9)$$

$$S_3 = \sum_{j=1}^4 Y_{3j}^* \cdot |V_3| \cdot |V_j| e^{j(\delta_3 - \delta_j)} \quad (1.10)$$

L'élément Y_{3j} dans l'équation (2.12) est un nombre complexe qui peut être écrit sous 02 formes:

$$\text{La forme polaire : } Y_{3j} = |Y_{3j}| e^{c_{3j}} \quad (1.11)$$

$$\text{La forme cartésienne : } Y_{3j} = G_{3j} + jB_{3j} \quad (1.12)$$

$$\text{Avec } \theta_{3j} = \tan \frac{B_{3j}}{G_{3j}}$$

1.2.4. Équations de l'écoulement de puissance

Les équations de l'écoulement de puissance peuvent être écrites sous deux formes différentes :

A. Les équations de l'écoulement de puissance sous leur forme polaire :

En remplaçant (1.11) dans (1.10), on obtient: [6]

$$S_3 = \sum_{j=1}^4 |Y_{3j}| e^{-j\theta_{3j}} \cdot |V_3| \cdot |V_j| e^{j(\delta_3 - \delta_j)} \quad (1.13)$$

$$S_3 = \sum_{j=1}^4 |Y_{3j}| \cdot |V_3| \cdot |V_j| e^{j(\delta_3 - \delta_j - \theta_{3j})} \quad (1.14)$$

En appliquant la relation d'Euler à l'équation (1.14) :

$$S_3 = \sum_{j=1}^4 |Y_{3j}| \cdot |V_3| \cdot |V_j| (\cos(\delta_3 - \delta_j - \theta_{3j}) + j \sin(\delta_3 - \delta_j - \theta_{3j})) \quad (1.15)$$

Sachant que

$$S_3 = P_3 + jQ_3 \quad (1.16)$$

On peut déduire:

$$P_3 = \sum_{j=1}^4 |Y_{3j}| \cdot |V_3| \cdot |V_j| \cos(\delta_3 - \delta_j - \theta_{3j}) \quad (1.17)$$

$$Q_3 = \sum_{j=1}^4 |Y_{3j}| \cdot |V_3| \cdot |V_j| \sin(\delta_3 - \delta_j - \theta_{3j}) \quad (1.18)$$

D'une manière générale : Pour un réseau à n barre, les puissances à n'importe quelle barre sont déterminées par les équations générales de l'écoulement de puissance

$$P_i = \sum_{j=1}^n |Y_{ij}| \cdot |V_i| \cdot |V_j| \cos(\delta_i - \delta_j - \theta_{ij}) \quad (1.19)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^n |Y_{ij}| \cdot |V_i| \cdot |V_j| \sin(\delta_i - \delta_j - \theta_{ij}) \quad (1.20)$$

B. Les équations de l'écoulement de puissance sous leur forme cartésienne :

En remplaçant (1.12) dans (1.10), on obtient : [6]

$$S_3 = \sum_{j=1}^4 (G_{3j} - jB_{3j}) \cdot |V_3| \cdot |V_j| e^{j(\delta_3 - \delta_j)} \quad (1.21)$$

En appliquant la relation d'Euler, l'équation (1.21) devient :

$$S_3 = \sum_{j=1}^4 (G_{3j} - jB_{3j}) \cdot |V_3| \cdot |V_j| (\cos(\delta_3 - \delta_j) + j \sin(\delta_3 - \delta_j)) \quad (1.22)$$

Et on déduit

$$P_3 = \sum_{j=1}^4 |V_3| \cdot |V_j| (G_{3j} \cos(\delta_3 - \delta_j) + B_{3j} \sin(\delta_3 - \delta_j)) \quad (1.23)$$

$$Q_3 = \sum_{j=1}^4 |V_3| \cdot |V_j| (G_{3j} \sin(\delta_3 - \delta_j) + B_{3j} \cos(\delta_3 - \delta_j)) \quad (1.24)$$

D'une façon générale : Pour un réseau à n jeux de barres les puissances à n'importe quel jeu de barres sont déterminées par les équations de l'écoulement de puissance sous leur forme générale:

$$P_i = \sum_{j=1}^n |V_i| \cdot |V_j| (G_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j)) \quad (1.25)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^n |V_i| \cdot |V_j| (G_{ij} \sin(\delta_i - \delta_j) + B_{ij} \cos(\delta_i - \delta_j)) \quad (1.26)$$

1.2.5 Méthodes numériques appliquées pour la résolution de l'écoulement de puissance :

Il existe plusieurs méthodes itératives utiliser pour résoudre les équations d'écoulement de puissances ; notamment :

- Méthode de Gauss-Seidel (GS)
- Méthode de Newton-Raphson (NR)
- Méthode découplée rapide (DR)

1.2.5.1 Méthode de Gauss-Seidel :

La méthode de Gauss-Seidel est l'une des méthodes itératives les plus simples utilisées pour résoudre les problèmes d'écoulement de puissance ou, plus généralement, pour traiter un vaste ensemble d'équations algébriques non linéaires. Dans cette approche, chaque nœud est examiné séquentiellement et sa tension est mise à jour en fonction des valeurs disponibles des tensions des autres nœuds. Les solutions recherchées pour l'analyse de l'écoulement de puissance sont obtenues par la résolution de l'équation nodale suivante [7].

$$I_i = Y_{i1} V_1 + Y_{i2} V_2 + \dots + Y_{in} V_n = \sum_{m=1}^n Y_{im} V_m \quad (1.27)$$

En général, on calcule le vecteur V qui satisfait le système non linéaire et qui est donné par :

$$V_i^{(k+1)} = \frac{1}{Y_{ii}} \left[\frac{P_i - jQ_i}{(V_i^*)^k} + \sum_{m=1, m \neq i}^n Y_{im} V_m^{(k)} \right] \quad (1.28)$$

La convergence du système est atteinte lorsque la condition suivante est satisfaite : (10-3)

$$\max |V^{k+1} - V^k| \leq \varepsilon \quad (1.29)$$

Les puissances actives et réactives, peuvent être calculées à partir des deux expressions :

$$P_i^{(k+1)} = \Re \left[V_i^{*(k)} V_i^{(k)} \left[Y_{ii} - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq m}}^n Y_{im} V_m^{(k)} \right] \right] \quad (1.30)$$

$$Q_i^{(k+1)} = -\Im \left[V_i^{*(k)} \left[V_i^{(k)} Y_{ii} - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq m}}^n Y_{im} V_m^{(k)} \right] \right] \quad (1.31)$$

Le critère d'arrêt est choisi par rapport aux puissances actives et réactives :

$$\max [P^{k+1} - P^k] \leq \varepsilon \quad (1.32)$$

$$\max [Q^{k+1} - Q^k] \leq \varepsilon \quad (1.33)$$

1.2.5.2 Méthode de NEWTON-RAPHSON :

La méthode de Newton-Raphson, bien qu'elle nécessite plus de temps par itération que la méthode de Gauss-Seidel, présente l'avantage de converger rapidement même pour les grands réseaux, demandant ainsi seulement quelques itérations. Cependant, son utilisation exige des ressources de stockage et de calcul considérables. Grâce à sa convergence quadratique, la méthode de Newton-Raphson permet d'obtenir une solution de haute précision en seulement quelques itérations. Ces propriétés ont conduit au succès de la méthode de Newton-Raphson rapide et découplée.

Le principe de cette méthode consiste à trouver une approximation linéaire du système d'équations (1.25 et 1.26) non-linéaire en appliquant un développement en série de Taylor

d'ordre (1), puis la détermination de la matrice Jacobienne et le calcul itérative des tensions nodales.

Le système à n nœuds comportant un nœud balancier, m nœuds PV et l nœuds PQ à résoudre se traduit par :

$$\begin{bmatrix} \Delta P_2^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta P_n^{(k)} \\ \Delta Q_{m+2}^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta Q_n^{(k)} \\ \Delta |V_2^{(k)}|^2 \\ \vdots \\ \Delta |V_{m+1}^{(k)}|^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_2}{\partial e_2} & \dots & \frac{\partial P_2}{\partial e_n} & \frac{\partial P_2}{\partial f_2} & \dots & \frac{\partial P_2}{\partial f_n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial P_n}{\partial e_2} & \dots & \frac{\partial P_n}{\partial e_n} & \frac{\partial P_n}{\partial f_2} & \dots & \frac{\partial P_n}{\partial f_n} \\ \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial e_2} & \dots & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial e_n} & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial f_2} & \dots & \frac{\partial Q_{m+2}}{\partial f_n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial Q_n}{\partial e_2} & \dots & \frac{\partial Q_n}{\partial e_n} & \frac{\partial Q_n}{\partial f_2} & \dots & \frac{\partial Q_n}{\partial f_n} \\ \frac{\partial |V_2|^2}{\partial e_2} & \dots & \frac{\partial |V_2|^2}{\partial e_n} & \frac{\partial |V_2|^2}{\partial f_2} & \dots & \frac{\partial |V_2|^2}{\partial f_n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial |V_{m+1}|^2}{\partial e_2} & \dots & \frac{\partial |V_{m+1}|^2}{\partial e_n} & \frac{\partial |V_{m+1}|^2}{\partial f_2} & \dots & \frac{\partial |V_{m+1}|^2}{\partial f_n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta e_2^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta e_n^{(k)} \\ \Delta f_2^{(k)} \\ \vdots \\ \Delta f_n^{(k)} \end{bmatrix} \quad (1.34)$$

1.2.5.3 Méthode découplée rapide :

La méthode découplée rapide est une variante de la méthode de Newton-Raphson appliquée à la résolution de l'écoulement de puissance dans les réseaux électriques. Cette méthode découple les équations nodales en puissance active et réactive, permettant ainsi de résoudre ces équations de manière indépendante. Elle combine la rapidité de convergence de la méthode de Newton-Raphson avec une réduction de la complexité computationnelle. En séparant les équations, elle simplifie le processus de résolution et réduit le nombre d'itérations nécessaires pour atteindre une solution précise, ce qui en fait une approche efficace pour les systèmes de grande taille.

1.3 Problème de l'écoulement de puissance (Optimal power flow OPF)

1.3.1 Définition

Le problème de l'écoulement de puissance optimal est un problème d'optimisation visant à déterminer la contribution de chaque centrale électrique pour répondre à la demande en énergie électrique tout en minimisant les coûts de production et en respectant les contraintes du réseau. Ce problème implique un système d'équations algébriques non linéaires et trouve des applications dans divers domaines [8].

1.4 Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal :

Le problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF) est formulé comme un problème d'optimisation statique non linéaire. La fonction objet est représentée par une équation non linéaire et les contraintes sont représentées par des équations non linéaires ou linéaires. Le problème de l'OPF peut être formulé sous la forme suivante : [9]

$$\text{Minimiser} \quad f(x, u) \quad (1.35)$$

$$\text{Sujet à :} \quad g(x, u) = 0 \quad (1.36)$$

$$h(x, u) \leq 0 \quad (1.37)$$

Tels que :

$f(x, u)$: Fonction objective ;

$g(x, u) = 0$: Contraintes d'égalités ;

$h(x, u) \leq 0$: Contraintes d'inégalités ;

x : vecteur des variables d'état ;

u : vecteur des variables à contrôler ;

Les Variables d'état : Sont les modules des tensions des jeux de barres charges et les angles de toutes les tensions sauf le jeu de barres de référence. [10]

Les Variables à contrôler : Les variables de contrôle sont en général les modules des tensions ou les puissances réactives générées aux jeux de barres générateurs, les rapports de transformation des régleurs en charge, les phases des transformateurs déphaseurs, et les puissances réactives générées par les différents compensateurs d'énergie réactive. [10]

1.4.1 Fonction Objective :

La fonction objective est une fonction mathématique utilisée dans le cadre de l'optimisation. Elle définit la quantité que l'on cherche à maximiser ou minimiser lors de la résolution d'un problème d'optimisation.

Dans le cadre des études de l'OPF, on peut minimiser différentes fonctions objectifs, notamment

- Le coût total de combustible.
- L'émission des gaz toxiques.
- Les pertes de puissance actives et réactives.
- Le coût de puissance réactive.
- La déviation de la tension.

- L'indice de la stabilité de la tension.

1.4.1.1 Minimisation de coût de combustible :

Dans le contexte de l'écoulement de puissance peut être représentée par une équation qui vise à réduire les coûts liés à l'exploitation des réseaux électriques. Cette fonction objective cherche à trouver la combinaison optimale de variables de production pour minimiser les coûts de combustible tout en respectant les contraintes du système. La fonction la plus simple qui représente le coût total du combustible F_1 est formulée comme suit : [10]

$$F_1(x) = \sum_{i=1}^{ng} (A_i + B_i P_{gi} + C_i P_{gi}^2) \quad (1.38)$$

Où A_i , B_i , C_i sont les coefficients de la fonction de coût de chaque générateur i , P_{gi} est la puissance active générée par le générateurs i , ng est le nombre des générateurs de production.

1.4.1.2 Minimisation d'émission des gaz :

Les unités de production thermique génèrent souvent des polluants atmosphériques comme le dioxyde de carbone (CO_2), les oxydes d'azote (NO_x) et le dioxyde de soufre (SO_x). Pour limiter leur impact, la minimisation des émissions de gaz devient un objectif clé dans l'optimisation de l'équilibre de puissance. Cela se traduit par la formulation d'une fonction objectif visant à réduire les émissions polluantes tout en maintenant une production électrique efficace.

Mathématiquement, la fonction qui minimise l'émission des gaz F_2 est donnée par : [11]

$$F_2(x) = \sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2 + d_i \exp(e_i P_{gi})) \quad (1.39)$$

Où a_i , b_i , c_i , d_i et e_i représentent les coefficients de la fonction d'émission pour chaque générateur i .

1.4.1.3 Minimisation des pertes de puissance :

L'objectif à minimiser est la somme totale des pertes actives sur l'ensemble des lignes de transmission et des transformateurs de puissance d'un réseau électrique, comme exprimé par l'équation suivante : [10]

$$F_3(x) = \sum_{i=1}^{nb} (G_K (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \delta_{ij})) \quad (1.40)$$

Où, nb est le nombre de branches du réseau électrique, G_K est la conductance de la branche K qui se trouve entre les deux jeux de barres i et j .

1.4.1.4 Minimisation de la déviation de la tension :

La minimisation de la déviation de tension est un objectif crucial dans la gestion efficace des réseaux électriques. La fonction de déviation totale du profil des tensions de tous les jeux de barres charge d'un réseau électrique par rapport de la tension nominale, F_4 est formulée comme suit : [11]

$$F_4(x) = \Delta V = \sum_{i=1}^{NPQ} |V_M(i) - V_0| \quad (1.41)$$

Où V_M est l'amplitude de la tension au niveau du jeu de barres i , NPQ le nombre total de jeux de barres charge et V_0 est la tension nominale, généralement $V_0 = 1 \text{ pu}$.

1.4.1.5 Minimisation de l'indice de stabilité de la tension :

La stabilité de la tension est définie comme la capacité d'un réseau électrique à maintenir des tensions acceptables à chaque point du réseau suite à une perturbation. Divers phénomènes, tels que la surcharge d'une ligne, une défaillance d'un générateur, des variations de charge ou une modification de la configuration du système, peuvent entraîner une chute progressive et incontrôlable de la tension, aboutissant à un effondrement généralisé de la tension. Pour prendre en compte la stabilité dans le problème de l'écoulement de puissance optimal, il est nécessaire de minimiser une autre fonction objective, l'indice de stabilité de la tension (Voltage Stability Index, VSI), défini par l'équation suivante : [12] [13]

$$F_5(x) = F_{L_{index}}(x) = \min(VSI) = \min(\max(L_j)) \quad (1.42)$$

Avec :

$$L_j = \left| 1 - \sum_{i=1}^{NW} (-[Y_1]^{-1} * [Y_2] * \frac{V_i}{V_j} \angle(\theta_{ij} + (\delta_i - \delta_j))) \right|, j = 1, 2, \dots, NPQ \quad (1.43)$$

Avec, Y_1, Y_2 sont des sous-matrices de la matrice, $L_j \in [0 - 1]$ et NPQ représente le nombre de jeux de barres de charge.

1.4.2 Contraintes d'égalités :

Les contraintes d'égalité de l'OPF reflètent à des lois physiques gouvernant le réseau électrique. Elles sont représentées par les équations non-linéaires de l'écoulement de puissance qui exigent que la somme de l'injection nette des puissances actives et réactives dans chaque jeu de barres soit nulle. [8]

$$P_{gi} - P_{di} = V_i \sum_{j=1}^N \left[V_j \left[G_{ij} \cos(\delta_{ij}) + B_{ij} \sin(\delta_{ij}) \right] \right] \quad (1.44)$$

$$Q_{gi} - Q_{di} = V_i \sum_{j=1}^N \left[V_j \left[G_{ij} \sin(\delta_{ij}) + B_{ij} \cos(\delta_{ij}) \right] \right] \quad (1.45)$$

Où : P_{gi}, Q_{gi} sont les puissances active et réactive générées, P_{di}, Q_{di} sont les puissances demandées active et réactive, G_{ij}, B_{ij} représentent les valeurs réelles et imaginaires de la matrice admittance (Y_{ij}), δ_{ij} est différence entre les angles de phases des tensions des jeux de barres i et j et N est le nombre total des jeux de barres de réseau.

1.4.3 Contraintes d'inégalités :

Les contraintes d'inégalités représentent les limites opérationnelles des équipements d'un réseau électrique. Elles incluent généralement des restrictions sur les tensions, les puissances actives, les puissances réactives, les ratios des prises des transformateurs à régulation de charge, les puissances apparentes circulant dans les lignes, ainsi que les puissances réactives de compensation (batteries de compensation, FACTS, etc.).

Les limites imposées sur les tensions électriques à chaque jeu de barres sont nécessaires pour maintenir la qualité du service électrique et assurer la sécurité du système.

$$V_i^{min} \leq V_i \leq V_i^{max} \quad (1.46)$$

- Les limites minimales et maximales des puissances active et réactive générées sont indiquées de la manière suivante :

$$P_{gi}^{min} \leq P_{gi} \leq P_{gi}^{max} \quad \text{Avec: } i = 1, \dots, ng \quad (1.47)$$

$$Q_{gi}^{min} \leq Q_{gi} \leq Q_{gi}^{max} \quad \text{Avec: } i = 1, \dots, ng \quad (1.48)$$

- Les transformateurs à prises en charge T et à angles de phase θ_i peuvent être utilisés dans les limites suivantes :

$$T^{min} \leq T_i \leq T^{max} \quad (1.49)$$

$$\theta_i^{min} \leq \theta_i \leq \theta_i^{max} \quad (1.50)$$

- Les limites sur le transit de puissance apparente S_{li} au niveau des lignes de transport sont :

$$S_{li}^{min} \leq S_{li} \leq S_{li}^{max}$$

(1.51)

1.5 Méthodes de résolution de problème OPF :

Les méthodes de résolution du problème de l'écoulement de puissance optimal peuvent être divisées en deux catégories principales : les méthodes classiques d'optimisation et les méthodes d'optimisation basées sur l'intelligence artificielle. Le diagramme illustré dans la figure 1.1 représente les méthodes conventionnelles les plus connues ainsi et les techniques d'optimisation intelligentes récemment proposées pour résoudre le problème de l'OPF [11] : Le diagramme présenté dans la figure suivante illustre les méthodes conventionnelles et les techniques d'optimisation intelligentes récemment proposées pour résoudre le problème de l'OPF [11] :

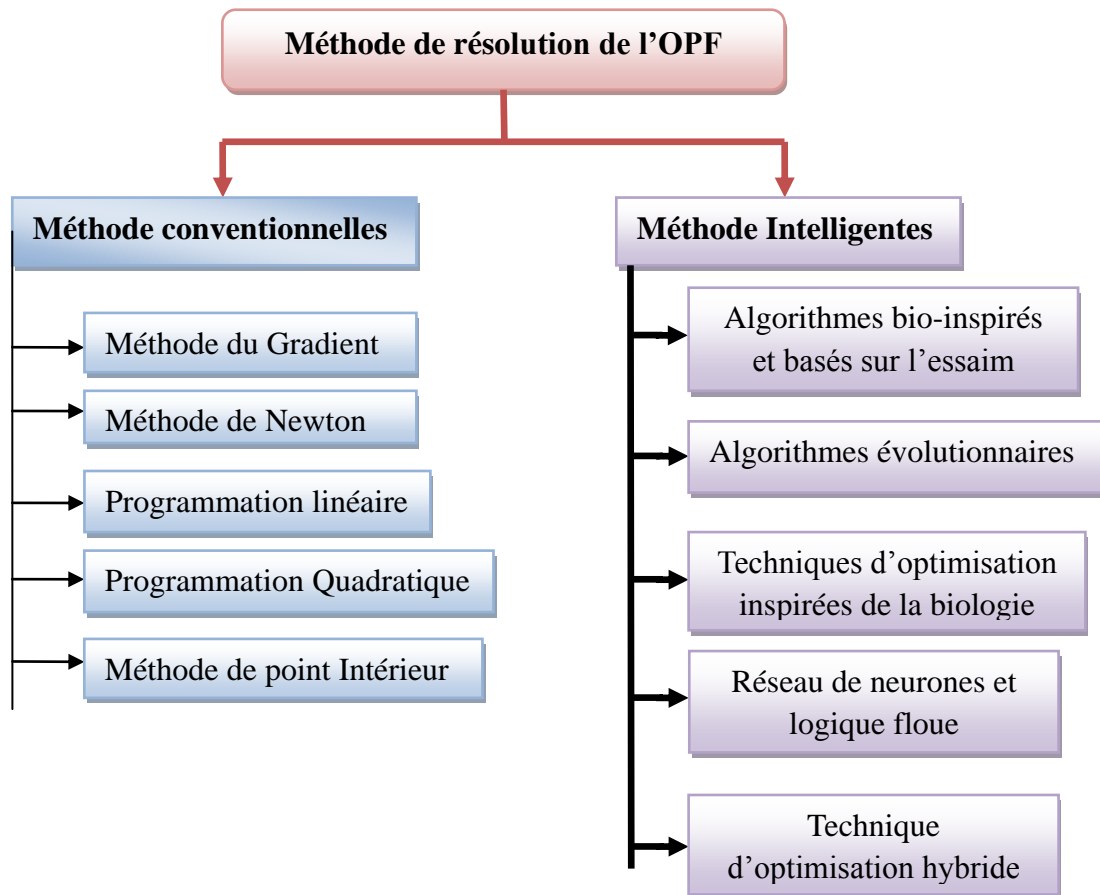


Figure 1.2. Méthodes de résolution de l'OPF.

1.5.1 Méthodes de résolution conventionnelle (classiques) :

Traditionnellement, les méthodes d'optimisation classiques ont été un sujet de recherche active où elles ont été utilisées efficacement pour résoudre le problème de l'OPF. Ces méthodes

sont basées sur des techniques de programmation mathématiques et elles ont été introduites pour la première fois par Carpentier en 1962, où il proposa une formulation de programmation non linéaire du problème de dispatching économique en prenant en considération des contraintes sur la tension et d'autres contraintes de fonctionnement. En 1968, une méthode de programmation non linéaire a été développée par Dommel et Tinney pour minimiser le coût de combustible et les pertes de puissances actives. Cette méthode est basée sur la méthode de Newton, un algorithme d'ajustement de gradient permettant d'obtenir le minimum et des pénalités pour prendre en compte les contraintes dépendantes. Le travail proposé par Dommel et Tinney a connu un essor considérable et il est devenu un guide pionnier dans la résolution de l'OPF. [14]

Les techniques classiques utilisées pour résoudre le problème de l'OPF peuvent être divisées en deux catégories principales. Le premier groupe concerne les méthodes d'optimisation non linéaire, telles que la méthode du gradient et les méthodes Newton. Le deuxième groupe comprend les méthodes de programmation linéaire, qui reposent sur des techniques telles que le simplexe et le point intérieur pour résoudre le problème de manière itérative.

1.5.2 Méthode du Gradient :

La méthode de Gradient a été l'une des premières méthodes de programmation non linéaire proposée à la fin de 1960 pour résoudre le problème de l'OPF [14], est une méthode itérative basée sur la recherche du minimum d'une fonction en suivant la ligne de plus grande pente associée à la fonction objective. La direction de descente associée à cette ligne est donnée par le gradient de la fonction objective. L'idée est donc de minimiser une fonction objective $f(x)$ à travers une suite de points destinées à converger vers la solution optimale du problème [15]. Généralement, la méthode de gradient est facile à implémenter mais elle a plusieurs inconvénients comme le risque de converger vers un optimum local, la difficulté de considérer toutes les contraintes d'inégalité liées au problème de l'OPF et la lenteur de la convergence surtout si le problème est à grande dimension [11].

1.5.3 Méthode de Newton :

Dans le domaine des systèmes électriques, la méthode de Newton a toujours été la méthode la plus utilisée dans les problèmes OPF [16, 17]. Elle est basée sur la détermination du vecteur gradient et de la matrice Hessienne de la dérivée partielle du second ordre de l'équation du flux de puissance. Cette méthode est très puissante car elle converge rapidement vers la solution. Cette propriété est particulièrement utile pour résoudre des problèmes de réseaux électriques car il est facile d'obtenir une première approximation proche de la solution. Dans la technique

newtonienne, les contraintes d'inégalité peuvent être facilement gérées en utilisant la condition d'optimalité de Karush-Kuhn-Tucker, qui permet de déterminer si le point optimal a été atteint. Les inconvénients de cette approche sont la sensibilité aux conditions initiales et la difficulté d'identifier efficacement les contraintes d'inégalité [18].

1.5.4 Méthode du point intérieur : primal-dual (IP)

Le point intérieur IP a été développé par Kamarkar en 1984 dans le contexte de problèmes linéaires [19]. C'est une technique qui transforme efficacement les contraintes d'inégalité en contraintes d'égalité, permettant de résoudre des problèmes d'optimisation non linéaire avec des contraintes d'inégalité. La méthode du point intérieur propose d'ajouter une pénalité à la fonction objective et d'ajouter une variable de biais pour transformer l'inégalité [20]. Des recherches plus approfondies sur cette méthode ont montré qu'elle présente de très bonnes performances en termes de vitesse de convergence pour les problèmes à grande échelle, en particulier lorsque le problème est linéaire ou quadratique [21].

La méthode primal-dual est une méthode de point intérieur basée sur la méthode de barrière logarithmique. Cette méthode est le plus souvent utilisée pour résoudre des problèmes pratiques d'optimisation non linéaire car elle peut rapidement converger vers la bonne solution [22] [23].

En règle générale, le problème barrière associé à IP est rédigé sous la forme :

$$\min F(x) - \mu^k \sum_i \ln s_i(x)$$

(1.52)

Avec : μ^k est un paramètre de barrière, qui décroît progressivement au fil de l'optimisation pour tendre vers 0. s_i représente le vecteur des variables d'écart numéro i .

La solution du problème défini par l'équation (1.25) peut être obtenue en utilisant la méthode de Newton. Par conséquent, la fonction de Lagrange associée à ce problème est formulée comme suit :

$$L(y) = F(x) - \mu^k \sum_i (\ln(s_i) + \ln(z_i)) - \lambda^T g(x) - \pi^T (-s - z - \underline{h} + \bar{h}) - v^T (-z - h(x) + \bar{h}), y = [s, z, \pi, v, \lambda] \quad (1.53)$$

Où s, z sont les conditions de non- négativité. λ, π et v sont les vecteurs des multiplicateurs de Lagrange et y le vecteur définissant l'état du point courant ainsi que des différentes variables ou multiplicateurs.

Le Lagrangien doit satisfaire les conditions d'optimalité de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) suivantes :

$$\pi - \mu^k S^{-1} e = 0 \quad (1.54)$$

$$\dot{v} - \mu^k Z^{-1} e \tag{1.55}$$

$$-s - z - \underline{h} + \bar{h} = 0 \tag{1.56}$$

$$-h(x) - \bar{z} + \bar{h} = 0 \tag{1.57}$$

$$\nabla F(x) - J_g(x)^T \lambda + J_h(x)^T v = 0 \tag{1.58}$$

$$g(x) = 0 \tag{1.59}$$

$$\text{Où : } S = \text{diag}(s_1, \dots, s_m), Z = \text{diag}(z_1, \dots, z_m), e = (1, 1)^T \text{ et } \dot{v} = v + \pi$$

Les équations (1.56), (1.57) et (1.59) expriment les conditions réalisables primales. L'équation (1.58) exprime les conditions duales. Enfin, les équations (1.54) et (1.55) représentent les conditions complémentaires avec $\mu^k \neq 0$.

La dernière étape de la méthode PI consiste à résoudre l'équation KKT, à mettre à jour les variables et à réduire μ^k en utilisant la méthode de Newton [24].

En général, la valeur approchée de la solution de l'équation (1.58) de KKT est calculée en effectuant une itération de la méthode de Newton, bien que le système (1.58) soit non linéaire :

$$\begin{bmatrix} \pi & 0 & S & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \hat{Y} & Z & Z & 0 & 0 \\ I & I & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 & 0 & J_h & 0 \\ 0 & 0 & 0 & J_h^T & \nabla_x^2 L_\mu & J_g^T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & J_g & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \Delta s \\ \Delta Z \\ \Delta \pi \\ \Delta v \\ \Delta x \\ \Delta \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \xi_s \\ \xi_z \\ \xi_\pi \\ \xi_v \\ \xi_x \\ \xi_\lambda \end{bmatrix} \tag{1.60}$$

$$\text{Avec : } \pi = \text{diag}(\pi_1, \dots, \pi_m), \hat{Y} = \text{diag}(\hat{v}_1, \dots, \hat{v}_p) \text{ et ;}$$

$$\begin{cases} \xi_s = S\pi + \mu^k e \\ \xi_z = Z\pi + \mu^k e \\ \xi_\pi = -s - z - \underline{h} + \bar{h} \\ \xi_v = -h(x) - \bar{z} + \bar{h} \\ \xi_x = \nabla F(x) - J_g(x)^T \lambda + J_h(x)^T v \\ \xi_\lambda = -g(x) \end{cases} \tag{1.61}$$

Le calcul de $\nabla_x^2 L_\mu(y)$ nécessite de connaître le Hessien de la fonction objectif F ainsi que celui des contraintes d'égalité et d'inégalité :

$$\nabla_x^2 L_\mu(y) = \nabla_x^2 F(x) - \sum_{i=1}^n \lambda_i \nabla_x^2 g_i(x) + \sum_{j=1}^m v_j \nabla_x^2 h_j(x) \tag{1.62}$$

On peut résumer l'algorithme de primal-dual par l'organigramme suivant :

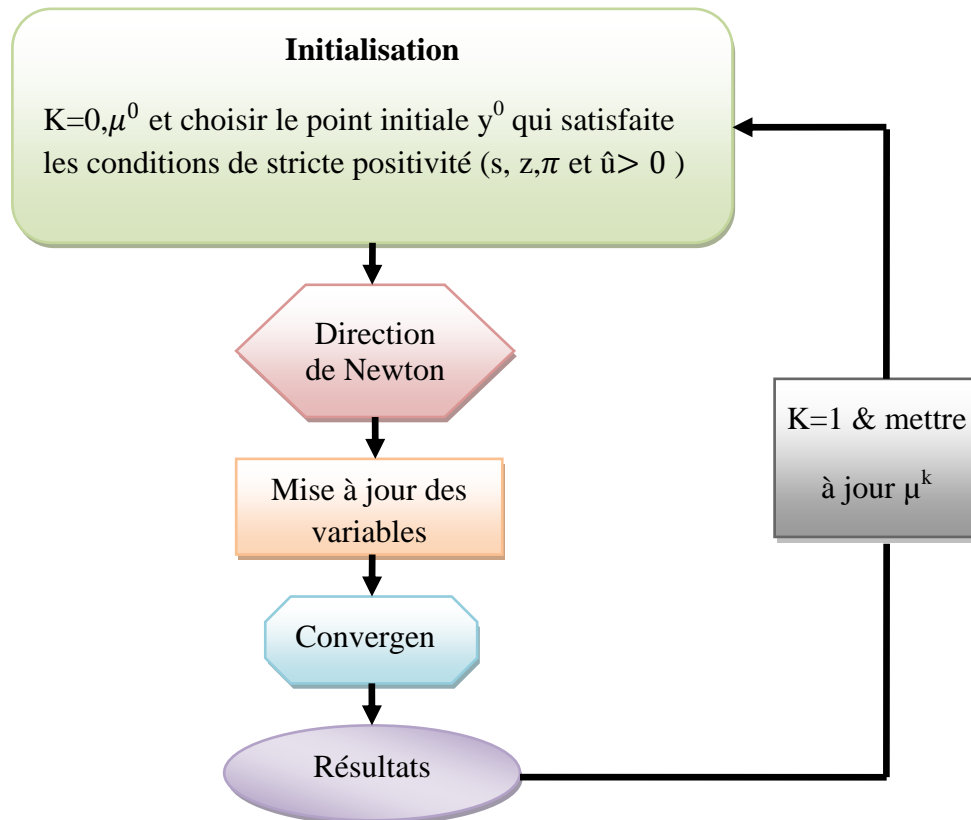


Figure 1.3. Etapes principales de la méthode primal-dual

1.6 Inconvénients des méthodes conventionnelle (classiques) :

Les méthodes conventionnelles de résolution du problème de l'écoulement de puissance optimale présentent plusieurs inconvénients, notamment ; une convergence lente, une sensibilité aux conditions initiales et une difficulté à traiter les grandes dimensions et les non-linéarités complexes des réseaux électriques modernes. De plus, ces méthodes peuvent être inefficaces pour trouver des solutions globales optimales, car elles ont tendance à se coincer dans des optima locaux.

Dans les années passées, des techniques de calcul intelligentes sont imposées comme des méthodes puissante et efficaces dans la résolution de plusieurs problèmes d'optimisation jugés difficiles. Ces techniques offrent plusieurs caractéristiques remarquables par rapport aux méthodes d'optimisation classiques.

Les principaux avantages de ces méthodes intelligentes sont :

- La possibilité de traiter des problèmes d'optimisation multi-objectifs.
- L'habilité de gérer efficacement diverses contraintes qualitatives.
- L'aptitude de traiter plusieurs solutions en parallèle dans une seule simulation, à la recherche d'un optimum global

1.7 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons exploré en détail la formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF). Nous avons examiné les bases de l'écoulement de puissance, classifié les nœuds, et détaillé les équations du Load Flow. Nous avons défini l'OPF avec des objectifs clés comme la minimisation des coûts de combustible et des émissions, ainsi que les contraintes associées. Nous avons présenté diverses méthodes d'optimisation conventionnelles, en soulignant leurs avantages et inconvénients. Enfin, nous avons illustré l'application de ces méthodes pour optimiser l'écoulement de puissance dans les réseaux électriques.

**MOOPF par l'algorithme multi-
objectif de fourmi-lion MOALO**

2.1 Introduction :

Les méta-heuristiques constituent un ensemble de techniques puissantes utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes. Elles se caractérisent par leur approche stochastique et leurs fondements inspirés de divers domaines tels que la physique, la biologie et l'éthologie. Contrairement aux méthodes conventionnelles qui peuvent être limitées par des hypothèses strictes ou des exigences computationnelles élevées, les métaheuristiques offrent une flexibilité accrue et une capacité à explorer de vastes espaces de recherche. Le but de ces techniques est d'explorer efficacement l'espace de recherche afin de se rapprocher de l'optimum global.

Le problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF) se divise en deux catégories: le problème d'optimisation mono-objectif (OPF), où l'on optimise une seule fonction objective, et le problème d'optimisation multi-objectifs (MOOPF), où l'on optimise plusieurs objectifs simultanément. Les fonctions objectifs traitées comprennent le coût du combustible, les émissions de gaz, les pertes de puissance et les écarts de tension.

Pour résoudre le problème multi-objectifs MOOPF, une méthode multi-objectifs est développée : l'algorithme multi-objectifs de fourmi-lion (MOALO). Cette approche vise à améliorer la façon dont la puissance électrique est générée, distribuée et consommée au sein d'un réseau électrique, en tenant compte de plusieurs objectifs à la fois.

Dans ce chapitre, nous allons décrire l'algorithme proposé en détails. Nous aborderons également l'optimisation multi-objectifs de l'écoulement de puissance (MOOPF), qui vise à optimiser les fonctions objectives suivantes : le coût de combustible, les émissions de gaz, les pertes de puissance et les déviations de tension. Enfin, nous exposerons les étapes d'application de MOALO pour résoudre le problème MOOPF.

2.2. Méthodes d'optimisation métaheuristiques :

Les métaheuristiques sont un ensemble d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre les problèmes d'optimisation difficiles. Elles sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique, en biologie de l'évolution ou encore en éthologie. Elles offrent des approches heuristiques efficaces pour trouver des solutions de qualité proche de l'optimalité, même lorsque les problèmes sont trop vastes pour être résolus de manière exhaustive en raison de contraintes de temps ou de ressources [25].

On peut classer les métaheuristiques, en se basant sur le type de solution en deux classes distinctes :

➤ **Métaheuristiques basées sur une solution unique :**

Ce sont des méthodes de recherche locales ou des méthodes de trajectoire dont le mécanisme repose sur l'évolution itérative des solutions dans l'espace de recherche pour obtenir l'optimum global [26]. Les méthodes les plus courantes dans la littérature sont : le recuit simulé, la méthode de descente, la recherche taboue et la méthode GRASP.

➤ **Métaheuristiques à base de population :**

Les métaheuristiques à base de population de solutions partent d'un ensemble de solution, contrairement aux métaheuristiques à base de solution unique. Cela permet d'améliorer, au fil des successions des itérations, toute une population de solutions. La population, dans ces méthodes est utilisée comme facteur de diversité. Dans cette classe, nous pouvons distinguer deux grandes catégories: Les algorithmes évolutionnaire (programmation d'évolution EP, les algorithmes génétiques GA, programmation génétique GP....) et Intelligence en essaims. (L'optimisation par essaim de particules PSO, l'optimisation basée sur la biogéographie BBO).

La figure 2.1 suivante présente un aperçu des méthodes les plus couramment utilisées [27] :

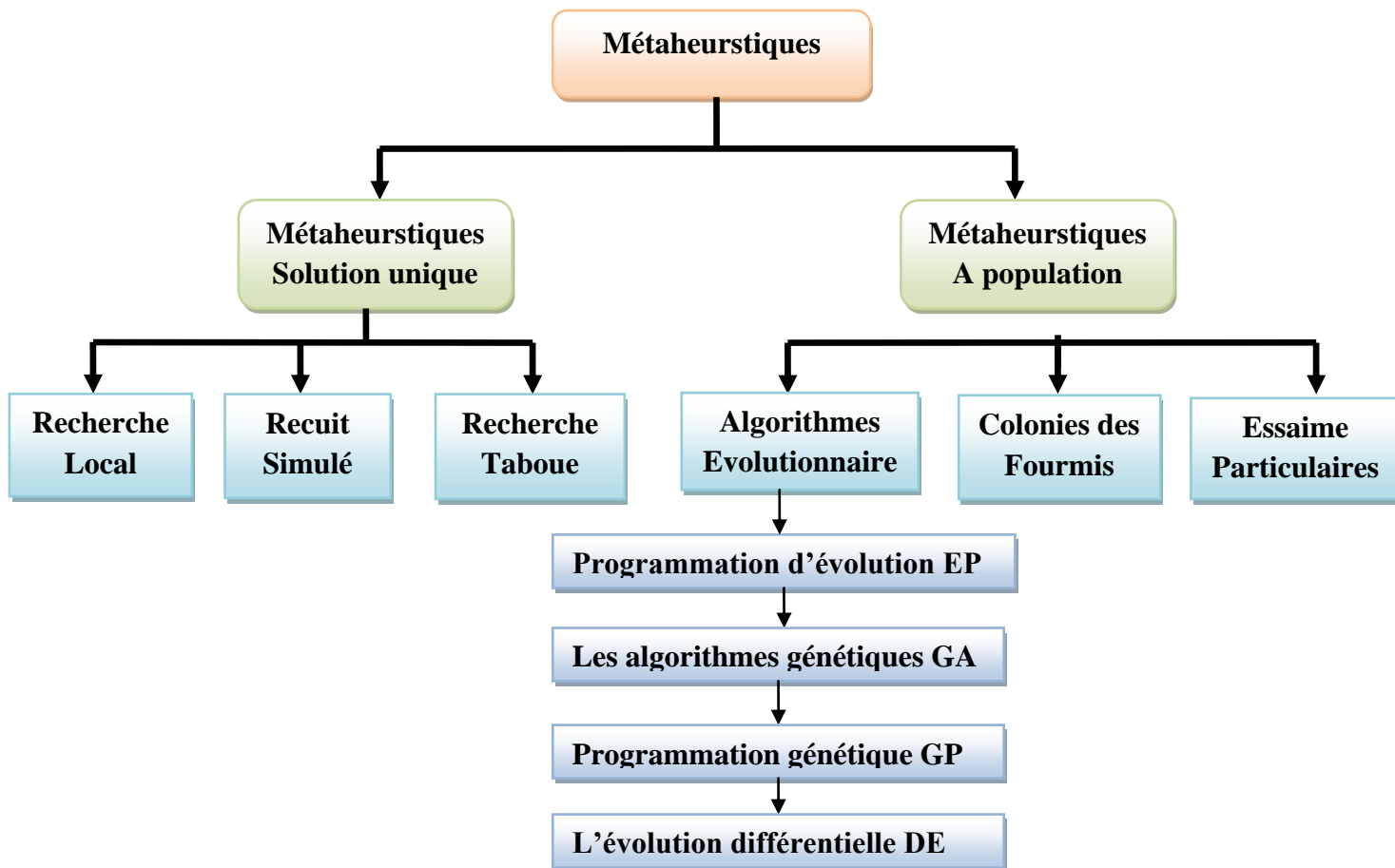


Figure 2.1 : classes des Méta-heuristiques

Parmi les méthodes d'optimisation métaheuristiques les plus connues on peut citer :

➤ **Le recuit simulé (SA : simulated annealing) :**

Il s'agit d'une méthode inspirée de la métallurgie. Il est issu des expériences menées par Metropolis et al. 1953[28]. Il a été implémenté par trois chercheurs d'IBM en 1983 [29] et indépendamment par Cerny en 1985 [30]. Il s'agit d'un algorithme méta-heuristique conçu pour résoudre des problèmes d'optimisation globale dans de grands espaces de recherche. Cette approche est souvent privilégiée lorsque la recherche d'un optimal global approximatif est plus importante que la recherche d'un optimal local exact sur une période de temps spécifique. Inspiré du recuit métallurgique, le recuit simulé implique le processus contrôlé de chauffage et de refroidissement d'un matériau pour améliorer la taille de ses cristaux et réduire ses défauts, propriétés qui dépendent de l'énergie thermodynamique du matériau.

L'algorithme de recuit simulé peut être appliqué à plusieurs problèmes d'optimisation des processus de fabrication, tels que la définition de séquences de tâches.

➤ **La recherche tabou (TS : Tabu Search) :**

TS a été proposé par Fred Glover en 1986 [31]. Son principe s'inspire du fonctionnement de la mémoire humaine. Il s'agit d'une méthode métaheuristique d'optimisation qui évite de revisiter des solutions déjà explorées en introduisant des structures de mémoire. Elle se caractérise par l'utilisation d'une liste tabou qui mémorise les solutions visitées récemment, empêchant ainsi la répétition de mouvements non bénéfiques. Cette approche permet d'éviter les optimums locaux et d'explorer efficacement l'espace des solutions pour trouver des solutions de meilleure qualité.

➤ **Les algorithmes évolutionnaires :**

Les algorithmes de cette catégorie s'inspirent de la théorie d'évolution naturelle pour la résolution de problèmes complexes. Ce sont des algorithmes itératifs, appliquant des opérateurs stochastiques sur un ensemble d'individus. Tout individu soumis à l'évolution et appartenant à l'espace de recherche du problème d'optimisation est considéré comme solution provisoire. Durant la phase initiale d'un algorithme évolutionnaire, la population est générée de façon aléatoire et elle évolue itérativement, jusqu'à atteindre un critère d'arrêt pour concevoir les générations de l'algorithme, en appliquant une succession d'opérateurs, à savoir, un opérateur de sélection, un opérateur de croisement et un opérateur de mutation permettant d'engendrer la nouvelle population à la génération suivante [32].

➤ **Intelligence en essaim :**

Intelligence en essaim ou (SI : Swarm Intelligence en anglais) fait référence à la modélisation mathématique et informatique des phénomènes biologiques. Elle consiste à fournir des groupes d'individus (agent) artificiels, dont la capacité individuelle est simple et très limitée, mais les interactions locales entre eux et avec leur environnement permettent de réaliser des tâches complexes, nécessaires à leur survie. La structure de chaque agent, fait appel à une représentation et un mécanisme de raisonnement basique et simple. Le comportement collectif global auto-organisé émerge des interactions locales entre ces agents. Intelligence en essaim recouvre de nombreux algorithmes, tels que l'optimisation des colonies de fourmis, l'optimisation des essaims de particules (PSO : particle swarm optimization), les colonies d'abeilles et les systèmes immunitaires artificiel. Généralement toutes les méthodes d'optimisation métaheuristic partagent les caractéristiques communes suivantes [33] :

- Elles sont inspirées par des analogies avec la physique (recuit simulé), avec la biologie (algorithmes évolutionnaires) ou encore l'éthologie (l'intelligence en essaim).

- Les métaheuristiques sont en général non-déterministes et ne donnent aucune garantie d'optimalité.
- Elles sont généralement des algorithmes stochastiques itératifs qui se comportent comme des algorithmes de recherche, cherchant à approximer la meilleure solution en apprenant les caractéristiques du problème.
- Elles offrent un haut niveau d'abstraction, ce qui les rend adaptables à une grande variété de problèmes d'optimisation combinatoire.
- Les métaheuristiques peuvent varier en complexité, allant de simples recherches locales à des algorithmes de recherche globale plus avancés.
- Elles utilisent des concepts génériques pour optimiser divers problèmes sans nécessiter de modifications profondes dans l'algorithme utilisé.

2.3. Métaheuristiques pour l'optimisation multi-objectifs de l'OPF :

Dans cette partie, nous avons appliqué une méthode métaheuristiques multi-objectifs qui est : l'algorithme multi-objectif de Fourmi-lion MOALO pour l'optimisation multi-objectifs de l'écoulement de puissance MOOPF.

2.3.1. Définition d'un problème d'optimisation multi-objectifs :

La résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif consiste à déterminer la bonne solution qui correspond aux préférences du décideur parmi les solutions de bon compromis. La solution du problème n'est pas un vecteur unique, mais un ensemble de solutions connu comme l'ensemble de solutions Pareto-optimales [34].

Un problème multi objectif peut se formuler de la manière suivante :

$$\text{Minimise } F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_2(\vec{x}), F_3(\vec{x}), \dots, F_k(\vec{x})\} \quad (2.1)$$

Sous les contraintes :

$$g_i(x) \geq 0 \quad i = 1,2,3, \dots, m \quad (2.2)$$

$$h_i(x) = 0 \quad i = 1,2,3, \dots, p \quad (2.3)$$

$$L_i \leq x_i \leq U_i \quad i = 1,2,3, \dots, n \quad (2.4)$$

Avec :

$F_1(\vec{x}), F_2(\vec{x}), F_3(\vec{x}), \dots, F_k(\vec{x})$: sont les fonctions objectifs et k le nombre d'objectifs avec ($k \geq 2$),

g_i et h_i sont respectivement les contraintes d'égalité et d'inégalité.

x est le vecteur des variables de contrôle.

m et p sont les nombres des contraintes d'égalité et d'inégalité respectivement.

L_i et U_i représentent les bornes inférieure et supérieure de la variable i .

2.3.2. Optimisation multi-objectifs de l'écoulement de puissance MOOPF:

L'optimisation multi-objectif de l'écoulement de puissance, MOOPF (Multi-Objective Optimal Power Flow) consiste à optimiser quatre objectifs conflictuels qui sont :

$F_1(\vec{x})$: Minimisation de coût de combustible (équation 1.38)

$F_2(\vec{x})$: Minimisation d'émission de gaz (équation 1.39)

$F_3(\vec{x})$: Minimisation de la déviation de la tension (équation 1.41).

$F_4(\vec{x})$: Minimisation des pertes de puissances (équation 1.40).

D'où : la fonction totale à optimiser est :

$$\text{Min} : F_{tot}(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_2(\vec{x}), F_3(\vec{x}), F_4(\vec{x})\} \quad (2.5)$$

Sous les contraintes d'égalité et d'inégalité :

$$g_i(x) \geq 0 \quad i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (2.2)$$

$$h_i(x) = 0 \quad i = 1, 2, 3, \dots, p \quad (2.4)$$

2.3.3. Méthode de Pareto :

On appelle souvent Vilfredo Pareto et Edgeworth les pères de l'optimisation multi-objectifs, car ils ont été parmi les premiers à introduire le concept d'optimalité pour de tels problèmes. Ils ont été les premiers à introduire la solution optimale de Pareto en 1896. L'approche de Pareto repose sur le concept de dominance et d'optimalité au sens de Pareto pour traiter simultanément tous les objectifs. Une solution x est dite Pareto-optimale si elle n'est dominée par aucune autre solution appartenant à l'espace réalisable x . Ces solutions sont appelées solutions non dominées ou non inférieures. [35]

Pour mieux comprendre le concept de l'optimalité de Pareto, nous définissons tout d'abord la notion de dominance au sens de Pareto et la frontière de Pareto.

- **Définition (Domination de Pareto) :** Considérons deux vecteurs de décision :

$\vec{x} = (x_1, \dots, x_k)$, et $\vec{y} = (y_1, \dots, y_k)$. On dit que le vecteur \vec{x} domine le vecteur \vec{y} (noté $\vec{x} < \vec{y}$ si et seulement si : dans l'espace des fonctions objectifs où un problème de minimisation est considéré. On dit que le vecteur u domine le vecteur v (noté $u \leq v$) si et seulement si : [36]

$$\forall i \in \{1, \dots, k\}: F_i(\vec{x}) \leq F_i(\vec{y}), \exists i \in \{1, \dots, k\}: F_i(\vec{x}) < F_i(\vec{y}) \quad (2.5)$$

Dans le processus d'optimisation multi-objectifs, le concept de dominance de Pareto est utilisé pour comparer et classer les vecteurs des variables de décision :

Dans un processus d'optimisation multi-objectifs, les vecteurs des variables de décision sont comparés et classés en utilisant le concept de dominance de Pareto : un vecteur x domine un vecteur y au sens de Pareto si et seulement si $F(x)$ est meilleur que $F(y)$ pour tous les objectifs, et qu'il existe au moins une fonction objectif pour laquelle $F(x)$ est strictement meilleur que $F(y)$. [37]

- **Définition (front de Pareto) :**

Frontière de Pareto est un ensemble de solutions Pareto optimales composées de points et n'est dominé par aucun autre front de Pareto. Le front de Pareto est également appelé surface de compromis ou ensemble de solutions efficaces [38].

La figure 2.2 représente le front de Pareto pour le problème de minimisation et de maximisation de deux fonctions objectifs.

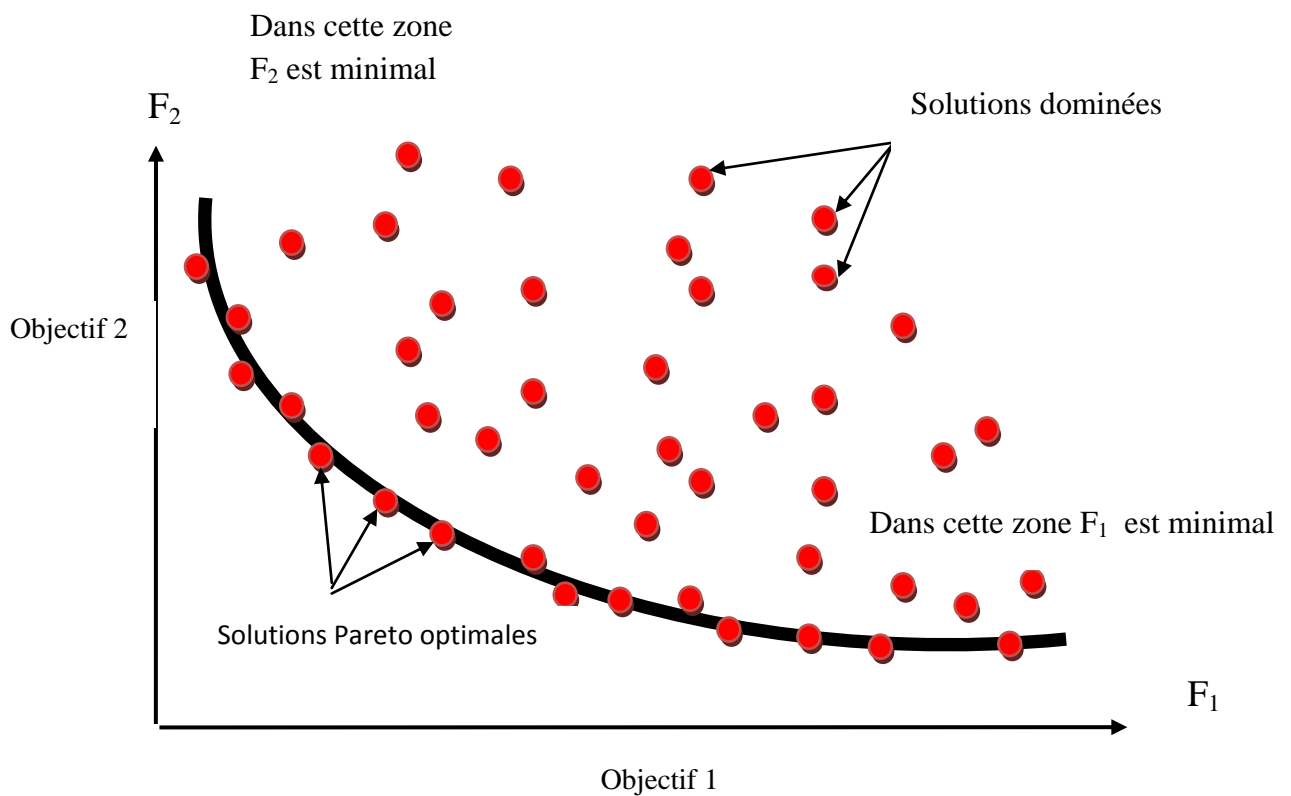


Figure 2.2 Frontière de Pareto de min (F_1 , F_2).

2.3.4. Algorithme multi-objectifs de Fourmi-lion MOALO :

L'optimisation multi-objectif en utilisant l'algorithme du fourmi-lion (MOALO) est une approche méta-heuristique nouvelle développée par Seyedali Mirjalili en 2017 [36] pour résoudre des problèmes d'optimisation en ingénierie avec contraintes. Le MOALO est une version multi-objectif de l'algorithme du fourmi-lion (ALO). Le MOALO s'inspire du comportement des fourmis-lions dans la nature lors de la recherche de nourriture. Les fourmis-lions sont des insectes appartenant à l'ordre des névroptères et à la famille des Myrmeleontidae. Ces insectes sont des prédateurs qui se nourrissent de petits insectes ou de pollen de fleurs. Les fourmis-lions sont particulièrement connus pour leur stade larvaire où ils capturent et mangent des proies, notamment des fourmis.

La méthode de chasse de la larve du fourmi-lion consiste à construire un piège en projetant du sable avec sa tête et en se déplaçant en arrière de manière hélicoïdale. Elle produit ainsi un trou conique de 4 à 6 cm de profondeur dans le sable. Une fois le piège construit, la larve attend au fond, avec seulement ses mandibules émergeant du sable. Lorsqu'une proie, comme une fourmi, tombe dans le piège, la larve essaie de l'attraper avec

ses mandibules. Si la proie tente de s'échapper, la larve lance du sable devant elle pour la faire glisser vers son étreinte mortelle.

La figure 2.3 (a) représente l'un des pièges en forme de cône construits par le fourmi-lion. Dans la figure 2.3 (b), le prédateur (fourmi-lion) se cache au fond du piège et attend sa proie (la fourmi) pour la capturer. Après avoir attrapé sa proie, le fourmi-lion reconstruit les pièges pour la prochaine chasse. L'inspiration principale de la méthode ALO est que les prédateurs ont tendance à creuser un grand piège lorsqu'ils ont faim.

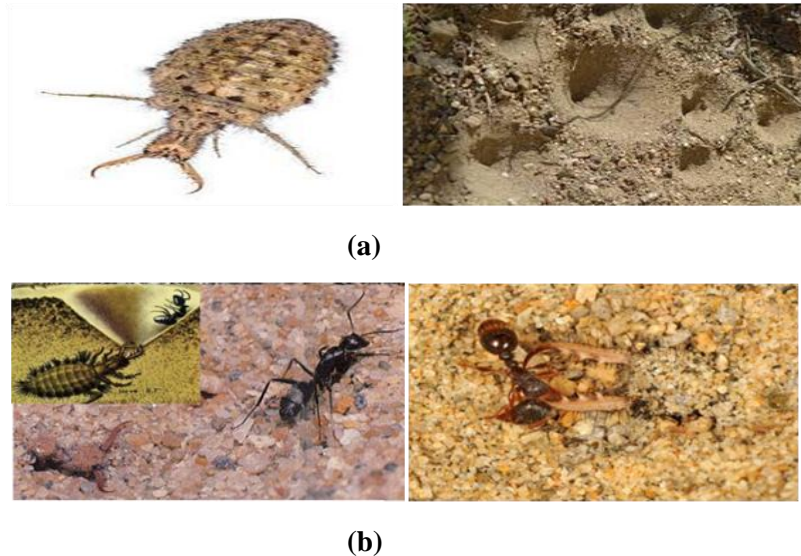


Figure 2.3 Interaction entre les fourmilions et les fourmis dans le piège.

L'algorithme ALO commence par initialiser deux populations de solutions potentielles aléatoires : l'une composée de fourmis et l'autre de fourmi-lions. Les solutions initiales sont ensuite améliorées en se basant sur des principes inspirés de l'interaction entre les fourmi-lions et leurs proies (fourmis), dans leurs pièges. Les étapes fondamentales de l'algorithme ALO se résument comme suit :

- a) Les fourmis sont initialisées avec des valeurs aléatoires dans l'espace de recherche.
- b) À chaque itération, la valeur de fitness de chaque fourmi est évaluée à l'aide d'une fonction objectif.
- c) Les fourmis se déplacent de manière aléatoire autour des fourmi-lions.
- d) La population de fourmi-lion n'est jamais directement évaluée. En fait, les fourmi-lions sont supposés être situés aux emplacements des fourmis lors de la première itération et se déplacent vers les nouvelles positions des fourmis dans les itérations suivantes si ces dernières deviennent plus aptes.
- e) Un fourmi-lion est assigné à chaque fourmi et met à jour sa position si la fourmi s'améliore.
- f) Un fourmi-lion d'élite influence le mouvement des fourmis, quelle que soit leur distance.

- g) Si un fourmi-lion devient meilleur que l'élite, il le remplace.
- h) Les étapes **b** à **g** sont répétées jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.
- i) La position et la valeur de fitness du fourmi-lion d'élite sont retournées comme la meilleure estimation de l'optimum global.

Pour résoudre des problèmes d'optimisation, l'algorithme ALO simule la marche aléatoire des fourmis, le piégeage dans une fosse de lion fourmi, la construction d'une fosse, le glissement de la fourmi vers les lions fourmis, la capture de la proie, la reconstruction de la fosse et l'élitisme. Le modèle mathématique et les modules de programmation proposés pour chacune de ces étapes sont présentés comme suit :

Dans le processus d'optimisation, les positions aléatoires M_{Ant} des fourmis et la cachette des fourmis-lions $M_{Antlion}$ dans l'espace de recherche sont exprimées par les deux matrices suivantes respectivement :

$$M_{Ant} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1d} \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{n1} & A_{n2} & \cdots & A_{nd} \end{bmatrix}, M_{Antlion} = \begin{bmatrix} AL_{11} & AL_{12} & \cdots & AL_{1d} \\ AL_{21} & AL_{22} & \cdots & AL_{2d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ AL_{n1} & AL_{n2} & \cdots & AL_{nd} \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Où M_{Ant} , $M_{Antlion}$ est les matrices pour enregistrer la position de chaque fourmi et fourmi-lion respectivement, A_{ij} et AL_{ij} représente le $j^{ème}$ variable (dimension) de l' $i^{ème}$ fourmi et fourmi-lion, n est le nombre de fourmis et fourmi-lion, et d est le nombre de variables.

Une fonction de fitness (objectif) est utilisée pendant le processus d'optimisation pour évaluer chaque fourmi M_{OA} et pour sauvegarder la fitness de chaque fourmi-lion M_{OAL} . Ils sont exprimés respectivement par les matrices suivantes :

$$M_{OA} = \begin{bmatrix} f([A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1d}]) \\ f([A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2d}]) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f([A_{n1} & A_{n2} & \cdots & A_{nd}]) \end{bmatrix}, M_{OAL} = \begin{bmatrix} f([AL_{11} & AL_{12} & \cdots & AL_{1d}]) \\ f([AL_{21} & AL_{22} & \cdots & AL_{2d}]) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f([AL_{n1} & AL_{n2} & \cdots & AL_{nd}]) \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Où $f [.]$ représente la fonction objectif de l'algorithme

Les fourmis explorent les sources de nourriture en se déplaçant de manière aléatoire. Ce déplacement est modélisé mathématiquement par l'équation suivante :

$$X(t) = [0, \text{cumsomme}(2r(t_1) - 1), \text{cumsomme}(2r(t_2) - 1), \dots, \text{cumsomme}(2r(t_n) - 1)] \quad (2.8)$$

Où :

cumsomme détermine la somme cumulée.

n : indique le nombre de génération maximale.

t : représente le pas de la marche aléatoire (générations).

r(t):est une fonction stochastique définie comme suit :

$$r(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } rand > 0.5 \\ 0 & \text{if } rand \leq 0.5 \end{cases} \quad (2.9)$$

Où : *rand* est un nombre aléatoire généré avec une distribution uniforme dans l'intervalle [0,1]

Pour maintenir la marche aléatoire dans les limites de l'espace de recherche et empêcher les fourmis de dépasser, les marches aléatoires doivent être normalisées en utilisant l'équation suivante :

$$X_i^t = \frac{(X_i^t - a_i)(d_i^t - c_i^t)}{(b_i - a_i)} + c_i^t \quad (2.10)$$

Où :

d_i^t, c_i^t Représentent respectivement les valeurs minimale et maximale du variable *i* à l'itération *t*, tandis que a_i, b_i sont les marches aléatoires minimale et maximale du variable *i* respectivement.

Le modèle du mécanisme de piégeage des fourmis par les fourmis-lions est exprimé par les équations :

$$c_i^t = Antlion_j^t + c^t \quad (2.11)$$

$$d_i^t = Antlion_j^t + d^t \quad (2.12)$$

Où ; c^t, d^t sont, respectivement, le minimum et le maximum de toutes les variables à la génération *t*, $Antlion_j^t$ représente la position de la *j*ème fourmi-lion.

Dans la nature, les plus grands fourmilions construisent de plus grands pièges pour augmenter leurs chances de survie. Pour reproduire ce comportement, l'algorithme ALO utilise une roue de roulette qui sélectionne les fourmilions selon leur valeur de fitness,

permettant aux plus performants d'attirer plus de fourmis. Pour simuler le glissement des fourmis vers les fourmilions, les limites des marches aléatoires sont réduites de manière adaptative comme suit:

$$c^t = \frac{c^t}{I} \quad (2.13)$$

$$d^t = \frac{d^t}{I} \quad (2.14)$$

Avec : $I = 10^{\vartheta} \frac{t}{maxiter}$

Où *maxiter* est le nombre maximal de générations, *t* est la génération actuelle et ϑ est un constant dépend de *t*.

Le paramètre ϑ est capable d'ajuster le niveau de précision de l'exploitation, et peut être défini comme suit :

$$\vartheta = \begin{cases} 2 & \text{Si } t > 0,1.maxiter \\ 3 & \text{Si } t > 0,5.maxiter \\ 4 & \text{Si } t > 0,75.maxiter \\ 5 & \text{Si } t > 0,9.maxiter \\ 6 & \text{Si } t > 0,95.maxiter \end{cases} \quad (2.15)$$

Lorsque la fourmi tombe dans le piège, la larve la capture en utilisant ses mandibules et la tue en lui injectant des enzymes digestives. Une fois mangée, le fourmi-lion reconstruit le piège pour capturer une nouvelle proie. L'équation suivante simule cette action :

$$Antlion_j^t = Ant_j^t \quad \text{Si: } f(Ant_j^t) < f(Antlion_j^t) \quad (2.16)$$

Où Ant_j^t représente la position de la fourmi.

Dans l'algorithme ALO, la dernière étape est l'élitisme. Cette stratégie consiste à préserver à chaque génération le meilleur fourmi-lion, capable d'influencer l'ensemble des fourmis. L'élitisme peut être modélisé de la manière suivante :

$$Ant_j^t = \frac{R_A^t + R_E^t}{2} \quad (2.17)$$

Où R_A^t est la marche aléatoire autour du fourmi-lion sélectionné par la roue de roulette à la génération *t*, et R_E^t est la marche aléatoire autour de l'élite à la génération *t*.

Comme nous le savons déjà, la convergence de l'algorithme MOALO est inspiré l'algorithme ALO, L'algorithme MOALO utilise une archive pour stocker les solutions optimales de Pareto Lorsqu'une solution est choisie dans l'archive, l'algorithme ALO est capable d'améliorer sa qualité. Pour améliorer la distribution des solutions dans l'archive, nous appuyons sur deux mécanismes. Premièrement, les fourmis-lions sont choisis parmi les

solutions situées dans les zones les moins peuplées. La probabilité de sélection est déterminée par l'équation :

$$Pr_i = \frac{ct}{N_i} \quad (2.18)$$

Étant donné que la taille de l'archive est limitée, nous appliquons un critère secondaire de rétention chaque fois qu'elle est pleine. Les fourmis-lions situés dans les zones les moins peuplées de l'espace de recherche sont prioritaires par rapport à ceux des régions très peuplées. La probabilité de supprimer une solution de l'archive est définie par l'équation :

$$Pr_{S_i} = \frac{N_i}{ct} \quad (2.19)$$

Les solutions non dominées sont choisies à l'aide du mécanisme de la roulette et de l'équation (2.18).

Les pseudo-codes de l'algorithme ALO sont définis comme suit [39]:

Initialiser la première population de fourmis et de fourmis-lions de manière aléatoire

Calculer la fitness des fourmis et des fourmis-lions

Trouver les meilleurs fourmis-lions et les considérer comme l'élite (l'optimum déterminé)

Tant que le critère de fin n'est pas satisfait

Pour chaque fourmi

Sélectionner aléatoirement un fourmi-lion à partir de l'archive.

Sélectionner un fourmi-lion en utilisant la roulette

Mettre à jour c et d en utilisant les équations (2.13) et (2.14)

Créer une marche aléatoire et la normaliser en utilisant les équations (2.8) et (2.10)

Mettre à jour la position de la fourmi en utilisant (2.16)

Fin pour

Calculer les fonctions objectifs de toutes les fourmis.

Mettre à jour l'archive.

Fin Tant que

Retour à l'archive

Figure. 2.4. Les pseudo-codes de l'algorithme MOALO

Ce pseudo-code explique comment fonctionne l'algorithme MOALO pour améliorer les solutions en utilisant le comportement des fourmis et des fourmis-lions

2.4. MOALO appliquée à la solution du problème MOOPF :

MOALO appliqué à la résolution du problème MOOPF peut être résumé par les étapes suivantes :

Étape 1 : Initialisation et saisie de toutes les données : Introduire toutes les données relatives au réseau électrique, aux limites de puissance des générateurs et aux données de la méthode MOALO.

Étape 2 : Génération de la population initiale (Pop) en se basant sur les limites maximales et minimales des variables de contrôle, comprenant les puissances actives générées, les tensions au niveau des générateurs, les valeurs des prises des transformateurs réglés en charge, etc.

Étape 3 : Calcul de l'écoulement de puissance par la méthode de Newton-Raphson, puis calcul des fonctions objectifs et évaluation des fourmis dans la population.

Étape 4 : Application de la méthode Pareto-optimale et stockage des solutions non dominées.

Étape 5 : Utilisation de la roue de roulette pour choisir aléatoirement une solution à partir de l'archive et de l'élite, puis mise à jour des paramètres ct et dt . Ensuite, création et normalisation de la marche aléatoire et mise à jour de la position de la fourmi.

Étape 6 : Calcul des valeurs objectifs de chaque fourmi et mise à jour de l'archive.

Étape 7 : Détermination des solutions non dominées.

Étape 8 : Si le nombre actuel de générations atteint le nombre maximal de générations, arrêter et retourner à l'étape 5.

Étape 9 : Trouver la meilleure solution de compromis parmi les solutions Pareto-optimales.

2.5 Conclusion :

La contribution de ce chapitre est l'optimisation de l'écoulement de puissance optimal multi-objectifs MOOPF. Pour atteindre cet objectif nous avons proposé une nouvelle technique d'optimisation multi-objectif nommé l'algorithme multi objectif de Fourmi-lion MOALO. Nous avons abordé le fonctionnement de l'algorithme et ses différents mécanismes pour équilibrer les objectifs uniques et multiples, tels que la réduction des coûts de combustible, les pertes de puissance, les émissions de gaz toxiques et la déviation de la tension.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons les résultats pratiques des tests de l'algorithme et les comparerons avec d'autres méthodes d'optimisation pour démontrer son efficacité à résoudre le problème de l'écoulement de puissances mono, bi et multi-objectives.

Tests et résultats de simulation

3.1.Introduction :

Ce chapitre présente les résultats numériques et graphiques, ainsi que la discussion et l'interprétation de l'application de la méthode d'optimisation multi-objectifs MOALO pour résoudre le problème d'optimisation mono, bi et multi-objectifs de l'écoulement de puissance MOOPF. Quatre fonctions ont été envisagées pour tester la puissance de la méthode d'optimisation proposée (MOALO) : La fonction de coût de combustible, l'émission des gaz, la déviation de la tension et les pertes des puissances.

La méthode proposée a été appliquée au réseau de test IEEE 30 JB. Les résultats de simulation seront comparés à ceux obtenus par d'autres méthodes afin de démontrer clairement l'efficacité de cette approche.

3.2.Application sur le réseau test IEEE 30 JB :

3.2.1. Réseaux Test IEEE à 30 Jeux de Barres :

Le réseau de test IEEE à 30 JB est largement utilisé dans le domaine de l'ingénierie électrique pour évaluer les performances des nouvelles méthodes et algorithmes dans le domaine de la gestion de l'énergie électrique. Conforme aux normes établies par l'Institut des ingénieurs en électricité et électronique (IEEE), ce réseau est conçu pour représenter un système électrique de taille moyenne avec un niveau de complexité modéré. Il est constitué par [11] :

- 30 jeux de barres
- 41 lignes de transport
- 6 générateurs aux niveaux de jeux de barres 1, 2, 5, 8, 11 et 13.
- 4 transformateurs de puissance entre les jeux de barres (4-12), (6-9), (6-10) et (27-28).
- 21 charges et 9 batteries de condensateurs.
- La puissance demandée totale est de valeur : $(283.4 \text{ MW} + j126.2 \text{ Mvar})$.
- Les limites des niveaux de tensions sont entre les valeurs $V_{min}=0.9 \text{ pu}$ et $V_{max}= 1.1 \text{ pu}$.
- La tension de base est de valeur 135 kV.
- la puissance de base vaut 100 MVA.

Le schéma de réseau standard IEEE 30 JB est montré dans la Figure 3.1.

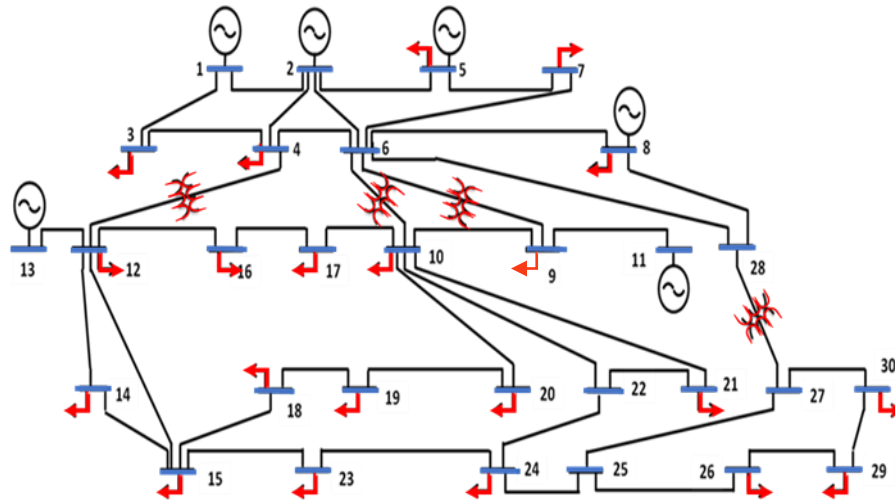


Figure 3.1. Schéma de réseau électrique IEEE 30 JB [11]

Le Tableau 3.1 montre les limites minimales et maximales des puissances actives et réactives générées, ainsi que les coefficients de coût du combustible. Les coefficients de la fonction exponentielle d'émission de gaz sont présentés dans le Tableau 3.2.

Tableau 3.1. Données des coefficients de coût des générateurs du réseau électrique IEEE 30-JB.

JB N°	P_{imax} (MW)	P_{imin} (MW)	Q_{imax} (MVAR)	Q_{imin} (MVAR)	A_i (\$/MW ² h)	B_i (\$/MWh)	C_i (\$/h)
1	200	50	200	-20	-0.00375	2.00	0
2	80	20	100	-10	0.011750	1.75	0
5	50	15	80	-15	0.06250	1.00	0
8	35	10	60	-15	0.00834	3.25	0
11	30	10	50	-10	0.02500	3.00	0
13	40	12	60	-15	0.02500	3.00	0

Tableau 3.2. Données des coefficients d'émission des gaz toxiques du réseau électrique IEEE 30-JB.

JB N°	a_i	$b_i \cdot 10^{-4}$	$c_i \cdot 10^{-6}$	$d_i \cdot 10^{-4}$	e_i
1	0.0409	-5.5540	6.4900	2.0000	0.0286
2	0.0254	-6.0470	5.6380	5.0000	0.0333
5	0.0426	-5.0940	4.5860	0.0100	0.0800
8	0.0533	-3.5500	3.3800	20.0000	0.0200
11	0.0426	-5.0940	4.5860	0.0100	0.0800
13	0.0614	-5.5550	5.1510	10.0000	0.0667

3.2.2. Vecteur de contrôle :

Le nombre de variables optimisées est égal à la taille du vecteur des variables de contrôle x qui constitue des puissances actives générées, des amplitudes de tension des jeux de barres de générateurs. Les résultats de coût minimal optimisé par la méthode hybride proposée sont exposés dans le Tableau 3.3

Le vecteur de variables de contrôle du système de test de bus IEEE 30 comprend la puissance active générée P_{gi} , l'amplitude de la tension du générateur V_{gi} , les transformateurs à prises en charge T et les puissances réactive des batteries de condensateurs Q_{ci} . [25]

$$x = \left[P_{g2}, P_{g5}, P_{g8}, P_{g11}, P_{g13}, V_{g1}, V_{g2}, V_{g5}, V_{g8}, V_{g11}, V_{g13}, T_{6-9}, T_{6-10}, T_{4-12}, T_{28-27}, \right. \\ \left. Q_{c10}, Q_{c12}, Q_{c15}, Q_{c17}, Q_{c20}, Q_{c21}, Q_{c23}, Q_{c24}, Q_{c29} \right] \quad (3.1)$$

3.2.3. Études de cas :

L'optimisation multi-objectifs de l'écoulement de puissance MOOPF vise à optimiser quatre objectifs conflictuels qui sont :

- Fonction de coût totale de combustible : $F_1(\vec{x})$ (équation I.36).
- Fonction d'émission des gaz toxiques : $F_2(\vec{x})$ (équation I.37).
- Fonction de la déviation de la tension : $F_3(x)$ (équation I.39).
- Fonction des pertes de puissances actives : $F_4(\vec{x})$ (équation I.38).

Six cas sont discutés pour démontrer l'utilité de l'approche proposée :

Cas 01 : Minimisation de coût total de combustible,

Minimise : $F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x})\}$

Type d'objectif : Mono-objectif qui se concentre sur la réduction des coûts opérationnels.

Cas 02 : Minimisation de Coût de combustible + l'émission de gaz,

Minimise : $F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_2(\vec{x})\}$

Type d'objectif : Bi-objectif, Combine la réduction des coûts et la réduction des émissions de gaz.

Cas 03 : Minimisation de Coût de combustible + déviation de la tension

Minimise : $F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_3(\vec{x})\}$

Type d'objectif : Bi-objectif. Vise à réduire les coûts et à améliorer la stabilité de la tension.

Cas 04 : Minimisation de Cas 3 : Coût de production + Pertes de puissance

Minimise : $F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_4(\vec{x})\}$

Type d'objectif : Bi-objectif. Objectif de réduire les coûts tout en minimisant les pertes de puissance.

Cas 05 : Minimisation de Coût de combustible + l'émission de gaz + déviation de la tension

Minimise : $F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_2(\vec{x}), F_3(\vec{x})\}$

Type d'objectif : Multi-objectif. Combine la réduction des coûts, des émissions, et améliore la stabilité de la tension.

Cas 06 : Minimisation de Coût de combustible + l'émission de gaz + déviation de la tension + pertes de puissance

Minimise : $F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_2(\vec{x}), F_3(\vec{x}), F_4(\vec{x})\}$

Type d'objectif : Multi-objectif. Vise à réduire les coûts, les émissions, améliorer la stabilité de la tension et minimiser les pertes de puissance.

3.2.4. Résultats de Simulation :

Le modèle mathématique est appliqué sur le réseau IEEE30 JB (Annexe A). L'algorithme proposé a été développée sous l'environnement Matlab 2013 version 8.1. Le tableau 3.3 présente les paramètres de l'algorithme MOALO. Le tableau 3.4 représente les résultats obtenus par la méthode MOALO pour les six cas que nous avons déjà discuté. La Figure 3.2 représente la caractéristique de convergence de MOALO. Une comparaison entre MOALO-MOOPF et d'autres méthodes d'optimisation est présentée dans les tableaux 3.5 et 3.6. Les résultats optimaux de Pareto pour les cas 2 à 6 sont illustrés dans la figure 3.3. Les Figure 3.4 et 3.5 présentent les amplitudes et les angles de tensions dans tous les jeux de barres. Les Figure 3.6 et 3.7 illustrent les puissances actives et réactives dans les lignes de transmission.

Tableau3.3: Paramètres de l'algorithme MOALO

Paramètre	Valeur
Nombre d'agents de recherche (NSA)	100
Nombre d'itérations	100
Taille maximale de l'archive	100

Tableau 3.4. Résultats du problème OPF multi-objectif pour 6 cas utilisant l'algorithme MOALO

Cas	Min	Mono-objectif		Bi-objectif		Multi-objectif		Max
		Cas 01	Cas 02	Cas 03	Cas 04	Cas 05	Cas 06	
P_{g1}	50	176.37	134.78	165.89	127.37	124.34	123.41	200
P_{g2}	20	48.56	58.14	39.45	59.00	62.19	57.97	80
P_{g5}	15	21.15	26.40	21.59	33.07	28.36	30.24	50
P_{g8}	10	21.86	24.69	27.57	30.63	32.08	32.79	35
P_{g11}	10	12.13	23.53	17.28	20.06	19.41	22.61	30
P_{g12}	12	12.00	22.45	19.46	19.16	22.98	22.20	40
V_{g1}	0.9	1.1000	1.0962	1.0996	1.0000	1.0999	1.0996	1.1
V_{g2}	0.9	1.0888	1.0902	1.0958	1.0961	1.0995	1.0991	1.1
V_{g5}	0.9	1.0631	1.0681	1.0679	1.0818	1.1000	1.0983	1.1
V_{g8}	0.9	1.0717	1.0933	1.0802	1.0896	1.1000	1.0999	1.1
V_{g11}	0.9	1.0945	1.0619	1.0195	0.0728	1.0758	1.0000	1.1
V_{g13}	0.9	1.0929	1.0450	1.0557	1.0681	1.1000	1.0785	1.1
T_{6-9}	0.9	1.0007	1.0860	0.9784	1.0064	1.0760	1.0858	1.1
T_{6-10}	0.9	1.0111	1.0640	1.0994	1.0843	1.0275	1.0665	1.1
T_{4-12}	0.9	1.0299	1.0812	1.0888	1.0902	1.1000	1.0895	1.1
T_{28-27}	0.9	0.9985	1.0585	1.0185	1.0330	1.0646	1.0578	1.1
Q_{C10}	0	4.2779	1.8051	3.2055	3.3094	2.0515	4.7276	5
Q_{C12}	0	2.0675	0.4059	1.3553	4.0580	4.6126	3.6347	5
Q_{C15}	0	4.4671	1.5143	2.5137	1.9616	4.3092	3.9956	5
Q_{C17}	0	3.4381	3.3832	2.4296	4.1361	3.2825	4.4385	5
Q_{C20}	0	3.6455	3.8986	1.1490	2.9358	2.3567	4.2467	5
Q_{C21}	0	3.8571	3.9935	4.0744	4.2022	2.9861	4.0856	5
Q_{C23}	0	2.4336	3.2829	2.5722	1.7544	2.6588	3.9018	5
Q_{C24}	0	0.1462	3.0581	2.2722	3.7093	4.3347	4.0276	5
Q_{C29}	0	4.5311	3.0976	2.6699	1.5481	3.4751	3.6251	5
Coût de combustible [\$/h]	-	799.3812	834.4181	805.1512	841.6585	824.3879	826.5986	-
Emission [ton/h]	-	-	0.2517	-	-	0.2641	0.2606	-
DV [pu]	-	-	-	0.0046	-	0.0441	0.0278	-
Pertes de puissance [MW]	-	-	-	-	6.3757	-	7.2925	-

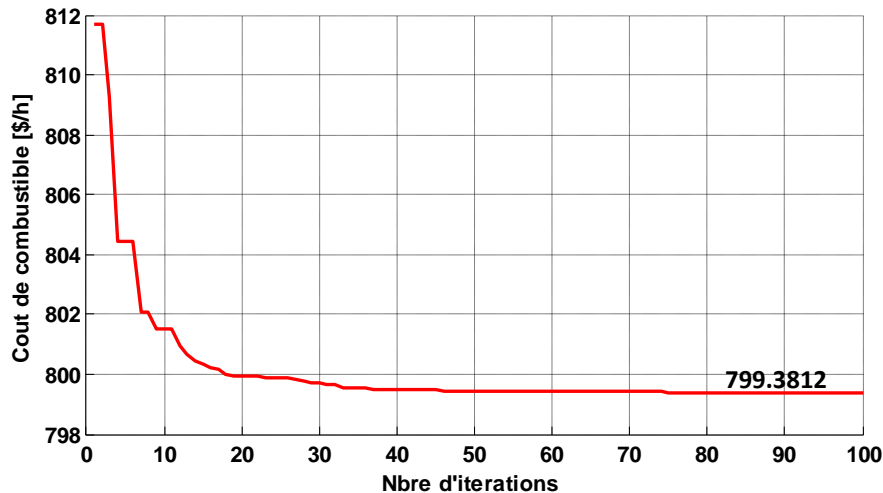


Figure 3.2. Convergence du coût de production : cas 01.

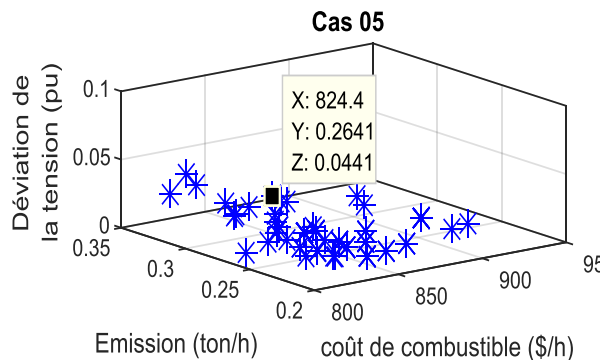
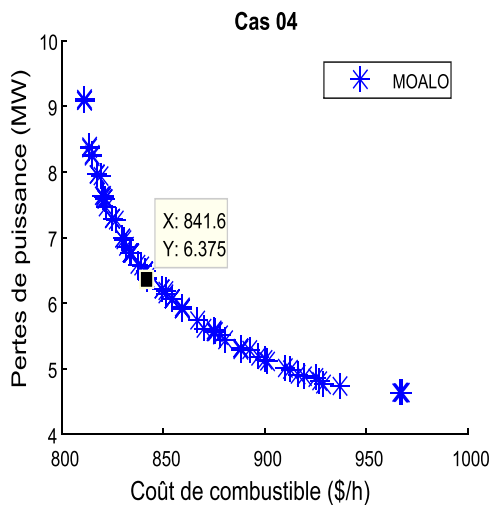
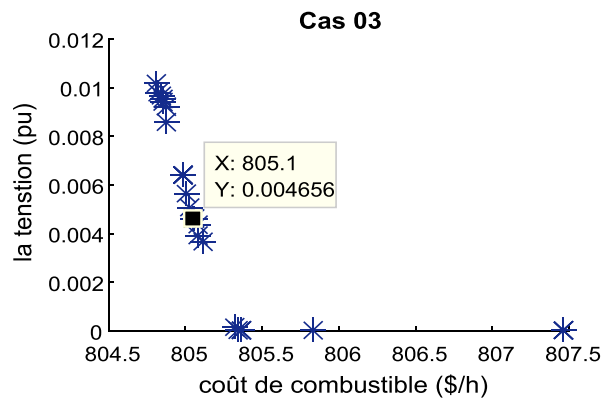
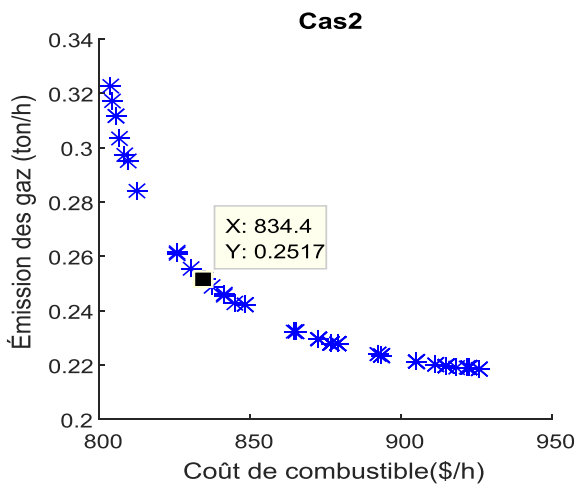
Tableau 3.5. Comparaison entre les résultats de MOALO et d'autres méthodes d'optimisation dans le 1^{er} cas

Coût de combustible [\$/h]	Méthodes d'optimisation
799.3812	Multi-objective Ant Lion Optimizer (MOALO)
799.9217	Electromagnetism-Like Mechanism (EM) [40]
800.2041	Particle Swarm Optimization PSO [41]
800.7494	JAYA Algorithm [42]
800.4945	Hybrid Particle Swarm Optimization and Gravitational Search Algorithm PSOGSA [43]
800.5099	Moth Search Algorithm MSA[44]
800.5141	Slime Mould Optimization Algorithm SKH [45]
800.660	Artificial Bee Colony Algorithm ABC [46]
800.6863	Moth Flame Optimization MFO [44]
800.7680	Multi-Round Function Optimization MRFO [47]
800.8882	Black Hole Optimization Algorithm (BH) [48]
802.2900	Tabu Search [49]

Tableau 3.6. Comparaison entre les résultats de MOALO et d'autres méthodes d'optimisation dans le tous les cas

	Coût de production (\$/h)	Emission (ton/h)	Pertes de puissance (MW)	DV (pu)
Cas 02: Coût de production +Emission				
MOALO	834.4181	0.2517	-	-
MOMICA [53]	865.0660	0.2221	-	-
BB-MPSO [53]	865.0985	0.2227	-	-
Cas 03 : Coût de production + déviation de la tension				
MOALO	805.1512	-	-	0.0046
EMSA [54]	803.4286	-	-	0.1073
MPSO [48]	803.9787	-	-	0.1202
MNSGA-II [53]	805.0076	-	-	0.0989

ISA [10]	807.6408	-	-	0.1273
Cas 04 : Coût de production + Pertes de puissance				
MOALO	841.6585	-	6.3757	-
MSA [48]	859.1915	-	4.5404	-
COA [55]	859.2013	-	4.5702	-
EMSA [54]	859.9514	-	4.6071	-
Cas 05 : Coût de production+ Emission+ déviation de la tension				
MOALO	824.3879	0.2641	-	0.0441
SP-DE [56]	832.4813	0.43651	-	0.75042
FA [57]	832.5596	0.4372	-	0.8539
COA [55]	832.9503	0.4388	-	0.7415
Cas 06 : Coût de production+ Emission+ déviation de la tension+ Pertes de puissance				
MOALO	826.5986	0.2606	7.2925	0.0278
MSA [48]	830.639	0.25258	5.6219	0.29385
MFO [48]	830.9135	0.25231	5.5971	0.33164
BB-MOPSO [53]	833.0345	0.2479	5.6504	0.3945
MNSGA-II [53]	834.5616	0.2527	5.6606	0.4308



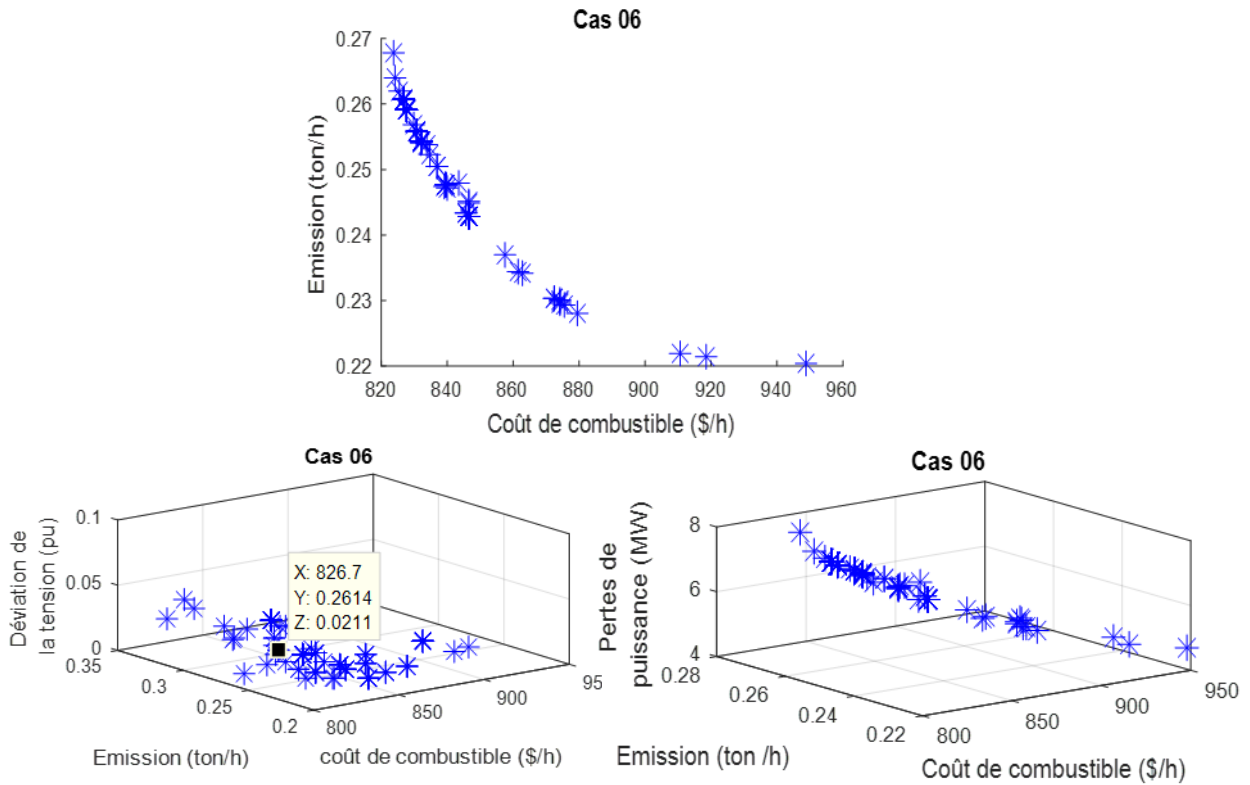


Figure 3.3. Solutions Pareto-optimale obtenues par MOALO de cas 2, 3, 4, 5 et 6.

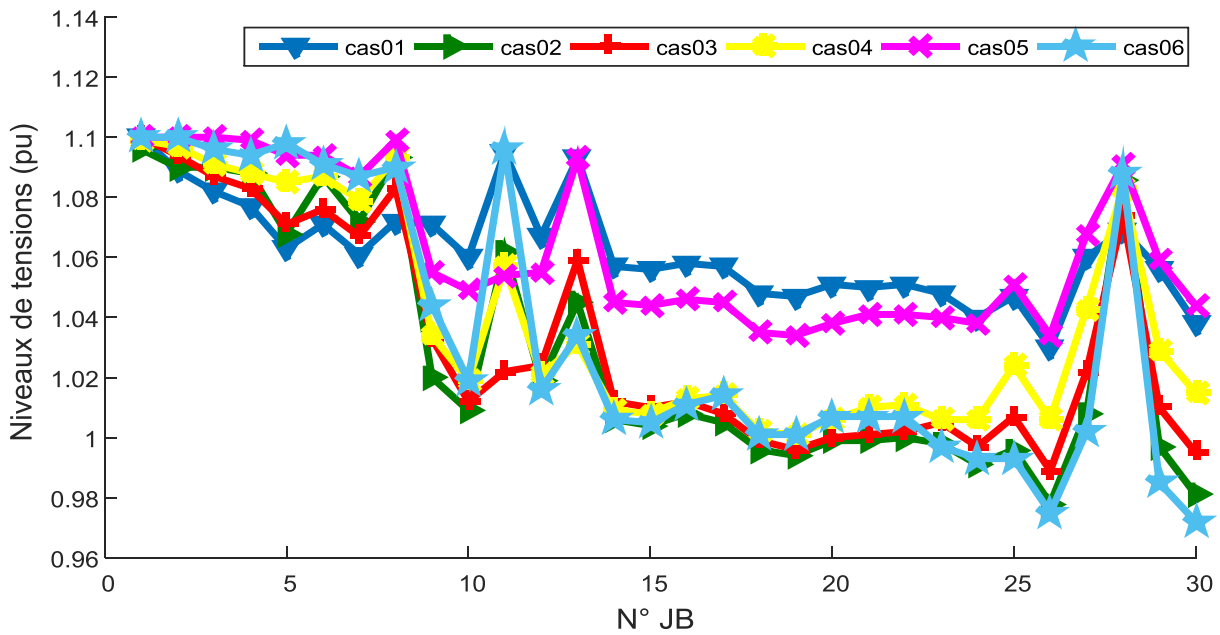


Figure 3.4. Niveaux de tensions (pu) obtenus par MOALO-MOOPF pour les 6 cas : Réseau électrique IEE 30 JB.

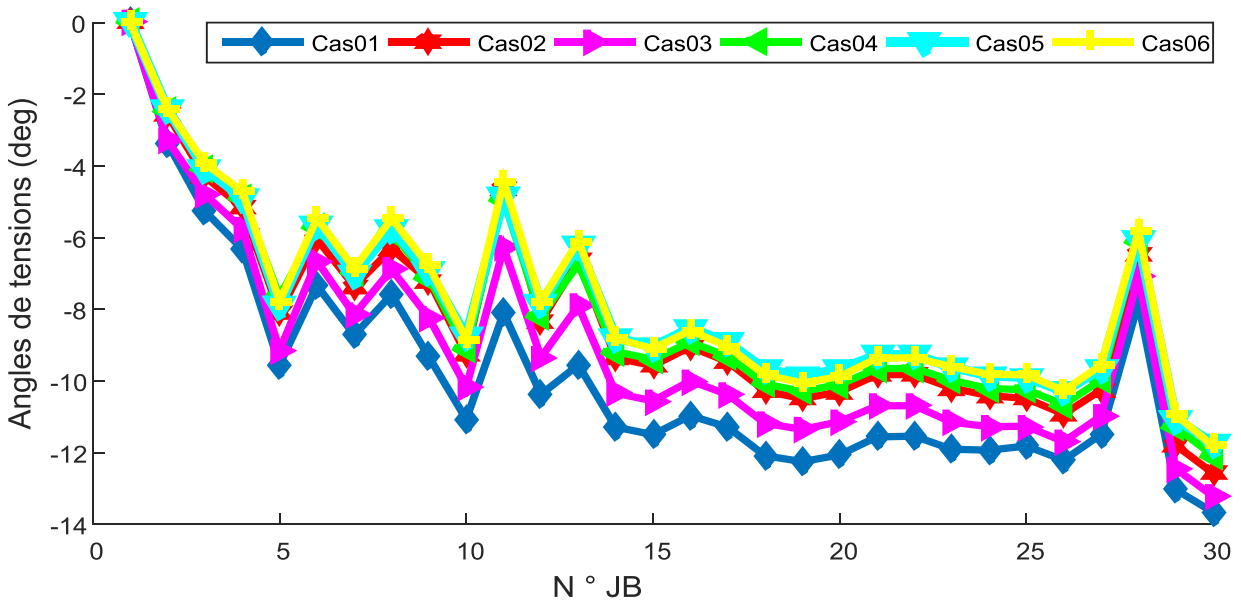


Figure 3.5. Angles de tensions (deg) obtenus par MOALO-MOOPF pour les 6 cas : Réseau IEEE 30 JB.

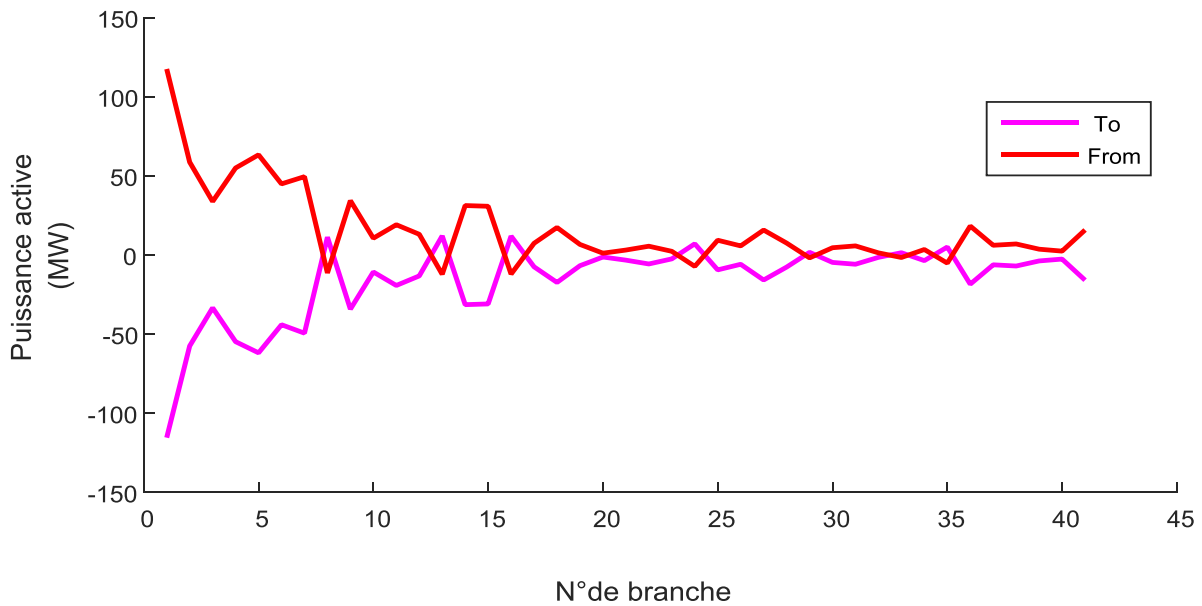


Figure 3.6. Puissances actives transitées dans les lignes de réseau test IEEE-30 jeux de barres : cas1 : minimisation du coût.

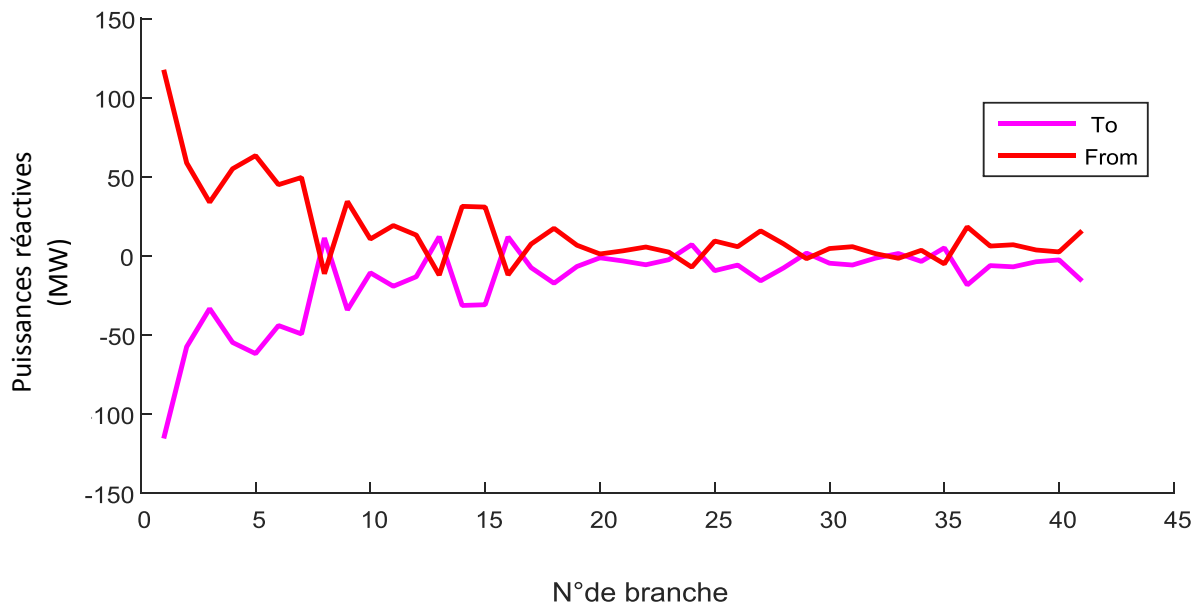


Figure 3.7. Puissances réactives transitées dans les lignes de réseau test IEEE-30 jeux de barres : cas1 : minimisation du coût.

3.2.5. Interprétation des résultats trouvés par MOALO-MOOPF

Dans le premier cas, nous avons testé la fonction mono-objectif. Les résultats de l'optimisation sont résumés dans le tableau 3.4. Le coût minimal obtenu dans ce cas est de 799,3812 \$/h, ce qui est meilleur que plusieurs solutions obtenues avec d'autres méthodes d'optimisation (tableau 3.5). La caractéristique de convergence montre que la MOALO converge rapidement vers l'optimum globale (figure 3.2).

Pour les autres cas, l'optimisation a été effectuée de manière à optimiser simultanément deux, trois ou quatre fonctions objectives, à savoir le coût du combustible, les émissions, les pertes de puissance et la déviation de la tension. Nous remarquons que MOALO donne des résultats acceptables est très proche que celui obtenue par les autres méthodes. Par exemple, dans le cas de la réduction de la fonction du coût du combustible, des émissions et de déviation de tension (cas 05), les résultats obtenus par MOALO sont meilleurs que SP-DE [56] avec une réduction de 0.9825 % de coût ; 39.496 % d'émission des gaz et de 94.123 % de déviation.

Nous remarquons également que les variables de contrôle se situent dans leurs limites admissibles dans tous les cas étudiés (tableau 3.4), ainsi que les profils de tension : amplitudes et angles illustrés dans les figures 3.33 et 3.34. De plus, les solutions optimales de Pareto pour tous les cas, à l'exception du cas 1 (dans le cas 1, il y a une seule fonction objectif : le coût du

combustible), sont variées et bien réparties sur le front de Pareto (figure 3.2) et convergent vers la solution quasi-optimale.

4. Conclusion

La contribution de ce chapitre réside dans l'optimisation de l'écoulement de puissance en utilisant la méthode méta-heuristique multi-objective (MOALO). Différentes fonctions objectives ont été étudiées, telles que le coût du combustible, les pertes de puissance, les émissions de gaz toxiques et la déviation de tension au niveau des jeux de barres.

La méthode proposée a été appliquée au réseau standard IEEE à 30 jeux de barres. Les résultats obtenus ont été comparés à ceux d'autres méthodes d'optimisation. Cette comparaison confirme l'efficacité de la méthode proposée pour résoudre les problèmes d'écoulement de puissance mono-objectif, bi-objectif et multi-objectif.

Conclusion générale

La contribution de ce travail est l'optimisation mono et multi-objectif de l'écoulement de puissance optimal. Pour atteindre cet objectif on a proposé une méthode d'optimisation métaheuristique multi-objectif. La méthode proposée est l'algorithme multi-objectif de fourmi-lion MOALO.

La multi-objectif proposée a été appliquée sur le réseau test IEEE à 30 jeux de barres. Les résultats obtenus ont été comparés à ceux obtenus avec d'autres méthodes d'optimisation. Nous avons montré, dans les trois cas mono, bi et multi-objectif, que l'utilisation de méthode d'optimisation métaheuristique a révélé une grande efficacité pour fournir des solutions approchées de bonne qualité en un temps de calcul raisonnable.

En conclusion, les résultats de cette étude ont souligné l'importance significative de l'utilisation des méthodes métaheuristicques, en particulier l'algorithme multi-objectif de fourmi-lion, pour améliorer les performances des réseaux électriques en réduisant les coûts de combustible, les émissions de gaz toxiques, les pertes de puissance et en améliorant la stabilité de la tension électrique.

En perspective, des améliorations supplémentaires pourraient être explorées en intégrant cet algorithme avec d'autres techniques en présence des sources renouvelables et des multi-FACTS pour atteindre des solutions plus efficaces dans des délais plus courts.

Annexe A: Réseau électrique IEEE 30 JB

Tableau A.1 Données des jeux de barres du réseau électrique IEEE 30 JB.

<i>JB (i)</i>	<i>V_i (pu)</i>	<i>V_{angle}(deg)</i>	<i>Pd_i(pu)</i>	<i>Qdi(pu)</i>	<i>Q_{imax}(pu)</i>	<i>Q_{imin}(pu)</i>
1	1,0600	0	0	0	2,0000	-0,2000
2	1,0430	0	0,2170	0,1270	1,0000	-0,2000
3	1	0	0,0240	0,0120	0	0
4	1	0	0,0760	0,0160	0	0
5	1,0100	0	0,9420	0,1900	0,8000	-0,1500
6	1	0	0	0	0	0
7	1	0	0,2280	0,1090	0	0
8	1,0100	0	0,3000	0,3000	0,6000	-0,1500
9	1	0	0	0	0	0
10	1	0	0,0580	0,0200	0	0
11	1,0820	0	0	0	0,5000	-0,1000
12	1	0	0,1120	0,0750	0	0
13	1,0710	0	0	0	0,6000	-0,1500
14	1	0	0,0620	0,0160	0	0
15	1	0	0,0820	0,0250	0	0
16	1	0	0,0350	0,0180	0	0
17	1	0	0,0900	0,0580	0	0
18	1	0	0,0320	0,00900	0	0
19	1	0	0,0950	0,0340	0	0
20	1	0	0,0220	0,0070	0	0
21	1	0	0,1750	0,1120	0	0
22	1	0	0	0	0	0
23	1	0	0,0320	0,0160	0	0
24	1	0	0,0870	0,0670	0	0
25	1	0	0	0	0	0
26	1	0	0,0350	0,0230	0	0
27	1	0	0	0	0	0
28	1	0	0	0	0	0
29	1	0	0,0240	0,0090	0	0
30	1	0	0,106	0,0190	0	0

Tableau A.2 Données des branches du réseau électrique IEEE 30 JB.

N° JB	JB de départ	JB d'arrivé	R (pu)	X (pu)	B (pu)	Tap (pu)
1	1	2	0,01920	0,0575	0,0264	1
2	1	3	0,04520	0,1852	0,0204	1
3	2	4	0,05700	0,1737	0,0184	1
4	3	4	0,01320	0,0379	0,0042	1
5	2	5	0,04720	0,1983	0,0209	1
6	2	6	0,05810	0,1763	0,0187	1
7	4	6	0,01190	0,0414	0,0045	1
8	5	7	0,04600	0,1160	0,0102	1
9	6	7	0,02670	0,0820	0,0085	1
10	6	8	0,01200	0,0420	0,0045	1
11	6	9	0	0,2080	0	0,9780

Annexe

12	6	10	0	0,5560	0	0,9690
13	9	11	0	0,2080	0	1
14	9	10	0	0,1100	0	1
15	4	12	0	0,2560	0	0,9320
16	12	13	0	0,1400	0	1
17	12	14	0,1231	0,2559	0	1
18	12	15	0,0662	0,1304	0	1
19	12	16	0,0945	0,1987	0	1
20	14	15	0,2210	0,1997	0	1
21	16	17	0,0824	0,1923	0	1
22	15	18	0,1073	0,2185	0	1
23	18	19	0,0639	0,1292	0	1
24	19	20	0,0340	0,0680	0	1
25	10	20	0,0936	0,2090	0	1
26	10	17	0,0324	0,0845	0	1
27	10	21	0,0348	0,0749	0	1
28	10	22	0,0727	0,1499	0	1
29	21	22	0,0116	0,0236	0	1
30	15	23	0,1000	0,2020	0	1
31	22	24	0,1150	0,1790	0	1
32	23	24	0,1320	0,2700	0	1
33	24	25	0,1885	0,3292	0	1
34	25	26	0,2544	0,3800	0	1
35	25	27	0,1093	0,2087	0	1
36	28	27	0	0,3960	0	0,9680
37	27	29	0,2198	0,4153	0	1
38	27	30	0,3202	0,6027	0	1
39	29	30	0,2399	0,4533	0	1
40	8	28	0,0636	0,2000	0,0214	1
41	6	28	0,0169	0,0599	0,0650	1

Référence bibliographiques

- [1] **M. ALLAOUA Boumediene**, « Méthodes numériques avec matlab». Rappels de cours, Exemples Corrigés et Applications avec MATLAB. Université de Bechar. Alger
- [2] **Bouaraguia.A + Benhamada.A**, « L'écoulement de puissance dans les réseaux De distribution » Mémoire MASTER ACADEMIQUE.2017
- [3] **Dali Ali Ismail , Dali Ali Ahmed Ramzi**, « Analyse des réseaux électrique par le logiciel PSAT » Mémoire de Magister Université Mohamed Khider de Biskra 2022.
- [4] **R. HAIMOUR** « CONTRÔLE DES PUISSANCE REACTIVE ET DES TENSION PAR DISPOSITIFS FACTS» Mémoire de Magister ENST-Oran 2009
- [5] **ADAMA D. DIARRA** « LA REPARTITION OPTIMALE DE LA PUISSANCE REACTIVE POUR LE CONTROLE DES TENSIONS DE BARRE D'UN RESEAU ELECTRIQUE PAR SIMPLEX LP» Mémoire présente a l'université du Québec.1982
- [6] **Rouag.O, S.E,Zaouali Sami C.E**, « Les Méthodes de l'écoulement de puissance » Mémoire présente a l'université du Badji Mokhtar Annaba .2021
- [7] **A. Bencheikh, A. Derouiche**, « Etude de l'écoulement de puissance sur un réseau électrique en présence des systèmes FACTS ». Mémoire de Master, Université Kasdi MERBAH, Ouargla, 2016
- [8] **M. Rezaei Adaryani , a. Karami** "Artificial bee colony algorithm for solving multi-objective optimal power flow problem", Int. J. Electr. Power Energy Syst., vol. 53, pp. 219–230, (2013).
- [9] **PFE final _ Abdellaoui+ SELLAM_2021** “Contrôle optimal de l'écoulement de puissance dans un réseau Intelligent en utilisant la méthode d'Optimiseur de troupes de gorilles (GTO) “
- [10] **S.MOUASSA** “Optimisation de l'écoulement de puissance par une méthode métaheuristique (technique des abeilles) en présence d'une source renouvelable (éolienne) et des dispositifs FACTS“ MEMIORE DE MAGISTER

- [11] **HERBADJIO** « Contribution à l'optimisation des réseaux électriques en présence des Multi-FACTS par des méthodes métaheuristiques hybrides » Thèse de doctorat.2019
- [12] **L. S. Pérez, L. F. Rodriguez et G. A. Olivar**, «A Simplified Voltage Stability Index (SVSI)», International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol. 63, pp. 806- 813, 2014.
- [13] **K. J. Makasa et G. K. Venayagamoorthy**, «Estimation of voltage stability index in a power system with Plug-in Electric Vehicles», IREP Symposium Bulk Power System Dynamics and Control-VIII (IREP), IEEE, pp. 1-7, 2010.
- [14] **H. W. Dommel et W. F. Tinney**, «Optimal Power Flow Solutions», IEEE Transactions on power apparatus and systems, vol. 87 No 10, pp. 1866-1876, 1968.7
- [15] **LAIB.A** «Écoulement de Puissance Optimal Intelligent d'un Système de Puissance Multi-Sources .29/06/2022
- [16] **D. I. Sun, B. Ashely, B. Brewer, A. Hughes et W. F. Tinney**, «Optimal power flow by Newton approach», IEEE Transactions on Power Apparatus and systems, vol. PAS No 10, pp. 2864-2880, 1984.
- [17] **X. Tong et M. Lin**, «Semismooth newton-type algorithms for solving optimal power flow problems», IEEE/PES Transmission & Distribution Conference\& Exposition: Asia and Pacific, pp. 1-7, 2005.
- [18] **G. A. Maria et J. Findlay**, «A Newton optimal power flow program for Ontario Hydro EMS», IEEE Transactions on Power Systems, vol. 2 No 3, pp. 576-582, 1987.
- [19] **N. Karmarkar**, «A new polynomial-time algorithm for linear programming», Proceedings of the sixteenth annual ACM symposium on Theory of computing, pp. 302-311, 1984.
- [20] **M. Bierlaire**, «Introduction à l'optimisation différentiable,» PPUR presses polytechniques, 2006.
- [21] **L.Slimani**, «Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes métaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité dérégulé», Thèse de Doctorat, Université de El-Hadj Lakhdar, Batna, 2009

- [22] **G. L. Torres et V. H. Quintana**, «An interior-point method for nonlinear optimal power flow using voltage rectangular coordinates», IEEE transactions on Power Systems, vol. 13 No 4, pp. 1211-1218, 1998.
- [23] **V. H. Quintana, G. Torres et J. Medina-Palomo**, «Interior-point methods and their applications to power systems: a classification of publications and software codes» IEEE Transactions on power systems, vol. 15 No 1, pp. 170-176, 2000.
- [24] **L. S. Vargas, V. H. Quintana et A. Vannelli**, «A tutorial description of an interior point method and its applications to security-constrained economic dispatch» IEEE Transactions on Power Systems, vol. 8 No 3, pp. 1315-1324, 1993.
- [25] **O. Herbadji, L. Slimani et T. Bouktir**, « Optimal Power Flow With Four Conflicting Objective Functions Using Multiobjective Ant Lion Algorithm: A Case Study of the Algerian Electrical Network » • November 2018.
- [26] **Kenneth Sörensen and Glover Fred**. Quantifying complexity theory. Encyclopedia of operations research and management science, 62:960–970, 2013.
- [27] **Dr. LEMOUARI Ali** « Introduction Aux Métaheuristiques » Support de Cours Université de Jijel 2014
- [28] **Metropolis Nicholas, W. Rosenbluth Arianna, N. Rosenbluth Marshall**, and H. Teller Augusta. Equation of state calculations by fast computing machines. Journal of Chemical Physics, 21 :1087–1090, 1953.
- [29] **Scott Kirkpatrick, Gelatt Jr C. Daniel, and P. Vecchi Mario**. Optimization by simulated annealing. Science, 220 :671–680, 1983.
- [30] **Cerný Vladimír**. Thermodynamical approach to the traveling salesman problem : an efficient simulation algorithm. Journal of Optimization Theory and Applications, 45 :41–51, 1985.
- [31] **Fred Glover**.” Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. Computers and Operations Research”, 13 :533–549, 1986.
- [32] **Patrick Siarry**. Métaheuristiques. Editions Eyrolles”, 2014.

- [33] **A.NAKIB** « Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images. Application à des images biomédicales » Thèse de Doctorat de l'université paris 12-VAL DE MARNE, 5 décembre 2007.
- [34] **Alain Berro**, 18 décembre 2001, Optimisation multi objectif et stratégies d'évolution en environnement dynamique, Université de Toulouse I
- [35] **A. Berro** « Optimisation Multi-objectif et Stratégies d'Evolution en Environnement Dynamique ». Thèse de doctorat, l'université des Sciences Sociales Toulouse I, décembre 2001
- [36] **S. Mirjalili, P. Jangir &S. Saremi** « Multi-objective ant lion optimizer: a multi-objective optimization algorithm for solving engineering problems » Applied Intelligence, vol. 46 No 1, pp. 79-95, 2017.
- [37] **R. Benabid**, « Optimisation Multiobjectif de la Synthèse des FACTS par les Particules en Essaim pour le Contrôle de la Stabilité de Tension des Réseaux Electriques » Mémoire de Magister en Electrotechnique. Université de Jijel 2007.
- [38] **M. M. Hizem**, « Recherche de Chemins dans un Graphe à Pondération Dynamique Application à l'Optimisation d'Itinéraires dans les Réseaux Routiers » Thèse de Doctorat, l'Ecole Centrale de Lille, 29 novembre 2008.
- [39] **S. Mirjalili**, «The ant lion optimizer», Advances in Engineering Software, vol. 83, pp. 0-98, 2015.
- [40] **K. Vaisakh and L. R. Srinivas**, « Evolving Ant Direction Differential Evolution For OPF With Non-Smooth Cost Functions», Engineering Application of Artificial Intelligence, Vol. 24, No. 3, pp. 426–36, 2011.
- [41] **M. A. Abido**, «Optimal Power Flow Using Particle Swarm Optimization», International Journal of Electrical Power Energy Systems, Vol. 24, No. 7, pp. 563–71, 2002.
- [42] **W. Warid, H. Hizam, N. Mariun, N. Abdul-Wahab**, Optimal Power Flow Using the Jaya Algorithm, Energies 9 (2016) 678. . <https://doi.org/10.3390/en9090678>.
- [43] **J. Radosavljević, D. Klimenta, M. Jevtić, N. Arsić**, Optimal Power Flow Using a Hybrid Optimization Algorithm of Particle Swarm Optimization and Gravitational Search

Algorithm, *Electr. Power Components Syst.* 43 (2015) 1958–1970.
<https://doi.org/10.1080/15325008.2015.1061620>.

[44] **A.-A.A. Mohamed, Y.S. Mohamed, A.A.M. El-Gaafary, A.M. Hemeida**, Optimal power flow using moth swarm algorithm, *Electr. Power Syst. Res.* 142 (2017) 190–206.
<https://doi.org/10.1016/j.epsr.2016.09.025>.

[45] **H. Pulluri, R. Naresh, V. Sharma**, A solution network based on stud krill herd algorithm for optimal power flow problems, *Soft Comput.* 22 (2018) 159–176.
<https://doi.org/10.1007/s00500-016-2319-3>.

[46] **K. Abaci, V. Yamacli**, Differential search algorithm for solving multi-objective optimal power flow problem, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 79 (2016) 1–10.
<https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.12.021>.

[47] **U. Guvenc, H. Bakir, S. Duman, B. Ozkaya**, Optimal Power Flow Using Manta Ray Foraging Optimization, in: *Int. Conf. Artif. Intell. Appl. Math. Eng.*, 2020: pp. 136–149.

[48] **M. Basu**, Multi-objective optimal power flow with FACTS devices, *Energy Convers. Manag.* 52 (2011) 903–910. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2010.08.017>.

[49] **B. Ozkaya, H.T. Kahraman, S. Duman, U. Guvenc**, Fitness-Distance-Constraint (FDC) based guide selection method for constrained optimization problems, *Appl. Soft Comput.* 144 (2023) 110479.

[50] **M. Ghasemi, S. Ghavidel, M.Ghanbarian, M.Gharibzadeh et AA.Vahed**, «Multi-objective optimal power flow considering the cost, emission, voltage deviation and power losses using multi-objective modified imperialist competitive algorithm», *Energy*, vol. 78, pp. 276-289, 2014.

[51] **B. Bentouati, A. Khelifi, A.M. Shaheen, R.A. El-Sehiemy**, An enhanced moth-swarm algorithm for efficient energy management based multi dimensions OPF problem, *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.* (2020) 1–21. <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02692-7>.

[52] **Ali S. Alghamdi, Mohamed A. Zohdy** «Boosting Cuckoo Optimization Algorithm Via Gaussian Mixture Model for Optimal Power Flow Problem in a Hybrid Power System with Solar and Wind Renewable Energies »,23 September 2023
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31755>.

[53] **P.P. Biswas, P.N. Suganthan, R. Mallipeddi, G.A.J. Amaratunga**, Optimal power flow solutions using differential evolution algorithm integrated with effective constraint handling techniques, *Eng. Appl. Artif. Intell.* 68 (2018) 81–100. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2017.10.019>.

[54] **A.S. Alghamdi**, A Hybrid Firefly--JAYA Algorithm for the Optimal Power Flow Problem Considering Wind and Solar Power Generations, *Appl. Sci.* 12 (2022) 7193.