

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITÉ FERHAT ABBAS - SETIF 1

FACULTÉ DE TECHNOLOGIE

THESE

Présentée au Département d'électrotechnique

Pour l'obtention du diplôme de

DOCTORAT EN SCIENCES

Option : Réseaux électriques

Par

HERBADJI OUAFA

THÈME

**Contribution à l'optimisation des réseaux
électriques en présence des Multi-FACTS par des
méthodes métaheuristiques hybrides**

Soutenue le 27 / 11 / 2019 devant le Jury:

GHERBI Ahmed	Professeur	Univ. Ferhat Abbas Sétif 1	Président
BOUKTIR Tarek	Professeur	Univ. Ferhat Abbas Sétif 1	Directeur de thèse
SLIMANI Linda	Professeur	Univ. Ferhat Abbas Sétif 1	Co-Directeur de thèse
BETKA Achour	Professeur	Univ. Mohamed Khider Biskra	Examineur
CHOUCHA Abdelghani	Professeur	C. Univ. Amine Elokka El Hadj Moussa Tammanrasset	Examineur
ARIF Salem	Professeur	Univ. Ammar Telidji Laghouat	Examineur

Travaux publiés dans le cadre de cette thèse

Publications:

[1] Herbadji Ouafa, Slimani Linda and Bouktir Tarek, “Optimal Power Flow With Four Conflicting Objective Functions Using Multiobjective Ant Lion Algorithm: A Case Study of the Algerian Electrical Network”, Iranian Journal of Electrical and Electronic Engineering, ISSN: 2383-3890, volume 15, N°1, pages 94-113,2019. DOI: 10.22068/IJEEE.15.1.94, indexation: SCOPUS

[2] Herbadji Ouafa, Slimani Linda and Bouktir Tarek, “Solving Bi-Objective Optimal Power Flow using Hybrid Method of Biogeography-Based Optimization and Differential Evolution Algorithm: A case Study of the Algerian Electrical Network”. Journal of Electrical Systems, ISSN: 1112-5209, volume 12, N°1, pp 197-215, 2016, indexation: SCOPUS & Web of Science.

[3] Herbadji Ouafa, Bouktir Tarek , “Optimal Power Flow Using Firefly Algorithm with Consideration of FACTS Devices "UPFC" ”, International Journal on Electrical Engineering and Informatics, Vol 7, N°1, pp 12, 2015, indexation: SCOPUS.

Conférences internationales:

[1] Herbadji Ouafa, Slimani Linda and Bouktir Tarek, “Multi-objective Optimal Power Flow Considering the Fuel Cost, Emission, Voltage Deviation and Power Losses Using Multi-Objective Dragonfly Algorithm”, International Conference on Recent Advances in Electrical Systems, Tunisia, December 2017.

[2] Herbadji Ouafa, Slimani Linda and Bouktir Tarek, “A Differential Evolution Algorithm for the Solution of Optimal Power Flow with Consideration of FACTS Devices "UPFC"”, International Conference on Recent Advances in Electrical Systems, Tunisia, 2016.

Projet de recherche :

[1] Gestion optimale d’un microgrid intelligent en présence des générateurs renouvelables, N° A01L07UN190120180008.

Dédicace

Je dédie ce travail :

A ma mère,

A la mémoire de mon père.

Remerciements

Je tiens tout d'abord à adresser mes plus vifs remerciements au directeur de cette thèse, Prof. Tarek Bouktir, pour sa direction avisée et exigeante, sa qualité humaine et scientifique et son soutien constant tout au long de cette thèse.

Un grand merci également à Madame Slimani Linda professeur à l'université de Sétif 1 pour son engagement dans le Co-Encadrement de ma thèse.

J'exprime aussi mes sincères remerciements à M. Ahmed Gherbi (Professeur à l'université de Ferhat Abbas Sétif 1) d'avoir accepté de présider le jury de cette thèse, à M. Betka Achour (Professeur à l'université de Mohamed Khider Biskra), à M. Choucha Abdelghani (Professeur au C. Univ. Amine Elokhal El Hadj Moussa Tammanrasset) et à M. Arif Salem (Professeur à l'université de Ammar Telidji Laghouat) pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail.

Enfin, je ne saurai oublier ma mère qui m'a apporté soutien et encouragement durant toutes ces années.

Sommaire

<i>Introduction Générale</i>	1
ÉCOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL	6
1.1. Introduction	6
1.2. Problème de l'écoulement de puissance optimal	6
1.3. Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal	7
1.3.1. Fonctions Objectifs	8
1.3.1.1. Minimisation de coût de combustible	8
1.3.1.2. Minimisation d'émission des gaz	9
1.3.1.3. Minimisation des pertes de puissance	9
1.3.1.4. Minimisation de la déviation de la tension	9
1.3.1.5. Minimisation de l'indice de la stabilité de la tension	10
1.3.2. Contraintes d'égalités	10
1.3.3. Contraintes d'inégalités	11
1.4. Méthodes de résolution de l'OPF	11
1.5. Résolution de l'écoulement de puissance par des méthodes d'optimisation conventionnelles	12
1.5.1. Méthode du Gradient	13
1.5.2. Méthode de Newton	13
1.5.3. Programmation linéaire	13
1.5.4. Programmation quadratique	14
1.5.5. Méthodes de point intérieur	14
1.6. OPF par la méthode de point intérieur : primal-dual (IP)	14
1.7. Application : Réseau test IEEE 30 JB	14
1.8. Résolution de l'écoulement de puissance par des méthodes d'optimisation intelligentes et métaheuristiques	20
1.9. Conclusion	21
<i>Chapitre 02</i>	22
OPTIMISATION DE L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE PAR DES METHODES METAHEURISTIQUES	22
2.1. Introduction	22

2.2. Les méthodes métaheuristiques	23
2.3. Métaheuristiques pour l'optimisation mono-objectif de l'OPF	24
2.3.1. OPF par l'Optimisation basée sur la biogéographie (BBO)	24
2.3.1.1. Optimisation basée sur la biogéographie (BBO).....	24
2.3.1.2. BBO appliquée à l'OPF.....	28
2.3.1.3. Résultats de Simulation du BBO-OPF	28
2.3.2. OPF par l'algorithme à évolution différentielle (DE).....	32
2.3.2.1. Algorithme à évolution différentielle DE.....	32
2.3.2.2. DE appliquée à l'OPF	34
2.3.2.3. Résultats de Simulation du DE-OPF	35
2.3.3. OPF par l'algorithme de luciole (FA)	38
2.3.3.1. Algorithme de lucioles FA	38
2.3.3.2. FA appliquée à l'OPF	40
2.3.3.3. Résultats de Simulation du FA-OPF.....	41
2.3.4. OPF par essaim de particules (PSO)	44
2.3.4.1. Optimisation par essaim de particules	44
2.3.4.2. PSO appliquée à l'OPF.....	47
2.3.4.3. Résultats de simulation du PSO-OPF.....	48
2.4. Métaheuristiques pour l'optimisation multi-objectifs de l'OPF.....	50
2.4.1. MOOPF par l'algorithme multi-objectifs de Fourmi-lion (MOALO).....	52
2.4.1.1. Algorithme multi-objectifs de Fourmi-lion.....	52
2.4.1.2. MOALO appliquée à la solution du problème MOOPF.....	57
2.4.1.3. Résultats de Simulation.....	57
2.4.2. MOOPF par l'algorithme multi-objectifs de libellule (MODA)	62
2.4.2.1. Algorithme multi-objectifs de libellule.....	62
2.4.2.2. MODA appliquée à le MOOPF	67
2.4.2.3. Résultats de Simulation.....	67
2.5. Comparaison entre les méthodes proposées	72
2.6. Conclusion	74
 <i>Chapitre 03</i>	 75
OPTIMISATION DE L'OPF EN PRESENCE DES MULTI-FACTS PAR DES METHODES METAHEURISTIQUES HYBRIDES.....	75
3.1. Introduction	75
3.2. Généralités sur les dispositifs FACTS	756
3.2.1. Compensateurs séries	76
3.2.2. Compensateurs parallèles (shunt).....	78

3.2.3. Compensateurs hybrides (série-parallèle).....	79
3.3. Modélisation des systèmes FACTS.....	75
3.3.1. Modélisation d'un compensateur SVC.....	80
3.3.2. Modélisation d'un compensateur TCSC.....	81
3.3.3. Modélisation d'un compensateur UPFC.....	83
3.4. OPF par des méthodes d'optimisation métaheuristiques hybrides.....	85
3.4.1. Méthode hybride BBO/DE.....	86
3.4.1.1. Application sur le réseau standard IEEE 30 JB.....	87
3.4.1.2. Application sur le réseau électrique Algérien 114 JB.....	89
3.4.2. Méthode hybride FA/PSO.....	93
3.4.2.1. Application sur le réseau standard IEEE 30 JB.....	94
3.4.2.2. Application sur le réseau électrique Algérien.....	97
3.5. OPF par des méthodes d'optimisations métaheuristiques hybrides en présence des dispositifs FACTS.....	99
3.5.1. Application sur le réseau électrique IEEE 30 JB.....	99
3.5.2. Application sur le réseau électrique Algérien.....	104
3.6. MOOPF par MODA et MOALO en présence des dispositifs FACTS.....	105
3.7. Conclusion.....	108
CONCLUSIONS GENERALES ET PERSPECTIVES.....	109
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	10911
ANNEXE A – RESEAU ELECTRIQUE IEEE 30 JB.....	10918
ANNEXE B – RESEAU ELECTRIQUE ALGERIEN 11 JB.....	10920

Liste des figures

Figure 2.1. Méthodes de résolution de l'OPF.	12
Figure 2.2. Etapes principales de la méthode primal-dual	16
Figure 2.3. Schéma unifilaire de réseau électrique IEEE 30 JB.....	17
Figure 2.4. Convergence de l'OPF par la méthode du point intérieur IP.....	18
Figure 2.5. Niveaux de tensions du réseau test IEEE 30 JB après convergence de IP-OPF.....	19
Figure 2.6. Angles de tensions de réseau test IEEE 30 JB après convergence par la méthode IP.	19
Figure 2.7. Puissances transmises dans les lignes trouvées par la méthode IP.....	20
Figure 2.1. Modèle de l'espèce d'un seul habitat.....	26
Figure 2.2. Algorithme général de BBO.	27
Figure 2.3. Convergence du coût de production par la méthode BBO-OPF.....	30
Figure 2.4. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par BBO-OPF pour les 3 cas : Réseau électrique 30 JB.	31
Figure 2.5. Angles de tensions (deg) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par BBO-OPF pour les 3 cas : Réseau IEEE 30 JB.	31
Figure 2.6. Etapes principales de l'algorithme de DE.....	32
Figure 2.7. Exemple de mutation simple de l'algorithme DE.....	33
Figure 2.8. Convergence de coût de combustible par la méthode DE-OPF.....	36
Figure 2.9. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par DE-OPF pour les 3 cas : Réseau électrique 30 JB.	37
Figure 2.10. Angles de tensions (deg) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par DE-OPF pour les 3 cas : Réseau électrique 30 JB.	37
Figure 2.11. Les lucioles dans la nature.	38
Figure 2.12. Attraction lumineuse de lucioles.....	39
Figure 2.13. Convergence du coût de production par la méthode FA-OPF.....	43

Figure 2.14. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par FA-OPF pour les 3 cas : Réseau électrique 30 JB.	43
Figure 2.15. Angles de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par FA-OPF pour les 3 cas : Réseau IEEE 30 JB.....	43
Figure 2.16. (a) Nuage d’oiseaux (b) bancs de poissons.	45
Figure 2.17. Déplacement d’une particule.	46
Figure 2.18. Convergence de coût de production par la méthode PSO-OPF.....	49
Figure 2.19. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par PSO -OPF pour les 3 cas : Réseau électrique 30 JB.	49
Figure 2.20. Angles de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par PSO-OPF pour les 3 cas : Réseau IEEE 30 JB.	50
Figure 2.21. Frontière de Pareto de min (F_1 , F_2).	51
Figure 2.22. Fourmi-lion et sa larve : (a) Fourmi-lion adulte (b) Larve de fourmi-lion.	52
Figure 2.23. La larve de fourmilion et sa stratégie de prédation singulière.	53
Figure 2.24. Convergence du coût de production de MOALO.	60
Figure 2.25. Solutions Pareto-optimale obtenues par MOALO de cas 2, 3, 4, 5 et 6.	61
Figure 2.26. Niveaux de tensions (pu) obtenus par MOALO-MOOPF pour les 6 cas : Réseau électrique IEE 30 JB.	61
Figure 2.27. Angles de tensions (deg) obtenus par MOALO-MOOPF pour les 6 cas : Réseau IEEE 30 JB.....	62
Figure 2.28. Les libellules.	63
Figure 2.29. Etapes principales de l’algorithme MODA.....	64
Figure 2.30. Le modèle conceptuel des meilleures hypersphères pour choisir une source de nourriture ou supprimer une solution à partir de l’archive.	66
Figure 2.31. Convergence du coût de production par la méthode MODA-MOOPF.	69
Figure 2.32. Solutions Pareto-optimale obtenues par MODA de cas 2, 3, 4, 5 et 6.....	70
Figure 2.33. Niveaux de tensions (pu) obtenus par MODA-MOOPF pour les 6 cas : Réseau électrique IEEE30 JB.	71

Figure 2.34. Angles de tensions (deg) obtenus par MODA-MOOPF pour les 6 cas : Réseau électrique IEEE 30 JB.....	71
Figure 2.35. Convergence de BBO, DE, FA et PSO dans le 1 ^{er} cas.	73
Figure 3.1. Schéma électrique unifilaire simplifié d'un TCSC.....	77
Figure 3.2. Réactance de TCSC en fonction de l'angle d'amorçage des thyristors α	77
Figure 3.3. Schéma électrique unifilaire simplifié d'un SVC.....	78
Figure 3.4. Fonctionnement d'un compensateur statique SVC.....	79
Figure 3.5. Schéma de principe d'UPFC.....	80
Figure 3.6. Circuit équivalent de SVC.....	80
Figure 3.7. Circuit équivalent du TCSC : (a) inductive (b) capacitive.....	81
Figure 3.8. Circuit équivalent de l'UPFC.....	83
Figure 3.9. Moyenne et meilleure solutions du coût de combustible de BBO/DE-OPF : Réseau IEEE 30 JB.....	88
Figure 3.10. Convergence du coût de production par les méthodes BBO/DE, BBO et DE: Réseau IEEE 30 JB.....	88
Figure 3.11. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par BBO/DE-OPF pour les 3 cas : Réseau IEEE 30 JB.....	88
Figure 3.12. Angles de tensions (deg) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par BBO/DE-OPF pour les 3 cas : Réseau IEEE 30 JB.....	89
Figure 3.13. Schéma unifilaire du réseau de production et transport Algérien (ALG 114 JB).....	90
Figure 3.14. Convergence du coût de production par les méthodes BBO/DE, BBO et DE: Réseau Algérien 114 JB.....	92
Figure 3.15. Amplitudes et angles de tensions résultantes de la minimisation de coût par BBO/DE-OPF : Réseau Algérien 114 JB.....	92
Figure 3.16. Etapes principales de l'algorithme hybride FAPSO.....	94
Figure 3.17 Convergence de coût de combustible par les méthodes FA/PSO, FA et PSO.....	96
Figure 3.18 Amplitudes de tensions résultantes de la minimisation de coût par FA/PSO-OPF : Réseau IEEE 30 JB.....	96

Figure 3.19 Angles de tensions résultantes de la minimisation de coût par FA/PSO-OPF : Réseau IEEE 30 JB.....	96
Figure 3.20. Convergence de coût de production par les méthodes FA/PSO, FA et PSO: Réseau ALG 114 JB.....	98
Figure 3.21. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation de coût par FA/PSO-OPF : Réseau ALG 114 JB.....	98
Figure 3.22. Angles de tensions (deg) résultantes de la minimisation du coût par FA/PSO-OPF : Réseau ALG 114 JB.....	99
Figure 3.23. Niveaux de tensions (pu) par BBODE-OPF en présence de Multi-FACTS avec augmentation de charge à 20 % : Réseau IEEE 30 JB.....	102
Figure 3.24. Angles de tensions (deg) par BBO/DE-OPF en présence de Multi-FACTS avec augmentation de charge à 20 % : Réseau IEEE 30 JB.....	103
Figure 3.25. Niveaux de tensions (pu) par FA/PSO-OPF en présence de Multi-FACTS avec augmentation de charge à 20 % : Réseau électrique IEEE 30 JB.	103
Figure 3.26. Angles de tensions (deg) par FA/PSO-OPF en présence de Multi-FACTS avec augmentation de charge à 20 % : Réseau électrique IEEE 30 JB.	103
Figure 3.27. Niveaux de tensions par BBO/DE-OPF en présence de Multi-FACTS : Réseau Algérien 114JB.....	104
Figure 3.28. Niveaux de tensions par FA/PSO-OPF en présence de Multi-FACTS : Réseau Algérien 114 JB.....	105
Figure 3.29. Niveaux de tensions par MOALO-MOOPF en présence de Multi-FACTS pour le cas 1: Réseau IEEE 30 JB.	107
Figure 3.30. Angles de tensions par MOALO-MOOPF en présence de Multi-FACTS pour le cas 1: Réseau IEEE 30 JB.	107
Figure 3.31. Niveaux de tensions par MODA-MOOPF en présence de Multi-FACTS pour le cas 1: Réseau IEEE 30 JB.	107
Figure 3.32. Angles de tensions par MODA-MOOPF en présence de Multi-FACTS pour le cas 1: Réseau IEEE 30 JB.	108

Liste des tableaux

Tableau 2.1. Données des coefficients de coût des générateurs du réseau électrique IEEE 30-JB. .17	17
Tableau 2.2. Résultats trouvés par PI-OPF appliquée sur le réseau IEEE 30 JB.....18	18
Tableau 2.1. Données des coefficients d'émission des gaz toxiques du réseau électrique IEEE 30-JB.24	24
Tableau 2.2. Paramètres de l'algorithme BBO.29	29
Tableau 2.3. Résultats de coût minimal par BBO pour trois cas : Réseau IEEE 30 JB.....29	29
Tableau 2.4. Comparaison des résultats de BBO-OPF avec d'autres méthodes d'optimisations : Réseau IEEE 30 JB.30	30
Tableau 2.5. Résultats de coût minimal par DE pour trois cas : Réseau IEEE 30 JB.....35	35
Tableau 2.6. Comparaison des résultats de DE-OPF avec d'autres méthodes d'optimisations : Réseau IEEE 30 JB.36	36
Tableau 2.7. Résultats de coût minimal par FA-OPF pour trois cas : Réseau IEEE 30 JB.41	41
Tableau 2.8. Comparaison des résultats de FA-OPF avec d'autres méthodes d'optimisations : Réseau IEEE 30 JB.42	42
Tableau 2.9. Paramètres de l'algorithme PSO.48	48
Tableau 2.10. Résultats de coût minimal par PSO-OPF pour trois cas : Réseau IEEE 30 JB.48	48
Tableau 2.11. Comparaison des résultats de PSO-OPF avec d'autres méthodes d'optimisations : Réseau IEEE 30 JB.49	49
Tableau 2.12. Paramètres de l'algorithme MOALO.58	58
Tableau 2.13. Résultats de MOALO-MOOPF pour 6 cas : Réseau IEEE 30 JB.....58	58
Tableau 2.14. Comparaison entre les résultats de MOALO et d'autres méthodes d'optimisation dans le 1 ^{er} cas.....59	59
Tableau 2.15. Comparaison entre les résultats de MOALO et d'autres méthodes d'optimisation dans le tous les cas.....59	59
Tableau 2.16. Résultats trouvés par MODA-MOOPF appliquée sur le réseau IEEE 30 JB.....68	68

Tableau 2.17. Comparaison entre les résultats de MODA et d'autres méthodes d'optimisation dans le 1 ^{er} cas.....	68
Tableau 2.18. Comparaison entre les résultats de MODA et d'autres méthodes d'optimisation dans tous les cas étudiés	69
Tableau 2.19. Comparaison entre les méthodes d'optimisation mono-objectif : BBO, DE, FA et PSO	72
Tableau 2.20. Comparaison entre les résultats de MODA et d'autres méthodes d'optimisation dans tous les cas étudiés	73
Tableau 3.1. Résultats trouvés par BBO/DE, BBO et DE : Réseau IEEE 30 JB.....	87
Tableau 3.2. Paramètres des générateurs du réseau Algérien 114 JB.....	90
Tableau 3.3. Résultats de coût minimal trouvés par BBO/DE, BBO et DE : Réseau ALG 114 JB.	91
Tableau 3.4. Comparaison des résultats trouvés par FA/PSOA et FA, PSO : Réseau IEEE 30 JB.	95
Tableau 3.5. Résultats du coût minimal par FA/PSO, FA et PSO : Réseau ALG 114 JB.....	97
Tableau 3.6. Paramètres de FACTS.....	100
Tableau 3.7. Emplacement optimal des FACTS par les méthodes BBO/DE et FA/PSO : Réseau IEEE 30 JB.....	100
Tableau 3.8. Résultats du coût minimal trouvés par BBO/DE, FA/PSO en présence des dispositifs FACTS : Réseau ALG 114 JB.	104
Tableau 3.9. Emplacement optimal des FACTS par les méthodes MOALO et MODA : Réseau IEEE 30 JB.....	105

Listes des Acronymes et Symboles

Acronymes

OPF	Optimal Power Flow.
BBO	Biogeography Based Optimisation.
HSI	Habitat Suitability Index.
SIV	Suitability Index Variable.
DE	Differential Evolution.
FA	Firefly Algorithm.
PSO	Particle swarm optimization.
MOALO	Multi-objective Ant-Lion Optimizer.
MODA	Multi-objective Dragonfly Algorithm..
FACTS	Flexible Alternating Current Transmission System.
SVC	Static Var Compensator.
TCSC	Thyristor Controlled Series Capacitor.
UPFC	Unified Power Flow Controller.
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
JB	Jeux de barres.
SO₂	Sulfur Dioxide.
NO_x	Nitrogen Oxide.
LP	Linear Programing.
QP	Quadratic programing.
IP	Interior Point.
GA	Genetic Algorithm.
EA	Evolutionary Algorithm.
ABC	Arificial Bee Colony.
ACO	Ant Colony Optimization.
MOOPF	Multi-Objective Optimal Power Flow.
EADDE	Evolving Ant Direction Differential Evolution.
FPSO	Fuzzy Particle Swarm Optimization.
IGA	Improved Genetic Algorithms.
BH	Black Hole Optimization Algorithm.
ALO	Ant Lion Optimizer.

MOMICA	Multi-Objective Modified Imperialist Competitive Algorithm.
LCA	League Championship Algorithm.
ISA	Interiors Search Algorithm.
SA	Simulated Annealing.
EM	Electromagnetism-Like Mechanism.
EADHDE	Genetic Evolving Ant Direction HDE.
NKEA	Knowledge-Based Evolutionary Algorithm.
BB-MPSO	Bare-Bones Multi-objective Partical Swarm Optimization.
MJaya	Multi-objective Jaya algorithm.
TCSR	Thyristor Controlled Series Reactor.
TSSR	Thyristor Switched Series Reactor.
SSSC	Static Synchronous Series Compensator.
TCBR	Thyristor Control Breaking Resistor.
STATCOM	STATic Synchronous COMPensator.
ASVC	Advanced Static Var Compensator.
SVG	Static Var Generator.
TCPAR	Thyristor Controlled Phase Angle Regulator.
LTC	Load Tap Changer.
IPFC	Interline Power Flow Controller.

Symboles

x	Vecteur d'état.
u	Vecteur de variables de contrôle.
g_i	Contraintes d'égalités.
h_i	Contraintes d'inégalités.
L_i	Limite maximale de variable i .
U_i	Limite minimale de variable i .
A_i, B_i, C_i	Coefficients de la fonction du coût de combustible.
P_{gi}	Puissance active générée.
ng	Nombre de générateurs.
a_i, b_i, c_i, d_i, e_i	Coefficients de la fonction d'émission.
$F_1(x)$	Fonction de coût de combustible.

$F_2(x)$	Fonction d'émission de gaz.
$F_3(x)$	Fonction des pertes de puissance.
$F_4(x)$	Fonction de la déviation de la tension.
$F_5(x)$	Fonction de l'indice de la stabilité de la tension.
ΔV	Déviatiion de la tension.
V_M	Amplitude de la tension.
V_{Min}	Tension minimale.
V_{Max}	Tension maximale.
nb	Nombre de branches.
G_K	Conductance.
Q_{g_i}	Puissance réactive générée.
P_{d_i}, Q_{d_i}	Puissances demandée active et réactive
Y_{ij}	Matrice admittance.
δ_{ij}	Angle de phase
T	Transformateur à prises en charge.
θ_i	Transformateur à angles de phase.
S_{li}	Puissance apparente de la ligne de transport.
λ, π, ν	Vecteurs des multiplicateurs de Lagrange.
ψ	Facteur du coût d'émission de gaz.
$F_{tot}(x)$	Fonction du coût totale.
H	Habitat.
Pop	Population.
γ_k	Taux d'immigration.
η_k	Taux d'émigration.
I	Taux d'immigration maximal.
E	Taux d'émigration maximal.
$m(s)$	Taux de mutation.
S	Espèces.
S_{max}	Nombre d'espèces maximal.
m_{max}	Taux de mutation maximal.
P_s	Probabilité de S espèces.
P_{max}	Probabilité maximale du nombre d'espèce.

<i>rand</i>	Nombre aléatoire entre 0 et 1.
<i>X_{ij}</i>	Vecteur de mutation.
<i>r₁, r₂ r₃</i>	Des indices aléatoires.
<i>Fx</i>	Constante de mutation entre 0 et 2.
<i>Cr</i>	Constante de croisement.
<i>I(x)</i>	Intensité lumineuse de luciole
<i>β(r)</i>	Attractivité de luciole.
<i>r_{ij}</i>	Distance entre deux lucioles.
<i>X_p</i>	Position de particule.
<i>V_p</i>	Vélocité, Vitesse de particule.
<i>B_p</i>	Meilleure position de particule.
<i>G_p</i>	Meilleure position de toutes les particules de l'essaim.
<i>w</i>	Coefficient d'inertie.
<i>c₁, c₂</i>	Coefficients d'accélération.
<i>M^r_{ALO}</i>	Fonction fitness de tous les fourmi-lions.
<i>M_r</i>	Position aléatoire.
<i>X_i^t</i>	Marche aléatoire.
<i>Antlion_j^t</i>	Position de fourmi-lion.
<i>d_i^t, c_i^t</i>	Marches aléatoires maximale et minimale.
<i>max iter</i>	Nombre maximal d'itérations
<i>Ant_j^t</i>	Position de la fourmi.
<i>R_A^t</i>	Marche aléatoire autour le fourmi-lion sélectionné par la roue de roulette.
<i>R_E^t</i>	Marche aléatoire autour l'élite.
<i>Sp_i</i>	Séparation.
<i>Al_i</i>	Alignement.
<i>Ch_i</i>	Cohésion.
<i>Fd_i</i>	Attraction de source alimentaire.
<i>En_i</i>	Distraction des ennemies.
<i>Z⁺, Z⁻</i>	Positions de la source alimentaire et de l'ennemie, respectivement.
<i>ω</i>	Poids d'inertie.
<i>s, a, c</i>	Coefficients de séparation, alignement et cohésion.
<i>q, l</i>	Facteurs de l'alimentation, d'ennemie.

X_{TCSC}	Impédance de TCSC.
I_{SVC}	Courant de SVC.
B_{SVC}	Susceptance de SVC.
$B_{SVC}^{min}, B_{SVC}^{max}$	Limites min et max de la susceptance de SVC.
Q_{SVC}	Puissance réactive de SVC.
$X_{TCSC}^{(i)}$	Réactance de TCSC.
V_{vR}	Amplitude de la source de tension shunt d'UPFC.
δ_{vR}	Angle de phase de la source de tension shunt d'UPFC.
V_{cR}	Amplitude de la source de tension série d'UPFC.
δ_{cR}	Angle de phase de la source de tension série d'UPFC.
P_{vR}	Puissance active fournie au convertisseur shunt.
P_{cR}	Puissance active demandée par le convertisseur série.
K	Taux d'augmentation.
P_{i0}, Q_{i0}	Puissances active et réactive consommées au jeu de barres i dans le cas de base.

INTRODUCTION GENERALE

L'industrie de l'électricité est l'industrie de capital la plus importante. Son produit, l'électricité, est très essentiel à la société d'aujourd'hui. L'électricité fait partie intégrante de notre vie quotidienne. Elle alimente les appareils ménagers, soutient nos vastes réseaux de communications et d'information, éclaire nos cités et nos villes et elle est considérablement utilisée dans de nombreuses grandes entreprises. Un service d'approvisionnement en électricité fiable et économique est indispensable au bien-être de la population et des entreprises [1].

Puisque jusqu'à maintenant l'énergie électrique ne se stocke que dans des volumes limités et que les moyens de stockage sont peu performants et coûteux, il faut donc la consommer dès qu'elle est produite. En conséquence, toutes les entreprises de production et de distribution d'énergie électrique sont responsables de l'équilibre entre la production et la demande d'électricité. Pour assumer cette mission, il faut ajuster les puissances actives et réactives des générateurs interconnectés dans un réseau électrique dans leurs limites admissibles afin de satisfaire la charge électrique fluctuante avec un coût de production minimal en utilisant l'écoulement de puissance optimal (OPF) [2].

L'écoulement de puissance optimal (OPF) est un secteur d'étude essentiel dans les réseaux électriques, où on doit minimiser le coût de production total et diminuer les pertes de puissance, et prendre en considération de nombreuses contraintes parmi lesquelles les limites de production des centrales, les capacités de transport des lignes électriques, les limites des transformateurs et d'autres limites.

L'optimisation est un ensemble de techniques permettant de trouver les valeurs des variables qui rendent optimale une fonction de réponse, appelée « fonction objectif ». Le problème d'OPF peut être résolu par deux types des méthodes d'optimisation : classiques (exactes) ou modernes (métaheuristiques). Les méthodes d'optimisation conventionnelles sont utilisées efficacement pour résoudre le problème de l'OPF, les plus courantes, sont la méthode de Gradient, la méthode de Newton, la Programmation linéaire, la Programmation quadratique et la méthode des points intérieurs. Parmi ces méthodes, la méthode des points intérieurs est la plus efficace, elle donne de très bonnes performances en termes de vitesse de convergence pour les problèmes de grande échelle. L'inconvénient des méthodes classiques est le manque de flexibilité pour intégrer diverses contraintes spécifiques. C'est pour cela, on propose l'utilisation des méthodes d'optimisation métaheuristiques [3].

Les premières méthodes d'optimisation métaheuristiques datent des années 1980. Leur but est de permettre la résolution d'une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de faire des changements profonds dans l'algorithme. Généralement, les métaheuristiques sont inspirées par la physique (recuit simulé), par la biologie (algorithmes évolutionnaires) ou encore l'éthologie (colonies de fourmis, essaims particuliers).

Dans cette thèse on a utilisé six méthodes métaheuristiques pour résoudre le problème d'OPF :

- Optimisation basée sur la biogéographie (BBO) : est une méthode d'optimisation stochastique motivée par les mécanismes de la migration des écosystèmes. Elle est inspirée par la biogéographie, qui est l'étude de la distribution de la biodiversité dans l'espace et dans le temps, ce qui permet aux nombreuses espèces animales de migrer vers différents habitats ou îles pour leur survie et une meilleure vie [4]. L'algorithme BBO manipule une population d'individus appelés îles (ou habitats). Chaque île représente une solution possible au problème à résoudre. La « fitness » de chaque île est déterminée par son HSI (Habitat Suitability Index), une mesure de la qualité d'une solution candidate, et chaque île est représentée par des SIVs (Suitability Index Variables). Une bonne solution au problème d'optimisation est une île avec un grand nombre d'espèces, ce qui correspond à une île avec un faible HSI [5].
- Evolution différentielle (DE) : est une méthode heuristique inspirée par les algorithmes génétiques et les stratégies évolutionnistes combinées avec une technique géométrique de recherche. DE fait évoluer les individus de la population par mutation et croisement des individus. L'exploration de l'espace de recherche est faite point par point au travers d'équations différentielles [6, 7]
- Algorithme de luciole (FA) : est une métaheuristique développée par Xin-She Yang en 2008 [8]. Elle est inspirée du comportement clignotant des lucioles dans la nature, où les lucioles lumineuses s'attirent entre elles. L'algorithme FA est un algorithme à une population de solutions (lucioles) basé sur deux processus importants qui sont l'intensité lumineuse et l'attractivité des lucioles.
- Optimisation par essaim de particules (PSO) : est une méthode métaheuristique inspirée du comportement social des essaims (les oiseaux migrateurs ou les poissons), proposée par Kennedy et Eberhart en 1995 [9]. L'essaim particulier correspond à une population d'agents appelés « particules ». Chaque particule, est modélisée comme une solution potentielle au problème d'optimisation parcourt l'espace de recherche en quête de l'optimum global et elle est caractérisée par sa position et son vecteur de changement de position (ou vitesse) [10].

- Algorithme multi-objectif de Fourmi-lion (MOALO) : Cette méthode a été initialement développée par Seyedali Mirjalili. L'algorithme de MOALO est inspiré par des études sur le comportement des fourmi-lions réelles. Il décrit les interactions entre le prédateur (fourmi-lion) et la proie (fourmi) dans les pièges. Le Fourmi-lion creuse un petit trou en forme de cône dans le sable pour ensuite attendre sa proie, puis, il attrape les fourmis qui tombaient dans les pièges. Enfin, le fourmi-lion reconstruit les pièges pour la prochaine chasse. Donc, les étapes principales de cet algorithme sont : marche aléatoire des fourmis, construction de pièges, attraper les fourmis dans des pièges, et reconstruire les pièges [11].
- Méthode multi-objective de libellule (MODA) : elle a été proposée par Seyedali Mirjalili en 2016. L'algorithme de MODA est inspiré par le comportement d'essaim de libellule dans la nature : statique (chasse) et dynamique (migration). Où les libellules se nourrissent de petits animaux qu'elles capturent, essentiellement des insectes. Ils chassent notamment les mouches et les petits insectes. Cinq concepts résument le comportement d'essaimage statique et dynamique de libellules qui sont : Séparation, alignement, cohésion, attraction de source alimentaire et distraction des ennemies [12, 13].

L'hybridation est une tendance observée dans de nombreux travaux réalisés sur les métaheuristiques ces dix dernières années. L'utilisation des méthodes hybrides permet de combiner les avantages des deux types de méthodes. Dans cette thèse, deux nouvelles méthodes hybrides sont proposées pour résoudre le problème d'OPF. La première combine l'exploitation de l'optimisation basée sur la biogéographie BBO à l'exploration de l'évolution différentielle DE. La deuxième, issue de l'hybridation de l'algorithme de luciole FA avec l'optimisation par essaim de particules PSO.

Les systèmes de transmission flexible en courant alternatif (FACTS) sont utilisés pour améliorer les performances des réseaux de transport et d'interconnexion. Généralement, les dispositifs FACTS sont constitués par des contrôleurs à base d'électronique de puissance, ces compensateurs selon leurs connexions au réseau sont classés en trois catégories, compensateurs shunts (SVC), compensateurs séries (TCSC) et compensateurs hybrides (UPFC) [14]. L'objectif principale d'introduire ces systèmes (FACTS) est :

- d'augmenter la capacité des transites de puissances dans les réseaux électriques.
- d'améliorer l'amortissement des oscillations de puissances.
- de permettre un meilleur contrôle et une meilleure rapidité de gestion de l'écoulement de Puissance.

- de réduire les pertes de puissance et d'améliorer les profils des tensions.

La contribution principale de ce travail de recherche est d'introduire différentes techniques d'optimisation métaheuristiques pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal en présence des différents types de FACTS. L'emplacement des dispositifs FACTS (SVC, TCSC et UPFC) dans le réseau électrique est optimisé par les méthodes proposées. Précisément, on a développé de nouvelles techniques d'optimisation en se basant sur l'hybridation entre la méthode de BBO et la méthode d'évolution différentielle DE, et entre l'algorithme FA et PSO. Ces techniques hybrides (BBO/DE, FA/PSO) sont testées avec succès sur un réseau test (IEEE 30 JB) et sur un réseau réel de grande échelle (Réseau Algérien à 114 JB).

La présente thèse est structurée autour de trois chapitres :

Dans le premier chapitre, nous avons présenté la formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal qui résume les fonctions objectifs traitées dans la thèse à savoir la minimisation du coût de combustible, l'émission des gaz toxique, les pertes de puissances actives et la déviation de la tension. Nous avons présenté aussi les méthodes d'optimisation conventionnelles les plus utilisées dans la résolution du problème d'OPF. A la fin de ce chapitre, une application de l'une de ces méthodes classiques nommées la méthode des points intérieurs IP a été faite sur le réseau électrique IEEE 30 JB.

Dans le deuxième chapitre, six méthodes d'optimisation métaheuristiques ont été détaillées à savoir la méthode à évolution différentielle (DE), l'optimisation basée sur la biogéographie (BBO), l'algorithme de luciole (FA), l'optimisation par essaim de particules (PSO), l'algorithme multi-objectif de Fourmi-lion (MOALO) et la méthode multi-objectif de libellule (MODA). On a testé ces techniques sur le réseau standard IEEE 30JB pour l'optimisation mono et multi-objectif. A la fin de ce chapitre, nous avons fait une comparaison entre ces méthodes proposées.

Le chapitre trois se compose de deux parties, dans la première partie nous avons présenté le détail et la modélisation des différents types de systèmes FACTS utilisés dans ce travail et nous avons présenté aussi la résolution de l'écoulement de puissance optimal en présence de dispositifs FACTS : SVC, TCSC et l'UPFC. Dans la deuxième partie, de nouvelles méthodes d'optimisation hybrides nommées BBO/DE et FA/PSO ont été détaillées et validées sur le réseau IEEE 30 JB et sur le réseau électrique Algérien 114 JB. Les méthodes proposées sont testées aussi en présence de dispositifs FACTS pour démontrer leurs efficacités et pour étudier l'influence des FACTS sur les réseaux électriques.

Enfin, la thèse se termine par une conclusion générale concernant l'apport général délivré par nos travaux et quelques perspectives envisagés.

ÉCOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL

1.1. Introduction

L'écoulement de puissance optimal (OPF) est un outil très important dans la planification et le contrôle du fonctionnement des réseaux électriques modernes. Le problème de l'OPF consiste à maximiser le profit de la totalité des consommateurs de l'énergie électrique où on doit minimiser le coût total de la production et les pertes de puissance active, en tenant compte de nombreuses contraintes techniques au niveaux des centrales de production, des capacités de transport des lignes électriques, des transformateurs, des systèmes FACTS, ainsi que l'environnement (émission des gaz toxiques comme SO_2 , NO_x).

Généralement, le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance est résolu par deux types de méthodes d'optimisation à savoir : les méthodes classiques et les méthodes intelligentes. Les méthodes d'optimisation classiques incluent des techniques bien connues comme la méthode de Gradient, la méthode Newtonienne, la Programmation quadratique, la programmation linéaire et la méthode de points intérieurs.

Ce chapitre présente des formulations mathématiques du problème de l'écoulement de puissance optimal, une brève revue de la littérature de l'OPF ainsi qu'un détail de quelques méthodes d'optimisation classiques les plus utilisées dans la résolution de l'OPF.

1.2. Problème de l'écoulement de puissance optimal

Le problème de l'écoulement de puissance optimal est un sujet de recherche très étudié depuis les années soixante. Il est introduit la première fois par Carpentier en 1962 [15], l'OPF consiste à minimiser le coût total des puissances électriques générées par les centrales interconnectées dans le réseau électrique ainsi que les pertes de puissance sous des contraintes d'égalités et d'inégalités.

L'étude de l'optimisation de l'écoulement de puissance (OPF) nécessite la connaissance des transits des puissances dans un réseau électrique ainsi que les tensions aux différents jeux de barres du réseau. Ces grandeurs sont nécessaires pour le fonctionnement des réseaux et pour déterminer l'évolution du réseau en cas de changement de configuration, telles que, l'adjonction de nouveaux générateurs (énergies renouvelables), la croissance de la demande d'énergie, et l'implantation de nouvelles lignes.

1.3. Formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal

L'écoulement de puissance optimal est considéré comme un problème de minimisation non-linéaire sous contraintes d'égalités et d'inégalités. Le problème de l'OPF peut être traité avec une ou plusieurs fonctions objectifs.

Mathématiquement, l'OPF peut être présenté sous forme d'un problème d'optimisation mono-objectif comme suit [16], [17]:

$$\mathbf{Min}: \{f(x, u)\} \quad (2.1)$$

Sous les contraintes :

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

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

Où : $f(x, u)$ est la fonction objectif à minimiser, x présente le vecteur des variables d'état, u représente le vecteur des variables de contrôle, $g_i(x, u)$ présente les contraintes d'égalités, $h_i(x, u)$ présente les contraintes d'inégalités, n est le nombre de variables, et m et p sont les nombres des contraintes d'égalité et d'inégalité respectivement.

Un problème multi-objectifs peut être défini comme un problème où on cherche à optimiser plusieurs fonctions objectifs simultanément, tout en satisfaisant un ensemble de contraintes [18]. Contrairement à un problème mono-objectif, la solution n'est pas unique mais constituée d'un ensemble de solutions optimales non dominantes.

La formulation mathématique du problème de l'écoulement de puissance optimal multi-objectifs est donnée comme suit :

$$\mathbf{Min} : \mathbf{F}(x, u) = \{f_1(x, u), f_2(x, u), f_3(x, u), \dots, f_{nobj}(x, u)\} \quad (2.4)$$

Sous les contraintes :

$$g_i(x, u) \geq 0, \quad i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (2.5)$$

$$h_i(x, u) = 0, \quad i = 1, 2, 3, \dots, p \quad (2.6)$$

$$L_i \leq x, u_i \leq U_i, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.7)$$

Où : $f_1(x, u), f_2(x, u), f_3(x, u), \dots$ sont les fonctions objectifs à optimiser, L_i, U_i sont les limites min et max admissibles de variable i .

Le vecteur des variables de contrôle peut être représenté par les quantités qui peuvent être manipulées arbitrairement dans leurs limites de fonctionnement par exemple : les puissances actives générées, les tensions des jeux de barres générateurs, les sources de puissance réactives, les rapports des prises des transformateurs menus de régulateurs en charge... etc.

Le vecteur des variables d'état peut être représenté par les quantités dépendantes des variables de contrôle, et qui doivent être recalculés par une méthode de l'écoulement de puissance par exemple : les tensions de jeux de barres de charges ainsi que les angles de phase de tous les jeux de barres ainsi que les puissances active et réactive du jeu de barres de référence.

1.3.1. Fonctions Objectifs

Dans les études de l'écoulement de puissance optimal, différentes fonctions objectifs peuvent être minimisées, qui sont :

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

1.3.1.1. Minimisation de coût de combustible

L'un des fonctions objectifs les plus importantes est de réduire au maximum le coût total de la puissance générée par l'ensemble des centrales électriques interconnectées dans le réseau électrique. Mathématiquement, la fonction la plus simple qui représente le coût total du combustible F_1 est formulée comme suit :

$$F_1(x) = \sum_{i=1}^{ng} (A_i + B_i P_{gi} + C_i P_{gi}^2) \quad (2.8)$$

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.

1.3.1.2. Minimisation d'émission des gaz

Les unités de production thermique peuvent libérer des quantités importantes des polluants gazeux dans l'atmosphère, comme, dioxyde de carbone (CO₂), d'oxyde de nitrogène (NO_x) et le dioxyde de soufre (SO_x). A cause des effets néfastes de ces gaz toxiques, on peut prendre en considération le problème d'émission des gaz dans l'écoulement de puissance optimal sous forme d'une fonction objectif à minimiser pour limiter le taux de ces émissions.

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

$$F_2(x) = \sum_{i=1}^{ng} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2 + d_i \exp(e_i P_{gi})) \quad (2.9)$$

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

1.3.1.3. Minimisation des pertes de puissance

La fonction objectif à minimiser est la somme des pertes actives dans tous les lignes de transport et les transformateurs de puissance d'un réseau électrique, elle est donnée par l'équation suivante :

$$F_3(x) = \sum_{i=1}^{nb} (G_K (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \delta_{ij})) \quad (2.10)$$

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 .

1.3.1.4. Minimisation de la déviation de la tension

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 :

$$F_4(x) = \Delta V = \sum_{i=1}^{NPQ} |V_M(i) - V_0| \quad (2.11)$$

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 $V_0 = 1 pu$.

Pour l'heure pointe et les périodes de surcharges, la fonction F_4 doit être calculée par rapport la valeur admissible min et max et non pas par rapport à la tension nominale et F_4 sera formulée comme suit :

$$F_4(x) = \Delta V = \sum_{i=1}^{NPQ} \frac{|V_M(i) - V_{lim}|}{V_{Max}(i) - V_{Min}(i)} \quad (2.12)$$

Où V_M est l'amplitude de la tension au niveau du jeu de barres i , NPQ le nombre total de jeux de barres et V_{lim} est la tension min. V_{Min} si V_M dépasse la limite min et V_{Max} si V_M dépasse la limite max.

$$F_{Vi} = \sum_{j=1}^{n_{PQ}} \left(|V_{PQij} - V_{PQij}^{lim}| \right) / \left(|V_{PQij}^{max} - V_{PQij}^{min}| \right) \quad (2.13)$$

1.3.1.5. Minimisation de l'indice de la stabilité de la tension

La stabilité de la tension est définie comme la capacité d'un réseau électrique à maintenir des tensions acceptables en chaque point dans le réseau suite à une perturbation. Plusieurs phénomènes tel que, un surcharge d'une ligne, une défaillance d'un générateur, variations de charges, modification de la configuration du système peuvent engendrer une chute progressive et incontrôlable de la tension, aboutissant en un effondrement généralisé de la tension. Pour prendre en considération la stabilité dans le problème de l'écoulement de puissance optimal, on doit minimiser une autre fonction objectif qui est l'indice de la stabilité de la tension (voltage stability index VSI) et qui est défini par l'équation suivante [19, 20]:

$$F_5(x) = F_{Lindex}(x) = \min(VSI) = \min(\max(L_j)) \quad (2.14)$$

$$\text{Avec : } L_j = \left| 1 - \sum_{i=1}^{Nw} (-[Y_1]^{-1} * [Y_2]) * \frac{V_i}{V_j} \angle(\theta_{ij} + (\delta_i - \delta_j)) \right|, j = 1, 2, \dots, N_{PQ} \quad (2.15)$$

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

1.3.2. Contraintes d'égalités

Les contraintes d'égalités présentent les équations non-linéaires de l'écoulement de puissance dans toutes les branches, où la somme des puissances active et réactive injectées dans chaque jeu de barres soit égale à zéro. Cet équilibre énergétique est décrit par les équations suivantes :

$$P_{gi} - P_{di} = V_i \sum_{j=1}^N V_j (g_{ij} \cos \delta_{ij} + z_{ij} \sin \delta_{ij}) \quad (2.16)$$

$$Q_{gi} - Q_{di} = V_i \sum_{j=1}^N V_j (g_{ij} \sin \delta_{ij} + z_{ij} \cos \delta_{ij}) \quad (2.17)$$

Où : P_{g_i}, Q_{g_i} sont les puissance active et réactive générées, P_{d_i}, Q_{d_i} sont les puissances demandées active et réactive, g_{ij}, z_{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 , N est le nombre total des jeux de barres de réseau.

1.3.3. Contraintes d'inégalités

Les contraintes des inégalités représentent les limites de fonctionnement des équipements électriques d'un réseau électrique. Habituellement, elles peuvent inclure des limites sur les tensions, les puissances actives, les puissances réactives, les rapports des prises des transformateur avec régleur en charge, les puissances apparentes transitées dans les lignes et des limites sur les puissances réactives de compensation (batteries de compensation, FACTS, ...).

- Les limites exigées sur les tensions électriques au niveau de chaque jeu de barres peuvent garder la qualité de service électrique et la sécurité du système :

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad (2.18)$$

- Les limites min et max des puissances active et réactive générées sont présentés comme suit :

$$P_{g_i}^{\min} \leq P_{g_i} \leq P_{g_i}^{\max} \quad \text{Avec : } i = 1, \dots, ng \quad (2.19)$$

$$Q_{g_i}^{\min} \leq Q_{g_i} \leq Q_{g_i}^{\max} \quad \text{Avec : } i = 1, \dots, ng \quad (2.20)$$

- Les limites admissibles des transformateurs à prises en charge T et à angles de phase θ_i sont :

$$T^{\min} \leq T_i \leq T^{\max} \quad (2.21)$$

$$\theta_i^{\min} \leq \theta_i \leq \theta_i^{\max} \quad (2.22)$$

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

$$S_{li}^{\min} \leq S_{li} \leq S_{li}^{\max} \quad (2.23)$$

1.4. Méthodes de résolution de l'OPF

Les méthodes de résolution du problème de l'écoulement de puissance optimal sont classées en deux types : méthodes d'optimisation conventionnelles et méthodes d'optimisation intelligentes. 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 :

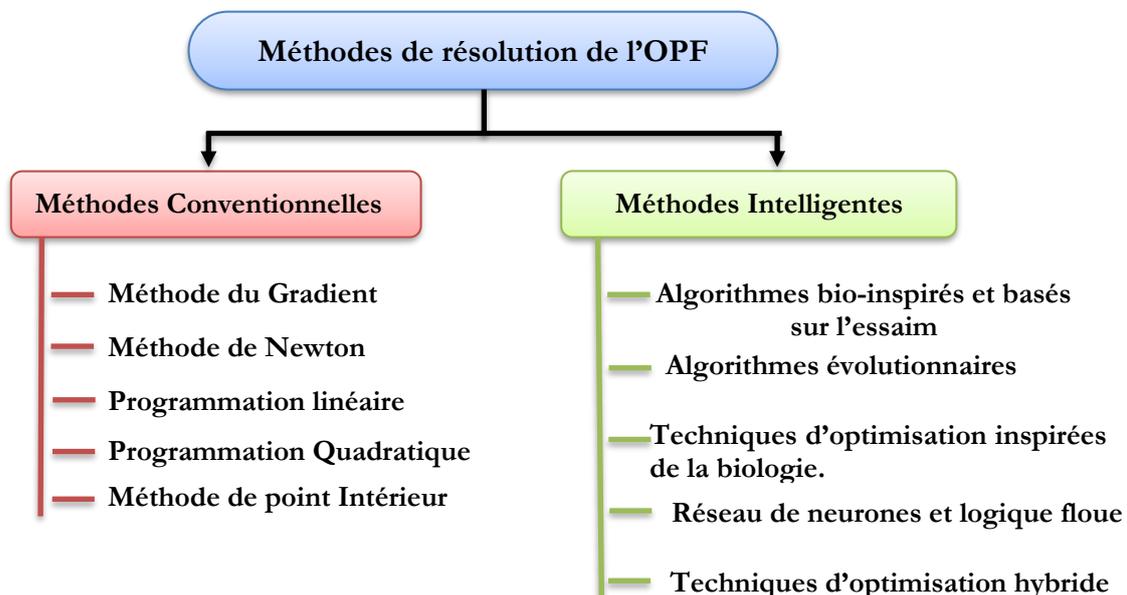


Figure 2.1. Méthodes de résolution de l'OPF.

1.5. Résolution de l'écoulement de puissance par des méthodes d'optimisation conventionnelles

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 méthodes de programmation mathématiques et elles ont été introduites la première fois par Carpentier en 1962, où il introduisit 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 [15, 21]. 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 [16][21-32].

Les techniques d'optimisation conventionnelles sont divisées en deux groupes : méthodes de programmation linéaire et méthodes de programmation non linéaire. Généralement, on peut classer les techniques les plus utilisées par leur ordre d'apparition comme suit :

1.5.1. Méthode du Gradient

La méthode de Gradient a été l'une des premières méthodes de programmation non linéaire proposé à la fin de 1960 pour résoudre le problème de l'OPF [16, 24, 25]. Cette approche utilise le dérivé du 1^{er} ordre de la fonction objectif pour déterminer la direction améliorée de la solution dans les étapes itératives. 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.

1.5.2. Méthode de Newton

Dans le domaine des systèmes électriques, la méthode de Newton a été la méthode la plus largement utilisée dans le problème d'OPF [26, 27]. Elle est basée sur la détermination du vecteur gradient et de la matrice Hessienne basée sur les dérivées partielles de deuxième ordre des équations de l'écoulement de puissance. Cette méthode est très puissante à cause de sa convergence rapide au voisinage de la solution. Cette propriété est particulièrement utile pour résoudre les problèmes des réseaux électriques, car une approximation initiale proche de la solution est facilement obtenue. Dans les techniques de Newton, les contraintes d'inégalités peuvent être facilement traitées en utilisant les conditions d'optimalité de Karush-Kuhn-Tucker ce qui permettent de déterminer si un point optimal a été atteint. Les inconvénients de cette approche est la sensibilité aux conditions initiales et la difficulté de l'identification efficace des contraintes d'inégalités [28].

1.5.3. Programmation linéaire

La programmation linéaire (Linear programming LP) traite efficacement les problèmes où les fonctions objectifs ainsi que les contraintes peuvent être décrites par des fonctions linéaires [29, 30],

Il est donc simple de résoudre un problème de dispatching économique en linéarisant les contraintes et les fonctions objectifs et en utilisant la méthode de Simplexe. Mais pour le problème d'écoulement de puissance optimal, il est difficile d'adapter cette méthode puisque les contraintes d'égalités représentées par les équations d'écoulement de puissances ainsi que la fonction objectif qui est représentée par les pertes de puissance dans les lignes électriques sont fortement non linéaires.

1.5.4. Programmation quadratique

La programmation quadratique (quadratic programming QP) est un cas spécial de la programmation non-linéaire dont la fonction objectif est quadratique et les contraintes sont linéaires. Cette approche est plus précise que les méthodes de programmation linéaire. Les techniques de QP utilisent les dérivées de deuxième ordre pour améliorer la vitesse de convergence, les méthodes de QP utilisent aussi la méthode de quasi-Newton ou une approximation de la Hessienne est faite. Ces méthodes peuvent rendre la convergence vers la solution trop lente si le nombre de variables est important (la matrice Hessienne est pleine).

1.5.5. Méthodes de point intérieur

La méthode de point intérieur (Interior point IP) a été développée par Kamarkar en 1984 dans le cadre des problèmes linéaires [31]. C'est une technique qui transforme efficacement les contraintes d'inégalité en contraintes d'égalité permettant ainsi de résoudre un problème d'optimisation non-linéaire avec contraintes d'inégalité. La méthode de point intérieur suggère d'ajouter une pénalité à la fonction objectif et l'ajout des variables d'écart pour transformer les inégalités [32]. Des recherches plus approfondies sur cette méthode ont montré qu'elle donnait de très bonnes performances en termes de vitesse de convergence pour les problèmes de grande échelle surtout si le problème est linéaire ou quadratique [33].

1.6. OPF par la méthode de point intérieur : primal-dual (IP)

La méthode primale-duale est une méthode de point intérieur basée sur l'approche barrière logarithmique. Cette méthode est la plus utilisée pour résoudre les problèmes d'optimisation non-linéaires pratiques puisque elle converge rapidement vers la bonne solution [34, 35].

Le problème d'OPF s'écrit sous forme standard suivant :

$$\min_{x \in U^{ad}} F(x), \text{ avec } h(x) \geq 0 \quad (2.24)$$

Typiquement, le problème barrière associé à PI s'écrit de la forme

$$\min F(x) - \mu^k \sum_i \ln s_i(x) \quad (2.25)$$

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 donné par (1.25) peut être trouvée par la méthode de Newton, donc la

fonction de Lagrange associée au problème est donnée par :

$$L(y) = F(x) - \mu^k \sum_i (\ln(s_i) + \ln(z_i)) - \lambda^T g(x) - \pi^T (-s - z - \underline{h} + \bar{h}) - \nu^T (-z - h(x) + \bar{h}), \quad y = [s, z, \pi, \nu, \lambda] \quad (2.26)$$

Où s, z sont les conditions de non- négativité. λ, π et ν 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 :

$$\pi - \mu^k S^{-1} e = 0 \quad (2.27)$$

$$\hat{\nu} - \mu^k Z^{-1} e \quad (2.28)$$

$$-s - z - \underline{h} + \bar{h} = 0 \quad (2.29)$$

$$-h(x) - \bar{z} + \bar{h} = 0 \quad (2.30)$$

$$\nabla F(x) - J_g(x)^T \lambda + J_h(x)^T \nu = 0 \quad (2.31)$$

$$g(x) = 0 \quad (2.32)$$

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

Les équations (1.29), (1.30) et (1.32) expriment les conditions réalisables primales. L'équation (2.31) exprime les conditions duales. Enfin, les équations (2.27) et (2.28) représentent les conditions complémentaires avec $\mu^k \neq 0$.

La dernière étape dans la méthode PI consiste à résoudre les équations de KKT et de mettre à jour les variables et réduire aussi μ^k en utilisant la méthode de Newton [36].

En général, la valeur approchée de la solution de l'équation (1.31) de KKT est calculée en effectuant une itération de la méthode de Newton, bien que le système (1.31) soit non linéaire :

$$\begin{bmatrix} \pi & 0 & S & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \hat{Y} & Z & Z & 0 & 0 \\ I & I & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 & 0 & J_h & 0 \\ 0 & 0 & 0 & J_h^T & \nabla_x^2 L_\mu & J_g^T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & J_g & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \Delta S \\ \Delta Z \\ \Delta \pi \\ \Delta \nu \\ \Delta x \\ \Delta \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \xi_s \\ \xi_z \\ \xi_\pi \\ \xi_\nu \\ \xi_x \\ \xi_\lambda \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

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

$$\begin{cases} \xi_s = S\pi + \mu^k e \\ \xi_z = Z\pi + \mu^k e \\ \xi_\pi = -s - z - \underline{h} + \bar{h} \\ \xi_v = -h(x) - \bar{z} + \bar{h} \\ \xi_x = \nabla F(x) - J_g(x)^T \lambda + J_h(x)^T v \\ \xi_\lambda = -g(x) \end{cases} \quad (2.34)$$

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 :

$$\nabla_x^2 L_\mu(y) = \nabla_x^2 F(x) - \sum_{i=1}^n \lambda_i \nabla_x^2 g_i(x) + \sum_{j=1}^m v_j \nabla_x^2 h_j(x) \quad (2.35)$$

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

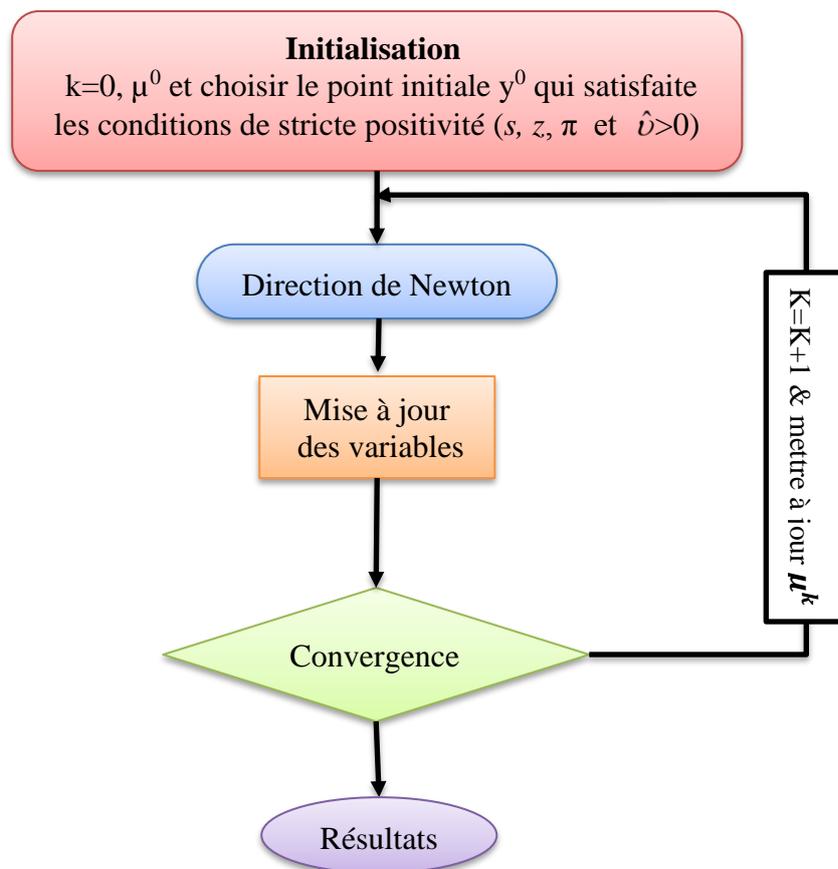


Figure 2.2. Etapes principales de la méthode primal-dual

1.7. Application : Réseau test IEEE 30 JB

Le réseau électrique IEEE à 30 jeux de barres est constitué par six générateurs aux niveaux de jeux de barres 1, 2, 5, 8, 11 et 13, de 41 lignes de transport, de 4 transformateurs de puissance fixés entre les jeux de barres (4-12, 6-9, 6-10 et 27-28), et de 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 $\text{min} = 0.9 \text{ pu}$ et $\text{max} = 1.1 \text{ pu}$, la tension de base est de valeur 135 kV , la puissance de base vaut 100 MVA . Le schéma unifilaire de réseau standard IEEE 30 JB est montré dans la Figure 1.3 et le reste des données est présenté dans l'annexe A.

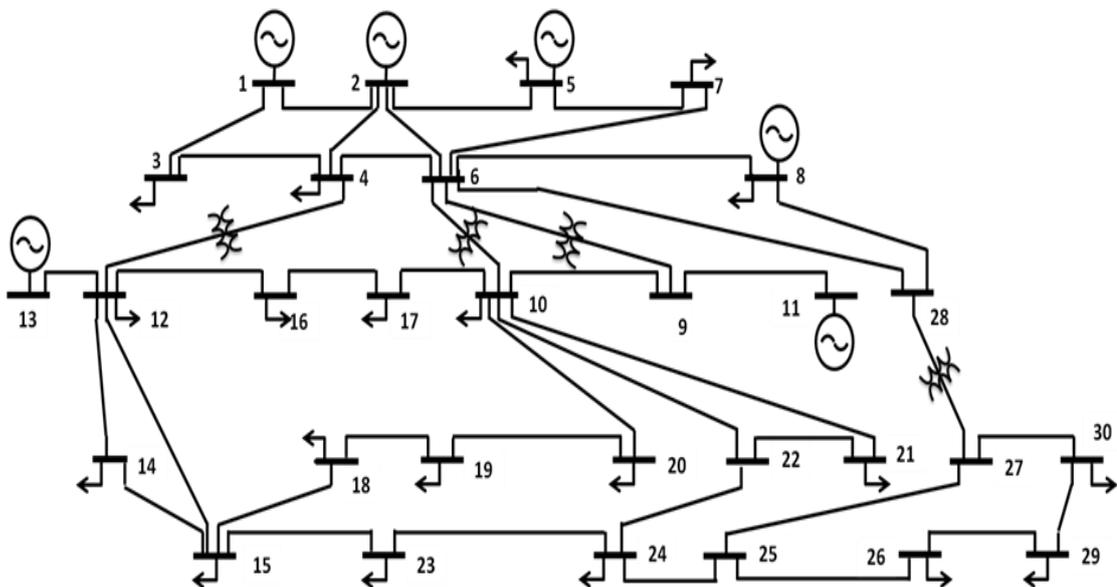


Figure 2.3. Schéma unifilaire de réseau électrique IEEE 30 JB.

Les limites min. et max. des puissances actives et réactives générées ainsi que les coefficients de coût de combustible sont donnés dans le Tableau 1.1:

Tableau 2.1. 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	-20	0,01750	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

Le Tableau 1.2 présente une comparaison des résultats obtenus par la méthode PI, la méthode de Quasi-Newton QN [37] et la méthode de programmation linéaire successive (SPL) [38]. La Figure 1.4 présente l'évolution de la fonction de coût durant l'optimisation. D'après cette figure on remarque que la méthode PI converge rapidement à l'itération 11 avec un temps de 1.54 seconde. Les tensions (modules et angles) et les puissances apparentes transmises dans les lignes sont présentés dans les Figures 1.5 ,1.6 et 1.7 respectivement.

Tableau 2.2. Résultats trouvés par PI-OPF appliquée sur le réseau IEEE 30 JB.

	MIN	Etat initial (NR)	QN [37]	SPL [38]	OPF-PI	MAX
Pg1 (MW)	50	98.67	170.24	175.25	176.57	200
Pg2 (MW)	20	80.00	44.95	48.34	48.85	80
Pg5 (MW)	15	50.00	28.90	21.21	21.52	50
Pg8 (MW)	10	20.00	17.48	23.60	22.31	35
Pg11 (MW)	10	20.00	12.17	12.25	12.26	30
Pg13 (MW)	12	20.00	18.47	12.33	11.35	40
Pertes des puissances (MW)	-	5.273	8.80	9.57	9.452	-
Coût de génération (\$/h)	-	900.4191	807.78	803.08	802.18	-
Temps CPU (s)	-	0.23	N/A	1.12	1.54	-

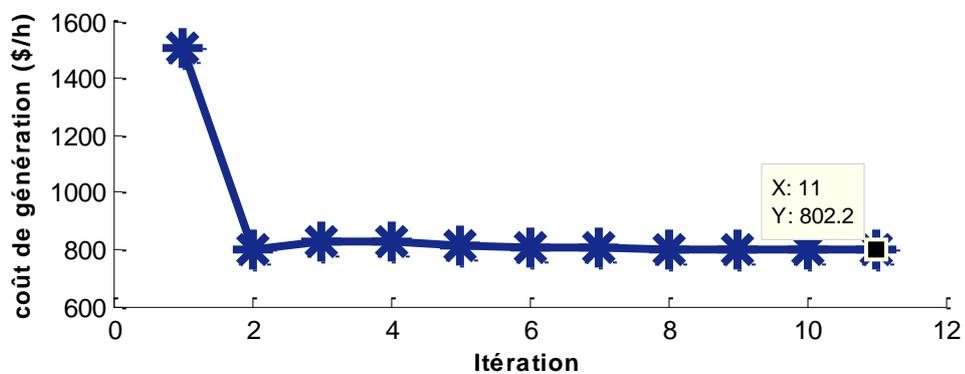


Figure 2.4. Convergence de l'OPF par la méthode du point intérieur IP.

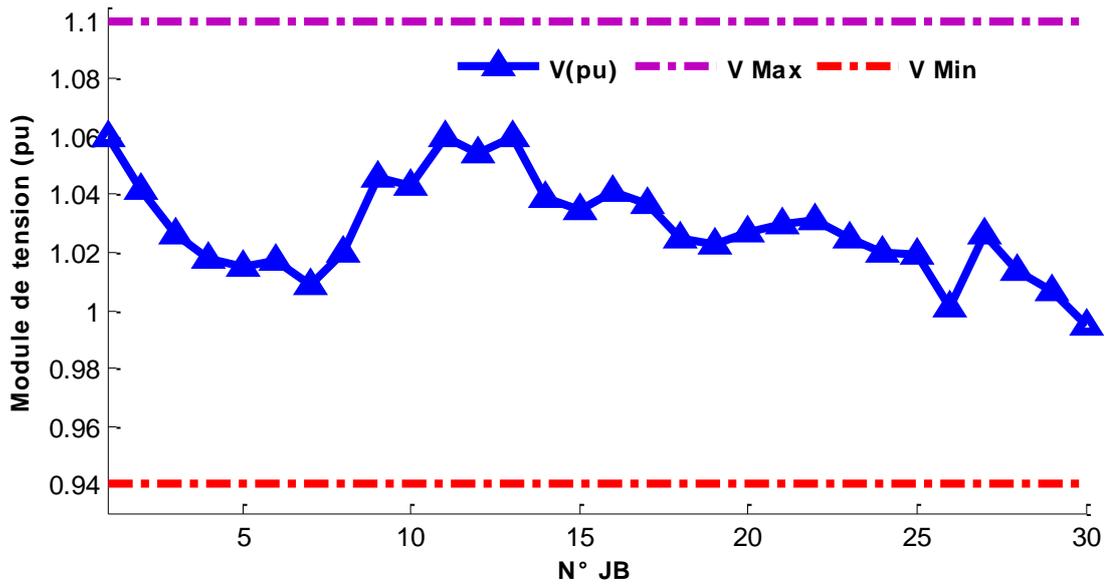


Figure 2.5. Niveaux de tensions du réseau test IEEE 30 JB après convergence de IP-OPF.

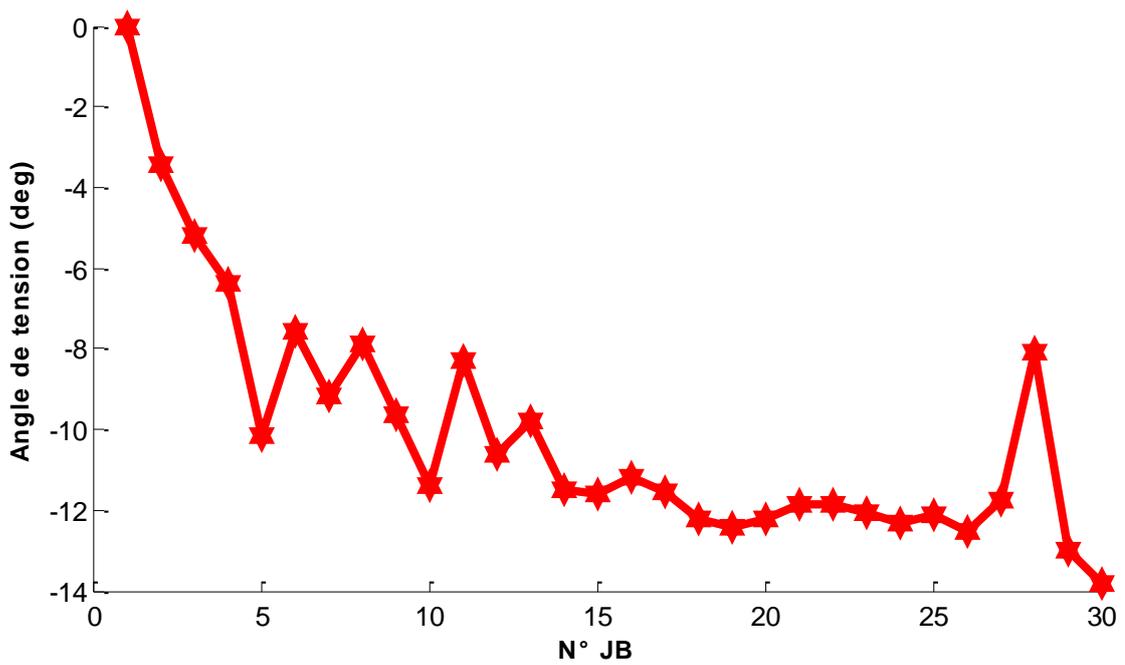


Figure 2.6. Angles de tensions de réseau test IEEE 30 JB après convergence par la méthode IP.

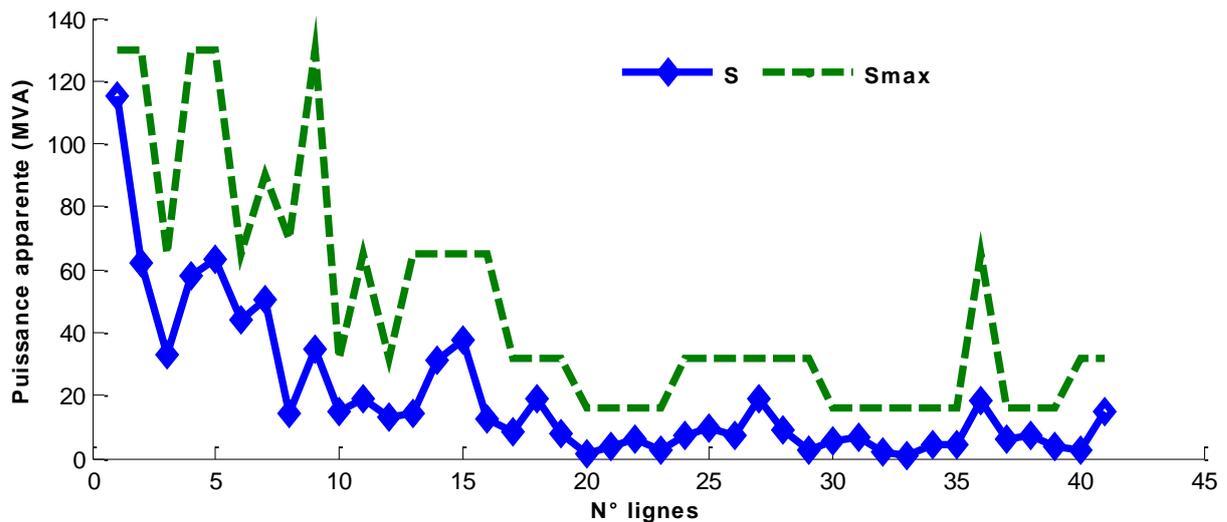


Figure 2.7. Puissances transmises dans les lignes trouvées par la méthode IP.

D'après la comparaison citée dans le Tableau 1.1, on observe que le coût total trouvé par la méthode PI est meilleur que celui trouvé par les deux méthodes SLP et QN et elle converge rapidement avec un nombre d'itérations réduit, ce qui montre la supériorité de la méthode IP pour la résolution du problème d'OPF. Les valeurs des variables de contrôle trouvés après optimisation sont dans leurs limites admissibles. De plus, on remarque qu'il n'y a aucun dépassement dans les tensions (modules et angles) (Figure 1.5, Figure 1.6) et dans les transits de puissances dans les lignes (Figure 1.7).

1.8. Résolution de l'écoulement de puissance par des méthodes d'optimisation intelligentes et métaheuristiques

Le développement technologique a contribué à une augmentation de la complexité des problèmes liés aux réseaux électriques. A cause de cette complexité, la résolution du problème d'OPF par les méthodes d'optimisation classiques est plus difficile. Par conséquent, des nouvelles techniques d'optimisation intelligentes ont été proposées pour résoudre ce problème. Les principaux avantages de ces méthodes sont :

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

Récemment, plusieurs tendances d'algorithmes intelligents ont été appliqués au problème de l'OPF, comme les algorithmes génétiques GA [39], l'optimisation par essaim de particules PSO [40,

41], les algorithmes évolutionnaires EA [32, 42], l'algorithme de colonie d'abeille artificielle ABC [43, 44], méthode de colonie de fourmis ACO [45], l'évolution différentielle DE [7] et d'autres méthodes présentées dans les références [46, 47].

1.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé la formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal. Différentes fonctions objectifs ont été présentées à savoir la fonction de minimisation de coût de combustible, minimisation d'émission des gaz toxique, minimisation de pertes de puissance actives et la minimisation de la déviation de tension. Nous avons exposé aussi des méthodes d'optimisation conventionnelles pour résoudre notre problème, l'une de ces méthodes est la méthode de point intérieur (PI) que nous avons détaillé et appliqué sur le réseau électrique standard IEEE 30 JB. Les résultats trouvés sont acceptables mais avec cette méthode il y a un risque de converger vers un optimum local si la fonction objectif n'est pas linéaire. Vue les limitations des méthodes conventionnelles, on propose l'optimisation par les méthodes métaheuristiques modernes qui sont capables de traiter des problèmes compliqués et ça fera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 02

OPTIMISATION DE L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE PAR DES METHODES METAHEURISTIQUES

2.1. Introduction

Les métaheuristiques sont aujourd'hui considérées comme un outil puissant pour aider à résoudre les problèmes d'optimisation difficiles. Elles sont caractérisées par leurs caractères stochastiques, ainsi que par leurs origines discrètes. Généralement, les méthodes métaheuristiques sont inspirées par des analogies avec la physique, la biologie ou encore l'éthologie. Le but de ces techniques est d'explorer efficacement l'espace de recherche afin de se rapprocher de l'optimum global.

Dans notre travail, le problème de l'écoulement de puissance optimal (OPF) est classé en deux catégories : problème mono-objectif (OPF) et problème multi-objectifs (MOOPF). Les fonctions objectifs traitées sont le coût de combustible, l'émission de gaz, les pertes de puissance et les déviations de tension.

Pour le problème mono-objectif, nous avons utilisé quatre méthodes métaheuristiques mono-objectifs qui sont l'optimisation basée sur la biogéographie (BBO), l'évolution différentielle (DE), l'algorithme de luciole (FA) et l'optimisation par essaim de particules (PSO).

Pour le problème multi-objectifs, deux méthodes multi-objectifs sont développées à savoir l'algorithme multi-objectifs de fourmi-lion (MOALO) et l'algorithme multi-objectifs de libellule (MODA).

Dans ce chapitre, nous allons décrire les algorithmes proposés en détails, en présentant leurs applications sur le réseau électrique IEEE de 30 jeux de barres, ainsi qu'une comparaison de ses résultats entre eux et avec celles des autres méthodes d'optimisation présentées dans la littérature.

2.2. Les méthodes métaheuristiques

Les techniques d'optimisation métaheuristiques sont des algorithmes heuristiques généraux applicables à une grande variété de problèmes, adaptées à la résolution de problèmes pour lesquels il est difficile de trouver un optimum global ou de bons optimums locaux par des méthodes classiques [48, 49].

Les métaheuristiques sont apparues à partir des années 80, le mot « métaheuristique » est composé de deux mots grecs, le premier est signifié : « au-delà ou dans un niveau supérieur » et le deuxième signifie : « trouver ou découvrir ».

Les méthodes d'optimisation métaheuristiques disposent les caractéristiques communes suivantes :

- ✓ Elles sont généralement non- déterministes et elles peuvent ne pas trouver la solution optimale, et encore moins prouver l'optimalité de la solution trouvée.
- ✓ Elles sont inspirées par des analogies avec la physique (recuit simulé), avec la biologie (algorithmes évolutionnaires) ou encore l'éthologie (l'intelligence en essaim).
- ✓ Elles sont stochastiques, ce qui permet de faire face à l'explosion combinatoire des possibilités et ce qui limite le piégeage dans les optima locaux.
- ✓ Elles sont à l'origine dédiées aux problèmes combinatoires, où les paramètres ne peuvent prendre que des valeurs discrètes.

Cependant, elles ont l'inconvénient d'avoir plusieurs paramètres à régler, et le temps de calcul est élevé.

Généralement, les méthodes métaheuristiques sont classifiées en deux catégories :

- Les méthodes de trajectoire qui construisent une trajectoire dans l'espace des solutions et qui ne manipulent qu'une seule solution à chaque génération comme le recuit Simulé, la recherche taboue et la recherche à voisinage variable.
- Les méthodes basées sur une population de solutions comme les algorithmes évolutionnaires (les algorithmes génétiques GA, l'évolution différentielle DE ...) et l'intelligence en essaim (l'optimisation par essaim de particules PSO, l'optimisation basés sur la biogéographie BBO ...).

2.3. Métaheuristiques pour l'optimisation mono-objectif de l'OPF

Pour l'optimisation mono-objectif, les méthodes proposées vont être testées et appliquées sur le même réseau électrique IEEE 30-JB (Figure 1.3 de chapitre 01).

Dans cette partie, trois cas sont discutés :

- La minimisation de coût de combustible

$$F_{tot} = F_1(x) \quad (2.1)$$

Où : $F_1(x)$ est déjà représentée dans l'équation (1.8).

- La minimisation d'émission du gaz toxique

$$F_{tot} = \psi F_2(x) \quad \text{Avec } \psi = 550.66 \left(\frac{\$}{Ton}\right) \quad (2.2)$$

Où : $F_2(x)$ est la fonction d'émission de gaz, qui est déjà représentée dans l'équation (1.9)

ψ présente le facteur de coût d'émission de gaz [2].

- La minimisation simultanée de 50% du coût de combustible et 50% du taux d'émission du gaz

$$F_{tot} = 0.5(F_1(x) + \psi F_2(x)) \quad (2.3)$$

Les coefficients de la fonction exponentielle d'émission de gaz sont représentés dans le Tableau 2.1

Tableau 2.1. 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

2.3.1. OPF par l'Optimisation basée sur la biogéographie (BBO)

2.3.1.1. Optimisation basée sur la biogéographie (BBO)

L'optimisation basée sur la biogéographie (Biogeography Based Optimization BBO) est une méthode évolutionnaire développée en 2008 par Dan Simon [4]. L'algorithme de BBO trouve ses origines dans la théorie de l'équilibre dynamique qui est appelée aussi théorie de la biogéographie insulaire.

La théorie de la biogéographie insulaire a été proposée par Preston en 1962, puis développée par MacArthur et Wilson (1963,1967) [50]. La biogéographie est l'étude de la répartition spatiale des espèces vivantes (végétales et animales), ce qui permet aux nombreuses espèces vivantes de migrer vers des habitats ou des îles pour leurs survies et une meilleure vie. Si les espèces migrantes ne trouvent pas l'environnement adéquat, elles vont s'éteindre. La richesse spécifique des peuplements insulaires dépend de l'équilibre entre le taux d'immigration et le taux d'extinction (mortalité, émigration). Le taux d'immigration diminue au fur et à mesure que le nombre des espèces établies sur l'île augmente.

Les modèles mathématiques du BBO décrivent la migration des espèces d'une île à l'autre, et montrent comment les espèces proviennent et disparaissent. Une île est définie comme la zone écologique habitée par des plantes particulières ou des espèces animales et géographiquement isolée des autres habitats.

L'algorithme de BBO utilise un vocabulaire similaire à celui de la biogéographie où la population de solutions est appelée îles ou habitats. Chaque solution (île) est appelée variable d'indice de pertinence SIV (Suitability Index Variable). Le *fitness* de chaque île est déterminé par son indice d'adéquation HSI (habitat suitability index). Une bonne solution est analogue à une île avec une grande HSI, ce qui correspond à une île avec un grand nombre des espèces. Inversement, une mauvaise solution représente une île avec un faible HSI, ce qui correspond à un habitat avec peu des espèces.

Dans l'algorithme BBO, l'habitat H est représenté par un vecteur initialisé aléatoirement par des variables d'indice de pertinence, comme suit :

$$\mathbf{H} = [\mathbf{SIV}_1, \mathbf{SIV}_2, \mathbf{SIV}_3, \dots, \mathbf{SIV}_k] \quad (2.4)$$

La population est constituée par l'ensemble de n habitat.

$$\mathbf{Pop} = [\mathbf{H}_1, \mathbf{H}_2, \mathbf{H}_3, \dots, \mathbf{H}_n] \quad (2.5)$$

La valeur de HSI correspondante à chaque solution individu est calculée par l'équation :

$$\mathbf{HSI} = f(\mathbf{H}) = f(\mathbf{SIV}_1, \mathbf{SIV}_2, \mathbf{SIV}_3, \dots, \mathbf{SIV}_k) \quad (2.6)$$

Chaque individu a son propre taux d'immigration γ (taux d'entrée des variable SIV à l'habitat) et taux d'émigration η (taux de sortie des variable SIV de l'habitat). Ces deux paramètres (γ et η) sont influencés par le nombre des espèces (S) présentes sur l'île. Lorsque peut des espèces sont déjà sur

une île, le taux d'immigration, au cours de laquelle de nouvelles espèces immigrer vers l'île, est élevé. Mais quand plusieurs espèces habitent l'île, le taux d'immigration baisse et le taux d'émigration augmente. Les deux taux d'immigration γ_s et d'émigration η_s sont calculés par l'équation (2.7) et l'équation (2.8) respectivement.

$$\gamma_s = I \left(1 - \frac{S}{S_{max}} \right) \quad (2.7)$$

$$\eta_s = E \left(\frac{S}{S_{max}} \right) \quad (2.8)$$

Où I est le taux d'immigration maximal, E est le taux d'émigration maximale, S est le nombre des espèces et S_{max} est le plus grand nombre possible des espèces.

La Figure 2.1 illustre deux solutions candidates S_1 et S_2 pour un problème en utilisant des courbes d'immigration et d'émigration symétriques ($E = I$). S_1 représente une mauvaise solution et S_2 représente une meilleure solution. La probabilité d'immigration pour S_1 sera donc plus élevée que celle de S_2 tandis que la probabilité d'émigration pour S_1 sera inférieure à la probabilité d'émigration pour S_2 [4].

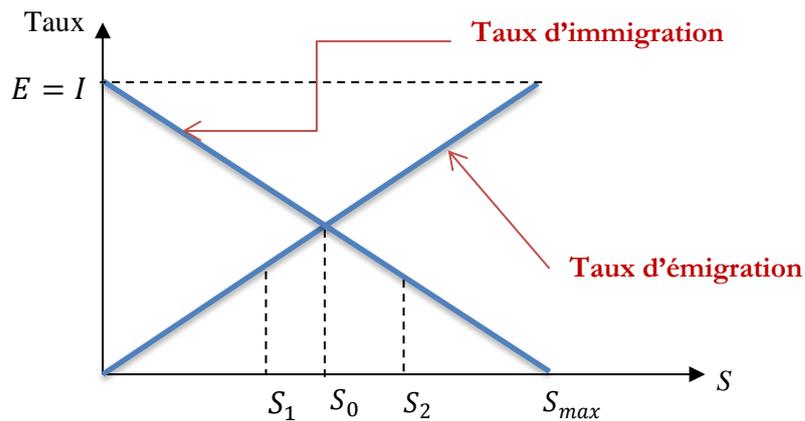


Figure 2.1. Modèle de l'espèce d'un seul habitat.

Le HSI d'un habitat peut être changé brusquement, en raison des catastrophes naturelles (les tempêtes, les ouragans, ...) ou des épidémies, etc. L'algorithme de BBO modélise ce phénomène comme une mutation des SIVs. Le taux de mutation est identifié par la probabilité de comptage des espèces (P_s). Dans une population chaque élément a une probabilité associée, ce qui montre la possibilité d'une solution existante pour un problème donné.

Le taux de mutation $m(s)$ est inversement proportionnel à P_s (équation 2.9) :

$$m(s) = m_{max} \left(1 - \frac{P_s}{P_{max}} \right) \quad (2.9)$$

Où m_{max} est le taux de mutation maximal, P_{max} est la probabilité maximale de nombre des espèces

et P_s est la probabilité que S espèces existe dans un habitat. P_s est calculé à partir de sa valeur dans la génération précédente par l'équation suivante :

$$P_s(t + \Delta t) = P_s(t)(1 - \gamma_S \Delta t - \eta_S \Delta t) + P_{s-1} \gamma_{s-1} \Delta t + P_{s+1} \eta_{s+1} \Delta t \quad (2.10)$$

Où le nombre des espèces est changé pendant l'intervalle de temps $[t, t + \Delta t[$, γ_S , η_S sont les taux d'immigration et d'émigration lorsqu'il existe S espèce dans l'habitat. Dans le but de disposer de S espèces à l'instant $(t + \Delta t)$, l'une des conditions suivantes doit être remplie :

- Il y a S espèces à l'instant t , et pas d'immigration ou d'émigration ont eu lieu pendant l'intervalle.
- Il y a $S-1$ espèces à l'instant t , et une espèce immigrée.
- Il y a $S+1$ des espèces à l'instant t , et une espèce émigrée.

La limite de (2.10) quand $\Delta t \rightarrow 0$ est donnée par l'équation (2.11).

$$\dot{P}_s = \begin{cases} -(\gamma_S + \eta_S)P_s + \eta_{s+1}P_{s+1} & S = 0 \\ -(\gamma_S + \eta_S)P_s + \gamma_{s-1}P_{s-1} + \eta_{s+1}P_{s+1} & 1 < S < S_{max} - 1 \\ -(\gamma_S + \eta_S)P_s + \gamma_{s-1}P_{s-1} & S = S_{max} \end{cases} \quad (2.11)$$

L'algorithme général de BBO est résumé dans l'organigramme suivant :

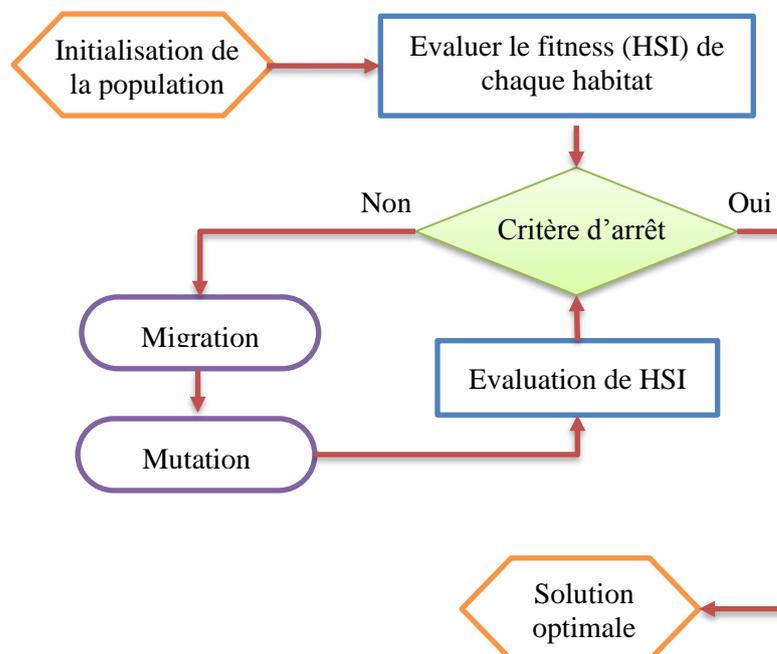


Figure 2.2. Algorithme général de BBO.

2.3.1.2. BBO appliquée à l'OPF

Dans le problème d'OPF, la matrice d'habitat H représente une solution candidate. Elle se compose d'un ensemble des SIVs. Les SIVs qui représentent les puissances actives et les tensions des centrales électriques interconnectées, les rapports des transformateurs à prise en charge et les puissances réactives de batteries de condensateurs. Les bornes inférieures et supérieures de l'élément H sont spécifiées par les contraintes du problème d'OPF.

La procédure de calcul de l'écoulement de puissance optimal en utilisant la méthode de BBO est résumée dans les étapes principales suivantes :

Etape 1 : Initialiser les paramètres de BBO tels que la taille de la population NP , la probabilité de mutation P_s , le taux d'immigration maximal I , le taux d'émigration maximal E et le nombre maximum de générations.

Etape 2 : Générer la population initiale en utilisant l'équation suivante :

$$x_{j,i}^{(G=0)} = x_j^{min} + rand_j(x_j^{max} - x_j^{min}) \quad (2.12)$$

Où $x_{j,i}^{(G=0)}$ représente le $j^{\text{ème}}$ SIV du $i^{\text{ème}}$ individu de la $G^{\text{ème}}$ génération, x_j^{max} , x_j^{min} sont les limites supérieures et inférieures de l'éléments H, $rand_j$ est un vecteur aléatoire, avec $rand_j \in [0,1]$.

Etape 3 : Evaluer la fitness (HSI) de chaque solution .

Etape 4 : Calculer le nombre des espèces S , le taux d'immigration γ et d'émigration η pour chaque solution.

Etape 5 : Identifier les meilleures solutions en se basant sur la valeur de HSI et enregistrer la meilleure solution.

Etape 6 : Utiliser de manière probabiliste γ et η pour modifier l'habitat à l'aide du processus de migration.

Etape 7 : Muter les individus au taux de mutation donné par l'équation (2.9).

Etape 8 : Le processus du calcul continu jusqu'à ce que le nombre de générations atteint la valeur maximale prédéfinie ou qu'une solution de fonction objectif acceptable est trouvée.

2.3.1.3. Résultats de Simulation

Trois cas ont été envisagés pour tester la puissance de la méthode d'optimisation proposée (BBO).

- Minimiser la fonction coût.
- Minimiser la fonction d'émission.

- Minimiser la fonction coût et la fonction d'émission conjointement.

La méthode d'optimisation basée sur la biogéographie (BBO) est testée sur le réseau IEEE 30 JB. Les paramètres utilisés pour exécuter cette méthode sont donnés dans le tableau 2.2. Les résultats trouvés par BBO-OPF dans les trois cas sont exposés dans le Tableau 2.3. La comparaison des résultats entre BBO (coût de combustible) et d'autres méthodes d'optimisation tels que EADDE [51], PSO [52], FPSO [53], IGA [54], BH [55] dans le cas de minimisation de coût de combustible sont montrés dans le tableau 2.4. Les tensions (angles et amplitudes) des jeux de barres sont visualisées sur les figures 2.4 et 2.5. La caractéristique de convergence de la meilleure solution fournie par BBO dans le cas de minimisation de coût de combustible est montrée dans la Figure 2.3.

Tableau 2.2. Paramètres de l'algorithme BBO.

Paramètres	Valeur
Taille de la population	100
Nombre de générations	200
Probabilité de mutation	0.01
Taille de la mémoire élite	2
Taux d'immigration maximal	1
Taux d'émigration maximal	1

Tableau 2.3. Résultats de coût minimal par BBO pour trois cas : Réseau IEEE 30 JB.

	Coût de génération minimal	Coût de génération + Emission minimale	Emission minimale
Pg ₁	177.075	129.670	68.056
Pg ₂	48.641	56.954	70.901
Pg ₅	21.427	25.424	50.000
Pg ₈	21.026	35.000	35.000
Pg ₁₁	11.837	23.147	30.000
Pg ₁₃	12.294	19.237	32.817
Vg ₁	1.096	1.090	1.090
Vg ₂	1.087	1.082	1.084
Vg ₅	1.065	1.059	1.063
Vg ₈	1.070	1.071	1.070
Vg ₁₁	1.099	1.090	1.062
Vg ₁₃	1.092	1.090	1.090
T ₆₋₉	0.975	1.100	1.086
T ₆₋₁₀	0.961	1.098	1.100
T ₄₋₁₂	1.018	1.005	1.100
T ₂₈₋₂₇	0.974	1.100	1.100
Qc ₁₀	4.9851	4.7357	0
Qc ₁₂	4.9072	4.2728	4.1005
Qc ₁₅	4.429	4.7375	0.9733
Qc ₁₇	4.6864	4.1185	2.1059
Qc ₂₀	2.9327	4.9505	3.733
Qc ₂₁	4.9993	4.9074	4.2659
Qc ₂₃	4.1038	4.5569	3.4307
Qc ₂₄	4.8873	4.3359	2.1834

QC_{29}	1.6386	2.9792	3.2616
Coût de production (\$/h)	800.045	818.412	933.616
Emission (ton/h)	0.368	0.270	0.217
Coût de production Total (\$/h)	1002.900	966.980	1053.330
Pertes de puissance (MW)	8.901	6.031	3.373
DV (pu)	2.0255	1.1900	1.3186
Temps CPU (s)	276.2538	207.1647	109.2426

Tableau 2.4. Comparaison des résultats de BBO-OPF avec d'autres méthodes d'optimisations : Réseau IEEE 30 JB.

Coût de production (\$/h)	Méthodes d'optimisation
800.0450	Biogeography based optimisation (BBO)
800.1579	Evolving Ant Direction Differential Evolution (EADDE) [51]
800.2041	Particle Swarm Optimization (PSO) [52]
800.41	Fuzzy Particle Swarm Optimization (FPSO) [53]
800.72	Improved Genetic Algorithms (IGA) [54]
800.8882	Black Hole Optimization Algorithm (BH) [55]

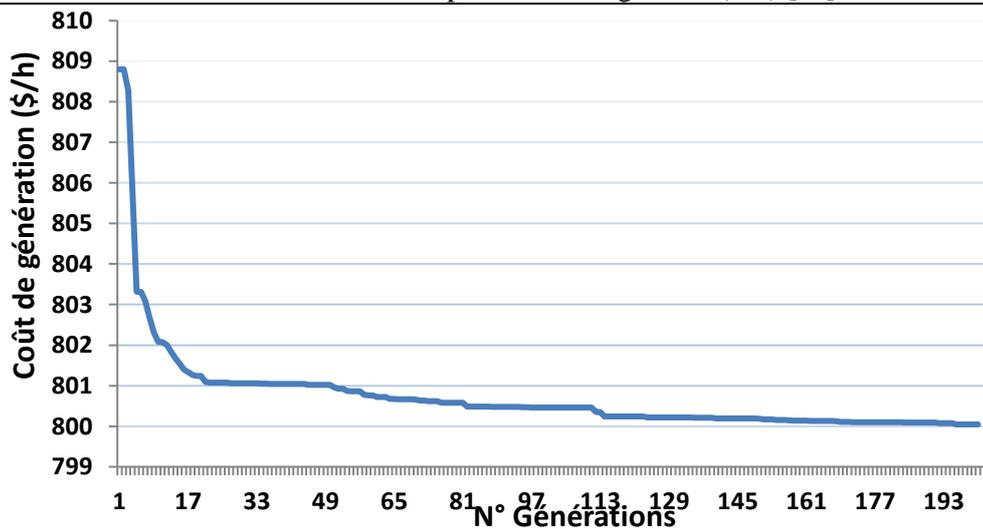


Figure 2.3. Convergence du coût de production par la méthode BBO-OPF.

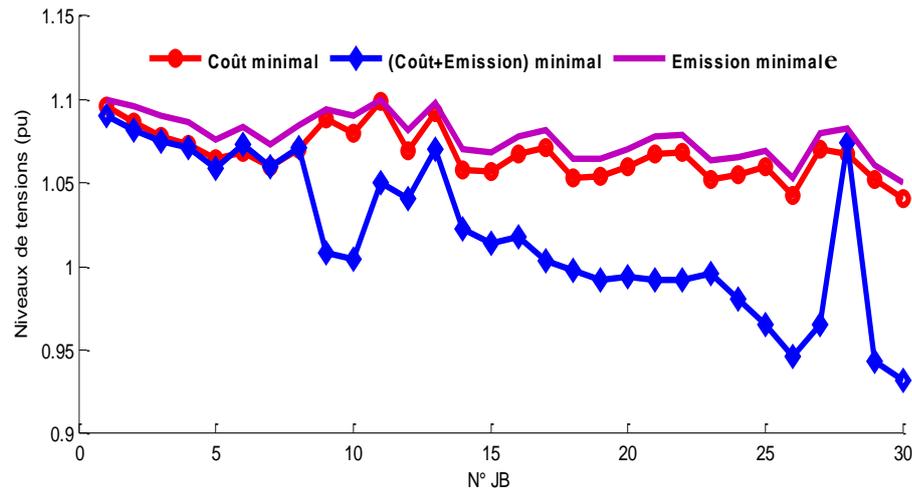


Figure 2.4. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par BBO-OPF pour les 3 cas : Réseau électrique 30 JB.

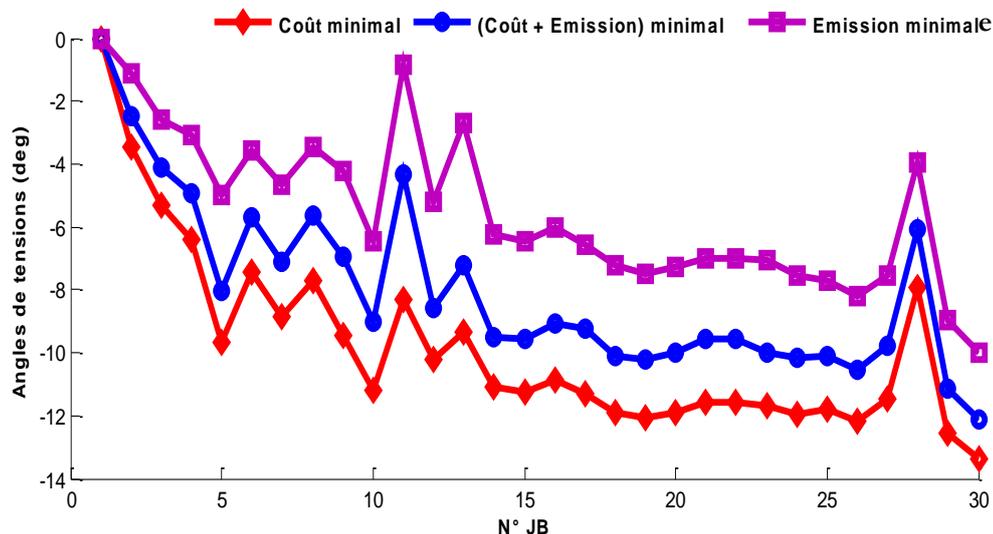


Figure 2.5. Angles de tensions (deg) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par BBO-OPF pour les 3 cas : Réseau IEEE 30 JB.

- *Interprétation des résultats trouvés par BBO*

On remarque que les valeurs optimales des puissances actives des générateurs, les tensions des générateurs, les rapports des prises des transformateurs et les puissances réactives de batteries de compensation sont dans leurs limites de fonctionnement admissibles dans les trois cas. Le coût total de production le plus élevé est obtenu pour le cas de la minimisation du taux d'émission (1053.3300\$/h) avec un minimum de pertes active (3.3730 MW). Le minimum du coût total est dans le cas de minimisation (50% de coût de génération et 50% de taux d'émission) de l'ordre 966.980 \$/h. On remarque aussi que les amplitudes des tensions et les angles sont dans leurs limites

acceptables (Figure 2.4, Figure 2.5). Le Tableau 2.4 montre que la BBO donne un coût de combustible très proche de ceux trouvés par les autres techniques.

2.3.2. OPF par l'algorithme à évolution différentielle (DE)

2.3.2.1. Algorithme à évolution différentielle DE

L'algorithme à évolution différentielle DE (Differential Evolution) a été proposé par Storn et Price en 1995 [56] afin de résoudre le problème d'ajustement par polynômes de Tchebychev. L'évolution différentielle est un algorithme d'optimisation qui a connu énormément de succès depuis son apparition et qui fut initialement créé pour résoudre des problèmes continus. Elle est inspirée par les algorithmes génétiques et les stratégies évolutionnistes, combinées avec une technique géométrique de recherche. Sa stratégie consiste à biaiser un opérateur de mutation, appliqué à un individu, en fonction des différences calculées entre d'autres individus sélectionnés aléatoirement.

Dans cette méthode, chaque variable de décision est représentée dans le chromosome (l'individu) par un nombre réel. Comme tout algorithme évolutionnaire, la population initiale de DE est générée aléatoirement, puis évaluée. Elle est évoluée à travers des opérations de mutation, de croisement et de sélection.

Les étapes principales de l'algorithme de DE sont résumés dans l'organigramme suivant :

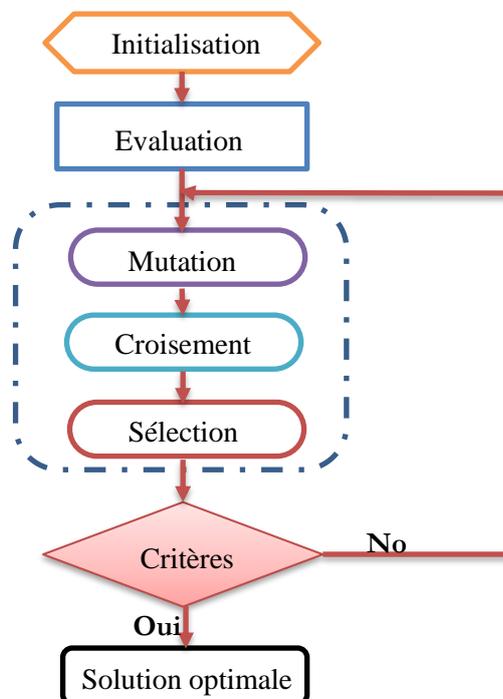


Figure 2.6. Etapes principales de l'algorithme de DE.

- **Initialisation**

L'algorithme DE génère aléatoirement une population de NP individus, Chaque individu est représenté par un vecteur de variables de D dimension. La notion suivante représente le $j^{\text{ème}}$ individu X_{ij}^0 de la population initiale :

$$X_{ij}^0 = X_j^{\min} + \mathit{rand} * (X_j^{\max} - X_j^{\min}) \quad i = 1, 2, \dots, NP \quad \& \quad j = 1, 2, \dots, D \quad (2.13)$$

Où X_j^{\max} , X_j^{\min} sont les limites maximale et minimale du $j^{\text{ème}}$ paramètre de décision, rand désigne un nombre aléatoire de distribution uniforme dans l'intervalle $[0, 1]$.

- **Mutation**

Un vecteur mutant est créé à l'aide d'un processus de mutation qui consiste simplement à ajouter la différence pondérée de deux autres individus de la population à un tiers vecteur comme le montre l'équation (2.14).

$$X_i^k = X_{r_1}^k + Fx * (X_{r_2}^k - X_{r_3}^k) \quad i = 1, 2, \dots, NP \quad (2.14)$$

Où : F est le coefficient de mutation qui permet de contrôler l'amplitude des mutations avec $F \in [0, 2]$. r_1, r_2 et r_3 sont des indices aléatoires, tels que $r_1, r_2, r_3 \in \{1, 2, \dots, NP\}$ et $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$. Il convient de noter que les nouveaux index aléatoires de r_1, r_2 et r_3 doivent être générés pour chaque valeur de i . Le processus de mutation est illustré dans la Figure 2.7.

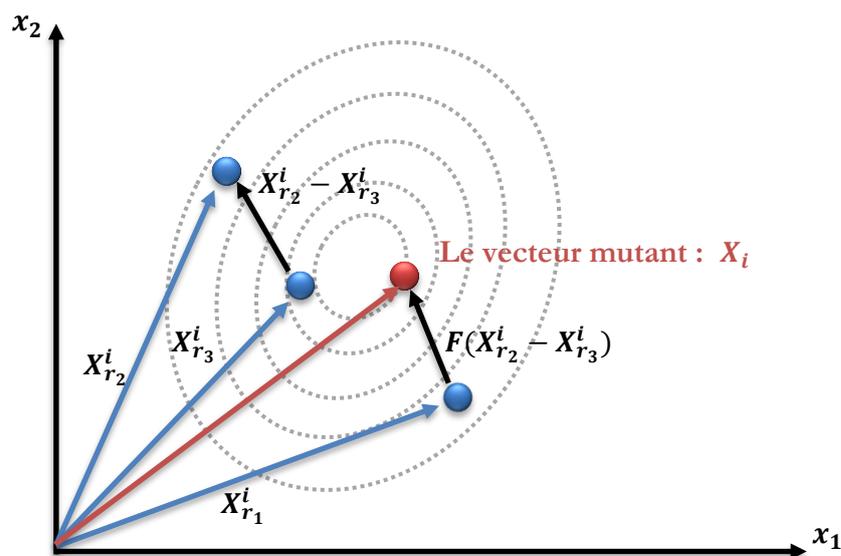


Figure 2.7. Exemple de mutation simple de l'algorithme DE.

- **Croisement**

L'opérateur de croisement combine les caractéristiques de chaque vecteur mutant X_{ij}^k avec ceux du vecteur parent correspondant X_{ij}^k , et crée des nouveaux vecteurs d'essai $X_{ij}''^k$ (équation (2.5)).

$$X_{ij}''^k = \begin{cases} X_{ij}^k & \text{si } \text{rand}(0,1) < Cr \text{ ou } j = j_{rand} \\ X_{ij}^k & \text{sinon,} \end{cases} \quad (2.15)$$

Où Cr est la constante de croisement qui détermine la distance séparant le vecteur d'essai engendré du vecteur de référence, choisie généralement dans l'intervalle $[0, 1]$. j_{rand} est un indice aléatoire, généré pour chaque valeur de i , permet de garantir que le vecteur d'essai prend au moins un vecteur mutant.

- **Sélection**

L'opérateur de sélection se base sur le principe de la supériorité des solutions faisables, afin de préserver les meilleurs individus pour les générations suivantes. Il compare la fonction de performance du vecteur essai avec celle du vecteur parent correspondant, et choisit celui qui donne les meilleures solutions comme le montre l'équation (2.16).

$$X_i^{k+1} = \begin{cases} X_i''^k & \text{Si } f(X_i''^k) \leq f(X_i^k) \\ X_i^k & \text{sinon,} \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, Np \quad (2.16)$$

Ce processus d'optimisation est répété pour chaque individu de la population initiale, et mène donc à la création d'une nouvelle population de taille identique.

2.3.2.2. DE appliquée à l'OPF

La procédure de calcul de l'écoulement de puissance optimal en utilisant la méthode de l'évolution différentielle DE est résumée dans les étapes suivantes :

Etape 1 : Initialiser les paramètres de DE tels que la taille de la population NP , le coefficient de mutation F , la constante de croisement Cr , le nombre maximum de génération G^{max} .

Etape 2 : Initialiser les vecteurs des solutions candidates.

Etape 3 : Exécuter l'écoulement de puissance et évaluer la performance de la solution initiale

Etape 4 : Appliquer les opérateurs de mutation et de croisement pour générer un vecteur d'essai.

Etape 5 : Exécuter l'écoulement de puissance et évaluer la performance de la nouvelle solution

Etape 6 : Le processus du calcul continu jusqu'à ce que le nombre de générations atteint la valeur maximale prédéterminée G^{max} ou que les valeurs optimales des variables de contrôle sont trouvées, sinon on retourne à l'étape 3.

2.3.2.3. Résultats de Simulation

La méthode de l'évolution différentielle DE est testée sur le même réseau électrique IEEE 30 JB. Les paramètres de contrôle de DE sont comme suit :

- La taille de population : 100.
- Le nombre maximal de génération : 200.
- Constante de mutation : 0.5.
- Facteur de croisement : 0.9.

On refait les mêmes étapes que BBO-OPF. Le Tableau 2.5 représente les résultats obtenus par la méthode d'évolution différentielle pour les trois cas que nous avons déjà discuté. Une comparaison entre DE-OPF et d'autres méthodes d'optimisation est présentée dans le Tableau 2.6. La Figure 2.8 représente la caractéristique de convergence de DE. Les Figure 2.9 et 2.10 présentent les amplitudes et les angles de tensions dans tous les jeux de barres.

Tableau 2.5. Résultats de coût minimal par DE pour trois cas : Réseau IEEE 30 JB.

	Coût de génération minimal	Coût de génération + Emission minimale	Emission minimale
Pg ₁	176.908	130.100	68.076
Pg ₂	48.762	57.076	70.867
Pg ₅	21.301	25.540	50.000
Pg ₈	21.306	35.000	34.100
Pg ₁₁	12.027	22.377	30.000
Pg ₁₃	12.010	19.349	32.761
Vg ₁	1.100	1.100	1.100
Vg ₂	1.098	1.091	1.096
Vg ₅	1.061	1.069	1.076
Vg ₈	1.071	1.078	1.085
Vg ₁₁	1.100	1.100	1.100
Vg ₁₃	1.100	1.100	1.098
T ₆₋₉	0.983	0.988	0.985
T ₆₋₁₀	0.950	0.950	0.950
T ₄₋₁₂	1.010	1.010	1.010
T ₂₈₋₂₇	0.967	0.973	0.977
Qc ₁₀	2.6596	0	2.123
Qc ₁₂	4.4388	2.0442	3.9504
Qc ₁₅	4.371	4.6795	2.0121
Qc ₁₇	4.9961	3.4296	5
Qc ₂₀	4.2457	2.3695	2.0925

Q _{c21}	4.4915	2.8894	1.3288
Q _{c23}	3.2439	1.4259	3.7469
Q _{c24}	4.5088	2.199	2.7027
Q _{c29}	2.0977	0.71129	1.35
Coût de production (\$/h)	799.744	817.777	933.219
Emission (ton/h)	0.368	0.271	0.217
Coût de production Total (\$/h)	1002.700	966.816	1052.90
Pertes de puissance (MW)	8.914	6.046	3.305
DV (pu)	2.1509	2.2386	2.3357
Temps CPU (s)	264.1283	397.4408	144.0812

Tableau 2.6. Comparaison des résultats de DE-OPF avec d'autres méthodes d'optimisations : Réseau IEEE 30 JB.

Coût de production (\$/h)	Méthodes d'optimisation
799.7440	Differential Evolution (DE)
800.1579	Evolving Ant Direction Differential Evolution (EADDE) [51]
800.2041	Particle Swarm Optimization (PSO) [52]
800.41	Fuzzy Particle Swarm Optimization (FPSO) [53]
800.72	Improved Genetic Algorithms (IGA) [54]
800.8882	Black Hole Optimization Algorithm (BH) [55]

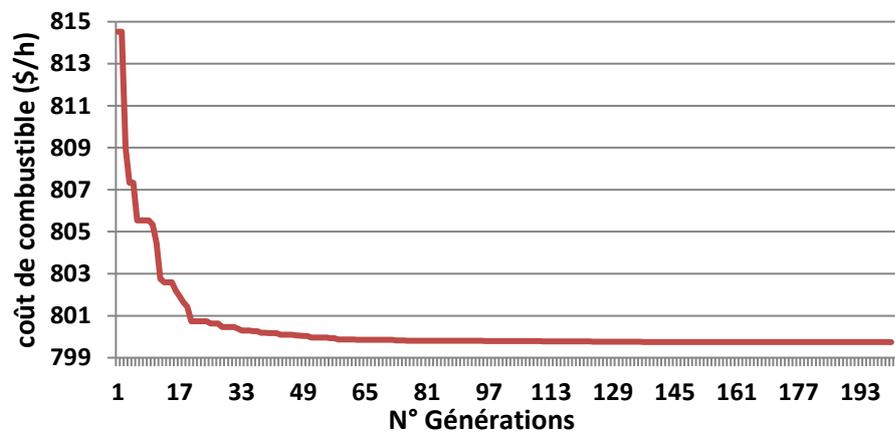


Figure 2.8. Convergence de coût de combustible par la méthode DE-OPF.

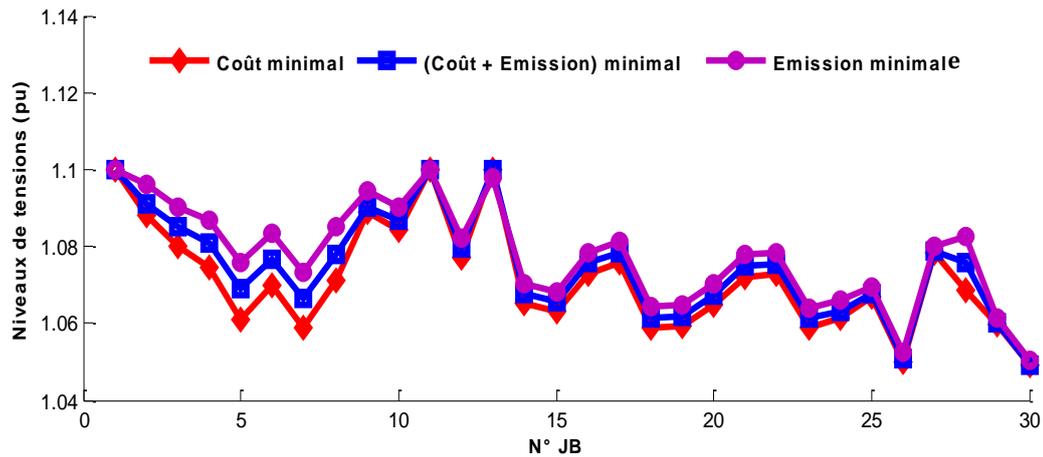


Figure 2.9. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par DE-OPF pour les 3 cas : Réseau électrique 30 JB.

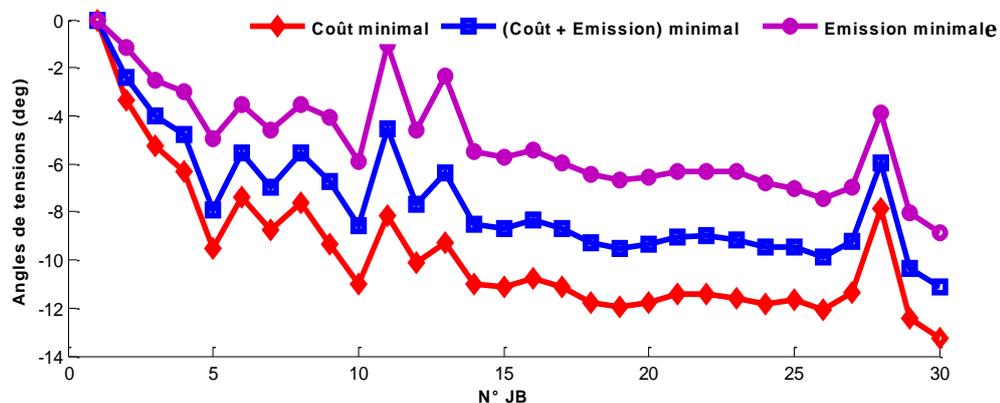


Figure 2.10. Angles de tensions (deg) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par DE-OPF pour les 3 cas : Réseau électrique 30 JB.

- *Interprétation des résultats trouvés par DE*

On remarque d'après le tableau 2.5 que le coût total est maximal dans le cas de minimisation d'émission de gaz (1052.90 \$/h), et minimal dans le cas de minimisation de coût total de combustible et d'émission de gaz au même temps (966.816\$/h). Pour diminuer le coût de production, on doit sacrifier une partie de la contrainte environnementale. Pour les pertes de puissance, le minimum est dans le cas de minimisation d'émission de gaz (3.305 MW comparé par 8.914 MW et 6.046 MW). On remarque aussi que toutes les variables de contrôle sont dans leurs limites admissibles. D'après les Figure 2.9 et 2.10, on remarque qu'il n'y a pas de dépassement aux jeux de barres et que toutes les tensions (amplitudes et angles) sont dans leurs limites min et max.

2.3.3. OPF par l'algorithme de luciole (FA)

2.3.3.1. Algorithme de lucioles FA

L'algorithme des lucioles FA (Firefly algorithm) est une méthode d'optimisation basée sur le concept d'intelligence en essaim. Elle a été développée par Xin-She Yang en 2008 [8, 57]. L'algorithme de FA est inspiré par la phosphorescence clignotante des lucioles et du comportement d'attraction de ces derniers vis-à-vis d'une source lumineuse.

Les lucioles (lampyrides) sont de petits coléoptères ailés capables de produire une lumière clignotante froide pour une attraction mutuelle (Figure 2.11). Cette production de lumière est due à un type de réaction chimique appelée bioluminescence. Les éclats lumineux représentent un moyen de sélection de partenaires. Des espèces de lucioles sont distinguées grâce à leur modèle spécifique des flashes de lumière que les mâles diffusent dans le but de trouver des femelles. D'autre part, il existe une espèce dont les femelles peuvent imiter les signaux lumineux des autres espèces afin d'attirer des mâles qu'elles les capturent et les dévorent [58].



Figure 2.11. Les lucioles dans la nature.

Dans l'algorithme de lucioles (FA), trois règles idéalisées sont réalisées pour simplifier l'algorithme et améliorer son efficacité :

- Toutes les lucioles sont unisexes, ce qui signifie qu'elles vont se déplacer vers d'autres plus attrayants et plus lumineux quel que soit leur sexe.
- L'attractivité des lucioles est proportionnelle à la luminosité, et elle est plus forte si la distance entre les deux lucioles est plus petite (Figure 2.12).
- La luminosité est déterminée par la fonction objectif à minimiser.

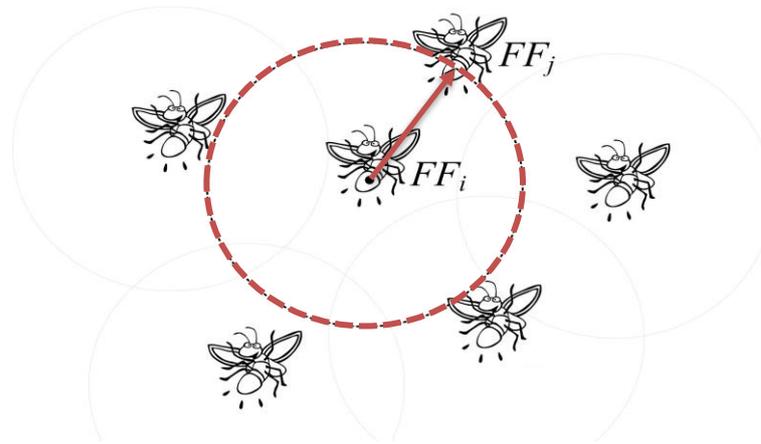


Figure 2.12. Attraction lumineuse de lucioles.

Comme toutes les méthodes d'optimisation métaheuristiques, l'algorithme de lucioles FA génère une population initiale, constitué de N_L lucioles. Chaque luciole a une position virtuelle qui représente une solution possible au problème de minimisation. Le processus d'amélioration des lucioles s'effectue par l'utilisation de deux formules importantes : la variation de l'intensité de la lumière et la formulation de l'attraction.

En se basant sur les trois règles précédentes, l'algorithme FA est résumé dans le pseudo-code suivant:

Algorithme 2.1 : Pseudo-code de FA

Définir l'espace de recherche des lucioles et la fonction d'évaluation : $f(x), x = (x_1, \dots, x_d)$

Génération de la population initiale de N_L lucioles : $X_i (i = 1, 2, \dots, N_L)$

Définir l'intensité de la lumière I_i à un point X_i par la fonction objectif $f(x)$.

Tant que (le critère d'arrêt n'est pas satisfait) Faire

Pour $i = 1$ jusqu'à N_L

Pour $j = 1$ jusqu'à N_L

Si ($I_i < I_j$) alors

 Déplacer la Luciole i vers la Luciole j avec l'attractivité β .

Fin Si

 Varier l'attraction en fonction de la distance r_{ij} .

 Evaluer les nouvelles solutions

 Mettre à jour l'intensité de lumière.

Fin Pour j

Fin Pour i

 Classer les lucioles et trouver la meilleure solution.

Fin Tant que

Visualiser le résultat.

Dans l'algorithme 2.1, il y a quatre paramètres importants : l'intensité lumineuse, l'attractivité, la distance et le mouvement.

- **Intensité lumineuse**

L'intensité lumineuse d'une luciole à un endroit particulier x peut être choisie comme inversement proportionnelle à la valeur de la fonction objectif $f(x)$:

$$I(x) = \alpha f(x) \quad (2.17)$$

Où α est signifie "proportionnel à "

- **Attractivité**

L'attraction d'une luciole est proportionnelle à l'intensité des lucioles adjacentes. La forme générale de l'attractivité peut être définie par :

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\sigma r^m} \quad (m \geq 1) \quad (2.18)$$

Où r est la distance entre deux lucioles, β_0 est l'attractivité quand $r = 0$, $\beta_0 \in [0, 1]$ et σ est le coefficient d'absorption de lumière, m est une constante ≥ 1 .

- **Distance**

La distance entre deux lucioles i et j est donnée par la formule cartésienne suivante :

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (2.19)$$

Où $x_{i,k}$ est la $k^{\text{ème}}$ composante de la $i^{\text{ème}}$ luciole et d est le nombre de dimensions que nous avons.

- **Mouvement**

Le mouvement de d'une luciole i attirée par une autre lucioles j (plus lumineuse que i) est mise à jour par la loi d'évolution suivante :

$$x_i = x_i + \beta_0 e^{-\sigma r_{ij}^m} (x_j - x_i) + \emptyset (\mathit{rand} - \frac{1}{2}) \quad (2.20)$$

Où x_i, x_j sont les positions de lucioles i et j respectivement, \emptyset est un paramètre aléatoire et peut être constant. rand est un générateur de nombre aléatoire, choisie généralement dans l'intervalle $[0, 1]$.

2.3.3.2. FA appliquée à l'OPF

Les étapes principales de l'optimisation de l'écoulement de puissance utilisant FA peuvent être résumées comme suit :

Etape 1 : Dans la première étape qui est l'introduction des données ; il faut introduire toutes les données concernant le réseau électrique, les limites des puissances des générateurs et les données de la méthode utilisée comme le nombre de lucioles x , le constant ϕ , la valeur minimale de l'attractivité et le coefficient d'absorption.

Etape 2 : Générer la population de lucioles initiale. Chaque luciole représente les valeurs de variables de contrôle (P_{gi} , V_{gi} , T et Q_{ci}).

Etape 3 : Insérer la variable x dans les données de l'écoulement de puissance.

Etape 4 : Evaluer la fonction objectif.

Etape 5 : Classer les lucioles par leurs intensités lumineuses.

Etape 6 : Trouver la meilleure solution actuelle.

Etape 7 : Déplacer toutes les lucioles aux emplacements meilleurs.

Etape 8 : Critère d'arrêt : le processus du calcul continu jusqu'à ce que le nombre max d'itérations est atteint ou qu'une solution de la fonction objectif acceptable est trouvée.

2.3.3.3. Résultats de Simulation du FA-OPF

Les paramètres de la méthode FA-OPF utilisée sont comme suit :

- Nombre de Lucioles : 100.
- Nombre d'itérations maximale : 200.
- Phi (ϕ) : 0.5.
- Valeur minimale de β (attractivité) : 0.2.
- Coefficient d'absorption : 1.

Le Tableau 2.7 donne les valeurs optimales des puissances actives P_{gi} , les tensions de générateurs V_{gi} , les rapports des prises de transformateur T et les puissances réactives de batteries de compensation Q_{ci} . Le tableau présente aussi le coût de combustible, l'émission de gaz, les pertes actives, la déviation des tensions ainsi que le temps d'exécution. Le Tableau 2.8 expose une comparaison entre les résultats trouvés par la méthode proposée et d'autres méthodes citées dans la littérature. La caractéristique de convergence de FA-OPF est illustrée dans la Figure 2.13. Les profils des tensions (amplitudes et angles) sont illustrés dans les Figures 2.14 et 2.15 respectivement.

Tableau 2.7. Résultats de coût minimal par FA-OPF pour trois cas : Réseau IEEE 30 JB.

	Coût de génération	Coût de génération	Emission minimale
--	--------------------	--------------------	-------------------

	minimal	+ Emission minimale	
Pg ₁	178.4986	130.8915	68.9394
Pg ₂	48.9472	57.0508	70.7945
Pg ₅	21.2545	25.7075	50.0000
Pg ₈	19.0461	35.0000	35.0000
Pg ₁₁	12.4270	22.3938	29.9999
Pg ₁₃	12.3116	18.6255	32.7739
Vg ₁	1.1000	1.0943	1.0277
Vg ₂	1.0822	1.0777	1.0258
Vg ₅	1.0587	1.0474	0.9676
Vg ₈	1.0599	1.0613	1.0060
Vg ₁₁	1.0626	1.0424	1.0479
Vg ₁₃	1.0469	1.0481	1.0469
T ₆₋₉	1.0084	0.9936	0.9791
T ₆₋₁₀	1.0941	0.9097	0.9926
T ₄₋₁₂	1.0198	0.9730	1.0382
T ₂₈₋₂₇	0.9998	0.9607	0.9271
Qc ₁₀	0.4271	3.1526	1.9120
Qc ₁₂	4.3288	2.6344	2.6725
Qc ₁₅	3.1042	2.6289	1.4874
Qc ₁₇	1.9704	2.4334	2.8736
Qc ₂₀	3.6034	4.0865	2.0019
Qc ₂₁	2.6965	3.7610	2.8420
Qc ₂₃	3.2669	3.1820	3.8010
Qc ₂₄	1.7732	4.1054	1.8234
Qc ₂₉	1.6766	1.2593	4.2903
Coût de production (\$/h)	800.3436	818.0746	935.1903
Emission (ton/h)	0.3722	0.2717	0.2177
Coût de production Total (\$/h)	1005.2992	967.6889	1055.0689
Pertes de puissances (MW)	8.9798	6.2692	4.1078
DV (pu)	0.9862	1.5290	0.5057
Temps CPU (s)	102.2624	107.1637	95.5467

Tableau 2.8. Comparaison des résultats de FA-OPF avec d'autres méthodes d'optimisations : Réseau IEEE 30 JB.

Coût de production (\$/h)	Méthodes d'optimisation
800.3436	Firefly algorithm (FA)
800.1579	Evolving Ant Direction Differential Evolution (EADDE) [51]
800.2041	Particle Swarm Optimization (PSO) [52]
800.41	Fuzzy Particle Swarm Optimization (FPSO) [53]
800.72	Improved Genetic Algorithms (IGA) [54]
800.8882	Black Hole Optimization Algorithm (BH) [55]

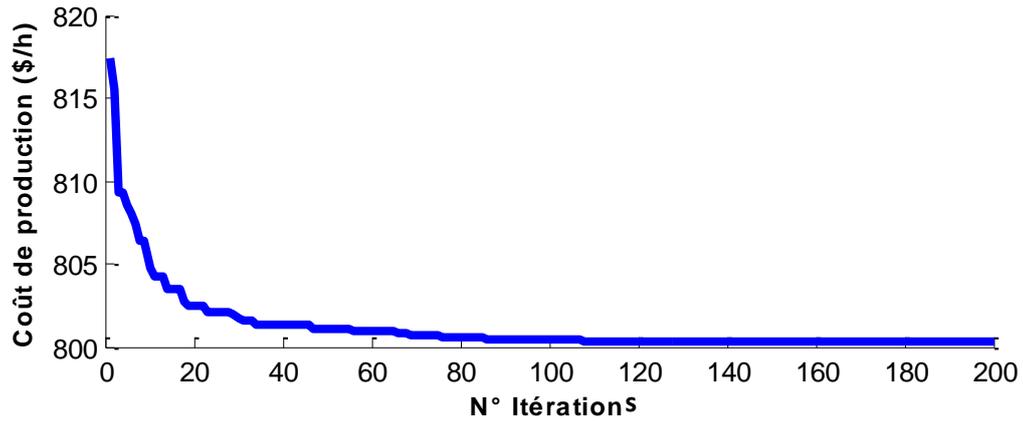


Figure 2.13. Convergence du coût de production par la méthode FA-OPF.

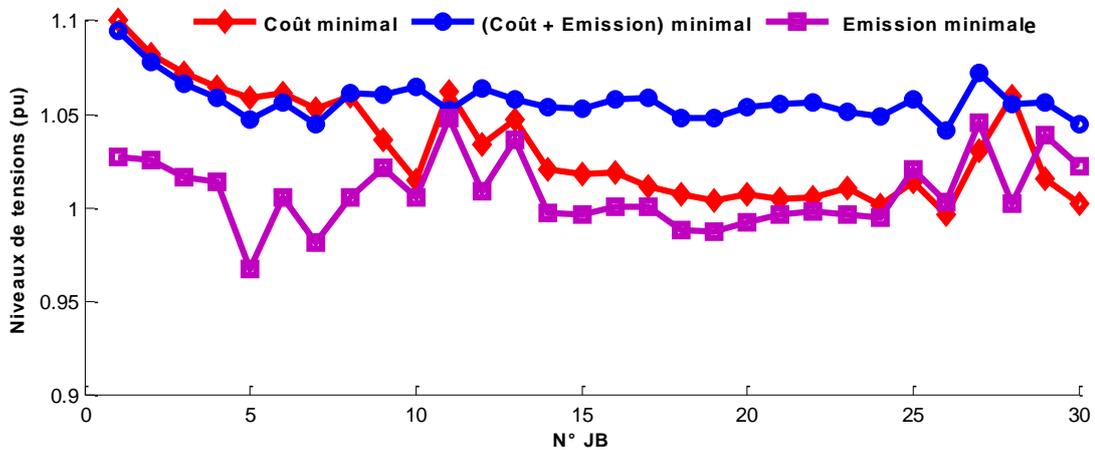


Figure 2.14. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par FA-OPF pour les 3 cas : Réseau électrique 30 JB.

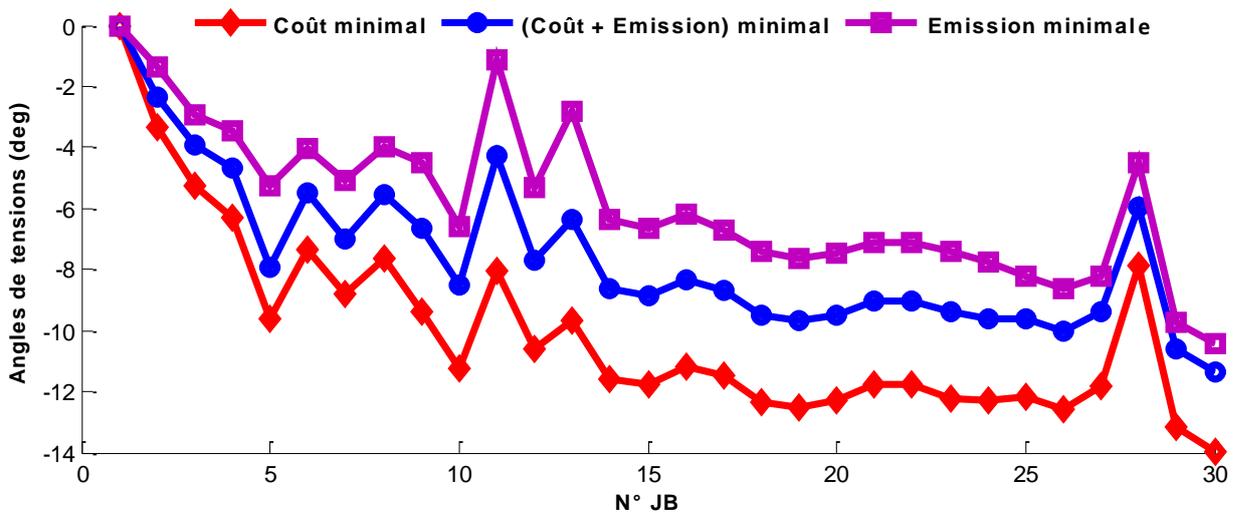


Figure 2.15. Angles de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par FA-OPF pour les 3 cas : Réseau IEEE 30 JB.

- *Interprétation des résultats trouvés par FA-OPF*

Comme montré dans le Tableau 2.7, il y a une différence entre le minimum du coût de production et le minimum du taux d'émission. La différence des coûts de combustible entre ces deux cas est (800.3436 \$/h comparé avec 935.1903 \$/h), des taux d'émission (0.3722 ton/h comparé avec 0.2177 ton/h), des pertes de puissances (8.9798 MW comparé avec 4.1078 MW) montre clairement cette différence. On remarque que dans le cas où on minimise 50% du coût de combustible et 50% du taux d'émission, le coût de production total est diminué (967.6889 \$/h comparé avec 1005.2992 \$/h et 1055.0689 \$/h). On remarque aussi que le temps d'exécution est acceptable est proche dans les trois cas, ça confirme que FA converge rapidement comme montre dans la Figure 2.13.

Il est important de signaler que toutes les contraintes de sécurité sont restées dans leurs limites tolérables, notamment les puissances actives, les tensions des générateurs, les prises des transformateurs et les puissances réactives de batteries de compensation ainsi que les amplitudes des tensions et les angles des charges (Figure 2.14 et 2.15).

2.3.4. OPF par essaim de particules (PSO)

2.3.4.1. Optimisation par essaim de particules

L'optimisation par essaim de particules (Particle Swarm Optimization PSO) est une méthode d'optimisation métaheuristique, proposée par J.Kennedy et R.Eberhart en 1995 [9]. PSO est inspirée du comportement social des nuées d'oiseaux ou des bancs de poissons (Figure 2.16). Elle est basée sur une règle d'interaction entre individus appelés « particules », dans le but d'atteindre un objectif donné dans un espace de recherche commun où chaque particule a une certaine capacité de mémorisation et de traitement de l'information. Cette règle consiste au fait que chaque individu du groupe cherche à rester avec l'autre (attraction), mais en même temps, il garde une distance de sécurité vis-à-vis de son voisinage pour éviter les collisions (répulsion).

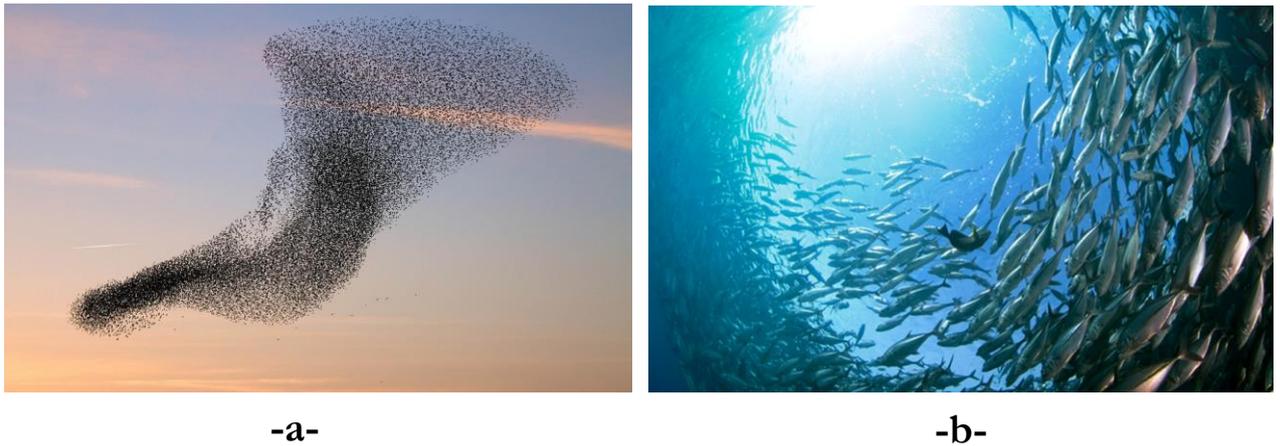


Figure 2.16. (a) Nuage d’oiseaux (b) bancs de poissons.

Dans un système PSO, un essaim d’individus parcourt l’espace de recherche. Chaque particule représente une solution candidate au problème d’optimisation. Le déplacement d’une particule (Figure 2.16) est influencé par les trois composantes suivantes :

- une composante physique : la particule tend à suivre sa direction courante de déplacement.
- une composante cognitive : la particule tend à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée.
- une composante sociale : la particule tend à se fier à l’expérience de ses congénères et, ainsi, à se diriger vers le meilleur site déjà atteint par ses voisins.

Dans l’algorithme de PSO, un essaim est réparti aléatoirement dans un espace de recherche. Supposant que l’espace de recherche est de dimension D , chaque particule p est caractérisée par sa position X_p et sa vitesse (appelée vélocité) V_p . Cette particule garde en mémoire la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, que l’on note B_p . La meilleure position atteinte par toutes les particules de l’essaim est indiquée par un vecteur G_p . Avec ces notations, à chaque génération k , le mouvement d’une particule est déterminé par les équations (2.21) et (2.22) :

$$V_p^{(k+1)} = w \cdot V_p^{(k)} + c_1 \times (B_p^{(k)} - X_p^{(k)}) + c_2 \times (G_p^{(k)} - X_p^{(k)}) \quad (2.21)$$

$$X_p^{(k+1)} = X_p^{(k)} + V_p^{(k+1)} \quad (2.22)$$

$$\text{Avec : } \begin{cases} \mathbf{X}_p = (X_{p1}, X_{p2}, \dots, X_{pD}) \\ \mathbf{V}_p = (V_{p1}, V_{p2}, \dots, V_{pD}) \\ \mathbf{B}_p = (B_{p1}, B_{p2}, \dots, B_{pD}) \\ \mathbf{B}_p^{(k)} = \arg \min (f(\mathbf{X}_p^{(k+1)}), f(\mathbf{X}_p^{(k)})) \\ \mathbf{G}_p^{(k)} = \arg \min (f(\mathbf{X}_p)) \end{cases} \quad (2.23)$$

Où \otimes est le produit terme à terme, f est la fonction objectif, w est le coefficient d'inertie, c_1 et c_2 sont les coefficients d'accélération, $c_1 = \text{rand}(0, \bar{c}_1)$, $c_2 = \text{rand}(0, \bar{c}_2)$.

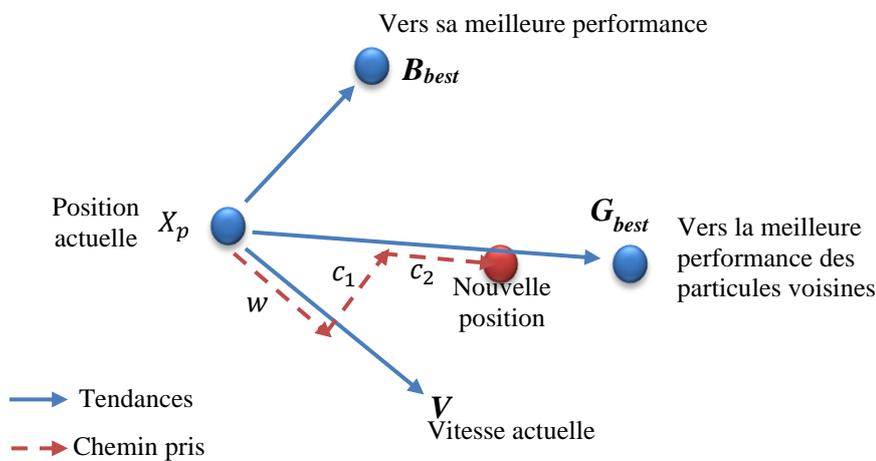


Figure 2.17. Déplacement d'une particule.

PSO est un algorithme à population. Il commence par une initialisation aléatoire de la position et de la vitesse des particules selon une loi uniforme sur $[0, 1]$. A chaque génération de l'algorithme, les particules sont déplacées suivant les équations (2.21) et (2.22). Une fois le déplacement des particules effectué, les nouvelles positions sont évaluées et les deux vecteurs B_{best}, G_{best} sont actualisés. Le critère d'arrêt peut être différent suivant le problème posé et les exigences de l'utilisateur, si l'optimum global est connu a priori, on peut définir une erreur acceptable comme critère d'arrêt. Sinon, on peut fixer nombre maximum de générations ou un nombre maximum d'évaluations de la fonction objectif. Cette procédure est présentée dans l'Algorithme 2.2.

Algorithme 2.2 : Optimisation par essaim de particules PSO

Définir l'espace de recherche des particules et la fonction d'évaluation.

Initialiser aléatoirement le nombre de particules, le coefficient d'inertie w et les coefficients d'accélération c_1, c_2 .

Pour chaque particule p **faire**

Initialiser la position X_p , la vitesse V_p et la meilleure position.

Fin

Déterminer la meilleure position de l'essaim (G_{best}).

Tant que la condition d'arrêt n'est pas satisfaite **Faire**

Evaluer le fitness des particules.

Pour chaque particule p **faire**

Mettre à jour la position X_p , la vitesse V_p et la meilleure position de particule p .

Fin

Mettre à jour la meilleure position de l'essaim.

Fin

Retourne G_{best} .

2.3.4.2. PSO appliquée à l'OPF

Les étapes principales de la résolution du problème d'OPF par PSO sont :

Etape 1 : Introduire toutes les données du réseau électrique telles que les limites des générateurs, les limites des transformateurs et les contraintes de sécurité. On introduit aussi le nombre de générations maximal, le nombre de particules et les paramètres de la méthode : coefficient d'inertie w et les coefficients d'accélération $c1$ et $c2$.

Etape 2 : Initialiser chaque vecteur de particules de l'essaim en affectant une vitesse et une position aléatoires dans l'espace de recherche. Chaque particule contient les valeurs de la puissance et de la tension délivrées par chaque générateur, les prises de transformateurs et les puissances réactives de batteries de compensation en utilisant les valeurs réelles dans l'espace des valeurs permises.

Etape 3 : Appliquer l'écoulement de puissance par la méthode de Newton-Raphson pour chaque particule et calculer la fonction objectif.

Etape 4 : Le calcul de la meilleure position de chaque particule jusqu'ici (B_{best}) et la meilleure position dans toutes les générations (G_{best}).

Etape 5 : Mettre à jour les vitesses ($V_p^{(k+1)}$) en utilisant l'équation 2.21 et les positions ($X_p^{(k+1)}$) en utilisant l'équation 2.22 pour toutes les particules. Chaque position ($X_p^{(k+1)}$) est l'image des variables de contrôle.

Etape 6 : Obtenir une nouvelle solution de l'écoulement de puissance, en utilisant les nouvelles variables de contrôle.

Etape 7 : Répéter les étapes 3-6 jusqu'à satisfaire le critère d'arrêt (nombre maximal de générations ou convergence vers la bonne valeur de la fitness (fonction objectif)).

2.3.4.3. Résultats de simulation du PSO-OPF

La résolution du problème d'OPF par PSO est faite de la même manière que les autres métaheuristiques proposées. Les paramètres de PSO sont présentés dans le tableau 2.9.

Tableau 2.9. Paramètres de l'algorithme PSO.

Paramètres	Valeur
Taille de population	100
Nombre d'itérations	200
Coefficients d'inertie w	[0.5-0.9]
Coefficients d'accélération c_1	1.49
Coefficients d'accélération c_2	1.49

Les résultats d'optimisation de l'algorithme PSO-OPF sont montrés dans le Tableau 2.10. La comparaison de coût de production dans le premier cas est donnée dans le Tableau 2.11. La convergence de PSO est illustrée dans la Figure 2.13. Des comparaisons entre les profils des tensions dans les trois cas sont présentées dans les Figures 2.14 et 2.15.

Tableau 2.10. Résultats de coût minimal par PSO-OPF pour trois cas : Réseau IEEE 30 JB.

	Coût de génération minimal	Coût de génération + Emission minimale	Emission minimale
Pg ₁	184.0480	128.7079	70.3749
Pg ₂	46.9239	60.2075	73.2281
Pg ₅	19.0898	24.6854	50.0000
Pg ₈	20.7160	29.8648	35.0000
Pg ₁₁	10.0000	26.0495	30.0000
Pg ₁₃	12.0000	20.2468	29.9297
Vg ₁	1.1000	1.0960	1.0402
Vg ₂	1.0770	1.0747	0.9981
Vg ₅	1.0600	1.0600	0.9964
Vg ₈	1.0700	1.0702	1.1000
Vg ₁₁	1.0764	1.0604	1.0402
Vg ₁₃	1.1000	1.0529	0.9981
T ₆₋₉	0.9930	1.1000	1.0402
T ₆₋₁₀	0.9275	0.9000	0.9981
T ₄₋₁₂	0.9450	0.9714	0.9964
T ₂₈₋₂₇	0.9935	0.9576	1.1000
Qc ₁₀	0.9285	4.0788	3.2491
Qc ₁₂	3.0048	5.0000	1.9072
Qc ₁₅	0.6998	2.3528	0.5278
Qc ₁₇	1.7720	4.4315	3.2692
Qc ₂₀	1.5900	3.5605	3.8475
Qc ₂₁	0.3726	1.1333	1.5158
Qc ₂₃	5.0000	0.4392	1.1173
Qc ₂₄	0.9285	4.0788	3.2491
Qc ₂₉	3.0048	5-.0000	1.9072
Coût de production (\$/h)	800.6265	821.6726	936.1639
Emission (ton/h)	0.38929	0.2686	0.2183

Coût de production Total (\$/h)	1014.9984	969.5795	1056.3729
Pertes de puissance (MW)	9.3777	6.3619	5.1327
DV (pu)	2.2259	1.3182	1.3394
Temps CPU (s)	975.357	941.645	90.847

Tableau 2.11. Comparaison des résultats de PSO-OPF avec d'autres méthodes d'optimisations : Réseau IEEE 30 JB.

Coût de production (\$/h)	Méthodes d'optimisation
800.6265	Particle swarm optimization (PSO).
800.1579	Evolving Ant Direction Differential Evolution (EADDE).
800.2041	Particle Swarm Optimization (PSO).
800.41	Fuzzy Particle Swarm Optimization (FPSO).
800.72	Improved Genetic Algorithms (IGA).
800.8882	Black Hole Optimization Algorithm (BH).

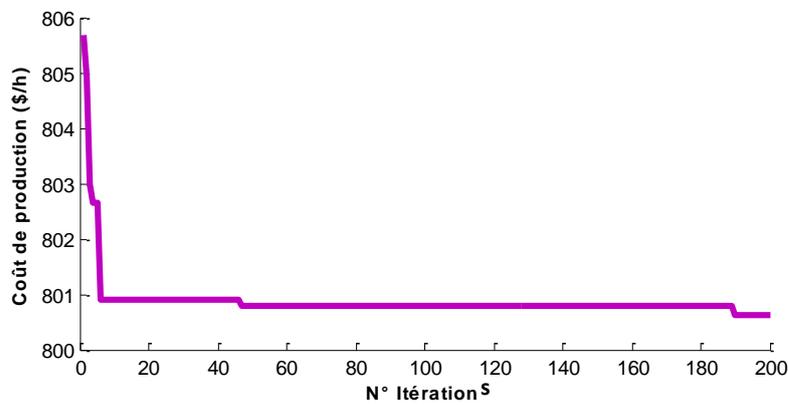


Figure 2.18. Convergence de coût de production par la méthode PSO-OPF.

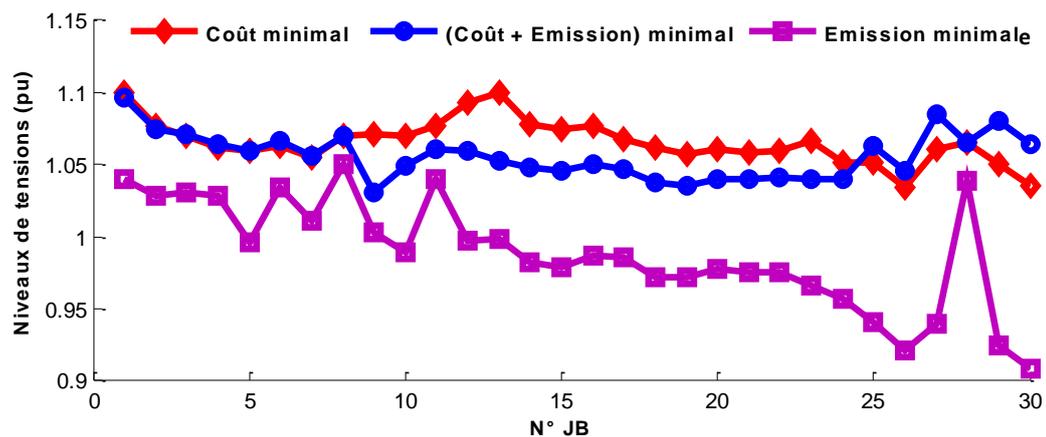


Figure 2.19. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par PSO -OPF pour les 3 cas : Réseau électrique 30 JB.

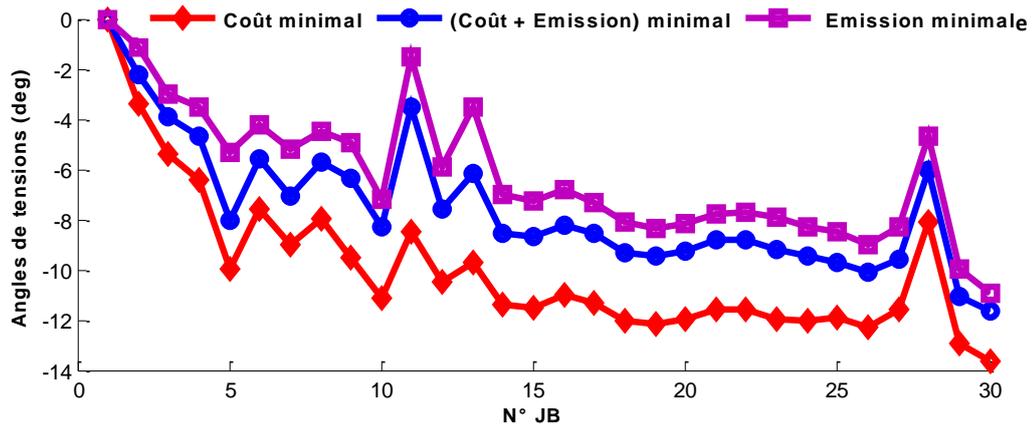


Figure 2.20. Angles de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par PSO-OPF pour les 3 cas : Réseau IEEE 30 JB.

- *Interprétation des résultats trouvés par PSO*

Tableau 2.10 montre que les valeurs optimales des variables de contrôle (P_{gi} , V_{gi} , T et Q_{ci}) sont dans leurs limites admissibles. Les profils des tensions sont aussi dans leurs limites min et max (entre 0.9 pu et 1.1 pu pour les amplitudes et entre -15 deg et 0 deg pour les angles) comme montré dans la Figure 2.14 et 2.15. Le coût de production total est élevé dans le cas de minimisation de taux d'émission (1056.3729 \$/h comparé avec 1014.9984 \$/h et 969.5795 \$/h). On remarque aussi que le temps de convergence du processus d'optimisation est acceptable. La comparaison exposée dans le Tableau 2.11 prouve que la PSO donne de bons résultats en comparaison avec les autres techniques d'optimisation.

2.4. Métaheuristiques pour l'optimisation multi-objectifs de l'OPF

Dans cette partie, nous avons appliqué des méthodes métaheuristiques multi-objectifs pour l'optimisation multi-objectifs de l'écoulement de puissance MOOPF. La résolution d'un problème d'optimisation multi-objectifs 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 [59].

L'approche Pareto est fondée sur la notion de dominance et d'optimalité au sens de Pareto pour traiter simultanément tous les objectifs. Le concept Pareto est proposé par l'économiste et le sociologue italien Vilafredo Pareto en 1986. 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.

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) : Soit deux vecteurs de décision $u = [u_1, \dots, u_n]^T$ et $v = [v_1, \dots, v_n]^T$ dans l'espace des fonctions objectifs où un problème de minimisation est considéré. On dit que le vecteur u domine le vecteur v (dénote $u \leq v$), si et seulement si : toutes les composantes de u sont inférieures ou égales à celles correspondantes dans v , et au moins une composante de u est strictement inférieure à celle correspondante dans v c à d :

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, k\}, F_i(u) \leq F_i(v) , \exists i \in \{1, 2, \dots, n\}, F_i(u) < F_i(v) \quad (2.24)$$

Définition (frontière de Pareto) : le front de Pareto est l'ensemble de tous les points Pareto-optimaux (Figure 2.21)

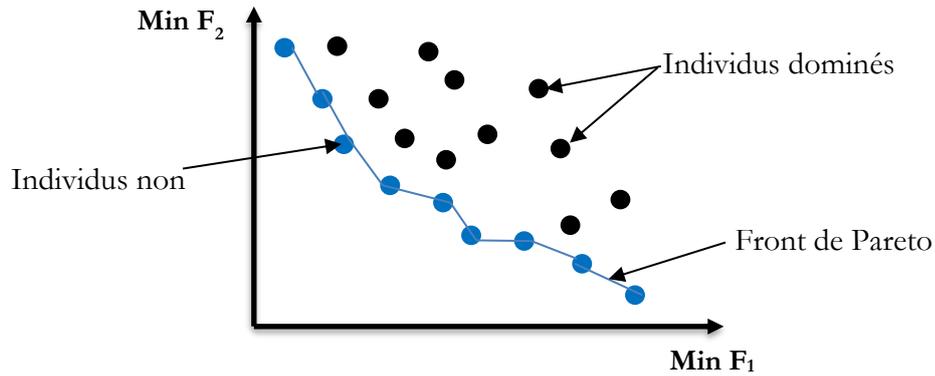


Figure 2.21. Frontière de Pareto de min (F_1, F_2).

Le problème MOOPF consiste à optimiser quatre objectifs conflictuels qui sont :

$F_1(\vec{x})$: minimisation de coût de combustible (équation 1.8).

$F_2(\vec{x})$: minimisation d'émission de gaz toxique NOx (équation 1.9).

$F_3(\vec{x})$: minimisation des pertes de puissances actives (équation 1.10).

$F_4(\vec{x})$: minimisation de la déviation de la tension (équation 1.11).

Les cas étudiés dans cette partie sont :

- **Cas 01 :** Minimisation de coût de production

$$\text{Minimise: } F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x})\} \quad (2.25)$$

- **Cas 02** : Minimisation de (coût de production + l'émission de gaz)

$$\text{Minimise: } F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_2(\vec{x})\} \quad (2.26)$$

- **Cas 03** : Minimisation de (coût de production + pertes actives)

$$\text{Minimise: } F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_3(\vec{x})\} \quad (2.27)$$

- **Cas 04** : Minimisation de (coût de production + déviation de la tension)

$$\text{Minimise: } F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_4(\vec{x})\} \quad (2.28)$$

- **Cas 05**: Minimisation de (coût de production + l'émission de gaz + les pertes actives)

$$\text{Minimise: } F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_2(\vec{x}), F_3(\vec{x})\} \quad (2.29)$$

- **Cas 06** : Minimisation de (coût de production + émission de gaz + pertes actives + déviation des tensions)

$$\text{Minimise: } F(\vec{x}) = \{F_1(\vec{x}), F_2(\vec{x}), F_3(\vec{x}), F_4(\vec{x})\} \quad (2.30)$$

2.4.1. MOOPF par l'algorithme multi-objectifs de Fourmi-lion (MOALO)

2.4.1.1. Algorithme multi-objectifs de Fourmi-lion

L'optimisation multi-objectifs de fourmi-lion MOALO (Multi-objective ant lion optimizer) est une nouvelle méthode métaheuristique qui a été récemment développée par Seyedali Mirjalili et ses collègues en 2017 [11]. MOALO est une version multi-objectifs de l'algorithme de fourmi-lion ALO (ant lion optimizer) [60]. MOALO puise son inspiration dans le comportement des fourmis-lions réels à la recherche de nourriture. Les fourmis-lions sont des insectes névroptères appartenant à la famille des Myrmeleontidae. Ils sont des prédateurs qui consomment de petits insectes ou le pollen des fleurs. Les fourmi-lions sont surtout connus par leurs larves qui capturent et mangent les proies, et notamment les fourmis.

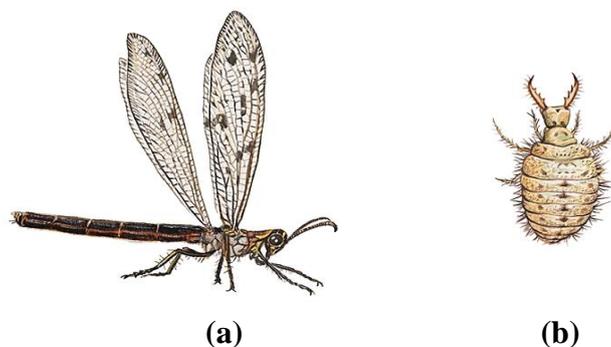


Figure 2.22. Fourmi-lion et sa larve : (a) Fourmi-lion adulte (b) Larve de fourmi-lion.

La larve de fourmi-lion a une méthode de chasse originale. Elle construit son piège en éjectant du sable avec la tête, en même temps qu'il opère un déplacement à reculons en forme de spirale. L'opération, qui dure de l'ordre d'une heure, aboutit à un cratère conique, d'une profondeur de quelques centimètres, dans le sable. La larve attend patiemment au fond du piège et seules les mandibules sortent du sable. Une fois qu'une proie (fourmi) tombe dans le piège, la larve essaie de l'agripper avec ses mandibules et si la fourmi essaie de sortir, la larve lance du sable devant elle afin que cette dernière glisse jusqu'à son étroite mortelle (Figure 2.23).



Figure 2.23. La larve de fourmilion et sa stratégie de prédation singulière.

L'algorithme ALO est initialisé par deux populations de solutions potentielles aléatoires : la première est formée de fourmis et la deuxième de fourmi-lions. Les solutions initiales sont améliorées par des principes inspirés d'interaction entre les fourmi-lions et ses proies (fourmis) dans les pièges. Les étapes de base de l'algorithme ALO se résument comme suit :

- a) Toutes les fourmis sont initialisées aléatoirement dans l'espace de recherche.
- b) A chaque génération, le fitness de chaque fourmi est évalué par une fonction objectif.
- c) Les fourmis se déplacent dans l'espace de recherche en effectuant une marche aléatoire.
- d) La population de fourmi-lions n'est jamais évaluée. Dans la première génération, les fourmi-lions sont supposés dans les mêmes emplacements de fourmis. Dans le reste des générations les fourmi-lions se déplacent vers les nouvelles positions de fourmis si ces dernières deviennent meilleures.
- e) Il existe un fourmi-lion d'élite qui influe sur le mouvement des fourmis quelle que soit leur distance.
- f) Si un fourmi-lion devient meilleur que l'élite, il sera remplacé par l'élite.

g) Répéter les étapes de b à g jusqu'à ce qu'une solution acceptable soit obtenue, ou qu'un certain nombre de générations soit atteint.

Les étapes principales de l'algorithme ALO sont : la marche aléatoire de fourmi, construction de piège, glissade de la fourmi vers le centre de piège (ou vers le fourmi-lion), attraper la proie et reconstruire le piège et l'élitisme.

Les positions aléatoires M_r et les fonction fitness M_{ALO}^r de tous les fourmis-lions et fourmis peuvent être exprimées par les deux équations suivantes, respectivement :

$$M_r = \begin{pmatrix} A_{11}^r & A_{12}^r & \dots & A_{1d}^r \\ A_{21}^r & A_{22}^r & \dots & A_{2d}^r \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{m1}^r & A_{m2}^r & \dots & A_{md}^r \end{pmatrix}, r = Antlion, Ant \quad (2.31)$$

Où A_{ij}^r , ($r = Antlion, Ant ; i = 1, 2, \dots, m ; j = 1, 2, \dots, d$) représente le $j^{ème}$ paramètre de l' $i^{ème}$ fourmi-lion et fourmi, respectivement.

$$M_{ALO}^r = \begin{pmatrix} f[A_{11}^r & A_{12}^r & \dots & A_{1d}^r] \\ f[A_{21}^r & A_{22}^r & \dots & A_{2d}^r] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f[A_{m1}^r & A_{m2}^r & \dots & A_{md}^r] \end{pmatrix}, r = Antlion, Ant \quad (2.32)$$

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

Les fourmis recherchent des sources de nourriture en effectuant une marche aléatoire. Ce mouvement de fourmi est modélisé mathématiquement par l'équation suivante :

$$X(t) = [0, cumsumme(2r(t_1) - 1), cumsumme(2r(t_2) - 1), \dots, cumsumme(2r(t_n) - 1)] \quad (2.33)$$

Où ; $cumsumme$ détermine la somme cumulée, n indique le nombre de générations maximale, t_i représente le pas de la marche aléatoire (générations) et $r(t)$ est une fonction stochastique donnée par :

$$r(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } rand > 0.5 \\ 0 & \text{if } rand \leq 0.5 \end{cases} \quad (2.34)$$

Où $rand$ est un nombre aléatoire de distribution uniforme dans la plage $[0, 1]$.

Pour maintenir la marche aléatoire de fourmi dans les limites de l'espace de recherche, le modèle de marche aléatoire peut être déterminé par l'équation suivante :

$$X_i^t = \frac{(X_i^t - a_i)(d_i^t - c_i^t)}{(b_i - a_i)} + c_i^t \quad (2.35)$$

Où a_i , b_i sont, respectivement, les marches aléatoires minimale et maximale du variable i ,

d_i^t, c_i^t sont les valeurs minimale et maximale du variable i à l'itération t respectivement.

Après la construction de piège, la marche aléatoire de fourmi est déterminée de la façon suivante :

$$c_i^t = Antlion_j^t + c^t \quad (2.36)$$

$$d_i^t = Antlion_j^t + d^t \quad (2.37)$$

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 grands fourmi-lions construisent des grands pièges en forme d'entonnoir plus ou moins creux selon sa taille, pour augmenter leurs chances de survie.

Pour simuler cela, ALO utilise un opérateur de roue de roulette qui sélectionne les fourmis-lions en fonction de leurs valeurs de fitness. La roue de roulette aide les fourmis-lions à attirer plus de proies (fourmis). Lorsque la proie glisse vers le prédateur, les limites de la marche aléatoire doivent être réduites de manière adaptative comme suit :

$$c^t = \frac{c^t}{I} \quad (2.38)$$

$$d^t = \frac{d^t}{I} \quad (2.39)$$

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 :

$$\vartheta = \begin{cases} 2 & \text{Si } t > 0,1 \cdot maxiter \\ 3 & \text{Si } t > 0,5 \cdot maxiter \\ 4 & \text{Si } t > 0,75 \cdot maxiter \\ 5 & \text{Si } t > 0,9 \cdot maxiter \\ 6 & \text{Si } t > 0,95 \cdot maxiter \end{cases} \quad (2.40)$$

Quand la fourmi tombe au fond du trou, la larve la saisit et lui injecte un poison avec ses grandes mandibules. En même temps, elle lui injecte des sucs digestifs pour lui permettre d'en avaler le contenu par ses pinces creuses. Une fois la fourmi mangée, le fourmi-lion reconstruit le piège pour attraper une nouvelle proie. Cette étape est formulée par l'équation suivante :

$$Antlion_j^t = Ant_j^t \quad \text{Si } : f(Ant_j^t) < f(Antlion_j^t) \quad (2.41)$$

Où Ant_j^t représente la position de la fourmi.

La dernière étape dans l'algorithme ALO est l'élitisme. La stratégie élitiste consiste à conserver à chaque génération le meilleur fourmi-lion qui est capable d'avoir un impact sur toutes les fourmis. L'élitisme peut être modélisé comme suit :

$$Ant_j^t = \frac{R_A^t + R_E^t}{2} \quad (2.42)$$

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 .

L'algorithme de MOALO utilise une archive pour stocker les meilleures solutions pareto-optimales. Évidemment, la convergence de l'algorithme MOALO est héritée de l'algorithme ALO. Si on choisit une solution à partir de l'archive, l'algorithme ALO sera capable d'améliorer sa qualité. Pour améliorer la distribution des solutions dans l'archive, deux mécanismes sont considérés. Premièrement, les fourmi-lions sont choisis parmi les solutions situées dans les zones les moins peuplées. La probabilité de sélection est définie par l'équation (2.43) :

$$Pr_i = \frac{ct}{N_i} \quad (2.43)$$

Où ct est un paramètre constant supérieure à 1 et N_i est le nombre de solutions les plus proches "voisines" de l' $i^{ème}$ solution.

Comme la taille de l'archive est limitée, chaque fois qu'il est plein on applique un critère secondaire de rétention. Les fourmis-lions situés dans les zones les moins peuplées de l'espace de recherche sont prioritaires par rapport à ceux situés dans les régions très peuplées. La probabilité de supprimer une solution de l'archive est définie par l'équation (2.44) :

$$Prs_i = \frac{N_i}{ct} \quad (2.44)$$

Les solutions non dominées sont sélectionnées en utilisant le mécanisme de la roulette et l'équation (2.42). Le pseudo-code présenté dans l'algorithme 2.3 décrit les étapes de l'algorithme MOALO.

Algorithme 2.3 : Optimisation multi-objectifs de fourmi-lion MOALO

Tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait.

Pour chaque fourmi.

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

Sélectionner l'élite à partir de l'archive en utilisant le mécanisme de la roulette.

Mettre à jour c^t et d^t en utilisant les équations (2.38) et (2.39).

Créer et normaliser une marche aléatoire en utilisant équation (2.33) et l'équation (2.35).

Mettre à jour la position de fourmi en utilisant l'équation (2.41).

Fin Pour

Calculer les fonctions objectifs de toutes les fourmis.

Mettre à jour l'archive.

Fin Tant que

Retour à l'archive

2.4.1.2. *MOALO appliquée à la solution du problème MOOPF*

Les étapes principales de la résolution du problème MOOPF par la méthode MOALO sont bien résumées comme suit :

Etape 1 : Initialiser et introduire toutes les données ; il faut introduire toutes les données concernant le réseau électrique, les limites des puissances des générateurs et les données de la méthode MOALO.

Etape 2 : Générer la population initiale Pop en se basant sur les limites maximale et minimale des variables de contrôle qui sont constituées de puissances actives générées, tensions aux niveaux des générateurs, valeurs des prises des transformateurs réglés en charge, ...

Etape 3 : calculer l'écoulement de puissance par la méthode de Newton Raphson, puis calculer les fonctions objectifs et évaluer les fourmis dans la population

Etape 4 : Appliquer la méthode Pareto-optimale et stocker les solutions non-dominés.

Etape 5 : Utiliser la roue de roulette pour choisir une solution aléatoire à partir l'archive et l'élite, puis mettre à jour les paramètres c^t et d^t . Ensuite, créer et normaliser la marche aléatoire et mettre à jour la position de fourmi.

Etape 6 : Calculer les valeurs objectifs de chaque fourmi et mettre à jour l'archive.

Etape 7 : Déterminer les solutions non dominées.

Etape 8 : Si le nombre de générations actuel atteint le nombre de générations maximale, stop et retour à l'étape 5.

Etape 9 : Trouver la meilleure solution de compromis parmi les solutions pareto-optimale.

2.4.1.3. *Résultats de Simulation*

Ce test est consacré à appliquer l'algorithme MOALO à la minimisation de quatre objectifs conflictuels. L'algorithme élaboré est testé sur le réseau électrique typique IEEE30-Bus. Les paramètres de l'algorithme MOALO sont présentés dans le Tableau 2.12. Le maximum d'amplitude de tension de tous les jeux de barres est 1.1pu tandis que le minimum est 0.9 pu. Le maximum

d'angle de tous les jeux de barres est 0° tandis que le minimum est -15° . Les résultats trouvés par MOALO-MOOPF pour six cas sont montrés dans le Tableau 2.13. La comparaison des résultats entre MOALO et d'autres méthodes mono et multi-objectifs sont montrés dans les tableaux 2.14 et 2.15. De plus les angles et les amplitudes des tensions des jeux de barres sont visualisées sur les figures 2.26 et 2.27. La caractéristique de convergence de MOALO est illustrée dans la Figure 2.24. Les solutions Pareto-optimale obtenues par MOALO dans les cas 2, 3, 4, 5 et 6 sont illustrées dans la figure 2.25.

Tableau 2.12. Paramètres de l'algorithme MOALO.

Paramètre	Valeur
Nombre de générations	100 / 500
Taille maximale de l'archive	100

Tableau 2.13. Résultats de MOALO-MOOPF pour 6 cas : Réseau IEEE 30 JB.

Cas	Min	Cas 01	Cas 02	Cas 03	Cas 04	Cas 05	Cas 06	Max
Pg ₁	50	176.9140	121.8800	126.9266	178.2930	128.9918	130.8799	200
Pg ₂	20	48.7224	56.1451	54.1799	47.1804	53.9095	62.0566	80
Pg ₅	15	21.2700	33.4646	31.8519	20.6585	33.5281	26.6447	50
Pg ₈	10	21.2925	31.2523	29.0306	19.5493	25.9640	20.8269	35
Pg ₁₁	10	11.8465	23.6992	23.2661	13.5921	23.9419	24.5149	30
Pg ₁₃	12	12.0000	22.5619	23.9276	14.9793	23.1179	25.5783	40
Vg ₁	0.9	1.1000	1.0998	1.0995	1.0005	1.1000	1.0478	1.1
Vg ₂	0.9	1.0881	1.0921	1.0950	1.0054	1.1000	1.0540	1.1
Vg ₅	0.9	1.0620	1.0758	1.0801	1.0026	1.1000	1.0556	1.1
Vg ₈	0.9	1.0700	1.0826	1.0870	1.0183	1.1000	1.0455	1.1
Vg ₁₁	0.9	1.1000	1.0946	1.0884	1.0416	1.0936	1.0458	1.1
Vg ₁₃	0.9	1.1000	1.0785	1.0764	1.0070	1.0907	1.0594	1.1
T ₆₋₉	0.9	1.0066	1.0944	1.0865	0.9868	1.1000	1.0436	1.1
T ₆₋₁₀	0.9	0.9444	1.0871	1.0892	0.9380	1.1000	1.0576	1.1
T ₄₋₁₂	0.9	1.0095	1.0890	1.0855	0.9584	1.0896	1.0636	1.1
T ₂₈₋₂₇	0.9	0.9702	1.0947	1.0675	0.9568	1.0894	1.0108	1.1
Qc ₁₀	0	3.2615	2.4824	2.3749	2.4977	2.9352	3.3352	5
Qc ₁₂	0	4.6706	3.4092	2.8808	3.9472	3.5515	1.5559	5
Qc ₁₅	0	4.7018	2.6738	3.2391	3.2233	1.7035	2.1951	5
Qc ₁₇	0	4.1172	2.0257	2.4554	3.0011	2.5251	3.4373	5
Qc ₂₀	0	2.1428	1.1407	3.5667	2.3662	2.0506	3.5225	5
Qc ₂₁	0	1.7861	1.3482	1.9240	2.0403	3.4073	2.6896	5
Qc ₂₃	0	3.1086	2.7192	4.0104	1.8238	1.7189	3.2877	5
Qc ₂₄	0	4.5001	2.2566	3.8068	2.1653	2.0920	1.8451	5
Qc ₂₉	0	1.3933	1.3195	2.4957	3.1947	3.2858	2.9628	5
Coût de production (\$/h)	-	799.1436	831.6764	826.4556	803,0611	828.3344	826.2676	-
Emission (ton/h)	-	0.3679	0.2576	0.2643	0.3706	0.2668	0.2730	-
Pertes de puissance (MW)	-	8.6454	5.6031	5.7727	10.8526	6.0932	7.2073	-

DV (pu)	-	2.1786	1.2737	1.1022	0.3075	1.2329	0.7160	-
----------------	---	--------	--------	--------	---------------	--------	---------------	---

Tableau 2.14. Comparaison entre les résultats de MOALO et d'autres méthodes d'optimisation dans le 1^{er} cas

Coût de production (\$/h)	Méthodes d'optimisation
799.1436	Multi-objective Ant Lion Optimizer (MOALO)
799.1821	League Championship Algorithm (LCA) [61]
799.1974	Differential Evolution (DE) [62]
799.2776	Interior search algorithm (ISA) [63]
799.2891	Simulated Annealing (SA) [61]
799.9217	Electromagnetism-Like Mechanism (EM) [51]
800.078	Genetic Evolving Ant Direction HDE (EADHDE) [61]
800.1579	Evolving Ant Direction Differential Evolution (EADDE) [51]
800.2041	Particle Swarm Optimization (PSO) [52]
800.41	Fuzzy Particle Swarm Optimization (FPSO) [53]
800.72	Improved Genetic Algorithms (IGA) [54]
800.805	Particle Swarm Optimization (PSO) [64]
800.8882	Black Hole Optimization Algorithm (BH) [55]

Tableau 2.15. Comparaison entre les résultats de MOALO et d'autres méthodes d'optimisation dans le tous les cas

Cas 2: Coût de production +Emission				
	Coût de production (\$/h)	Emission (ton/h)	Pertes de puissance (MW)	DV (pu)
MOALO	831.6764	0.2576	-	-
MOMICA [65]	865.0660	0.2221	-	-
BB-MPSO [65]	865.0985	0.2227	-	-
Cas 3 : Coût de production +Pertes de puissance				
	Coût de production (\$/h)	Emission (ton/h)	Pertes de puissance (MW)	DV (pu)
MOALO	826.4556	-	5.7727	-
MJaya [66]	826.9651	-	5.7596	-
QOMJaya [66]	827.9124	-	5.7960	-
NKEA [66]	829.4911	-	5.8603	-
MOMICA	848.0544	-	4.5603	-
Cas 4 : Coût de production +DV				
	Coût de production (\$/h)	Emission (ton/h)	Pertes de puissance (MW)	DV (pu)
MOALO	803,0611	-	-	0,3787
MOMICA	804.9611	-	-	0.0952
BB-MPSO [65]	804.9639	-	-	0.1021
MINSGA-II [65]	805.0076	-	-	0.0989
ISA	807.6408	-	-	0.1273
Cas 6 : Coût de production +Emission +Pertes de puissance +DV				
	Coût de production (\$/h)	Emission (ton/h)	Pertes de puissance (MW)	DV (pu)
MOALO	826.2676	0.2730	7.2073	0.0189
MOMICA	830.1884	0.2523	5.5851	0.2978
BB-MPSO	833.0345	0.2479	5.6504	0.3945
NKEA	834.6433	0.2491	5.8935	0.4448

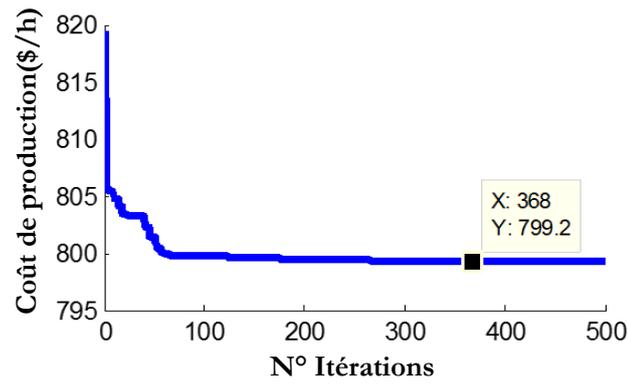
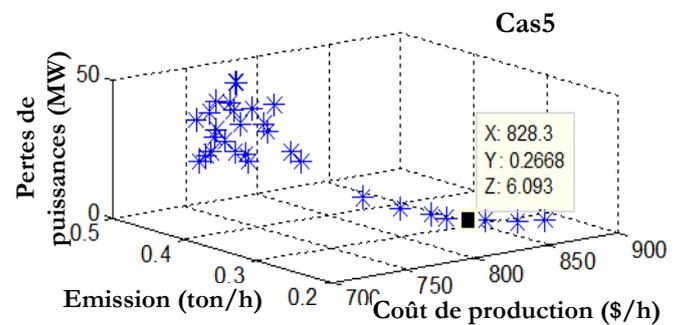
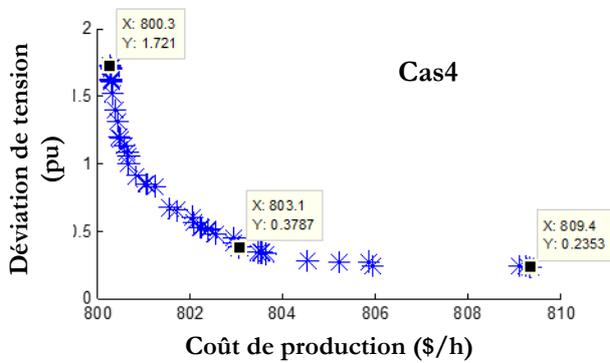
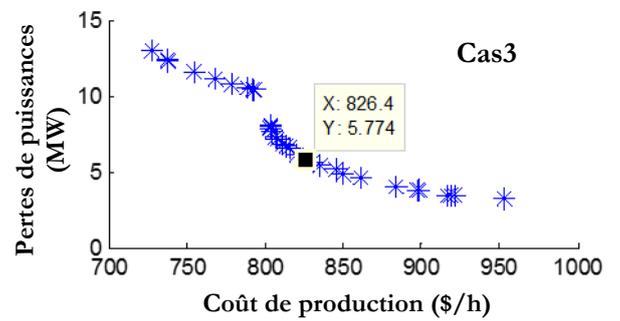
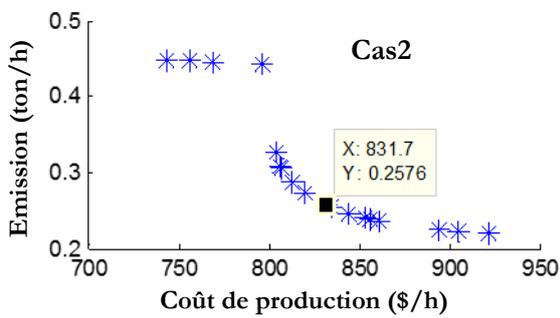


Figure 2.24. Convergence du coût de production de MOALO.



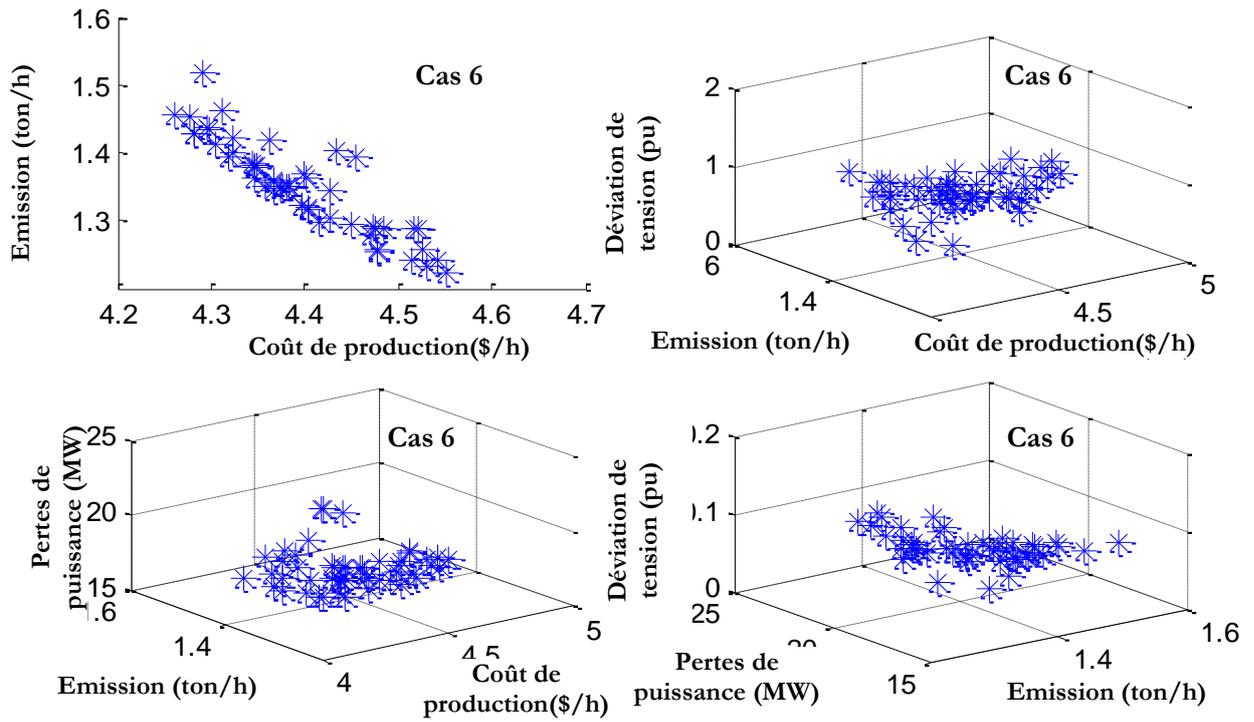


Figure 2.25. Solutions Pareto-optimale obtenues par MOALO de cas 2, 3, 4, 5 et 6.

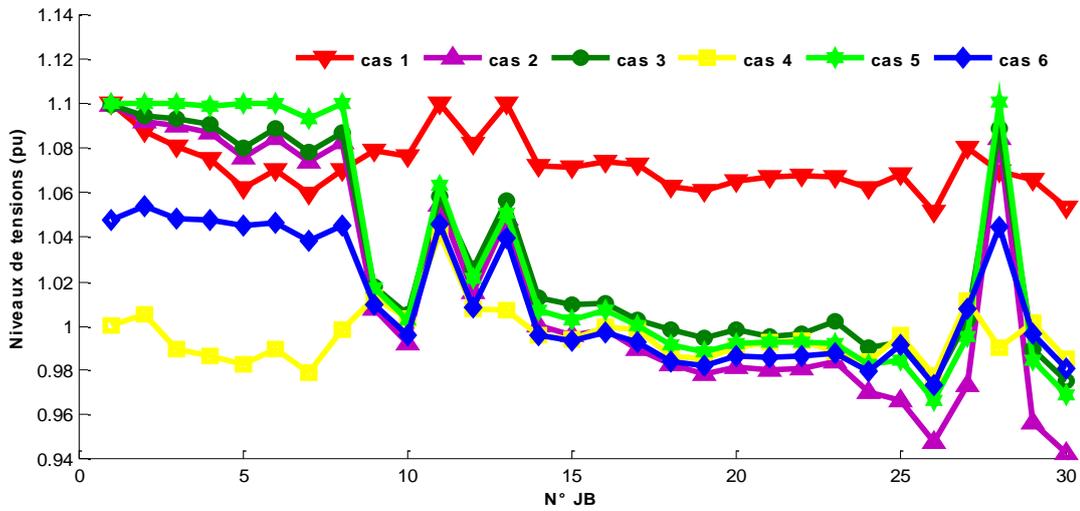


Figure 2.26. Niveaux de tensions (pu) obtenus par MOALO-MOOPF pour les 6 cas : Réseau électrique IEE 30 JB.

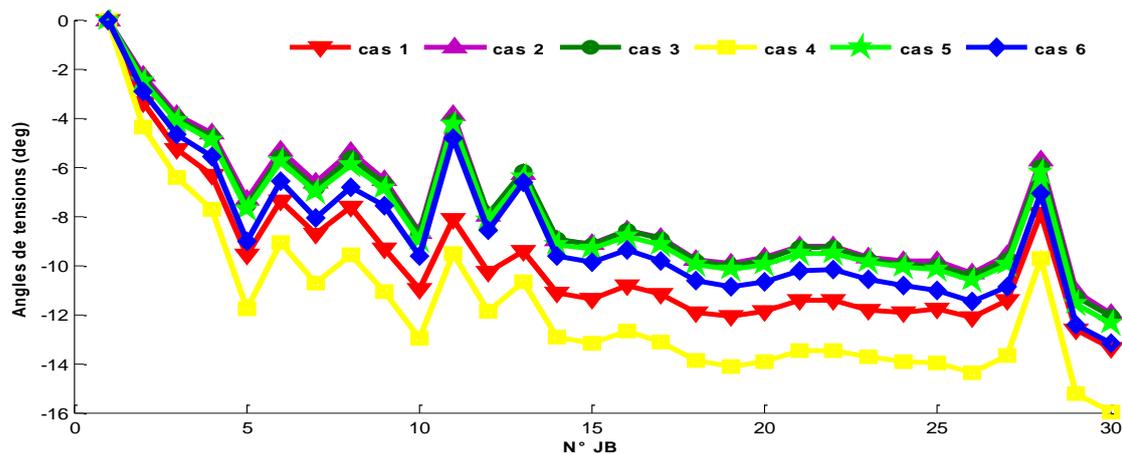


Figure 2.27. Angles de tensions (deg) obtenus par MOALO-MOOPF pour les 6 cas : Réseau IEEE 30 JB.

- *Interprétation des résultats trouvés par MOALO-MOOPF*

Dans cette section, nous avons traité le problème d'OPF avec une méthode multi-objectifs, plusieurs objectifs sont minimisés simultanément (sauf pour le cas 01 où on minimise une seule fonction qui est la fonction de coût du combustible). D'après le Tableau 2.13 et 2.14, on remarque que MOALO donne une solution (799.1436 \$/h) meilleure que les résultats des autres méthodes. Les résultats obtenus dans les autres cas (cas 02 jusqu'à cas 06) prouvent que MOALO est comparable par rapport les autres méthodes. C'est clair que les solutions Pareto-optimales sont diverses et bien réparties sur le front de Pareto (Figure 2.25). Les amplitudes des tensions et les angles dans les six cas sont dans leurs limites admissibles.

2.4.2. MOOPF par l'algorithme multi-objectifs de libellule (MODA)

2.4.2.1. *Algorithme multi-objectifs de libellule*

L'optimisation multi-objectifs par libellule MODA (multi-objective dragonfly optimization) est une version multi-objectifs de l'algorithme de libellule DA (dragonfly algorithm) qui a été récemment proposé par Seyedali Mirjalili en 2015 [67]. L'algorithme MODA est inspiré des comportements d'essaimage statique (la chasse) et dynamique (la migration) des libellules dans la nature. Ces deux comportements sont similaires aux explorations et exploitations des méthodes d'optimisation métaheuristiques.

Les libellules (Figure 2.28) sont des insectes prédateurs. Leur stratégie de chasse consiste à attendre leurs proies perchées sur une végétation et à choisir le moment propice pour décoller. Le plus étonnant, c'est que la capture se produit en vol : elles approchent leur proie par le dessous et

basculent au dernier instant vers le haut afin de l'attraper avec leurs pattes tendues. Leurs proies principales sont les diptères (mouche et moustiques), les hyménoptères (Guêpe et abeilles) et les lépidoptères (papillons). Ses ennemis sont essentiellement les oiseaux et les araignées.



Figure 2.28. Les libellules.

Le comportement de la volée de libellules peut être reproduit sous forme d'un programme informatique simplement avec trois règles identifiées par Reynolds dans sa recherche sur le mouvement animal coordonné, appelé « volées simulées » [68] :

- **Alignement** : L'alignement se produit lorsque deux agents se rapprochent l'un de l'autre. Ils vont dans ce cas adapter leur orientation de mouvement pour s'aligner et ainsi se diriger vers la même direction
- **Cohésion** : se maintenir dans le groupe en se déplaçant vers le centre perçu de la formation
- **Séparation** : en cas de proximité trop importante, l'agent effectue un virage pour s'éloigner de ses semblables afin de ne pas les percuter

Les libellules se déplacent en groupe pour trouver la source de nourriture et éviter les ennemis. Considérant de ces deux derniers, cinq concepts sont utilisés pour modéliser et simuler le comportement de libellule en vol : Séparation, alignement, cohésion, attraction de source alimentaire et distraction des ennemis (Figure 2.29).

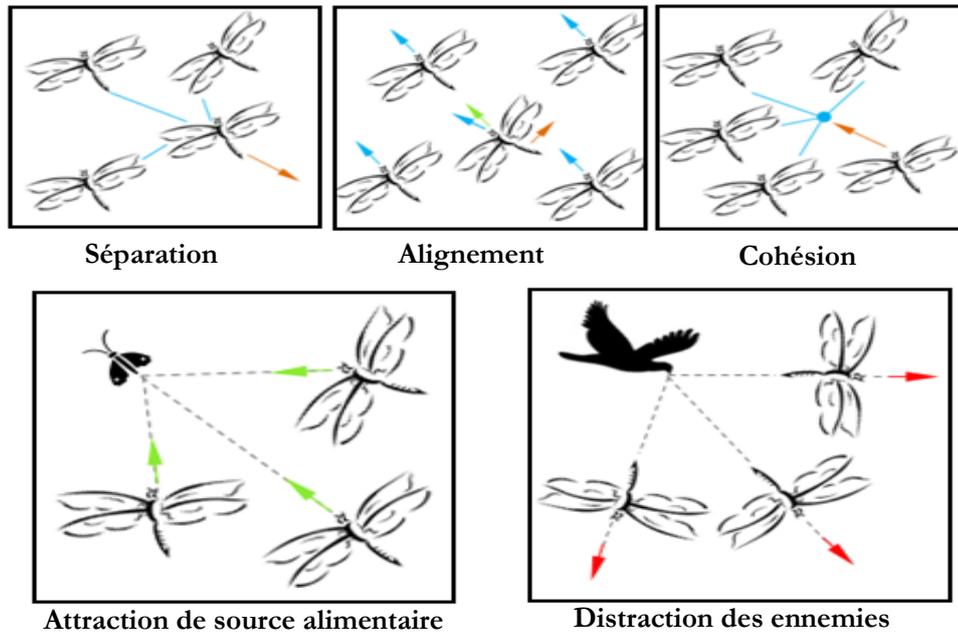


Figure 2.29. Etapes principales de l'algorithme MODA.

Chacun de ces comportements est modélisé mathématiquement comme suit :

La formulation mathématique de la séparation est comme suit :

$$Sp_i = - \sum_{j=1}^N Z - Z_j \quad (2.45)$$

Où Sp_i est la séparation, Z représente la position de l'individu actuel, Z_j représente la position de la $j^{ème}$ individu voisin et N est le nombre total des individus voisins.

L'alignement Al_i peut être calculé par l'équation suivante :

$$Al_i = \frac{1}{N} \left(\sum_{j=1}^N V_j \right) \quad (2.46)$$

Avec ; V_j indique la vitesse de l'individu voisin j .

Mathématiquement la cohésion Ch_i est formulée comme suit :

$$Ch_i = \frac{1}{N} \left(\sum_{j=1}^N Z_j \right) - Z \quad (2.47)$$

L'attraction de source alimentaire et la distraction des ennemies sont données par les relations suivantes :

$$F\mathbf{d}_i = \mathbf{Z}^+ - \mathbf{Z} \quad (2.48)$$

$$E\mathbf{n}_i = \mathbf{Z}^- + \mathbf{Z} \quad (2.49)$$

Avec ; \mathbf{Z}^+ est la position de la source alimentaire et \mathbf{Z}^- est la position de l'ennemie.

L'ensemble de ces cinq concepts permet de simuler le comportement d'essaimage dynamique et statique de libellule. L'algorithme de MODA est développé en se basant sur la méthode d'optimisation par essaim de particules PSO, donc il existe deux principaux vecteurs : le premier est le vecteur pas qui est similaire de vecteur de vélocité dans la PSO et le deuxième est le vecteur position. Ces deux vecteurs peuvent mettre à jour la position des libellules dans l'espace de recherche et simuler leur mouvement. Le vecteur pas est calculé par l'équation 2.50 :

$$\Delta\mathbf{Z}_{t+1} = (s \cdot \mathbf{Sp}_i + a \cdot \mathbf{Al}_i + c \cdot \mathbf{Ch}_i + q \cdot \mathbf{Fd}_i + l \cdot \mathbf{En}_i) + \omega\Delta\mathbf{Z}_t \quad (2.50)$$

Où ω représente le poids d'inertie.

s, a et c représentent, respectivement, les coefficients de séparation, alignement et cohésion.

q est le facteur d'alimentation et l est le facteur d'ennemie.

Le vecteur position est calculé comme suit :

$$\mathbf{Z}_{t+1} = \mathbf{Z}_t + \Delta\mathbf{Z}_{t+1} \quad (2.51)$$

Où t est la génération actuelle.

Pour résoudre des problèmes d'optimisation multi-objectifs en utilisant l'algorithme DA, une archive est utilisée pour stocker et fournir toutes les solutions non-dominées. Dans l'algorithme MODA, les sources alimentaires sont sélectionnées à partir de l'archive.

Pour sélectionner les sources alimentaires et les ennemis, on crée des hypersphères pour couvrir toutes les solutions pareto-optimales obtenues. À chaque itération, ces hypersphères sont divisées en plusieurs segments égaux (sous hypersphères). Après la création des segments, la sélection est faite par le mécanisme de roue de roulette avec une probabilité calculé par l'équation (2.52) :

$$P\mathbf{b}_i = \frac{ct}{N_{S_i}} \quad (2.52)$$

Où ct est un paramètre constant supérieure à 1 et N_{S_i} est le nombre de solutions pareto-optimales obtenues dans le $i^{\text{ème}}$ segment.

Cette équation (2.52) permet d'avoir une probabilité plus élevée pour choisir les sources alimentaires à partir des segments les moins peuplés.

Les solutions situées dans les hypersphères les plus peuplées sont sélectionnées comme des ennemis. La probabilité de cette sélection est calculée par l'équation suivante :

$$Pbs_i = \frac{N_{S_i}}{ct} \quad (2.53)$$

Le modèle conceptuel des meilleures hypersphères pour choisir une source de nourriture ou supprimer une solution (sélectionner les ennemis) à partir de l'archive est représenté dans la Figure 2.30.

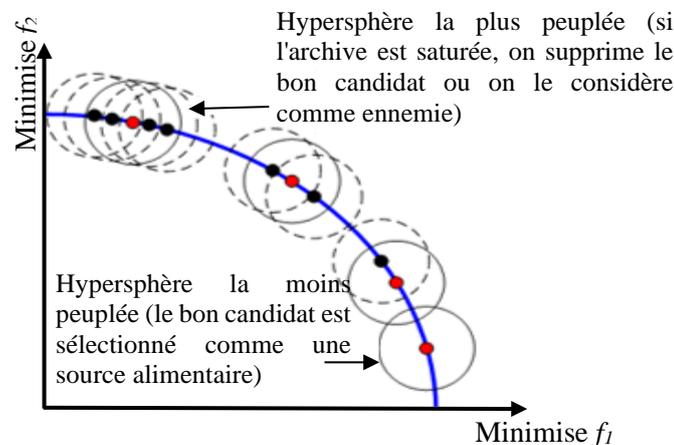


Figure 2.30. Le modèle conceptuel des meilleures hypersphères pour choisir une source de nourriture ou supprimer une solution à partir de l'archive.

Les étapes de l'algorithme MODA sont résumées dans le pseudo-code suivant :

Algorithme 2.4 : Pseudo-code de l'algorithme MODA

Initialiser la population de libellules $Z_i (i=1, 2, \dots, n)$.

Initialiser le vecteur pas $\Delta Z_i (i=1, 2, \dots, n)$.

Définir le nombre maximal d'hypersphères.

Définir la taille de l'archive.

Tant que les conditions ne sont pas satisfaites.

Calculer les valeurs objectives de toutes les libellules.

Trouver les solutions non-dominées.

Mettre à jour l'archive.

Si l'archive est pleine.

Exécuter le mécanisme de maintenance de l'archive pour supprimer l'une de ses solutions.

Ajouter les nouvelles solutions dans l'archive.

Fin SI

SI l'une des nouvelles solutions ajoutées (à l'archive) est située en dehors de l'hypersphère,
Mettre à jour et repositionner toutes les hypersphères pour couvrir des nouvelles solutions.

Fin SI

Sélectionner une source alimentaire à partir de l'archive : $Z^+ = SelectFood(archive)$

Sélectionner une ennemie à partir de l'archive : $Z^- = SelectEnemy(archive)$.

Mettre à jour le vecteur pas en utilisant l'équation (2.50).

Mettre à jour le vecteur position en utilisant l'équation (2.51).

Vérifier et corriger les nouvelles positions en se basant sur les limites des variables.

Fin Tant que

2.4.2.2. MODA appliquée à le MOOPF

Les étapes principales de la résolution du problème multi-objectif d'OPF par MODA sont :

Etape 1 : Initialiser et introduire tous les paramètres de système comme les coefficients coût de combustible, les coefficients de l'émission des gaz toxiques, les contraintes d'inégalité, les paramètres de MODA, la taille d'archive, la taille de population, le nombre maximal d'itérations,

Etape 2 : Créer la population initiale des libellules en se basant sur les limites max et min des variables de contrôle.

Etape 3 : Evaluer la population par l'exécution de programme de l'écoulement de puissance de Newton Raphson, et calculer les fonctions objectifs.

Etape 4 : Enregistrer et stocker les solutions non-dominées dans l'archive.

Etape 5 : Sélectionner la source alimentaire et l'ennemie à partir de l'archive et calculer les paramètres principales de DA : Sp_i , Al_i , Ch_i , Fd_i et En_i (équations 2.45 - 2.49).

Etape 6 : Mettre à jour le vecteur de pas et de position, et vérifier que la nouvelle position est correcte (équations (2.50) et (2.51)).

Etape 7 : Calculer les nouvelles fonctions objectifs et trouver la meilleure solution à partir des solutions pareto-optimales.

2.4.2.3. Résultats de Simulation

Les paramètres de MODA utilisés pour résoudre le problème multi-objectifs d'OPF sont : la taille de la population est 100, la taille de l'archive est 100, le nombre d'itérations maximal est 200. Les résultats obtenus par MODA-MOOPF sont présentés dans le Tableau 2.16. Les Tableau 2.17 et Tableau 2.18 montrent la comparaison entre les résultats trouvés par MODA-MOOPF avec d'autres méthodes proposées dans la littérature. La convergence de MODA dans le premier cas est présentée

dans la Figure 2.31. Les solutions Pareto-optimales sont montrées dans la Figure 2.32. Les amplitudes et les angles des tensions sont illustrées dans les deux figures 2.33 et 2.34.

Tableau 2.16. Résultats trouvés par MODA-MOOPF appliquée sur le réseau IEEE 30 JB.

	Min	Cas 1	Cas 2	Cas 3	Cas 4	Cas 5	Cas 6	Max
Pg₁	50	169.410	117.0841	133.0693	189.9365	115.9224	128.4384	200
Pg₂	20	46.1325	67.7152	61.4556	39.0259	61.2082	52.2416	80
Pg₅	15	21.2805	25.3896	23.8832	20.2081	24.5981	31.7661	50
Pg₈	10	26.6958	34.3073	32.5512	15.3410	34.3462	26.1740	35
Pg₁₁	10	16.9177	20.5072	24.9120	11.1409	26.0291	29.1932	30
Pg₁₃	12	12.3170	24.2032	13.9699	17.5992	26.8866	21.5411	40
Vg₁	0.9	1.0335	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.0904	1.1
Vg₂	0.9	1.0415	1.1000	1.1000	1.1000	1.0991	1.0795	1.1
Vg₅	0.9	1.0897	1.0884	1.0801	1.0665	1.0721	1.0408	1.1
Vg₈	0.9	1.0950	1.0901	1.0999	1.1000	1.0840	1.0710	1.1
Vg₁₁	0.9	1.1000	1.0998	1.1000	1.0452	1.0729	1.0436	1.1
Vg₁₃	0.9	1.0540	1.1000	1.0802	1.0656	1.0391	1.0795	1.1
T₆₋₉	0.9	1.0204	1.1000	1.0801	1.1000	1.0755	1.0115	1.1
T₆₋₁₀	0.9	1.0952	0.9792	1.0752	1.0413	1.0937	1.0409	1.1
T₄₋₁₂	0.9	1.0967	1.1000	1.0752	1.0983	1.0479	1.0333	1.1
T₂₈₋₂₇	0.9	1.1000	1.0714	1.0451	1.0245	1.0701	1.0068	1.1
Qc₁₀	0	1.4055	1.5306	3.4254	1.5519	4.0763	2.7894	5
Qc₁₂	0	3.2350	1.2933	2.3790	1.1678	1.7705	3.0337	5
Qc₁₅	0	3.0478	1.5280	3.2015	4.1898	1.7933	0.7743	5
Qc₁₇	0	2.1717	3.6812	3.1631	3.7092	3.7099	2.4480	5
Qc₂₀	0	2.1062	1.9611	1.1275	3.9166	3.8263	4.0189	5
Qc₂₁	0	4.2562	3.1937	3.2628	0.8050	2.8340	2.5289	5
Qc₂₃	0	2.3887	4.4292	1.2774	1.7992	1.5661	1.4803	5
Qc₂₄	0	3.7316	1.1689	3.9582	2.2680	3.6917	1.1794	5
Qc₂₉	0	1.3421	3.2804	2.9010	1.1802	0.7869	1.3894	5
Coût de génération (\$/h)	-	800.5520	830.5828	817.2373	804.6862	832.4790	828.4912	-
Emission (ton/h)	-	0.4332	0.2572	0.2763	0.4066	0.2530	0.2648	-
Pertes de puissance active (MW)	-	5.9358	5.8066	6.4063	9.8516	5.5823	5.9119	-
DV (pu)	-	0.4610	1.2217	1.3667	0.0114	1.1131	0.0585	-

Tableau 2.17. Comparaison entre les résultats de MODA et d'autres méthodes d'optimisation dans le 1^{er} cas

Coût de génération (\$/h)	Algorithmes d'optimisations
800.5520	Multi-objective dragonfly algorithm MODA
800.6600	Artificial Bee Colony Algorithm (ABC).
800.72	Improved Genetic Algorithms (IGA).
800.805	Particle Swarm Optimization (PSO).
800.8882	Black Hole Optimization Algorithm (BH).
800.96	Fuzzy Genetic Algorithm (GA)
801.8888	Semidefinite Programming (SDP)

802.2900	Tabu Search (TS)
802.9575	Nondominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)

Tableau 2.18. Comparaison entre les résultats de MODA et d'autres méthodes d'optimisation dans tous les cas étudiés

Cas 2: Coût de génération +Emission				
	Coût de génération (\$/h)	Emission (ton/h)	Pertes de puissance active (MW)	DV (pu)
MODA	830.5828	0.2572	-	-
MOMICA[65]	865.0660	0.2221	-	-
BB-MPSO[66]	865.0985	0.2227	-	-
Cas 3 : Coût de génération +Pertes de puissance active				
	Coût de génération (\$/h)	Emission (ton/h)	Pertes de puissance active (MW)	DV (pu)
MODA	817.2373	-	6.4063	-
MJaya[66]	826.9651	-	5.7596	-
QOMJaya[66]	827.9124	-	5.7960	-
MOABC/D[66]	827.6360	-	5.2451	-
NKEA[66]	829.4911	-	5.8603	-
MOMICA[65]	848.0544	-	4.5603	-
Cas 4 : Coût de génération +DV				
	Coût de génération (\$/h)	Emission (ton/h)	Pertes de puissance active (MW)	DV (pu)
MODA	804.6862	-	-	0.0114
MOMICA	804.9611	-	-	0.0952
BB-MPSO	804.9639	-	-	0.1021
NSGA-II	805.0076	-	-	0.0989
ISA	807.6408	-	-	0.1273
Cas 6 : Coût de génération +Emission +Pertes de puissance active+DV				
	Coût de génération (\$/h)	Emission (ton/h)	Pertes de puissance active (MW)	DV (pu)
MODA	828.4912	0.2648	5.9119	0.0585
MOMICA	830.1884	0.2523	5.5851	0.2978
BB-MPSO	833.0345	0.2479	5.6504	0.3945
NKEA	834.6433	0.2491	5.8935	0.4448

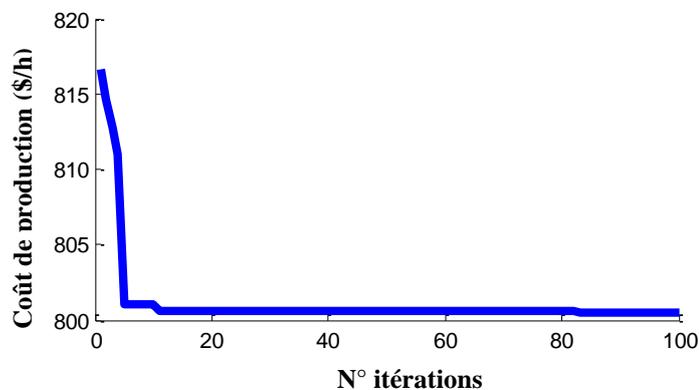


Figure 2.31. Convergence du coût de production par la méthode MODA-MOOPF.

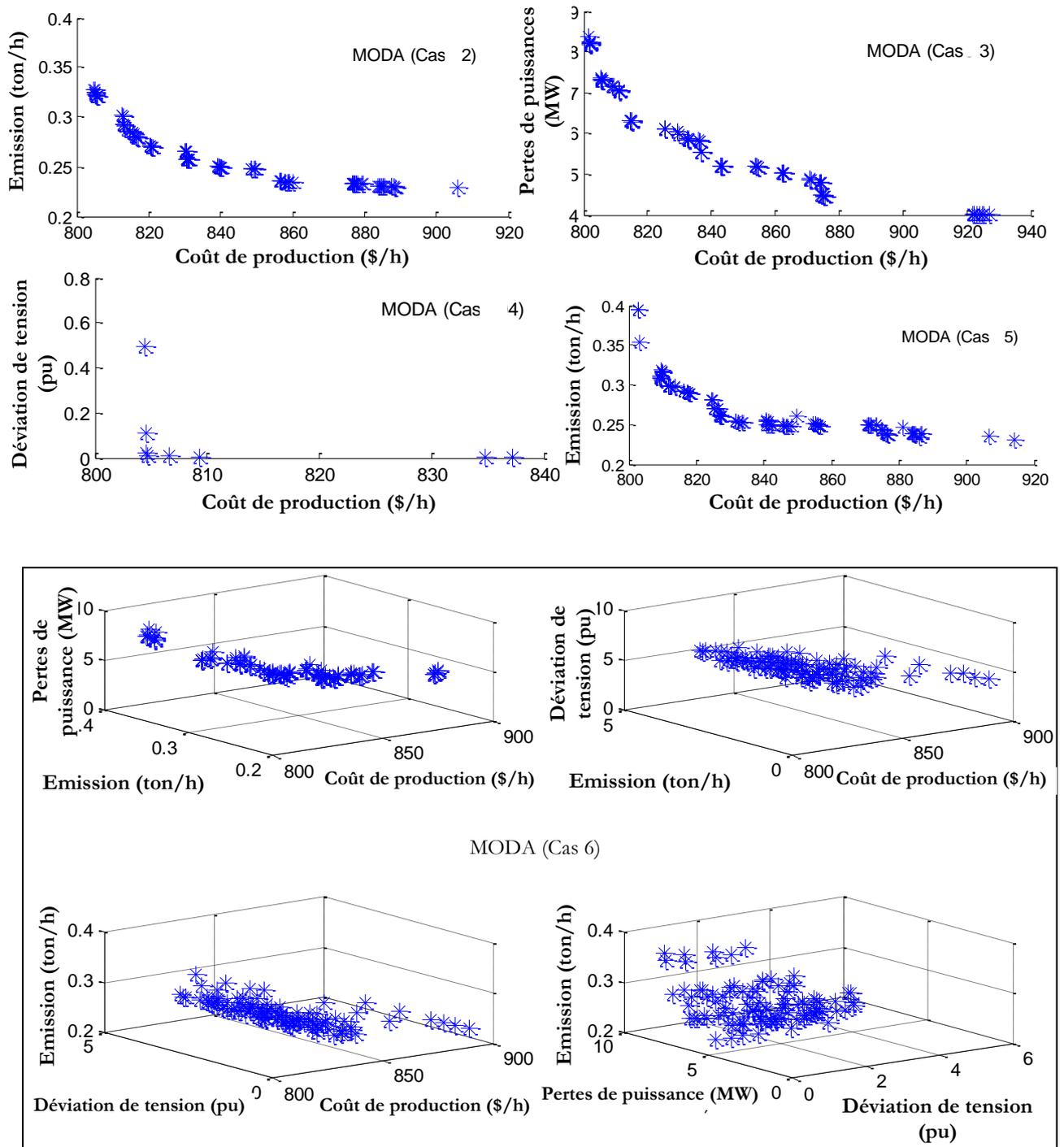


Figure 2.32. Solutions Pareto-optimale obtenues par MODA de cas 2, 3, 4, 5 et 6.

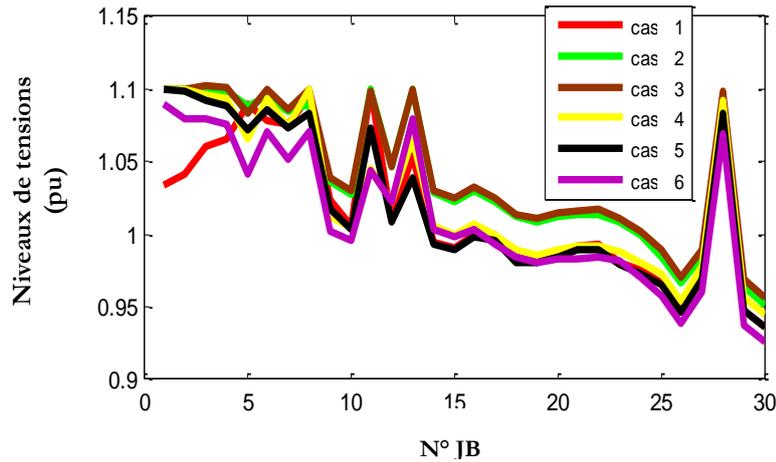


Figure 2.33. Niveaux de tensions (pu) obtenus par MODA-MOOPF pour les 6 cas : Réseau électrique IEEE30 JB.

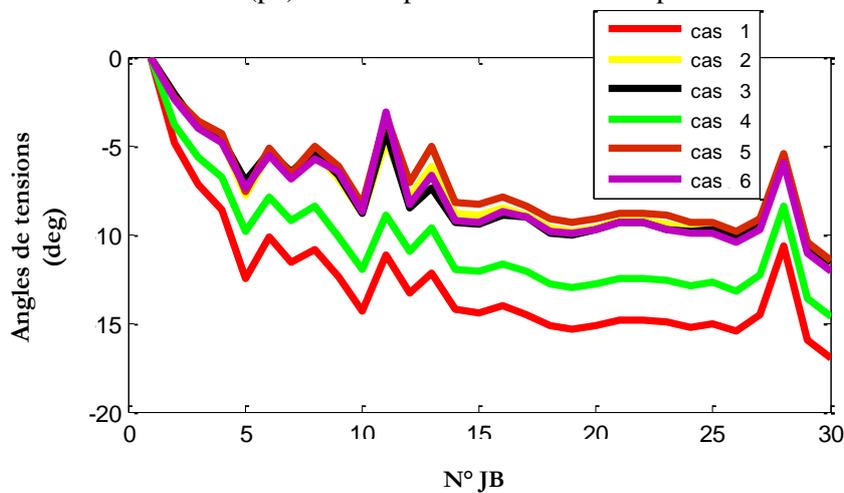


Figure 2.34. Angles de tensions (deg) obtenus par MODA-MOOPF pour les 6 cas : Réseau électrique IEEE 30 JB.

- *Interprétation des résultats trouvés par MODA*

Dans le premier cas, on a testé la fonction mono-objectif. Les résultats d'optimisation sont récapitulés dans le Tableau 2.16. Le coût minimal obtenu est de 800.5520 (\$/h) qui est très proche que celui obtenue par les autres méthodes. On constate aussi que les variables de contrôle sont dans leurs limites admissibles ainsi que les profils des tensions : amplitudes et angles (Figure 2.33 et 2.34). Pour les autres cas, l'optimisation est réalisée de manière à optimiser simultanément deux, trois et quatre fonctions objectifs à savoir, le coût de combustible, l'émission, les pertes de puissance et la déviation de la tension. On remarque que MODA donne des résultats acceptables, par exemple dans le cas de minimisation de la fonction de coût de combustible et la fonction de déviation, les résultats par MODA sont meilleurs que MOMICA avec une réduction de 0.21% de coût et de 80.35% de déviation. On observe aussi que les solutions Pareto-optimales sont diverses et bien réparties sur le front de Pareto (Figure 2.32).

2.5. Comparaison entre les méthodes proposées

Le Tableau 2.19 montre une comparaison entre quatre méthodes d'optimisation mono objectif : l'optimisation basée sur la biogéographie (BBO), l'évolution différentielle (DE), l'algorithme de luciole (FA) et l'optimisation par essaim de particules (PSO). La comparaison des résultats obtenus par l'approche MOALO avec ceux trouvés par MODA dans le cadre de l'optimisation multi-objectifs est présentée dans le Tableau 2.20. La Figure 2.36 illustre une comparaison entre les caractéristiques de convergence de toutes les méthodes proposées pour l'optimisation mono-objectif.

Tableau 2.19. Comparaison entre les méthodes d'optimisation mono-objectif : BBO, DE, FA et PSO

Minimisation de la fonction coût de génération				
	BBO-OPF	DE-OPF	FA-OPF	PSO-OPF
Coût de production (\$/h)	800.045	799.744	800.3436	800.6265
Emission (ton/h)	0.368	0.368	0.3722	0.38929
Coût de production Total (\$/h)	1002.900	1002.700	1005.2992	1014.9984
Pertes de puissance (MW)	8.901	8.914	8.9798	9.3777
DV (pu)	2.0255	2.1509	0.9862	2.2259
Temps CPU (s)	276.2538	264.1285	102.2624	975.357
Minimisation de la fonction coût de génération + émission				
	BBO-OPF	DE-OPF	FA-OPF	PSO-OPF
Coût de production (\$/h)	818.412	817.777	818.0746	821.6726
Emission (ton/h)	0.270	0.271	0.2717	0.2686
Coût de production Total (\$/h)	966.980	966.816	967.6889	969.5795
Pertes de puissance (MW)	6.031	6.046	6.2692	6.3619
DV (pu)	1.1900	2.2386	1.5290	1.3182
Temps CPU (s)	207.1647	397.4408	107.1637	941.645
Minimisation de la fonction d'émission				
	BBO-OPF	DE-OPF	FA-OPF	PSO-OPF
Coût de production (\$/h)	933.616	933.219	935.1903	936.1639
Emission (ton/h)	0.217	0.217	0.2177	0.2183
Coût de production Total (\$/h)	1053.330	1052.90	1055.0689	1056.3729
Pertes de puissance (MW)	3.373	3.305	4.1078	5.1327
DV (pu)	1.3186	2.3357	0.5057	1.3394
Temps CPU (s)	109.2426	144.0812	95.5467	90.847

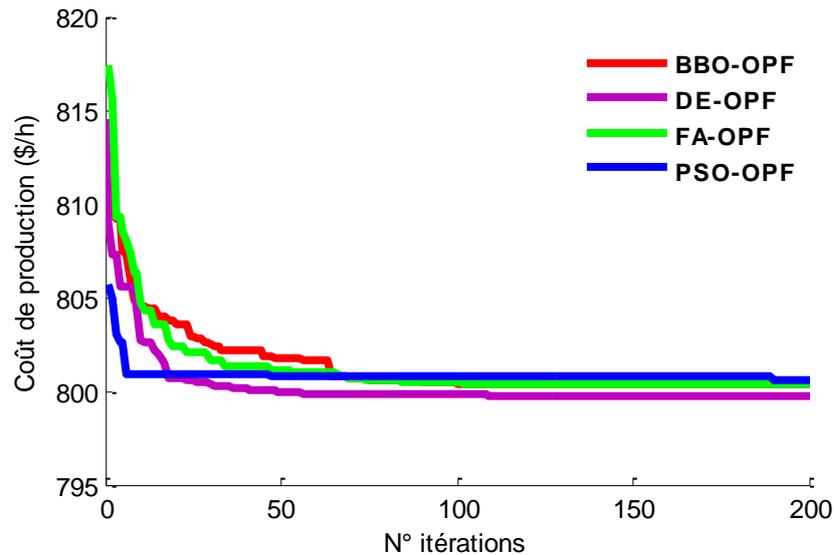


Figure 2.35. Convergence de BBO, DE, FA et PSO dans le 1^{er} cas.

Tableau 2.20. Comparaison entre les résultats de MODA et d'autres méthodes d'optimisation dans tous les cas étudiés

	Cas 01		Cas 02		Cas 03	
	MOALO	MODA	MOALO	MODA	MOALO	MODA
Coût de production (\$/h)	799.1436	800.5520	831.6764	830.5828	826.4556	817.2373
Emission (ton/h)	0.3679	0.4332	0.2576	0.2572	0.2643	0.2763
Pertes de puissance (MW)	8.6454	5.9358	5.6031	5.8066	5.7727	6.4063
DV (pu)	2.1786	0.4610	1.2737	1.2217	1.1022	1.3667
	Cas 04		Cas 05		Cas 06	
	MOALO	MODA	MOALO	MODA	MOALO	MODA
Coût de production (\$/h)	803,0611	804.6862	828.3344	832.4790	826.2676	828.4912
Emission (ton/h)	0.3706	0.4066	0.2668	0.2530	0.2730	0.2648
Pertes de puissance (MW)	10.8526	9.8516	6.0932	5.5823	7.2073	5.9119
DV (pu)	0.3075	0.0114	1.2329	1.1131	0.7160	0.0585

Les valeurs des coûts, de taux d'émission, de déviation de tension et des pertes sont très proches dans tous les cas soit pour l'optimisation mono objectif ou multi-objectifs. Les caractéristiques de convergence des quatre méthodes mono objectifs montre que la PSO converge rapidement que les autres méthodes.

2.6. Conclusion

La contribution de ce chapitre est l'optimisation de l'écoulement de puissance en utilisant des méthodes métaheuristiques mono et multi-objectives. Différentes fonctions objectifs ont été étudiées à savoir le coût de combustible, les pertes de puissances active, l'émission des gaz toxiques et la déviation de tension au niveau des jeux de barres.

Les méthodes proposées ont été appliquées au réseau standard IEEE 30 jeux de barres. Les résultats obtenus ont été comparés entre eux et avec d'autres méthodes d'optimisation. Cette comparaison confirme l'efficacité des méthodes proposées pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance mono, bi et multi objectif.

Dans le chapitre suivant, nous allons exposer des nouvelles techniques d'optimisation développées en se basant sur l'hybridation des méthodes d'optimisation proposées dans ce chapitre.

Chapitre 03

OPTIMISATION DE L'OPF EN PRESENCE DES MULTI-FACTS PAR DES METHODES METAHEURISTIQUES HYBRIDES

3.1. Introduction

Le développement des dispositifs FACTS (Flexible Alternating Current Transmission System) a ouvert de nouvelles perspectives pour une exploitation plus efficace des réseaux électriques par une action continue et rapide sur les différents paramètres du réseau électriques (déphasage, tension et impédance) [71]. La technologie FACTS utilise l'électronique de puissance et plus particulièrement des éléments commandables tels que les thyristors, les thyristors GTO et les transistors IGBT. Ces éléments permettent d'obtenir des vitesses de commande nettement supérieures à celles des systèmes électromécaniques classiques qui sont encore largement utilisés. Les dispositifs FACTS peuvent être utilisés dans la compensation de l'énergie réactive pour augmenter la capacité de transmission et assurer la sécurité du réseau par l'augmentation des marges de stabilité dynamique et transitoire.

Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons des généralités sur le système FACTS et nous présentons aussi deux méthodes d'optimisation que nous avons développées, issue de l'hybridation de l'optimisation basée sur la biogéographie (BBO) avec l'évolution différentielle (DE) et l'hybridation de l'algorithme de luciole (FA) avec l'optimisation par essaims de particules (PSO), pour résoudre le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance. Ensuite, on va étudier et tester ces deux méthodes sur le réseau test IEEE 30 JB et le réseau Algérien 114 JB.

La deuxième partie expose les résultats du problème d'OPF mono, bi et multi-objectif en présence de multi-FACTS. Nous nous intéressons aux trois dispositifs FACTS, série (condensateur série contrôlé par thyristor TCSC), shunt (compensateur statique de puissance réactive SVC) et hybride (variateur de charge universel UPFC). L'objectif principal donc est de vérifier l'impact des dispositifs FACTS sur l'exploitation du réseau électrique.

3.2. Généralité sur les dispositifs FACTS

Selon l'IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers), les systèmes FACTS sont : « Les systèmes de transmission en courant alternatif incorporant des contrôleurs à base d'électronique de puissance afin d'améliorer la contrôlabilité des réseaux électriques ainsi que la capacité de transfert des lignes » [72].

En général, les FACTS peuvent être classés, selon leur mode de connexion au réseau, en trois types:

- Compensateurs séries : connectés en série avec le système d'alimentation.
- Compensateurs parallèles (shunts) : connectés en parallèle avec le système d'alimentation.
- Compensateurs hybrides qui recourent simultanément aux deux couplages (série et parallèle).

Ces types décomposés en deux catégories selon la technologie d'électronique de puissance utilisée :

- Compensateurs à base de thyristors.
- Compensateurs à base de thyristors GTO.

Dans notre travail, on s'intéresse uniquement aux trois compensateurs : série (TCSC), shunt (SVC) et hybride (UPFC).

3.2.1. Compensateurs séries

Ces systèmes sont insérés en série comme une impédance (inductive ou capacitive) ou une source de tension variable. L'action principale d'un compensateur série basé sur des éléments passifs commutés est la modification de l'impédance de ligne. Ils agissent généralement en insérant une tension capacitive sur la ligne de transport qui permet de compenser la chute de tension inductive [73]. Les compensateurs séries les plus connus sont :

- TCSC : Condensateur Série contrôlé par thyristor (Thyristor Controlled Series Capacitor)
- TCSR : Réactance série contrôlée par thyristors (Thyristor Controlled Series Reactor)
- TSSC : Condensateur Série commuté par thyristor (Thyristor Switched Series Capacitor)
- SSSC : Compensateur Statique Série Synchrone (Static Synchronous Series Compensator)

a. Condensateur Série contrôlé par thyristor (TCSC)

Le TCSC est un compensateur série à base de thyristor. Il est apparu au milieu des années quatre-vingts, il est analogue à une impédance contrôlable, qui est le résultat de la mise en parallèle d'un

condensateur et une branche de réactance commandée par thyristor (Figure 3.1). Le TCSC permet de modifier sa réactance et a pour principal effet le pouvoir de contrôler la puissance circulant dans la ligne de transmission où il est placé [74].

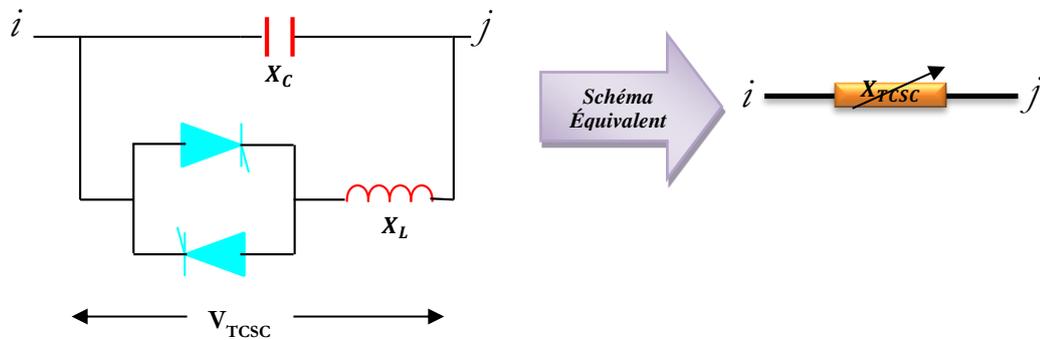


Figure 3.1. Schéma électrique unifilaire simplifié d'un TCSC.

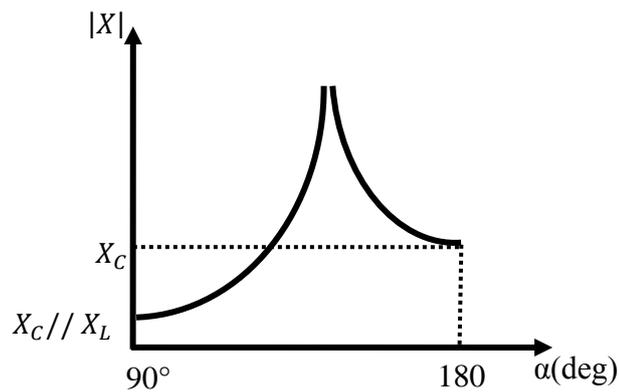


Figure 3.2. Réactance de TCSC en fonction de l'angle d'amorçage des thyristors α .

Figure 3.1 représente le schéma de TCSC et la Figure 3.2 représente la réactance de TCSC en fonction de l'angle d'amorçage des thyristors α .

Où : X_c est l'impédance du condensateur et X_L est l'impédance de l'inductance du TCSC.

La réactance équivalente du TCSC qui varie selon l'angle de retard à l'amorçage des thyristors α (Figure 3.2) est donnée par l'expression suivante :

$$X_{TCSC}(\alpha) = \frac{jL\omega}{[(2/\pi) \cdot (\pi - \alpha + \sin \alpha)] - Lc\omega^2} \quad (3.1)$$

D'où, la réactance de la ligne entre les jeux de barres i et j est formulée comme suit :

$$X_{ij} = X_{Ligne} + X_{TCSC} \quad (3.2)$$

Où X_{Ligne} est la réactance de la ligne et X_{TCSC} est la réactance de TCSC.

3.2.2. Compensateurs parallèles (shunt)

Ces compensateurs sont branchés en parallèle avec les lignes électriques. Les compensateurs shunts fonctionnent comme source de courant. Ils injectent ou consomment du réseau un courant variable via le point de raccordement. Cette injection du courant modifie les puissances actives et réactives transitées dans la ligne [75]. Les compensateurs parallèles les plus utilisés sont [73] :

- TCR Réactance commandée par thyristors (Thyristor Controlled Reactor)
- TSC Condensateur commuté par thyristors (Thyristor Switched Capacitor)
- SVC Compensateur statique de puissance réactive (Static Var Compensator)
- TCBR Résistance de freinage contrôlé par thyristors (Thyristor Control Breaking Resistor).
- STATCOM Compensateur statique synchrone (Static Synchronous Compensator)

a. Compensateur statique de puissance réactive (SVC)

Le compensateur shunt SVC est un générateur (absorbeur) statique de l'énergie réactive. Il a apparu au début des années 1970, il se compose d'une batterie de condensateurs commutés par thyristors (TSC), un banc de bobines commandé par thyristors (TCR) et un filtre d'harmonique comme illustré dans la Figure (3.3).

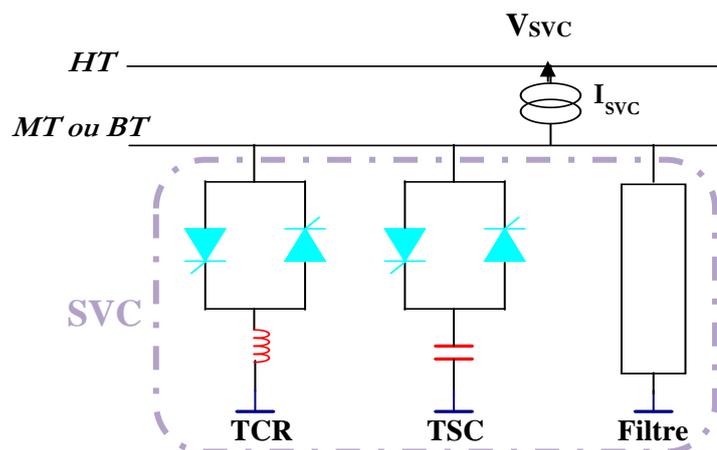


Figure 3.3. Schéma électrique unifilaire simplifié d'un SVC.

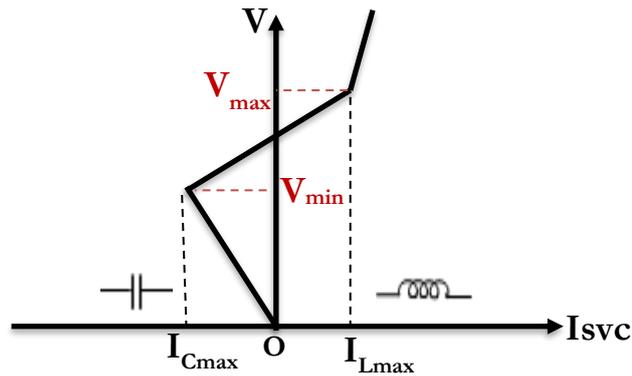


Figure 3.4. Fonctionnement d'un compensateur statique SVC.

La Figure 3.4 donne la caractéristique statique du SVC. D'après cette figure on peut résumer le principe de fonctionnement du SVC comme suit [76] :

- Zone capacitif ($V < V_{min}$) : le TSC donne une énergie maximale.
- Zone mixte ($V_{min} \leq V \leq V_{max}$) : l'énergie réactive est une combinaison des TSC et TCR.
- Zone Inductif ($V > V_{max}$) : le TCR donne son énergie maximale.

La réactance du SVC est donnée par l'équation suivante :

$$X_{SVC} = X_{TCR} // X_{TSC} \frac{L\omega}{\frac{2}{\pi} \left(\pi - \alpha + \frac{\sin(2\alpha)}{2} \right) - LC\omega^2} \quad (3.3)$$

Où α est un angle de commande du TCR, L est l'inductance du TCR et C est la capacité du TSC.

3.2.3. Compensateurs hybrides (série-parallèle)

Ce type de compensation est une structure hybride entre la compensation parallèle et série. Les compensateurs hybride permettent de remplir toutes les fonctions des dispositifs FACTS séries et parallèles [74]. Ils permettent de contrôler le niveau de la tension, l'angle de transport de l'énergie et le flux des puissances active et réactive. Il existe plusieurs compensateurs hybrides à base de thyristor et à base de thyristor GTO. On peut citer :

- UPFC Variateur de charge universel (Unified Power Flow Controller).
- IPFC Contrôleur de transit de puissance interlignes (Interligne Power Flow Controller).
- IPC Régulateur de puissance Interphases (Interphase Power Controller).
- TCPAR Régulateur d'angle de phase contrôlé par thyristors (Thyristor Controlled Phase Angle Regulator).

a. Variateur de charge universel UPFC

Le variateur de charge universel (UPFC) est un dispositif FACTS de topologie universelle utilisé dans les réseaux de transport principalement pour la régulation de tension, de déphasage de tension aux extrémités d'une ligne et de l'impédance de la ligne [75, 77]. L'UPFC est constitué de deux onduleurs de tension à thyristors GTO, ces deux onduleurs sont interconnectés par un condensateur, l'onduleur #1 est connecté en parallèle au réseau par l'intermédiaire d'un transformateur triphasé shunt et l'onduleur #2 est relié au réseau avec une connexion série comme montré dans la Figure (3.5).

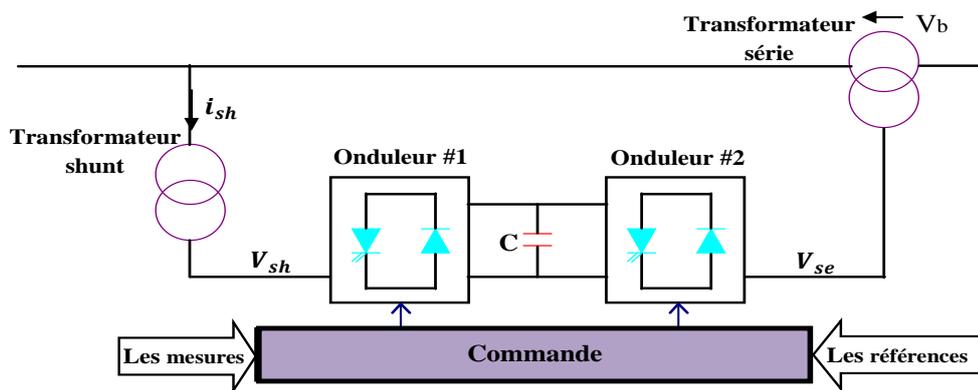


Figure 3.5. Schéma de principe d'UPFC.

Le branchement parallèle permet de gérer l'injection ou l'absorption de puissance réactive et également la charge du jeu de barres continu. Le branchement série permet de gérer indirectement les puissances active et réactive transmises par la ligne via l'injection d'une tension en série.

3.3. Modélisation des systèmes FACTS

3.3.1. Modélisation d'un compensateur SVC

En pratique, le SVC est représenté par une admittance shunt variable. Le circuit équivalent du SVC est illustré dans la Figure 3.6 [78].

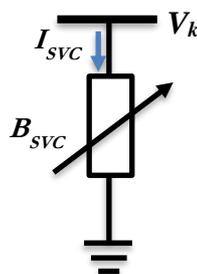


Figure 3.6. Circuit équivalent de SVC.

D'après la figure 3.5, le courant consommé par le SVC est donné par l'équation (3.4) :

$$I_{SVC} = jB_{SVC}V_k \quad (3.4)$$

Où, I_{SVC} courant du SVC, B_{SVC} est la susceptance du SVC et V_k est la tension au jeu de barres k .

La puissance réactive Q_{SVC} fournie ou absorbée par le SVC est exprimée comme suit :

$$Q_{SVC} = Q_k = -V_k^2 B_{SVC} \quad (3.5)$$

$$\text{Avec } B_{SVC}^{min} \leq B_{SVC} \leq B_{SVC}^{max} \quad (3.6)$$

Où B_{SVC}^{min} , B_{SVC}^{max} sont les limites min et max de la susceptance B_{SVC} .

Le signe "moins" indique que le SVC fournit de la puissance réactive au système.

L'équation linéarisée de la puissance est donnée par :

$$\begin{bmatrix} \Delta P_k \\ \Delta Q_k \end{bmatrix}^{(i)} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & Q_k \end{bmatrix}^{(i)} \begin{bmatrix} \Delta \theta_k \\ \Delta B_{SVC}/B_{SVC} \end{bmatrix}^{(i)} \quad (3.7)$$

Où, la susceptance variable B_{SVC} est prise comme une variable d'état.

θ_k est l'angle de déclenchement de thyristor.

A la fin d'itération i , la susceptance est mise à jour selon l'équation suivante [14]:

$$B_{SVC}^{(i)} = B_{SVC}^{(i-1)} + \left(\frac{\Delta B_{SVC}}{B_{SVC}} \right)^{(i)} B_{SVC}^{(i-1)} \quad (3.8)$$

3.3.2. Modélisation d'un compensateur TCSC

Le modèle de l'écoulement de puissance d'un compensateur TCSC est basé sur le concept simple d'une réactance variable branchée en série, dont la valeur est ajustée automatiquement pour limiter l'écoulement de puissance dans la branche à une valeur spécifiée. La réactance est déterminée par la méthode de Newton. Figure 3.6 représente la réactance changeable équivalente du TCSC lorsqu'il fonctionne en mode inductif (a) ou capacitif (b) [14].

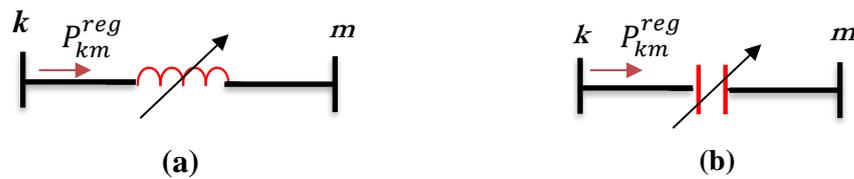


Figure 3.7. Circuit équivalent du TCSC : (a) inductive (b) capacitive.

La matrice admittance de compensateur série est exprimée par l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} I_k \\ I_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} jB_{kk} & jB_{km} \\ jB_{mk} & jB_{mm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_k \\ V_m \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

Pour le fonctionnement inductif, on a :

$$\left. \begin{aligned} B_{kk} = B_{mm} &= -\frac{1}{X_{TCSC}} \\ B_{km} = B_{mk} &= \frac{1}{X_{TCSC}} \end{aligned} \right\} \quad (3.10)$$

Les signes sont inversés pour le fonctionnement capacitif.

Les puissances active et réactive au niveau du jeu de barres k sont comme suit :

$$P_k = V_k V_m B_{km} \sin(\theta_k - \theta_m) \quad (3.11)$$

$$Q_k = -V_k^2 B_{kk} - V_k V_m B_{km} \cos(\theta_k - \theta_m) \quad (3.12)$$

Dans les solutions de Newton-Raphson, les équations 3.11 et 3.12 sont linéarisés donc les équations de l'écoulement de puissance sous forme linéaire sont données par l'équation 3.13, où la réactance série P_{km}^{reg} règle la puissance active qui circule du jeu de barres k vers le jeu de barres m .

$$\begin{bmatrix} \Delta P_k \\ \Delta P_m \\ \Delta Q_k \\ \Delta Q_m \\ \Delta P_{km}^{X_{TCSC}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} & \frac{\partial P_k}{\partial \theta_m} & \frac{\partial P_k}{\partial V_k} V_k & \frac{\partial P_k}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial P_k}{\partial X_{TCSC}} X_{TCSC} \\ \frac{\partial P_m}{\partial \theta_k} & \frac{\partial P_m}{\partial \theta_m} & \frac{\partial P_m}{\partial V_k} V_k & \frac{\partial P_m}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial P_m}{\partial X_{TCSC}} X_{TCSC} \\ \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_k} & \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_m} & \frac{\partial Q_k}{\partial V_k} V_k & \frac{\partial Q_k}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial Q_k}{\partial X_{TCSC}} X_{TCSC} \\ \frac{\partial Q_m}{\partial \theta_k} & \frac{\partial Q_m}{\partial \theta_m} & \frac{\partial Q_m}{\partial V_k} V_k & \frac{\partial Q_m}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial Q_m}{\partial X_{TCSC}} X_{TCSC} \\ \frac{\Delta P_{km}^{X_{TCSC}}}{\partial \theta_k} & \frac{\Delta P_{km}^{X_{TCSC}}}{\partial \theta_m} & \frac{\Delta P_{km}^{X_{TCSC}}}{\partial V_k} V_k & \frac{\Delta P_{km}^{X_{TCSC}}}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial P_{km}^{X_{TCSC}}}{\partial X_{TCSC}} X_{TCSC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta_k \\ \Delta \theta_m \\ \frac{\Delta V_k}{V_k} \\ \frac{\Delta V_m}{V_m} \\ \frac{\Delta X_{TCSC}}{X_{TCSC}} \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

Avec ;

$$\Delta P_{km}^{X_{TCSC}} = P_{km}^{reg} - P_{km}^{X_{TCSC},cal} \quad (3.14)$$

Où $\Delta P_{km}^{X_{TCSC}}$ est la puissance active pour la réactance série, $P_{km}^{X_{TCSC},cal}$ est la puissance calculée selon l'équation 3.11.

Le changement dans la réactance série ΔX_{TCSC} est donnée par

$$\Delta X_{TCSC} = X_{TCSC}^{(i)} - X_{TCSC}^{(i-1)} \quad (3.15)$$

A la fin d'itération i , la réactance du TCSC est mise à jour selon l'équation suivante [14]:

$$X_{TCSC}^{(i)} = X_{TCSC}^{(i-1)} + \left(\frac{\Delta X_{TCSC}}{X_{TCSC}} \right)^{(i)} X_{TCSC}^{(i-1)} \quad (3.16)$$

3.3.3. Modélisation d'un compensateur UPFC

Le principe de fonctionnement d'un compensateur UPFC est présenté par un modèle d'injection proposé par Ghandhari [79], ce modèle a pour but d'étudier les relations entre l'UPFC et le réseau électrique en régime stationnaire. Le circuit équivalent d'UPFC est illustré dans la Figure (3.7), il est constitué de deux sources de tension synchrones (série et parallèle). L'UPFC est connecté dans une ligne de transmission entre les jeux de barres k et m [14].

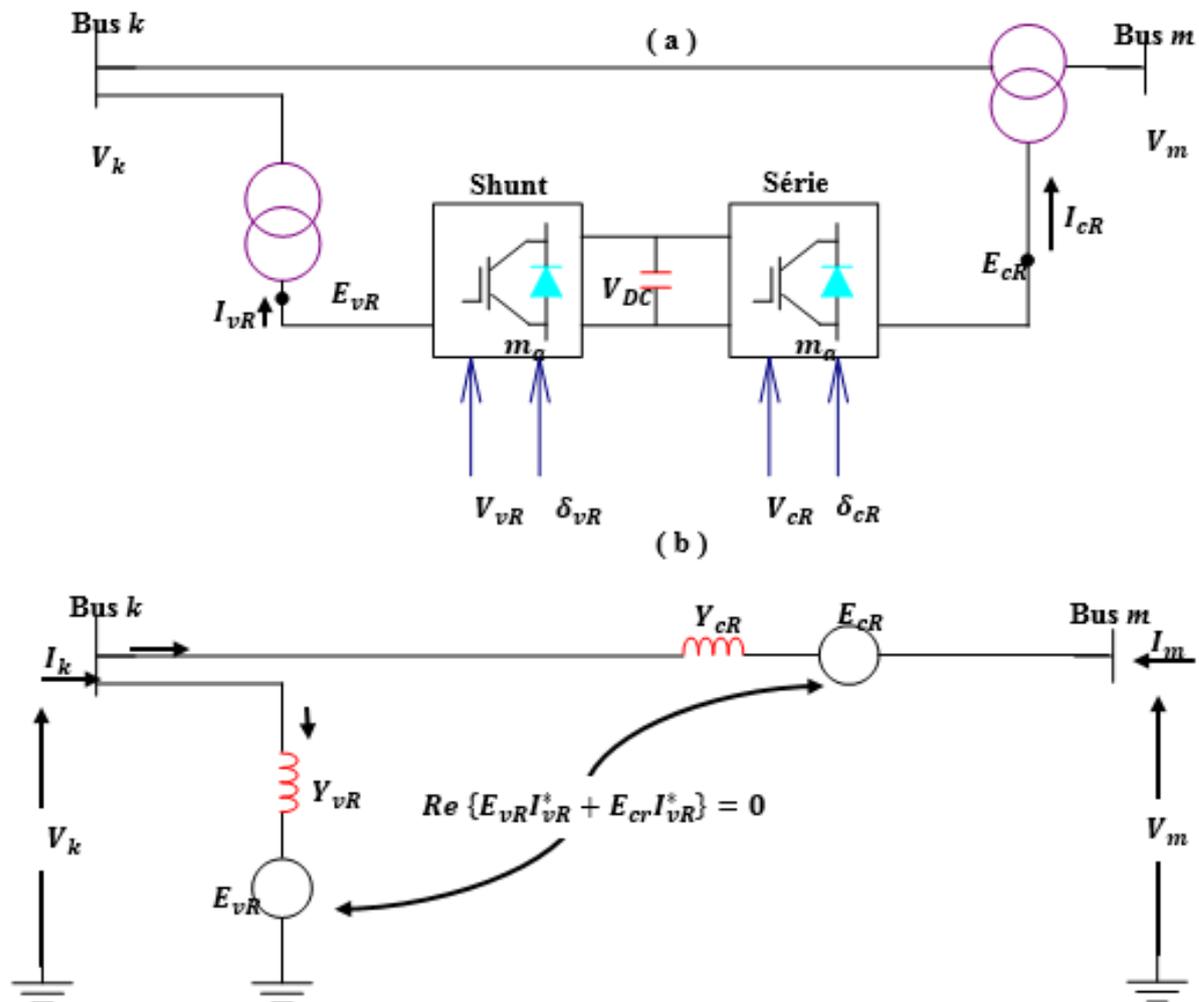


Figure 3.8. Circuit équivalent de l'UPFC.

La tension de l'UPFC est donnée par :

$$\mathbf{E}_{vR} = V_{vR}(\cos \delta_{vR} + j \sin \delta_{vR}) \quad (3.17)$$

$$\mathbf{E}_{cR} = V_{cR}(\cos \delta_{cR} + j \sin \delta_{cR}) \quad (3.18)$$

Avec : V_{vR} et δ_{vR} sont l'amplitude contrôlable et l'angle de phase de la source de tension shunt.

V_{cR} et δ_{cR} représentent l'amplitude contrôlable et l'angle de phase de la source de tension série.

Ces amplitudes et angles de phase de la source série et shunt ont les limites min et max comme suit :

$$V_{vR \min} \leq V_{vR} \leq V_{vR \max} \quad (3.19)$$

$$0 \leq \delta_{vR} \leq 2\pi \quad (3.20)$$

$$V_{cR \min} \leq V_{cR} \leq V_{cR \max} \quad (3.21)$$

$$0 \leq \delta_{cR} \leq 2\pi \quad (3.22)$$

Selon la figure (3.8) et les équations (3.17), (3.18), les puissances active et réactive dans les jeux de barres k et m sont données comme suit [14]:

$$\begin{aligned} P_k = & V_k^2 G_{kk} + V_k V_m [G_{km} \cos(\theta_k - \theta_m) + B_{km} \sin(\theta_k - \theta_m)] + \\ & + V_k V_{cR} [G_{km} \cos(\theta_k - \delta_{cR}) + B_{km} \sin(\theta_k - \delta_{cR})] + \\ & + V_k V_{vR} [G_{vR} \cos(\theta_k - \delta_{vR}) + B_{vR} \sin(\theta_k - \delta_{vR})] \end{aligned} \quad (3.23)$$

$$\begin{aligned} Q_k = & -V_k^2 G_{kk} + V_k V_m [G_{km} \sin(\theta_k - \theta_m) - B_{km} \cos(\theta_k - \theta_m)] + \\ & + V_k V_{cR} [G_{km} \sin(\theta_k - \delta_{cR}) - B_{km} \cos(\theta_k - \delta_{cR})] + \\ & + V_k V_{vR} [G_{vR} \sin(\theta_k - \delta_{vR}) - B_{vR} \cos(\theta_k - \delta_{vR})] \end{aligned} \quad (3.24)$$

$$\begin{aligned} P_m = & V_m^2 G_{mm} + V_m V_k [G_{mk} \cos(\theta_m - \theta_k) + B_{mk} \sin(\theta_m - \theta_k)] + \\ & + V_m V_{cR} [G_{mm} \cos(\theta_m - \delta_{cR}) + B_{mm} \sin(\theta_m - \delta_{cR})] \end{aligned} \quad (3.25)$$

$$\begin{aligned} Q_m = & -V_m^2 B_{mm} + V_m V_k [G_{mk} \sin(\theta_m - \theta_k) - B_{mk} \cos(\theta_m - \theta_k)] + \\ & + V_m V_{cR} [G_{mm} \sin(\theta_m - \delta_{cR}) - B_{mm} \cos(\theta_m - \delta_{cR})] \end{aligned} \quad (3.26)$$

Les puissances active et réactive du convertisseur shunt sont comme suit:

$$\begin{aligned} P_{cR} = & V_{cR}^2 G_{mm} + V_{cR} V_k [G_{mk} \cos(\delta_{cR} - \theta_k) + B_{mk} \sin(\delta_{cR} - \theta_k)] + \\ & + V_{cR} V_m [G_{mm} \cos(\delta_{cR} - \theta_m) + B_{mm} \sin(\delta_{cR} - \theta_m)] \end{aligned} \quad (3.27)$$

$$\begin{aligned} Q_{cR} = & -V_{cR}^2 B_{mm} + V_{cR} V_k [G_{mk} \sin(\delta_{cR} - \theta_k) - B_{mk} \cos(\delta_{cR} - \theta_k)] + \\ & + V_{cR} V_m [G_{mm} \sin(\delta_{cR} - \theta_m) - B_{mm} \cos(\delta_{cR} - \theta_m)] \end{aligned} \quad (3.28)$$

Et les puissances active et réactive du convertisseur série sont calculées par l'équation suivante :

$$P_{vR} = -V_{vR}^2 G_{vR} + V_{vR} V_k [G_{vR} \cos(\delta_{vR} - \theta_k) + B_{vk} \sin(\delta_{vR} - \theta_k)] \quad (3.29)$$

$$Q_{vR} = V_{vR}^2 B_{vR} + V_{vR} V_k [G_{vR} \sin(\delta_{vR} - \theta_k) - B_{vk} \cos(\delta_{vR} - \theta_k)] \quad (3.30)$$

Supposant que les valves du convertisseur sont sans pertes, alors la puissance active fournie au convertisseur shunt P_{vR} égale à la puissance active demandée par le convertisseur série P_{cR} :

$$P_{vR} + P_{cR} = 0 \quad (3.31)$$

En outre, si les résistances des transformateurs sont supposées négligeable alors la puissance active au jeu de barres k correspond à la puissance active à jeu de barres m :

$$P_{vR} + P_{cR} = P_k + P_m = 0 \quad (3.32)$$

Quand on prend le jeu de barres m comme un jeu de barres de type PQ (type charge), la forme liniaire des équations des puissances d'UPFC sont comme suit:

$$\begin{bmatrix} \Delta P_k \\ \Delta P_m \\ \Delta Q_k \\ \Delta Q_m \\ \Delta P_{mk} \\ \Delta Q_{mk} \\ \Delta P_{bb} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} & \frac{\partial P_k}{\partial \theta_m} & \frac{\partial P_k}{\partial V_{vR}} V_{vR} & \frac{\partial P_k}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial P_k}{\partial \delta_{cR}} & \frac{\partial P_k}{\partial V_{cR}} V_{cR} & \frac{\partial P_k}{\partial \delta_{vR}} \\ \frac{\partial P_m}{\partial \theta_k} & \frac{\partial P_m}{\partial \theta_m} & 0 & \frac{\partial P_m}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial P_m}{\partial \delta_{cR}} & \frac{\partial P_m}{\partial V_{cR}} V_{cR} & 0 \\ \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_k} & \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_m} & \frac{\partial Q_k}{\partial V_{vR}} V_{vR} & \frac{\partial Q_k}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial Q_k}{\partial \delta_{cR}} & \frac{\partial Q_k}{\partial V_{cR}} V_{cR} & \frac{\partial Q_k}{\partial \delta_{vR}} \\ \frac{\partial Q_m}{\partial \theta_k} & \frac{\partial Q_m}{\partial \theta_m} & 0 & \frac{\partial Q_m}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial Q_m}{\partial \delta_{cR}} & \frac{\partial Q_m}{\partial V_{cR}} V_{cR} & 0 \\ \frac{\partial P_{mk}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial P_{mk}}{\partial \theta_m} & 0 & \frac{\partial P_{mk}}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial P_{mk}}{\partial \delta_{cR}} & \frac{\partial P_{mk}}{\partial V_{cR}} V_{cR} & 0 \\ \frac{\partial Q_{mk}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial Q_{mk}}{\partial \theta_m} & 0 & \frac{\partial Q_{mk}}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial Q_{mk}}{\partial \delta_{cR}} & \frac{\partial Q_{mk}}{\partial V_{cR}} V_{cR} & 0 \\ \frac{\partial P_{bb}}{\partial \theta_k} & \frac{\partial P_{bb}}{\partial \theta_m} & \frac{\partial P_{bb}}{\partial V_{vR}} V_{vR} & \frac{\partial P_{bb}}{\partial V_m} V_m & \frac{\partial P_{bb}}{\partial \delta_{cR}} & \frac{\partial P_{bb}}{\partial V_{cR}} V_{cR} & \frac{\partial P_{bb}}{\partial \delta_{vR}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta_k \\ \Delta \theta_m \\ \Delta V_{vR} \\ \frac{V_{vR}}{V_m} \\ \Delta V_m \\ \frac{V_m}{V_{cR}} \\ \Delta \delta_{cR} \\ \Delta V_{cR} \\ \frac{V_{cR}}{\Delta \delta_{vR}} \end{bmatrix} \quad (3.33)$$

3.4. OPF par des méthodes d'optimisation métaheuristiques hybrides

On va commencer par l'étude du problème de l'écoulement de puissance mono-objectif. Nous avons développé deux méthodes d'optimisation métaheuristiques hybrides en se basant sur les métaheuristiques proposés dans le chapitre 02. La première méthode (BBO/DE) combine l'exploitation de l'optimisation basée sur la biogéographie BBO à l'exploration de l'évolution différentielle DE. La deuxième est une hybridation entre l'algorithme de luciole (FA) et l'optimisation par essaim de particules (PSO). Le but de ces deux hybridations est de bénéficier des avantages des deux méthodes hybridées.

Ces méthodes sont testées et appliquées sur le réseau standard IEEE 30 jeux de barres et le réseau électrique Algérien 114 jeux de barres.

3.4.1. Méthode hybride BBO/DE

La méthode hybride proposée, nommée BBO/DE, est basée sur l'algorithme original de BBO avec des modifications due à l'opérateur de migration où on emploie l'opérateur de mutation de l'algorithme DE.

En se basant sur le pseudo-code de BBO et le processus de mutation de DE, on peut résumer le processus de BBO/DE comme suit :

Algorithme 3.1 Pseudo code de BBO/DE

Définir : le nombre maximal de générations, la fonction objectif, le nombre d'individus (NP), le nombre de SIVs (D), le taux d'immigration maximal (I), le taux d'émigration maximale (E), le nombre maximum d'espèces par habitat (S_{max}), la probabilité de mutation P_s , le taux de croisement (Cr), la constante de mutation (F).

Générer la population initiale P .

Évaluer le fitness de chaque individu dans P .

Tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait, faire

Pour chaque individu,

Calculer le facteur d'immigration γ_S et d'émigration η_S pour chaque individu X_i à partir des équations 2.7 et 2.8 du chapitre 2.

Modifier la population par l'opérateur d'émigration hybride montré dans U_i

Pour $i = 1$ jusqu'à NP

Sélectionner aléatoirement les indices r_1, r_2, r_3 avec $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$

$j_{rand} = randint(1, D)$

Pour $j = 1$ jusqu'à D faire

Si $randj(0, 1) < Cr$ ou $j == j_{rand}$

$U_i(j) = X_{r_1}(j) + F(X_{r_2}(j) - X_{r_3}(j))$ (équation 2.14)

Sinon

$U_i(j) = X_i(j)$

Fin

Fin

Evaluer la nouvelle population.

Si U_i est meilleur que P_i alors

$P_i = U_i$

Fin

Fin Pour

Fin tant que

3.4.1.1. Application sur le réseau standard IEEE 30 JB

On va tester la technique d'optimisation hybride BBO/DE sur le réseau électrique IEEE à 30 JB. Les paramètres de BBO/DE-OPF sont identiques à ceux utilisés pour BBO et DE (chapitre 2). Les résultats de simulation sont présentés dans le Tableau 3.1. Une étude comparative des trois méthodes BBO/DE, BBO et DE est exposée dans ce tableau.

Tableau 3.1. Résultats trouvés par BBO/DE, BBO et DE : Réseau IEEE 30 JB.

	Coût de génération minimal			(Coût de génération + Emission) minimal			Emission minimale		
	BBO	DE	BBO/DE	BBO	DE	BBO/DE	BBO	DE	BBO/DE
Pg₁	177.0750	176.9080	176.9944	129.6700	130.1000	129.8817	68.0560	68.0760	67.9139
Pg₂	48.6410	48.7620	48.6959	56.9540	57.0760	57.04759	70.9010	70.8670	70.8133
Pg₅	21.4270	21.3010	21.2948	25.4240	25.5400	25.50583	50.0000	50.0000	50.0000
Pg₈	21.0260	21.3060	21.1560	35.0000	35.0000	34.99891	35.0000	34.1000	35.0000
Pg₁₁	11.8370	12.0270	11.8706	23.1470	22.3770	22.4134	30.0000	30.0000	30.0000
Pg₁₃	12.2940	12.0100	12.0000	19.2370	19.3490	19.38369	32.8170	32.7610	32.7653
Vg₁	1.0960	1.1000	1.1000	1.0900	1.1000	1.1000	1.0900	1.1000	1.1000
Vg₂	1.0870	1.0980	1.0880	1.0820	1.0910	1.0907	1.0840	1.0960	1.0937
Vg₅	1.0650	1.0610	1.0638	1.0590	1.0690	1.0667	1.0630	1.0760	1.0800
Vg₈	1.0700	1.0710	1.0699	1.0710	1.0780	1.0764	1.0700	1.0850	1.0823
Vg₁₁	1.0990	1.1000	1.1000	1.0900	1.1000	1.1000	1.0620	1.1000	1.1000
Vg₁₃	1.0920	1.1000	1.1000	1.0900	1.1000	1.0999	1.0900	1.0980	1.1000
T₆₋₉	0.9750	0.9830	0.9863	1.1000	0.9880	0.97978	1.0860	0.9850	0.97626
T₆₋₁₀	0.9610	0.9500	0.9500	1.0980	0.9500	0.95036	1.1000	0.9500	0.95014
T₄₋₁₂	1.0180	1.0100	0.9776	1.0050	1.0100	0.96959	1.1000	1.0100	0.96263
T₂₈₋₂₇	0.9740	0.9670	0.9613	1.1000	0.9730	0.96127	1.1000	0.9770	0.96034
Qc₁₀	4.9851	2.6596	4.9998	4.7357	2.4539	4.2568	3.2451	2.1230	5.0000
Qc₁₂	4.9072	4.4388	4.9999	4.2728	2.0442	4.9779	4.1005	3.9504	4.9979
Qc₁₅	4.429	4.371	4.9997	4.7375	4.6795	4.8979	0.9733	2.0121	5.0000
Qc₁₇	4.6864	4.9961	4.9992	4.1185	3.4296	4.9564	2.1059	5.0000	5.0000
Qc₂₀	2.9327	4.2457	4.9239	4.9505	2.3695	4.6689	3.7330	2.0925	4.9055
Qc₂₁	4.9993	4.4915	5.0000	4.9074	2.8894	5.0000	4.2659	1.3288	4.9998
Qc₂₃	4.1038	3.2439	3.7204	4.5569	1.4259	2.5237	3.4307	3.7469	3.6562
Qc₂₄	4.8873	4.5088	5.0000	4.3359	2.199	5.0000	2.1834	2.7027	5.0000
Qc₂₉	1.6386	2.0977	2.1018	2.9792	0.71129	2.2943	3.2616	1.3500	1.9986
Coût de production (\$/h)	800.0450	799.7440	799.0233	818.4120	817.777	817.2306	933.616	933.219	932.603
Emission (ton/h)	0.3680	0.3680	0.3681	0.2700	0.2710	0.2702	0.2170	0.2170	0.2173
Coût de production Total (\$/h)	1002.900	1002.700	1001.6991	966.9800	966.816	966.0376	1053.330	1052.90	1052.255
Pertes de puissance (MW)	8.9010	8.9140	8.6116	6.0310	6.046	5.831	3.373	3.305	3.0920
DV (pu)	2.0255	2.1509	2.4864	1.1900	2.2386	2.60	1.3186	2.3357	2.774
Temps d'exécution (s)	276.2538	264.1283	318.30	207.1647	397.4408	232.5118	109.2426	144.0812	116.8025

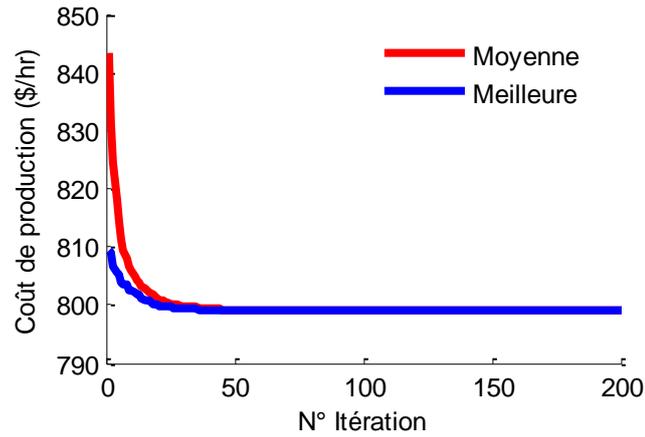


Figure 3.9. Moyenne et meilleure solutions du coût de combustible de BBO/DE-OPF : Réseau IEEE 30 JB.

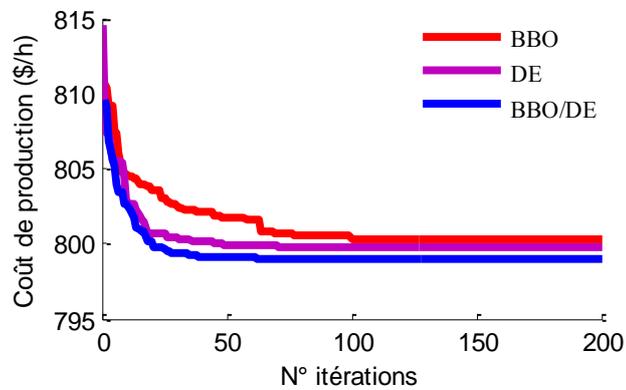


Figure 3.10. Convergence du coût de production par les méthodes BBO/DE, BBO et DE: Réseau IEEE 30 JB.

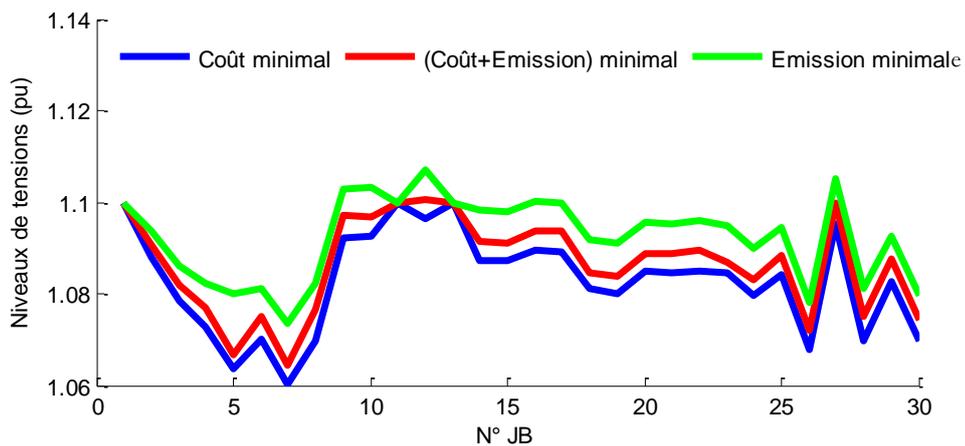


Figure 3.11. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par BBO/DE-OPF pour les 3 cas : Réseau IEEE 30 JB.

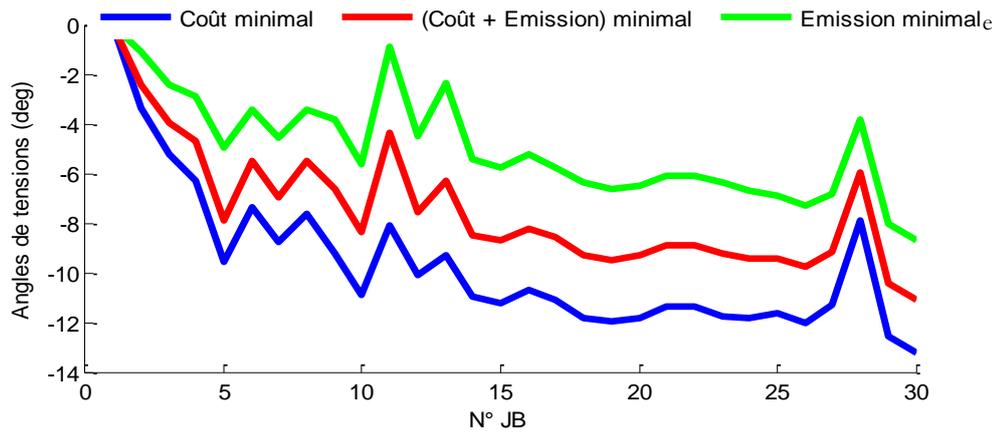


Figure 3.12. Angles de tensions (deg) résultantes de la minimisation mono/bi-objectif (coût /Emission) par BBO/DE-OPF pour les 3 cas : Réseau IEEE 30 JB.

L'étude comparative présentée dans le Tableau 3.1 montre que l'hybridation a donné des résultats meilleurs que chacune des méthodes employées séparément dans les trois cas ((1001.9691 \$/h, 966.0376 \$/h et 1052.255 \$/h) comparé avec (1002.9000 \$/h, 966.9800 \$/h et 1053.330 \$/h) et (1002.7000 \$/h, 966.816 \$/h et 1052.90 \$/h)). En comparant les courbes de convergences illustrées dans la figure 3.10, on constate que le nombre d'itérations de convergence de BBO/DE est réduit par rapport à BBO et DE. On constate aussi que les meilleures solutions trouvées par BBO/DE sont très proches aux solutions moyennes comme le montre la figure 3.9.

Les tensions (modules et angles) trouvées par BBO/DE sont acceptables et dans leurs limites admissibles dans les trois cas (Figure 3.10 et 3.11)

3.4.1.2. Application sur le réseau électrique Algérien 114 JB

Le réseau électrique Algérien comprend 114 jeux de barres, 175 branches (lignes, transformateurs) et 15 générateurs (Figure 3.13).

Avant d'appliquer la méthode hybride BBO/DE sur le réseau Algérien, il faut connaître toutes les informations des générateurs, à savoir les limites min et max des puissances actives et réactives ainsi que la fonction coût de chaque générateur. Tableau 3.2 montre les limites des puissances et les coefficients de la fonction coût des 15 générateurs du réseau électrique Algérien (ALG 114 JB).

Dans cette simulation, le jeu de barres 4 est pris comme référence. Les tensions aux niveaux de jeux de barres générateurs sont entre 0.95 pu et 1.1 pu. Les puissances demandées sont 3727 MW et 2070 MVAR. Le reste des paramètres est exposé dans l'Annexe B [80].

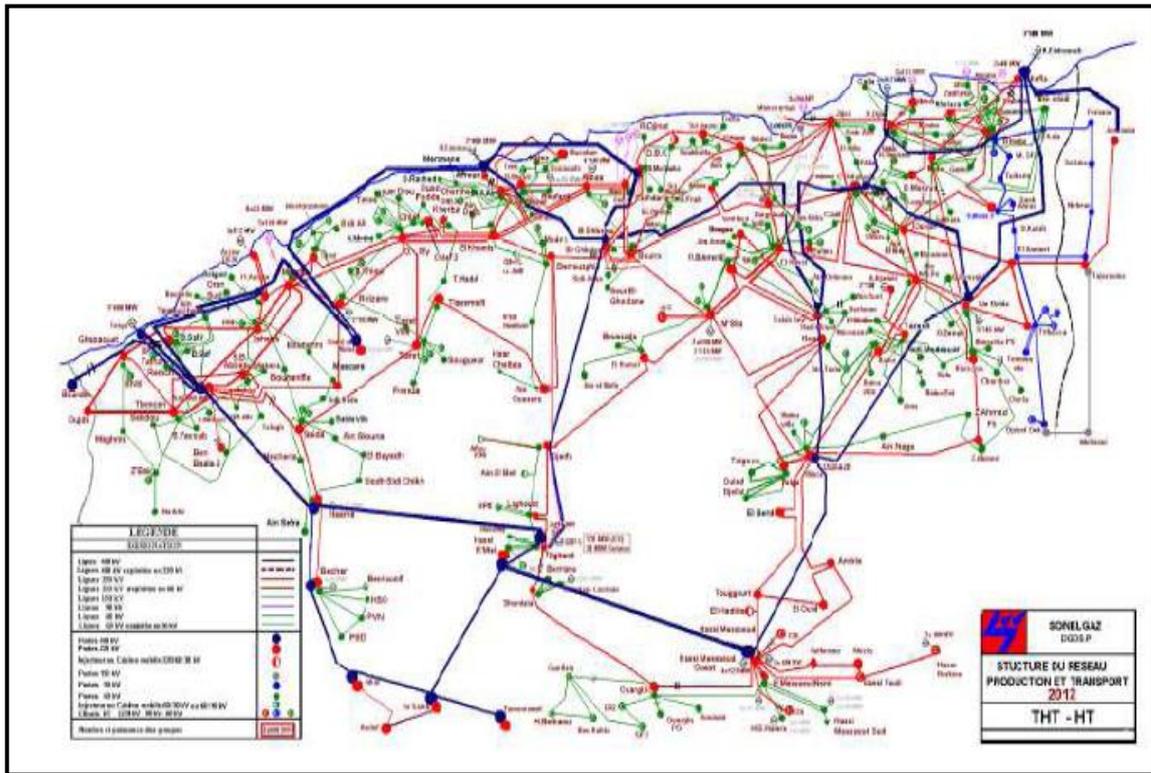


Figure 3.13. Schéma unifilaire du réseau de production et transport Algérien (ALG 114 JB).

Tableau 3.2. Paramètres des générateurs du réseau Algérien 114 JB.

JB	$P_{g_i(\min)}$ (MW)	$P_{g_i(\max)}$ (MW)	A_i (\$/h)	$B_i \cdot 10^{-2}$ (\$/MWh)	$C_i \cdot 10^{-4}$ (\$/MW ² h)
4	135,0000	1350,0000	0	1,5000	0,0085
5	135,0000	1350,0000	0	1,5000	0,0085
11	10,0000	100,0000	0	2,5000	0,0170
15	30,0000	300,0000	0	2,5000	0,0170
17	135,0000	1350,0000	0	1,5000	0,0085
19	34,5000	345,0000	0	2,5000	0,0170
22	34,5000	345,0000	0	2,5000	0,0170
52	34,5000	345,0000	0	2,5000	0,0170
80	34,5000	345,0000	0	2,5000	0,0170
83	30,0000	300,0000	0	2,5000	0,0170
98	30,0000	300,0000	0	2,5000	0,0170
100	60,0000	600,0000	0	2,0000	0,0030
101	20,0000	200,0000	0	2,0000	0,0030
109	10,0000	100,0000	0	2,5000	0,0170
111	10,0000	200,0000	0	2,5000	0,0170

Dans cette phase, le nombre de variables optimisées est égal à la taille du vecteur des variables de contrôle x qui constitue des puissances actives et des niveaux 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.

Tableau 3.3. Résultats de coût minimal trouvés par BBO/DE, BBO et DE : Réseau ALG 114 JB.

	Min	BBO-OPF	DE-OPF	BBO/DE-OPF	Max
<i>Pg4 (MW)</i>	135	430.588	393.488	445.957	1350
<i>Pg5 (MW)</i>	135	436.873	403.515	417.612	1350
<i>Pg11 (MW)</i>	10	94.861	100.000	99.400	200
<i>Pg15 (MW)</i>	30	204.771	254.403	212.378	300
<i>Pg17 (MW)</i>	135	484.476	438.141	404.010	1350
<i>Pg19 (MW)</i>	34.5	209.424	204.731	199.944	345
<i>Pg22 (MW)</i>	34.5	219.587	206.324	215.560	345
<i>Pg52 (MW)</i>	34.5	182.687	238.988	205.595	345
<i>Pg80 (MW)</i>	34.5	220.686	205.222	218.0633	345
<i>Pg83 (MW)</i>	30	179.121	226.727	203.540	300
<i>Pg98 (MW)</i>	30	176.376	152.015	192.639	300
<i>Pg100(MW)</i>	60	598.225	599.281	599.496	600
<i>Pg101(MW)</i>	20	188.578	199.699	199.765	200
<i>Pg109(MW)</i>	10	94.821	93.892	98.513	100
<i>Pg111(MW)</i>	10	98.144	100.000	98.315	200
<i>Vg4 (pu)</i>	0.95	1.054	0.947	1.081	1.1
<i>Vg5 (pu)</i>	0.95	1.084	0.973	1.087	1.1
<i>Vg11 (pu)</i>	0.95	1.082	0.924	1.049	1.1
<i>Vg15 (pu)</i>	0.95	1.046	0.995	0.943	1.1
<i>Vg17 (pu)</i>	0.95	0.921	0.998	1.007	1.1
<i>Vg19 pu)</i>	0.95	1.070	0.941	1.090	1.1
<i>Vg22 (pu)</i>	0.95	0.914	1.050	0.977	1.1
<i>Vg52 (pu)</i>	0.95	1.047	1.046	1.037	1.1
<i>Vg80 (pu)</i>	0.95	1.025	0.964	0.996	1.1
<i>Vg83 (pu)</i>	0.95	1.057	1.062	0.919	1.1
<i>Vg98 (pu)</i>	0.95	1.007	0.981	1.035	1.1
<i>Vg100(pu)</i>	0.95	1.070	0.987	1.065	1.1
<i>Vg101(pu)</i>	0.95	0.968	1.082	0.996	1.1
<i>Vg109(pu)</i>	0.95	1.056	0.948	1.064	1.1
<i>Vg111(pu)</i>	0.95	0.929	0.955	1.075	1.1
<i>Pertes de puissance active (MW)</i>	-	92.215	89.425	83.787	-
<i>Coût de production (\$/hr)</i>	-	18871.289	18739.125	18673.239	-

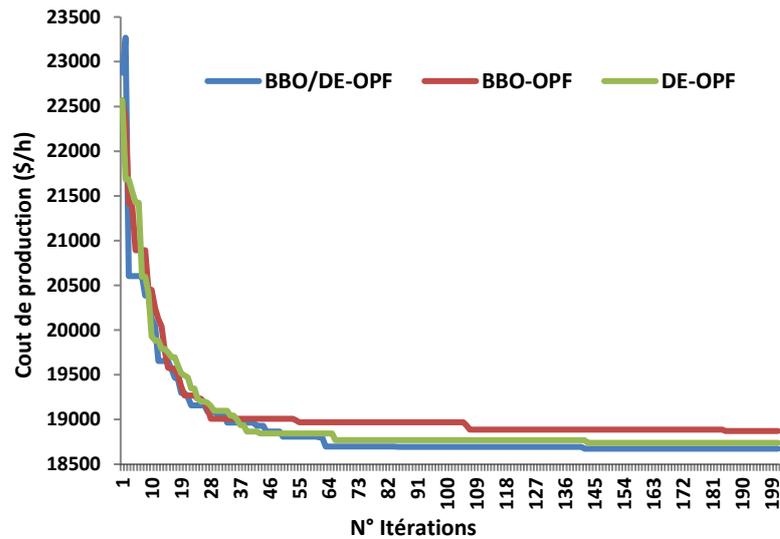


Figure 3.14. Convergence du coût de production par les méthodes BBO/DE, BBO et DE: Réseau Algérien 114 JB.

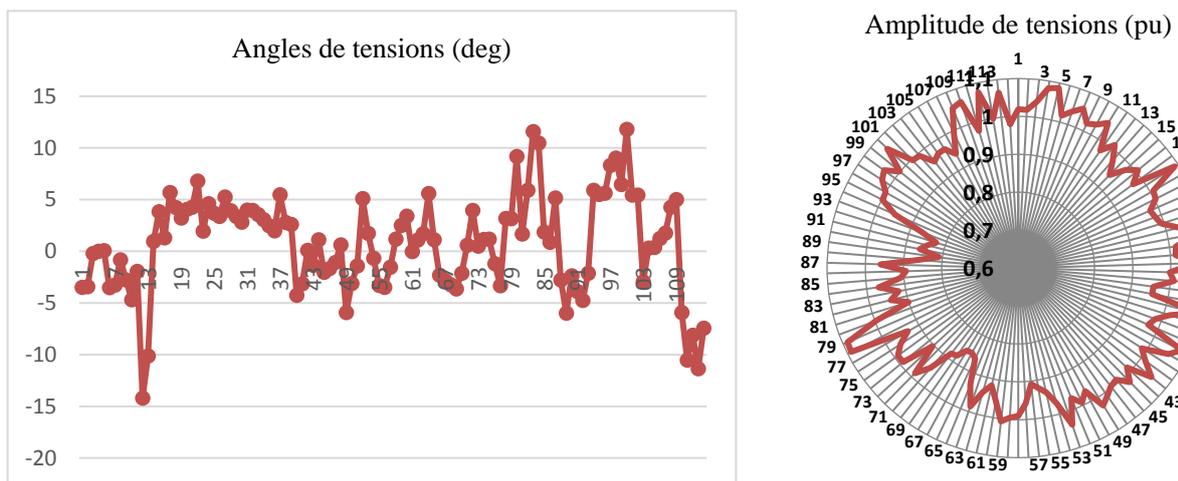


Figure 3.15. Amplitudes et angles de tensions résultantes de la minimisation de coût par BBO/DE-OPF : Réseau Algérien 114 JB.

Le Tableau 3.3 présente une récapitulation des résultats d'optimisation pour la solution donnant le plus faible coût, BBO/DE a convergé à l'itération 143 avec un coût de 18673.239 \$/h et la somme des pertes de puissances de 83.787 MW. Il est clair que les valeurs de coût et de pertes trouvées par BBODE sont diminuées comparant avec ceux trouvés par BBO et DE ((18673.239 \$/h, 83.787 MW) comparé avec (18871.289 \$/h, 92.215MW) et (18739.125 \$/h, 82.425 MW)). On remarque aussi que BBODE converge rapidement que BBO (algorithme de base) (143 itérations comparée avec 186 itérations) (Figure 3.14). Toutes les puissances et les tensions des générateurs sont dans leurs limites admissibles. Il faut noter qu'il y a quelques dépassements dans les limites min sur les amplitudes de tensions aux jeux de barres 66, 89, 90 et 92 avec les valeurs 0.8637, 0.8097, 0.8622 et 0.8246

respectivement (Figure 3.15).

3.4.2. Méthode hybride FA/PSO

L'algorithme hybride de FA/PSO utilise une combinaison équilibrée de l'exploration et l'exploitation des algorithmes PSO et FA. Cet algorithme (FA/PSO) est basé sur la capacité de PSO à converger rapidement et la capacité de recherche locale de l'algorithme FA. Des chercheurs [81, 10, 82, 83] ont proposé un coefficient d'inertie dynamique qui varie au cours du temps pour réaliser un équilibre entre la recherche locale (exploitation) et la recherche globale (exploration), ce coefficient contrôle l'influence de la direction de la particule sur le déplacement futur (équation 3.34).

La Figure 3.16 montre l'organigramme de l'algorithme hybride proposé (FAPSO). Dans la première étape, on introduit toutes les données des deux métaheuristiques FA et PSO. Ensuite, on initialise aléatoirement les positions des particules ainsi que la vitesse. Puis, on calcule la meilleure position de la particule B_p et la meilleure position globale G_p (meilleure position de toutes les particules de l'essaim). L'étape suivante consiste à comparer la fitness courante $f(X_i)$ à celle précédente en utilisant l'équation 3.35. La position actuelle est enregistrée dans une variable temporaire X_{i_tomp} , ensuite on met à jour la nouvelle position et la nouvelle vitesse de chaque particule en utilisant les équations 3.36 et 3.37 [84].

$$w = w_i - \left(\frac{w_i - w_f}{iter_{max}} \right) * iteration \quad (3.34)$$

$$f(i, t) = \begin{cases} \text{Vrai, Si } fitness(particule_i^t) \leq G_p^{t-1} \\ \text{Faux, Si } fitness(particule_i^t) > G_p^{t-1} \end{cases} \quad (3.35)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + \beta_0 e^{-\sigma r_{ij}^m} (X_i(t) - G_p^{t-1}) + \emptyset (rand - \frac{1}{2}) \quad (3.36)$$

$$V_i(t+1) = X_i(t+1) - X_{i_tomp} \quad (3.37)$$

Où w_i, w_f sont, respectivement, les valeurs initiales et finales du coefficient d'inertie.

X_{min}, X_{max} sont les limites min et max de la plage de recherche, respectivement.

V_{min}, V_{max} sont les limites min et max des vitesses, respectivement.

Donc, Si la meilleure fitness obtenue par une particule est meilleure ou égal au précédente fitness, la recherche locale va démarrer et les particules sont gérées par FA. Sinon les particules sont gérées

par PSO. L'algorithme hybride va arrêter si une limite max de la fonction fitness est atteinte ou des conditions nécessaires sont satisfaites [84].

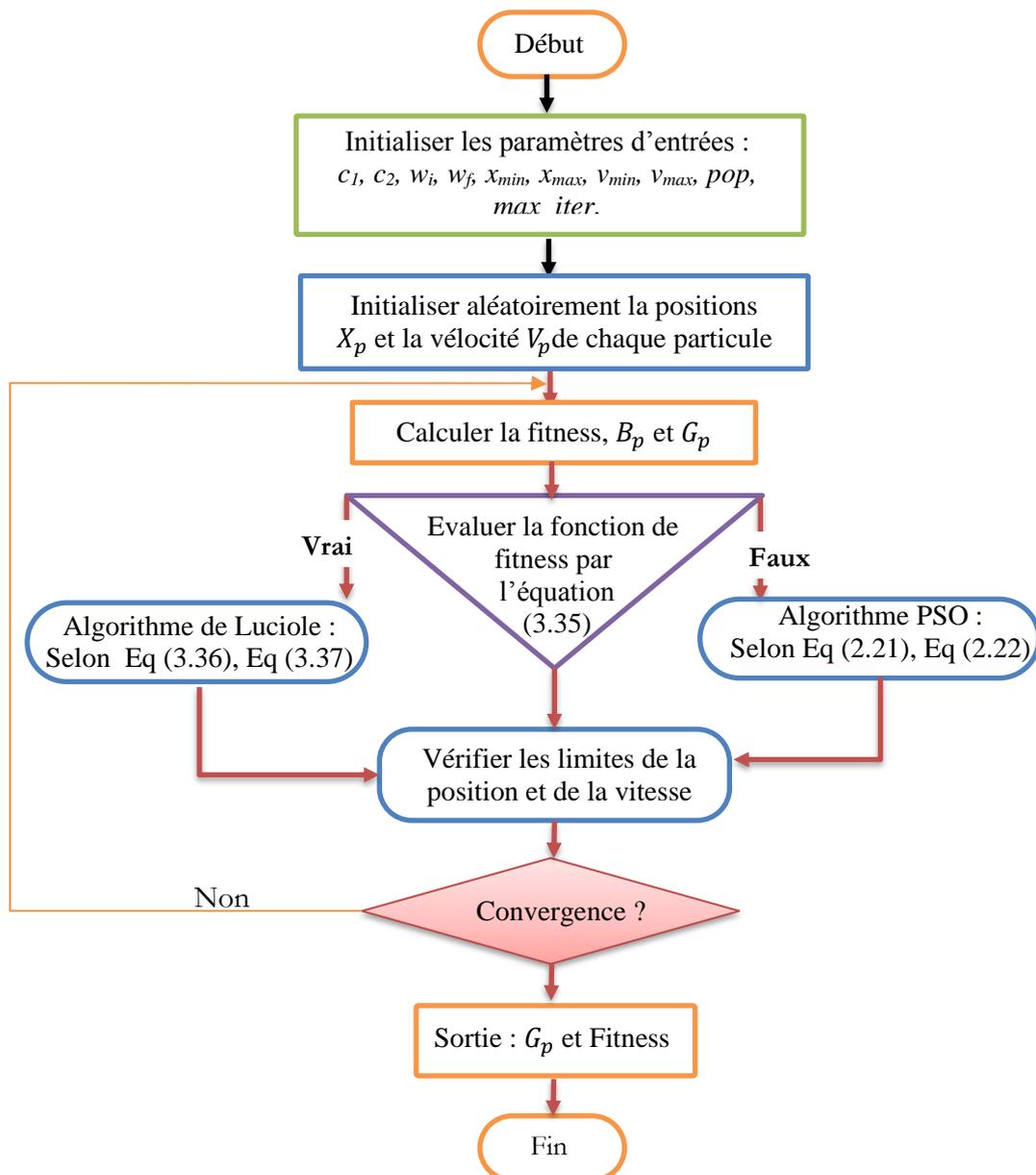


Figure 3.16. Etapes principales de l'algorithme hybride FAPSO.

3.4.2.1. Application sur le réseau standard IEEE 30 JB

La méthode d'optimisation hybride FA/PSO est testée sur le réseau IEEE 30 JB. Pour exécuter cette méthode, on utilise les mêmes paramètres de FA et PSO. La comparaison des résultats de la méthode proposée et les algorithmes de base FA et PSO (coût, émission, pertes de puissances et

déviations de la tension) sont montrés dans le Tableau 3.4. Les profils des tensions sont illustrés sur les figures 3.18 et 3.19.

Tableau 3.4. Comparaison des résultats trouvés par FA/PSOA et FA, PSO : Réseau IEEE 30 JB.

	Coût de génération minimal			Coût de génération + Emission minimal			Emission minimale		
	FA	PSO	FA/PSO	FA	PSO	FA/PSO	FA	PSO	FA/PSO
P _{g1}	178.4986	184.0480	177.0721	130.8915	128.7079	129.2025	68.9394	70.3749	65.6497
P _{g2}	48.9472	46.9239	47.4458	57.0508	60.2075	55.8268	70.7945	73.2281	48.6247
P _{g5}	21.2545	19.0898	21.1683	25.7075	24.6854	25.6220	50.0000	50.0000	36.3309
P _{g8}	19.0461	20.7160	23.0947	35.0000	29.8648	39.0043	35.0000	35.0000	35.0000
P _{g11}	12.4270	10.0000	11.4664	22.3938	26.0495	21.0995	29.9999	30.0000	30.0000
P _{g13}	12.3116	12.0000	11.9280	18.6255	20.2468	18.3144	32.7739	29.9297	25.8495
V _{g1}	1.1000	1.1000	1.0985	1.0943	1.0960	1.0924	1.0277	1.0402	1.0686
V _{g2}	1.0822	1.0770	1.0858	1.0777	1.0747	1.0826	1.0258	0.9981	1.0585
V _{g5}	1.0587	1.0600	1.0629	1.0474	1.0600	1.0635	0.9676	0.9964	1.0442
V _{g8}	1.0599	1.0700	1.0780	1.0613	1.0702	1.0760	1.0060	1.1000	1.0312
V _{g11}	1.0626	1.0764	1.0667	1.0424	1.0604	1.0753	1.0479	1.0402	1.0429
V _{g13}	1.0469	1.1000	1.0693	1.0481	1.0529	1.0807	1.0469	0.9981	1.0702
T ₆₋₉	1.0084	0.9930	1.0677	0.9936	1.1000	1.0642	0.9791	1.0402	0.9976
T ₆₋₁₀	1.0941	0.9275	0.9931	0.9097	0.9000	1.0432	0.9926	0.9981	1.0012
T ₄₋₁₂	1.0198	0.9450	1.0180	0.9730	0.9714	1.0077	1.0382	0.9964	1.0157
T ₂₈₋₂₇	0.9998	0.9935	1.0694	0.9607	0.9576	1.0834	0.9271	1.1000	1.0305
Q _{C10}	0.4271	0.9285	4.2154	3.1526	4.0788	2.1598	1.9120	3.2491	4.2531
Q _{C12}	4.3288	3.0048	3.0060	2.6344	5.0000	3.0108	2.6725	1.9072	0.0150
Q _{C15}	3.1042	0.6998	2.8693	2.6289	2.3528	0.8567	1.4874	0.5278	4.4458
Q _{C17}	1.9704	1.7720	3.0666	2.4334	4.4315	0.5956	2.8736	3.2692	1.5298
Q _{C20}	3.6034	1.5900	1.5258	4.0865	3.5605	0.3933	2.0019	3.8475	2.2380
Q _{C21}	2.6965	0.3726	0.6290	3.7610	1.1333	4.1549	2.8420	1.5158	4.6441
Q _{C23}	3.2669	5.0000	1.5727	3.1820	0.4392	4.2295	3.8010	1.1173	4.8929
Q _{C24}	1.7732	0.9285	3.8283	4.1054	4.0788	4.2912	1.8234	3.2491	0.7037
Q _{C29}	1.6766	3.0048	4.7441	1.2593	5.0000	0.8116	4.2903	1.9072	4.7890
Coût de production (\$/h)	800.3436	800.6265	799.8342	818.0746	821.6726	817.0431	935.1903	936.1639	933.8057
Emission (ton/h)	0.3722	0.38929	0.36827	0.2717	0.2686	0.26957	0.2177	0.2183	0.2103
Coût de production Total (\$/h)	1005.2992	1014.9984	1002.6257	967.6889	969.5795	965.4824	1055.0689	1056.3729	1049.6338
Pertes de puissance (MW)	8.9798	9.3777	8.7753	6.2692	6.3619	5.6695	4.1078	5.1327	3.6708
DV (pu)	0.9862	2.2259	1.2672	1.5290	1.3182	1.2888	0.5057	1.3394	0.9038
Temps d'exécution (s)	102.2624	975.357	115.6886	107.1637	941.645	369.9102	95.5467	90.847	60.7787

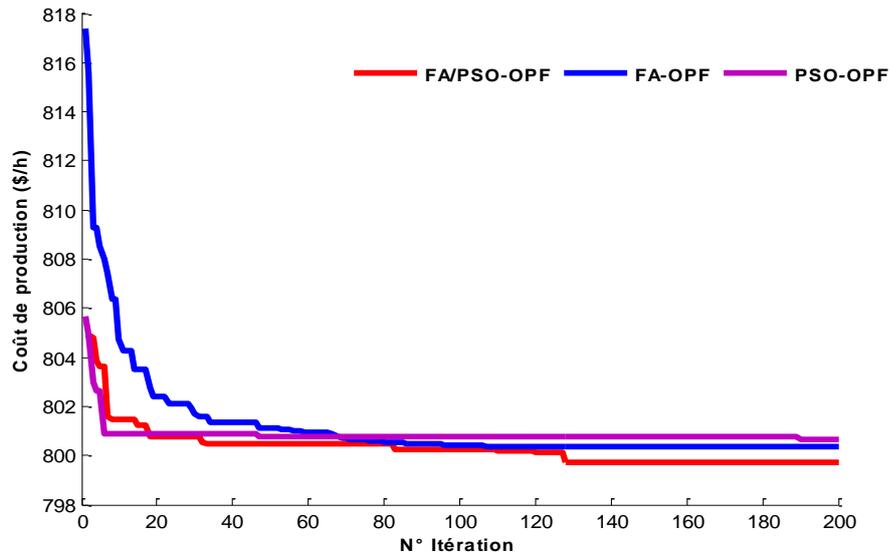


Figure 3.17 Convergence de coût de combustible par les méthodes FA/PSO, FA et PSO.

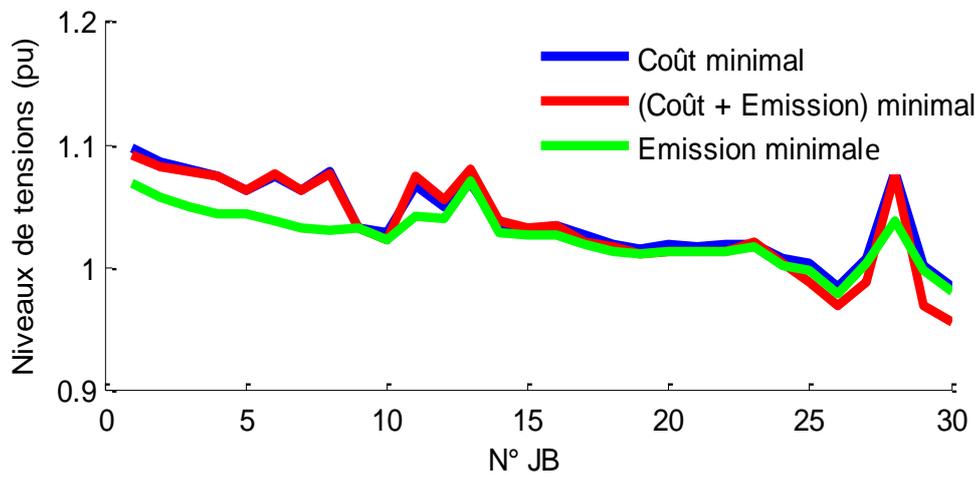


Figure 3.18 Amplitudes de tensions résultantes de la minimisation de coût par FA/PSO-OPF : Réseau IEEE 30 JB.

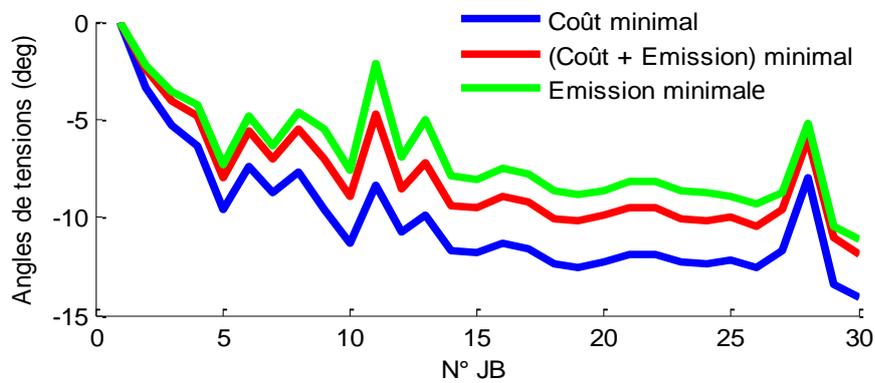


Figure 3.19 Angles de tensions résultantes de la minimisation de coût par FA/PSO-OPF : Réseau IEEE 30 JB.

Comme montré dans le Tableau 3.4, on obtient de meilleurs résultats par l'algorithme FA/PSO qu'avec FA et PSO, pour les trois cas de minimisation (1002.6257 \$/h comparé avec 1005.2992 \$/h et 1014.9992 \$/h), (965.4824\$/h comparé avec 967.6886 \$/h et 969.5795 \$/h) et (1049.6338 \$/h comparé avec 1055.089 \$/h et 1056.3729 \$/h). Toutes les variables optimisées par FA/PSO sont acceptables et dans leurs limites min et max et ça confirme que l'hybridation entre FA et PSO est capable de résoudre le problème d'OPF avec succès et dans un temps acceptable.

3.4.2.2. Application sur le réseau électrique Algérien

On va exposer l'application de l'algorithme FA/PSO pour minimiser le coût de production et les pertes actives dans le réseau réel ALG 114 JB. Une comparaison entre les résultats des variables optimisées par l'algorithme hybride et ses algorithmes de base FA et PSO sont présentés dans le Tableau 3.5. La convergence de la méthode hybride proposée est présentée et comparée avec FA et PSO dans la Figure 3.20. Les amplitudes et les angles de tensions résultantes de la minimisation de coût de production par FA/PSO sont montrés dans les Figure 3.21 et 3.22.

Tableau 3.5. Résultats du coût minimal par FA/PSO, FA et PSO : Réseau ALG 114 JB.

	Min	FA-OPF	PSO-OPF	FA/PSO-OPF	Max
<i>Pg4 (MW)</i>	135	438.5681	448.67	379.9363	1350
<i>Pg5 (MW)</i>	135	499.5261	406.0073	375.0725	1350
<i>Pg11 (MW)</i>	10	78.34838	83.74457	10.0000	200
<i>Pg15 (MW)</i>	30	214.4323	183.3415	198.5093	300
<i>Pg17 (MW)</i>	135	441.2493	476.4197	473.5074	1350
<i>Pg19 (MW)</i>	34.5	195.977	182.5793	165.0388	345
<i>Pg22 (MW)</i>	34.5	196.3096	239.222	249.2199	345
<i>Pg52 (MW)</i>	34.5	196.494	192.9909	204.6259	345
<i>Pg80 (MW)</i>	34.5	173.527	216.2806	183.2977	345
<i>Pg83 (MW)</i>	30	209.3507	199.6641	99.3028	300
<i>Pg98 (MW)</i>	30	202.4945	190.8188	134.3700	300
<i>Pg100(MW)</i>	60	591.8478	596.2091	574.4780	600
<i>Pg101(MW)</i>	20	194.9484	195.3124	200.0000	200
<i>Pg109(MW)</i>	10	91.6467	97.23882	61.7569	100
<i>Pg111(MW)</i>	10	78.8589	93.60612	95.3754	200
<i>Vg4 (pu)</i>	0.95	1.0799	1.0483	1.0673	1.1
<i>Vg5 (pu)</i>	0.95	1.0643	1.0913	1.0941	1.1
<i>Vg11 (pu)</i>	0.95	1.0548	1.007	1.0771	1.1
<i>Vg15 (pu)</i>	0.95	0.9844	1.0059	1.0115	1.1
<i>Vg17 (pu)</i>	0.95	1.0467	1.0376	1.0950	1.1
<i>Vg19 pu)</i>	0.95	1.0999	1.0989	1.0746	1.1
<i>Vg22 (pu)</i>	0.95	1.0655	1.0378	1.0397	1.1
<i>Vg52 (pu)</i>	0.95	1.096	1.0525	1.0731	1.1
<i>Vg80 (pu)</i>	0.95	1.0769	1.0400	1.0904	1.1
<i>Vg83 (pu)</i>	0.95	1.0988	1.036	1.0865	1.1
<i>Vg98 (pu)</i>	0.95	1.0635	1.0517	1.0981	1.1
<i>Vg100(pu)</i>	0.95	1.0896	1.0911	1.0668	1.1

<i>Vg101(pu)</i>	0.95	1.0591	1.0682	1.0623	1.1
<i>Vg109(pu)</i>	0.95	1.0189	1.0291	1.0088	1.1
<i>Vg111(pu)</i>	0.95	0.9795	1.0272	0.96502	1.1
<i>Pertes de puissance active (MW)</i>	-	76.5789	75.1090	92.063	-
<i>Coût de production (\$/hr)</i>	-	19364.9092	18835.771	18448.4135	-
<i>DV(pu)</i>		4.9620	4.4890	4.9890	
<i>Temps d'exécution (s)</i>		809.3617	896.1532	846.1979	

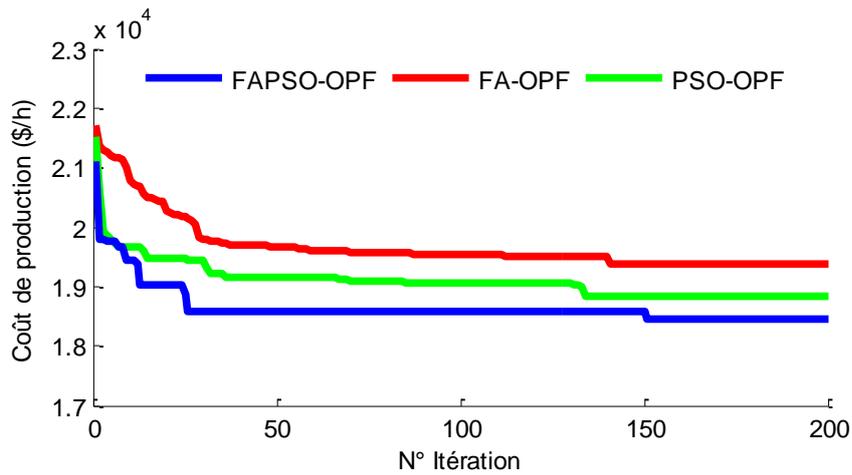


Figure 3.20. Convergence de coût de production par les méthodes FA/PSO, FA et PSO: Réseau ALG 114 JB.

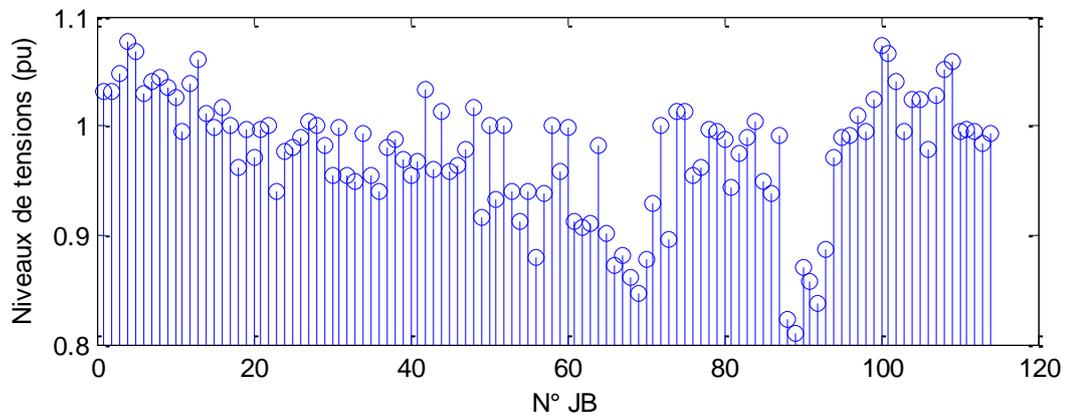


Figure 3.21. Niveaux de tensions (pu) résultantes de la minimisation de coût par FA/PSO-OPF : Réseau ALG 114 JB.

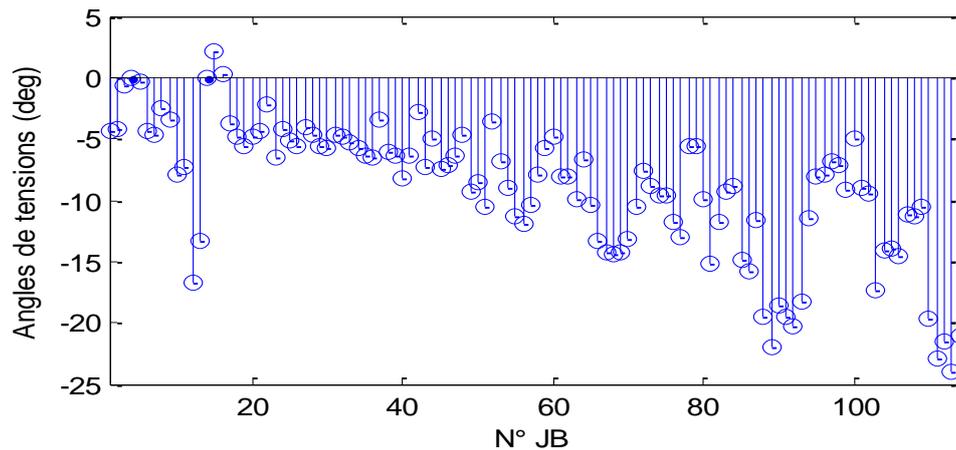


Figure 3.22. Angles de tensions (deg) résultantes de la minimisation du coût par FA/PSO-OPF :
Réseau ALG 114 JB.

Les résultats exposés dans le Tableau 3.5 montrent que les métaheuristiques FA et PSO sont hybridées avec succès, le coût de production trouvés par FA/PSO est diminuées (18448.4135 \$/h comparé avec 19364.9092 MW et 18835.771 \$/h). Les puissances et les tensions aux niveaux de jeux de barres générateurs sont acceptables. D'après les Figures 2.21 et 2.22, on constate qu'il y a des dépassements sur les limites min sur l'amplitude et les angles de tensions, Pour résoudre ce problème on propose l'intégration de dispositifs FACTS.

3.5. OPF par des méthodes d'optimisations métaheuristiques hybrides en présence des dispositifs FACTS

3.5.1. Application sur le réseau électrique IEEE 30 JB

Cette partie présente l'utilisation des multi-FACTS comme un moyen de compensation dont le but est de minimiser le coût de combustible, l'émission des gaz toxiques, les pertes actives et la déviation de la tension. Les FACTS utilisés sont le SVC, le TCSC et l'UPFC. L'emplacement optimal des FACTS est trouvé par les méthodes hybridées BBO/DE et FA/PSO. La puissance réactive de FACTS installée est aussi optimisée par ces méthodes proposées.

Pour tester la robustesse de ces méthodes proposées et pour étudier l'impact des systèmes FACTS sur les réseaux électriques, on a créé une surcharge dans les lignes de transmission d'ordre 20%. L'accroissement de la charge se fait de manière uniforme dans tout le réseau. Les puissances actives P_i et réactives Q_i consommées par les charges sont multipliées par le même taux K .

$$\begin{cases} P_i = (1 + K)P_{i0} \\ Q_i = (1 + K)Q_{i0} \end{cases} \quad (3.38)$$

Où P_{i0} Q_{i0} sont les puissances active et réactive consommées au jeu de barres i dans le cas de base.

Les paramètres de dispositifs FACTS sont donnés dans le tableau suivant :

Tableau 3.6. Paramètres de FACTS.

Variable	Valeur
B_{SVC_min}, B_{SVC_max}	-0.25 , 0.25
$X_{TCSC_min}, X_{TCSC_max}$	-0.05 , 0.05
V_{cr_min}, V_{vr_min}	0.001, 0.1
V_{cr_max}, V_{vr_max}	0.9 , 1.1
Nombre de FACTS installé	1

Le Tableau 3.6 expose l'emplacement optimal des dispositifs FACTS, pour deux cas : optimisation sans augmentation de la charge et optimisation sous l'effet de l'augmentation de la charge.

Le vecteur de contrôle est donné par :

Cas d'installation de SVC : $x_1 = [P_g^k, V_g^k, Tap, Q_{sh}, Jb_{SVC}, B_{SVC}]$ (3.39)

Cas d'installation de TCSC : $x_2 = [P_g^k, V_g^k, Tap, Q_{sh}, N^{\circ}_{ligne_{TCSC}}, X_{TCSC}]$ (3.40)

Cas d'installation de UPFC : $x_3 = [P_g^k, V_g^k, Tap, Q_{sh}, N^{\circ}_{ligne_{UPFC}}]$ (3.41)

Figures 3.23, 3.24, 3.25 et 3.26 montrent les profils de tensions (modules et angles) trouvés par BBO/DE et FA/PSO dans le cas de l'augmentation de charge.

Tableau 3.7. Emplacement optimal des FACTS par les méthodes BBO/DE et FA/PSO : Réseau IEEE 30 JB.

	Sans Augmentation de charge							
	BBODE				FAPSO			
	Sans FACTS	SVC	TCSC	UPFC	Sans FACTS	SVC	TCSC	UPFC
Pg1	176.9944	180.7644	180.6205	180.6953	177.0721	178.8721	78.1394	182.2802
Pg2	48.6959	46.4812	46.5229	46.4510	47.4458	44.62312	48.5118	46.2360
Pg5	21.2948	20.9113	20.8511	20.9155	21.1683	21.05869	21.7345	20.9452
Pg8	21.1560	19.9980	19.9623	20.1475	23.0947	22.31367	18.6968	20.5559
Pg11	11.8706	11.4442	11.4126	11.4835	11.4664	13.40874	10.0000	10.0000
Pg13	12.0000	12.0000	12.0025	12.0003	11.9280	11.56642	12.1184	11.9850
Coût de production (\$/h)	799.0233	796.9750	796.1239	797.3337	799.8342	798.8556	798.0815	798.206
Pertes de puissance (MW)	8.6116	8.1991	7.9719	8.2932	8.7753	8.4428	8.0254	8.6023
DV (pu)	2.4864	1.1039	0.5310	0.5353	1.2672	1.0416	0.4989	0.4166
Emplacement de FACTS	-	JB 29	Ligne 18 (12-15)	Ligne 39 (29-30)	-	JB 29	Ligne 18 (12-15)	Ligne 39 (29-30)
	-	B _{SVC} = 0.1362 pu	X _{TCSC} = 0.0223 pu	X _{cr} =X _{vr} = 0.1 pu	-	B _{svc} = 0.25 pu	X _{TCSC} = 0.0342 pu	X _{cr} =X _{vr} = 0.1 pu

Q_{FACTS} (pu)	-0.1362	0.1108	0.1008		-0.25	0.0497	-0.1254	
Temps d'exécution (s)	318.30	717.7099	494.3702	247.5864	115.6886	288.1722	202.0078	334.924
Augmentation de la charge à 20%								
BBODE					FAPSO			
	Sans FACTS	SVC	TCSC	UPFC	Sans FACTS	SVC	TCSC	UPFC
Pg₁	204.4436	199.9475	199.7519	199.8108	200.7075	196.2834	199.9379	199.9292
Pg₂	55.43765	55.35512	55.5986	55.5878	52.9931	53.42913	54.8951	56.4877
Pg₅	23.68833	23.64346	24.0180	23.9229	25.0407	23.15388	24.3025	23.2408
Pg₈	34.9962	34.9900	35.0000	34.7460	37.8092	34.9843	35.000	35.0000
Pg₁₁	17.15948	18.95411	18.6305	17.4478	18.5347	21.63889	19.6482	16.3297
Pg₁₃	16.04732	17.33576	17.1865	18.4717	17.6551	20.94499	18.7842	19.3421
Vg₁	1.1000	1.1000	1.0999	1.0997	1.0995	1.0987	1.0965	1.0924
Vg₂	1.0877	1.0999	1.1000	1.1000	1.0888	1.0832	1.0977	1.0878
Vg₅	1.0581	1.0646	1.0631	1.0618	1.0599	1.0826	1.0661	1.0497
Vg₈	1.0697	1.0677	1.0707	1.0682	1.0778	1.0731	1.0707	1.0587
Vg₁₁	1.1000	1.0953	1.0945	1.0797	1.0673	1.0139	1.0358	1.0361
Vg₁₃	1.1000	1.1000	1.1000	1.0585	1.0531	1.0839	1.0869	1.0650
T₆₋₉	0.9981	1.0232	1.0647	1.0961	1.0539	1.0222	1.0162	1.0988
T₆₋₁₀	0.9502	1.0150	0.9508	1.0897	1.0762	1.0191	1.0222	1.0675
T₄₋₁₂	1.0014	1.0561	1.0667	1.1000	1.0439	1.0996	1.0988	1.0375
T₂₈₋₂₇	0.9742	0.9602	0.9538	0.9500	1.0012	1.0562	1.0063	1.0542
Qc₁₀	0.3122	0.3122	0.6701	0.3122	4.4939	4.4939	0.6792	0.3626
Qc₁₂	2.3512	2.3512	5.0000	2.3512	4.0005	4.0005	1.0013	4.2784
Qc₁₅	4.7570	4.7570	5.0000	4.7570	2.4589	2.4589	0.0487	2.4632
Qc₁₇	0.2081	0.2081	1.5606	0.2081	2.2808	2.2808	3.1592	0.6380
Qc₂₀	4.4472	4.4472	1.3065	4.4472	3.5635	3.5635	1.4087	3.0199
Qc₂₁	3.1987	3.1987	5.0000	3.1987	3.0328	3.0328	3.3816	0.3621
Qc₂₃	0.9856	0.9856	4.0658	0.9856	1.8068	1.8068	2.1229	1.3667
Qc₂₄	5.0000	5.0000	2.6978	5.0000	1.0134	1.0134	2.4786	1.9832
Qc₂₉	0	0	5.0000	0	3.2939	3.2939	4.9499	2.6575
Coût de production (\$/h)	1012.507 8	1008.136 2	1008.027 9	1007.227 6	1014.216 4	1011.444 1	1009.141 2	1010.349 6
Pertes de puissance (MW)	11.6926	10.1459	10.1055	9.9069	11.4977	10.3546	12.4879	10.7586
DV (pu)	2.1494	1.7968	0.5281	0.5353	1.1829	1.2048	0.45377	0.38968
Emplacement de FACTS	-	JB 29	Ligne 18 (12-15)	Ligne18 (12-15)	-	JB 29	Ligne 18 (12-15)	Ligne 38 (27-30)
		Bsvc= 0.1274 pu	X _{TCSC} = 0.05 pu	X _{cr} =X _{vr} = 0.1 pu		Bsvc= 0.25 pu	X _{TCSC} = 0.0247 pu	X _{cr} =X _{vr} = 0.1 pu
Q_{FACTS} (pu)	-	-0.1274	0.0476	0.1008	-	-0.25	0.1294	0.4678
Temps d'exécution (s)	246.5316	333.7456	416.5749	318.4868	110.8369	566.0608	733.6992	636.7615

Les résultats de simulation montrent donc ce qui suit :

- Pour le SVC : les deux méthodes BBO/DE et FAPSO trouvent le même emplacement qui est au niveau de jeu de barres 29.

- Pour le TCSC : les deux méthodes BBO/DE et FAPSO trouvent le même emplacement qui est dans la ligne 18 entre les jeux de barre 12 et 15.
- Pour l'UPFC : l'emplacement est soit dans la ligne 18 entre (12-15) avec 12 est le JB de départ, soit dans la ligne 38 entre (27-30) avec 27 est le JB de départ ou dans la ligne 39 entre (29-30) avec 29 est le JB de départ.

On peut conclure que l'emplacement du FACTS est acceptable et il se trouve dans l'une des lignes critiques ; 16, 17, 18, 19, 22, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 32, 39.

Avec l'augmentation de charge, il y a des dépassements des limite max dans le générateur 1 pour e BBO/DE, et dans les générateurs 1 et 8 pour le FAPSO. Ces dépassements sont diminués après l'insertion de FACTS à des valeurs acceptables (pour BBO/DE : $P_{g1}=204.4436$ MW diminuée à 199.9475 MW par SVC, à 199.7519 par TCSC et à 199.8108 MW par UPFC) (pour FA/PSO : $[P_{g1}, P_{g5}] = [200.7075, 37.8092]$ MW diminuées à $[196.2834, 34.8943]$ par SVC, à $[199.9379, 35]$ par le TCSC et à $[199.9292, 35]$ par UPFC).

La valeur du coût trouvée par la méthode BBO/DE et FA/PSO avec installation d'un FACTS est meilleure que celle trouvée sans installation de FACTS, les pertes de puissances active sont aussi diminuées. D'autre part, l'installation optimale des FACTS améliore d'une manière remarquable le profil de tension aux différents jeux de barres de charge, par exemple les angles de tensions trouvés par FA/PSO aux niveaux des jeux de barres 29 et 30 sont améliorés à des valeurs acceptables.

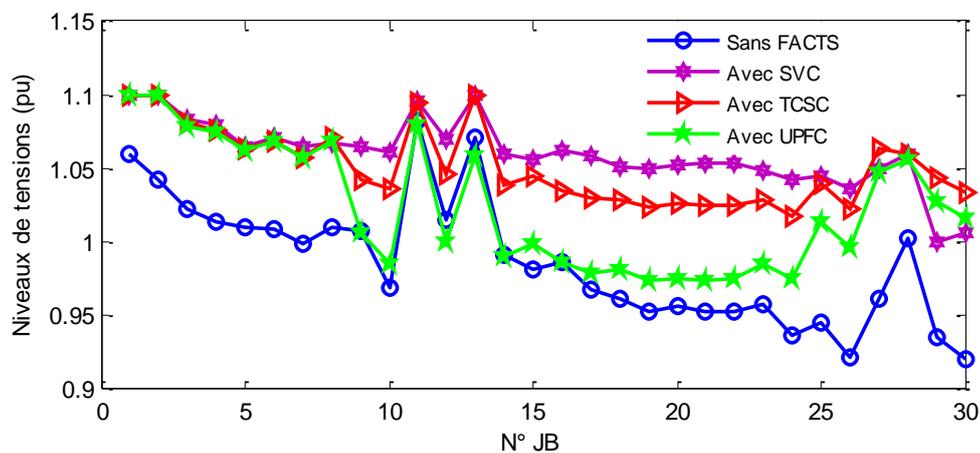


Figure 3.23. Niveaux de tensions (pu) par BBODE-OPF en présence de Multi-FACTS avec augmentation de charge à 20 % : Réseau IEEE 30 JB.

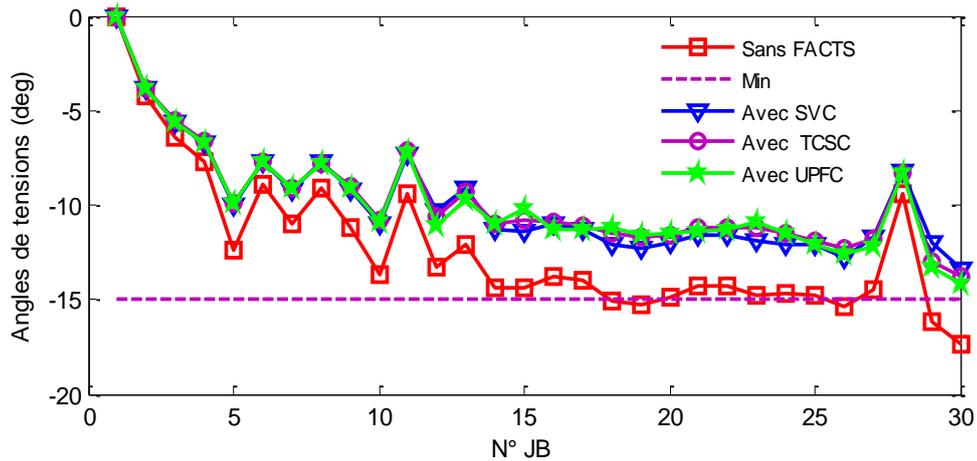


Figure 3.24. Angles de tensions (deg) par BBO/DE-OPF en présence de Multi-FACTS avec augmentation de charge à 20 % : Réseau IEEE 30 JB.

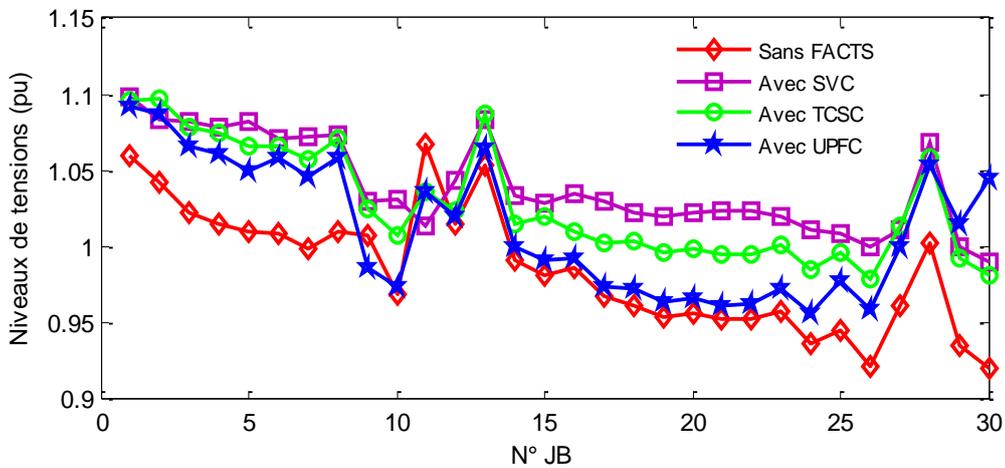


Figure 3.25. Niveaux de tensions (pu) par FA/PSO-OPF en présence de Multi-FACTS avec augmentation de charge à 20 % : Réseau électrique IEEE 30 JB.

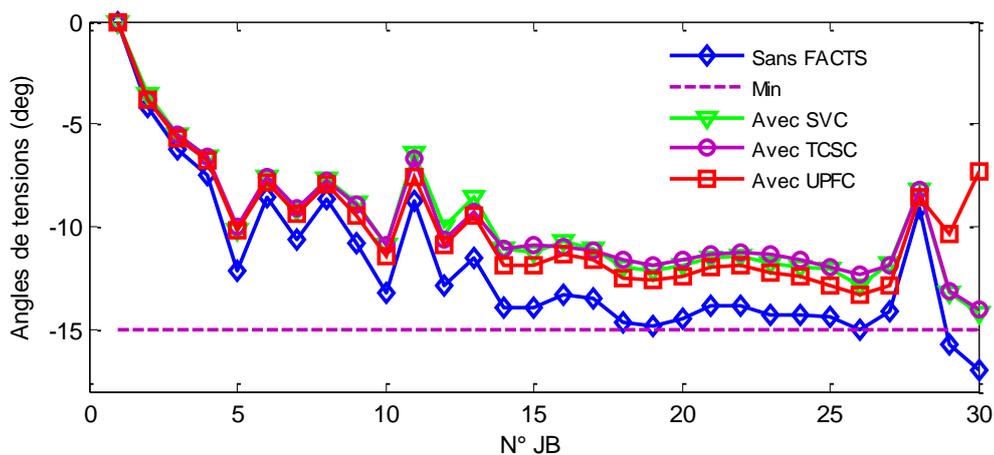


Figure 3.26. Angles de tensions (deg) par FA/PSO-OPF en présence de Multi-FACTS avec augmentation de charge à 20 % : Réseau électrique IEEE 30 JB.

3.5.2. Application sur le réseau électrique Algérien

Cette section a pour but d'étudier l'influence d'un FACTS sur la sécurité du réseau électrique réel (DZ 114 JB). Le choix de l'emplacement de ces appareils flexibles est déterminé par les méthodes métaheuristiques hybrides BBO/DE et FA/PSO. Les résultats de simulation sont présentés et comparés entre eux dans le Tableau 3.8.

Tableau 3.8. Résultats du coût minimal trouvés par BBO/DE, FA/PSO en présence des dispositifs FACTS : Réseau ALG 114 JB.

	BBO/DE-OPF				FA/PSO-OPF			
	Sans FACTS	Avec SVC	Avec TCSC	Avec UPFC	Sans FACTS	Avec SVC	Avec TCSC	Avec UPFC
<i>Pg4 (MW)</i>	445.957	498.6100	448.4100	498.3700	794.5100	303.1500	387.439	987.5400
<i>Pg5 (MW)</i>	417.612	451.0916	415.5844	447.6961	375.0725	605.5255	296.63781	381.7979
<i>Pg11 (MW)</i>	99.400	91.1391	100.000	100.0000	10.0000	135.0545	171.2361	110.2265
<i>Pg15 (MW)</i>	212.378	201.7090	227.1347	217.5940	198.5093	30.0000	114.3908	129.4205
<i>Pg17 (MW)</i>	404.010	85.8541	425.4265	463.7148	473.5074	400.5094	388.56994	343.4852
<i>Pg19 (MW)</i>	199.944	75.1845	210.5499	205.1536	165.0388	125.4261	142.456	168.8181
<i>Pg22 (MW)</i>	215.560	50.5794	204.3784	181.4597	249.2199	151.6749	222.65466	171.4443
<i>Pg52 (MW)</i>	205.595	86.1625	215.7684	190.8350	204.6259	135.6857	131.26267	247.9980
<i>Pg80 (MW)</i>	218.0633	192.8139	181.7408	175.4576	183.2977	225.7238	172.56845	168.8707
<i>Pg83 (MW)</i>	203.540	193.7252	199.6152	217.5969	99.3028	123.8889	254.70563	145.9349
<i>Pg98 (MW)</i>	192.639	179.8065	192.0575	32.3962	134.3700	87.0131	216.86921	30.0000
<i>Pg100(MW)</i>	599.496	599.4095	599.5767	599.4800	574.4780	600.00	588.84921	461.8909
<i>Pg101(MW)</i>	199.765	198.8216	198.5572	184.1703	200.0000	196.5150	200.0000	200.0000
<i>Pg109(MW)</i>	98.513	100.0000	97.9641	199.5852	61.7569	100.000	29.947389	100.0000
<i>Pg111(MW)</i>	98.315	100.0000	91.8456	100.0000	95.3754	190.4254	184.5455	182.0922
Pertes de puissance active (MW)	83.787	77.9060	81.6100	86.5060	92.063	79.7766	89.2508	102.5192
Coût de production (\$/hr)	18673.24	18667.119	18643.577	18573.309	18448.414	18444.082	18361.436	18264.436
Emplacement de FACTS	-	JB 68	Ligne 46 (64-97)	Ligne148 (90-89)	-	JB 89	Ligne 149 (88-89)	Ligne148 (90-89)
	-	Q _{svc} = -0.0732	X _{TCSC} = 0.0500	Q _{UPFC} = 0.25	-	Q _{svc} = -0.0232	X _{TCSC} = -0.0449	Q _{UPFC} = 0.010

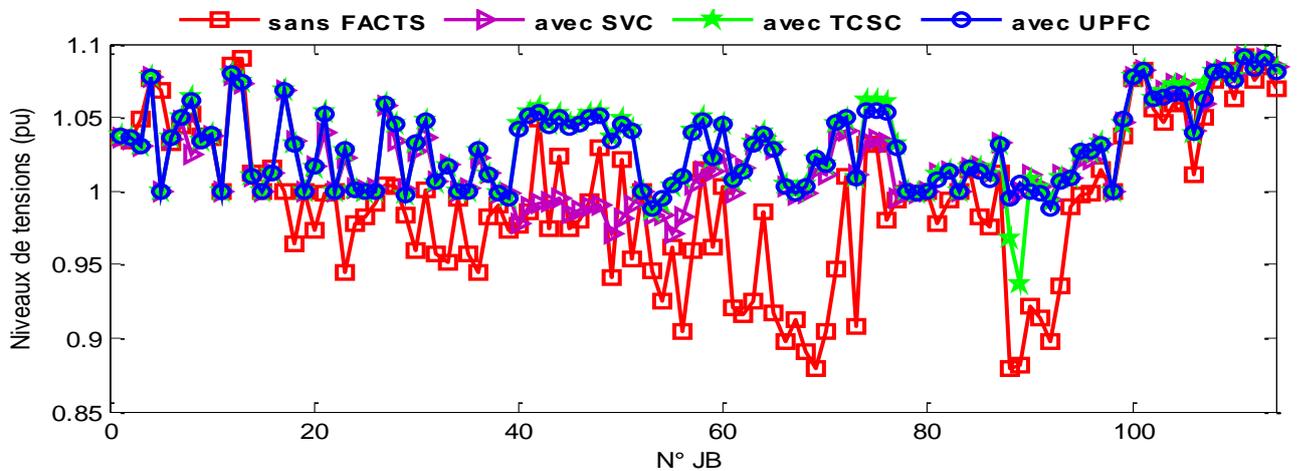


Figure 3.27. Niveaux de tensions par BBO/DE-OPF en présence de Multi-FACTS : Réseau Algérien 114JB.

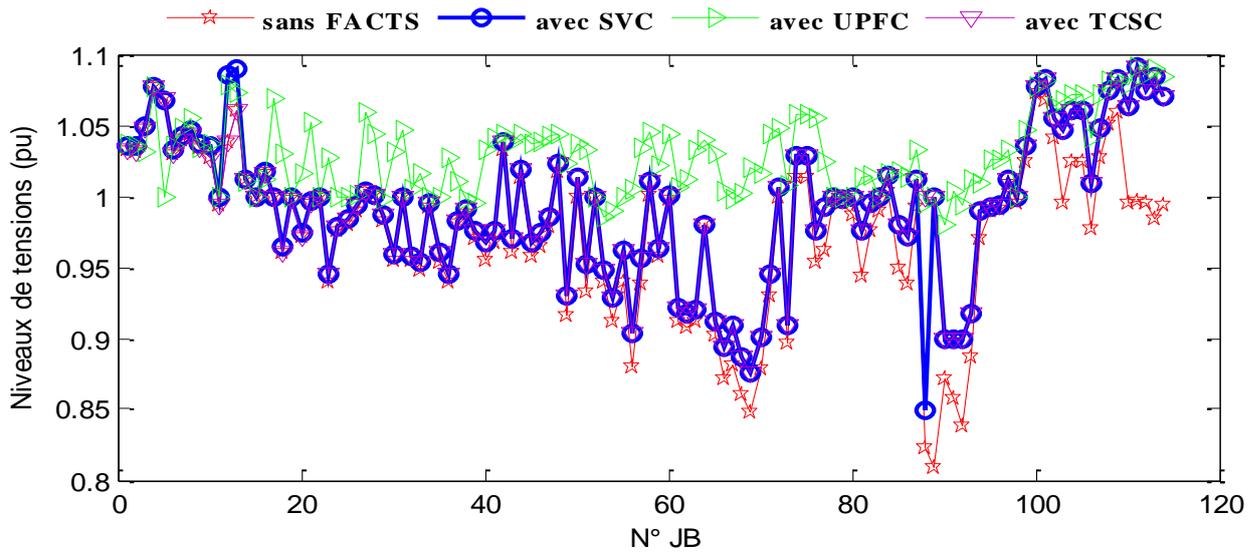


Figure 3.28. Niveaux de tensions par FA/PSO-OPF en présence de Multi-FACTS : Réseau Algérien 114 JB.

Les résultats de simulation sont résumés comme suit :

- Les emplacements optimaux de dispositifs FACTS sont acceptables et trouvés de l'un des jeux de barres sensibles.
- Le coût de combustible est diminué après l'insertion du SVC, TCSC et UPFC (18673.239 \$/h comparé avec 18667.1197 \$/h, 18643.5707 \$/h et 18573.309 \$/h respectivement).
- Les profils de tensions obtenus par BBO/DE et FA/PSO sont améliorés, mais avec cette dernière (FA/PSO) on observe qu'il y a des valeurs sont restés hors les limites (Figure 2.27 et 2.28). Pour résoudre ce problème on propose l'insertion de plusieurs FACTS au même temps.

3.6. MOOPF par MODA et MOALO en présence des dispositifs FACTS

Dans cette partie, on va résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal multi-objectifs par deux méthodes d'optimisation multi-objectifs à savoir l'algorithme de fourmi-lion multi-objectif (MOALO) et l'algorithme multi-objectif de libellule. On utilise les mêmes paramètres de réglage de MOALO, MODA et de système FACTS. Les résultats de simulations sont exposés dans le tableau suivant :

Tableau 3.9. Emplacement optimal des FACTS par les méthodes MOALO et MODA : Réseau IEEE 30 JB.

Cas 1 : Coût de combustible : Augmentation de charge de 20%								
	MOALO-MOOPF				MODA-MOOPF			
	Sans FACTS	Avec SVC	Avec TCSC	Avec UPFC	Sans FACTS	Avec SVC	Avec TCSC	Avec UPFC
P_{g1}	200.9356	199.9594	199.606	199.8126	200.5514	195.6201	199.8197	199.8835
P_{g2}	56.1252	57.2594	56.62647	55.3317	58.1921	57.50732	56.34126	58.96245

Pg₅	24.0450	24.4143	24.49961	24.8541	19.2326	26.26773	24.59537	25.22922
Pg₈	34.9996	34.80983	35.0000	34.9573	30.3328	34.8004	35.0000	35.0000
Pg₁₁	19.2481	19.25791	18.82317	17.58883	25.0600	14.14406	16.72039	18.88448
Pg₁₃	17.3914	16.03082	17.05891	17.53154	19.6308	23.28245	19.46405	14.26248
Vg₁	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000
Vg₂	1.0889	1.1000	1.1000	1.0981	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000
Vg₅	1.0592	1.0888	1.0970	1.0702	1.1000	1.0547	1.1000	1.1000
Vg₈	1.0737	1.0925	1.1000	1.0898	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000
Vg₁₁	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.0545	1.1000	1.1000
Vg₁₃	1.0643	1.0806	1.1000	1.1000	1.0541	1.0612	1.1000	1.1000
T₆₋₉	1.0536	0.9996	0.9794	1.0362	1.1000	1.0975	1.1000	1.1000
T₆₋₁₀	1.0927	1.1000	1.0685	1.0287	1.1000	1.0896	1.1000	1.1000
T₄₋₁₂	1.0942	1.0757	1.0482	1.0762	1.1000	1.0752	1.1000	1.1000
T₂₈₋₂₇	1.0374	1.0268	1.0242	1.0040	1.1000	1.0055	1.1000	1.1000
Qc₁₀	0.0829	5.0000	3.7507	3.3441	4.5923	4.7472	5.0000	1.7088
Qc₁₂	0.0295	2.6580	3.7711	4.5195	0.3715	1.3977	5.0000	1.6401
Qc₁₅	2.3024	3.9974	4.4048	2.7278	2.1428	3.8950	0.0000	5.0000
Qc₁₇	0.1247	3.8900	1.0035	1.4040	2.2134	4.5684	1.7347	4.0297
Qc₂₀	3.5726	4.6687	4.2068	0.3052	0.2003	3.5144	5.0000	5.0000
Qc₂₁	0.1382	3.8494	0.2899	2.4612	1.4546	4.8770	0.0000	0.0000
Qc₂₃	0.3324	5.0000	4.8064	3.4695	2.5546	2.2597	5.0000	0.3605
Qc₂₄	2.7088	4.9625	1.4254	2.6572	4.3381	3.9844	5.0000	5.0000
Qc₂₉	1.4055	1.4268	4.9442	1.4004	2.1200	3.9394	1.0699	3.8424
Coût de génération (\$/h)	1014.184	1013.858	1013.544	1012.570	1019.036	1016.633	1014.853	1015.988
Pertes de puissance active (MW)	12.6649	11.6517	11.5342	11.6093	12.9197	11.5421	11.8608	12.1421
Emplacement de FACTS	-	JB 29	Ligne 36 (28-27)	Ligne 30 (15-23)	-	JB30	Ligne 36 (28-27)	Ligne 39 (29-30)
	-	Q _{SVC} =0.057 B _{SVC} =-0.057	X _{TCSC} = -0.049	JB _{départ} 15 Q _{UPFC} = 0.13	-	Q _{SVC} =0.068 B _{SVC} = -0.0674	X _{TCSC} = -0.5	JB _{départ} 29 Q _{UPFC} = -0.158

Cas 1 : Coût de combustible + DV: Augmentation de la charge de 20%

	MOALO-MOOPF				MODA-MOOPF			
	Sans FACTS	Avec SVC	Avec TCSC	Avec UPFC	Sans FACTS	Avec SVC	Avec TCSC	Avec UPFC
Pg₁	205.55	197.8598	199.7600	198.5527	245.0100	199.9802	189.5600	191.4403
Pg₂	61.0671	58.6389	62.2046	65.0163	59.3971	63.4429	71.9985	60.55636
Pg₅	21.0909	25.3218	26.2439	26.9354	20.9491	22.7927	20.6239	19.62804
Pg₈	13.8013	30.2414	30.9193	25.3021	10.0000	22.2363	34.6348	33.96866
Pg₁₁	10.0123	19.7989	18.3358	16.2572	10.0000	21.2574	21.1767	24.37424
Pg₁₃	12.0000	20.7591	16.2496	21.3989	12.0000	23.4361	14.5842	23.54511
Coût de génération (\$/h)	1030.981	1021.825	1022.303	1023.545	1034.632	1022.135	1023.234	1026.615
DV (pu)	0.7692	0.3140	0.3078	0.3386	0.7674	0.4583	0.7128	0.4765
Pertes de puissance active (MW)	16.5584	12.6188	13.6332	13.3826	17.278	13.0656	12.4981	13.4327

Emplacement de FACTS	-	JB 30	Ligne (12-15)	Ligne 39 (29-30)	-	JB 30	Ligne (12-15)	Ligne 39 (29-30)
		-	$Q_{SVC}=0.025$ $B_{SVC}=0.025$	$X_{TCSC}=-0.05$	$Q_{UPFC}=-0.167$	-	$Q_{SVC}=0.023$ $B_{SVC}=-0.023$	$X_{TCSC}=-0.05$

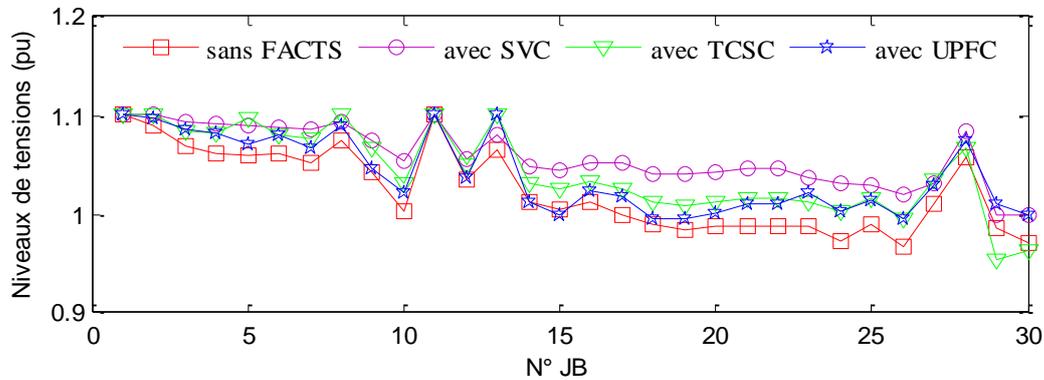


Figure 3.29. Niveaux de tensions par MOALO-MOOPF en présence de Multi-FACTS pour le cas 1: Réseau IEEE 30 JB.

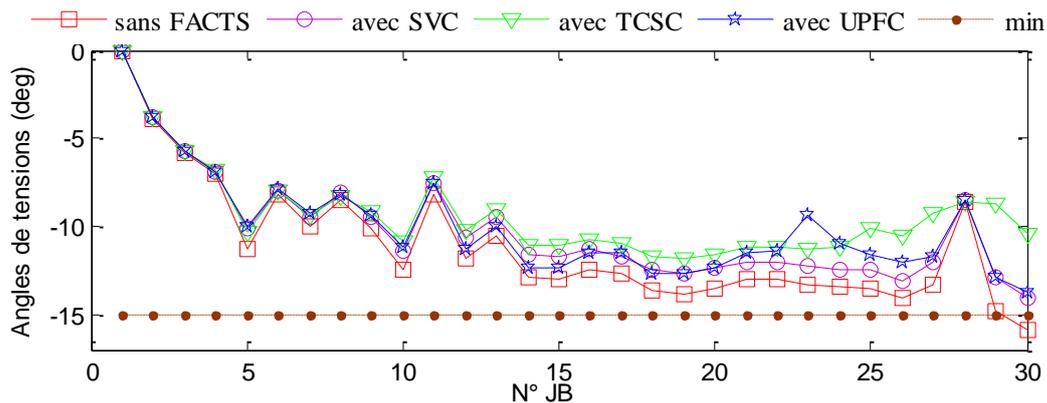


Figure 3.30. Angles de tensions par MOALO-MOOPF en présence de Multi-FACTS pour le cas 1: Réseau IEEE 30 JB.

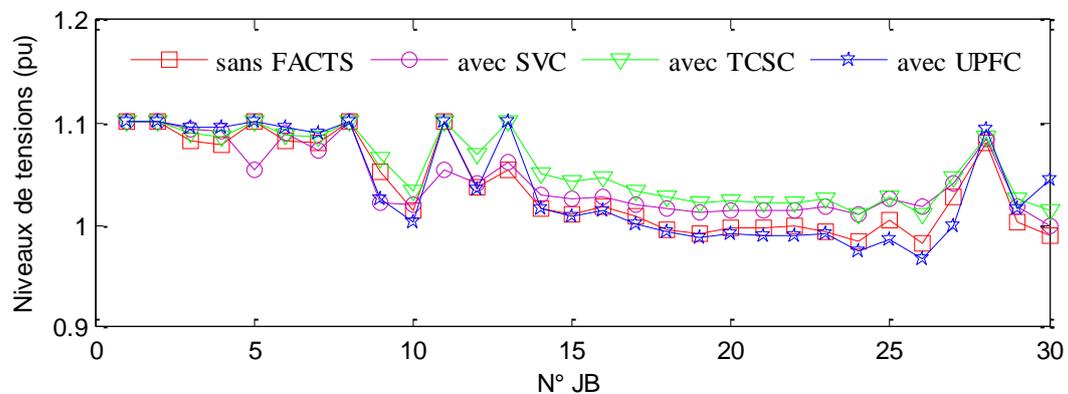


Figure 3.31. Niveaux de tensions par MODA-MOOPF en présence de Multi-FACTS pour le cas 1: Réseau IEEE 30 JB.

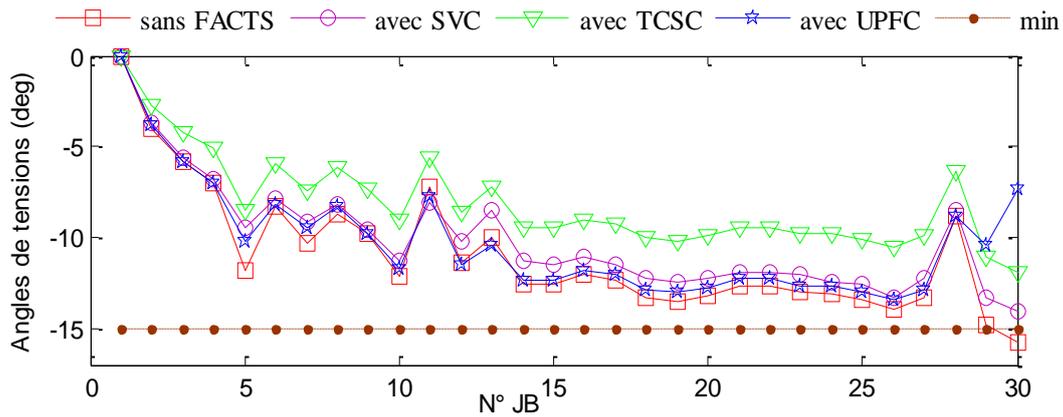


Figure 3.32. Angles de tensions par MODA-MOOPF en présence de Multi-FACTS pour le cas 1: Réseau IEEE 30 JB.

A partir du Tableau 3.9, on constate que l'emplacement de FACTS trouvé par les deux méthodes est presque la même sauf qu'avec l'UPFC dans le cas 1 : par MOALO l'UPFC est au niveau de la ligne 30 entre (15 et 23) et par MODA est au niveau de la ligne 39 entre (29 et 30). On constate aussi, qu'une diminution notable de coût et de pertes de puissance dans tous les cas après l'optimisation. La puissance générée au jeu de barres de référence est aussi diminuée à une valeur acceptable.

Les figures (3.29), (3.30), (3.31) et (3.32) montrent que les tensions (amplitudes et angles) après l'insertion des dispositifs FACTS (SVC, TCSC et UPFC) sont réduites au moment où les capacités de charge augmentent, par exemple au niveau de JB 30 la valeur de l'angle de tension dépasse le min, mais après l'insertion de FACTS elle diminue à une valeur acceptable.

Nous concluons que les méthodes multi-objectifs MOALO et MODA ont été appliquées avec succès pour le problème de l'emplacement optimal de dispositif FACTS.

3.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré et testé l'application des techniques d'optimisation métaheuristique hybrides (BBO/DE et FA/PSO) et multi-objectifs (MOALO et MODA) sur le réseau standard IEEE 30 JB et sur le réseau électrique Algérien à 114 JB pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal mono et multi-objectif en présence des différents dispositifs FACTS. Trois types de FACTS ont été utilisés à savoir le SVC, le TCSC et l'UPFC. Le choix de l'emplacement de FACTS a été déterminé par les méthodes d'optimisation proposées de façon à assurer une exploitation efficace des réseaux électriques et d'éviter les gaspillages. Les résultats de simulation obtenus ont montré la faisabilité des méthodes proposées pour résoudre le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance. Ils ont montré aussi l'efficacité des dispositifs FACTS pour l'élimination des dépassements des contraintes de sécurité, l'amélioration de l'exploitation et le contrôle des réseaux électriques.

CONCLUSIONS GENERALES ET PERSPECTIVES

L'objectif principal de ce travail de recherche consiste à améliorer l'efficacité des réseaux électriques par l'intégration des différents systèmes de transmission flexible en courant alternatif (FACTS) en utilisant des méthodes d'optimisation métaheuristiques hybrides.

La première contribution de cette thèse est l'optimisation mono et multi-objectif de l'écoulement de puissance optimal. Pour atteindre cet objectif on a proposé six méthodes d'optimisation métaheuristiques, quatre pour l'optimisation mono objectif et deux pour l'optimisation multi-objectif. Les méthodes proposées sont l'optimisation basé sur la biogéographie BBO, l'algorithme à l'évolution différentielle DE, l'algorithme de luciole FA, l'optimisation par essaim particulaire PSO, l'algorithme multi-objectif de fourmi-lion MOALO et la méthode multi-objectif de libellule MODA.

Avant de tester les méthodes métaheuristiques proposées, on a résolu le problème d'OPF en utilisant l'une des méthodes classiques les plus puissantes ce qui est la méthode des points intérieurs IP. Les résultats de simulations ont été comparés avec ceux obtenus par la méthode Quasi-Newton (QN) et la méthode de programmation linéaire séquentielle (SLP). Cette comparaison a montré que la méthode d'IP converge rapidement vers la meilleure valeur de fonction coût avec un nombre d'itérations réduit et temps d'exécution faible.

Le problème qui se pose par ces méthodes est la difficulté de donner des solutions exactes si la fonction de coût et/ou les contraintes sont non linéaires et c'est pourquoi, on a proposé l'utilisation des méthodes d'optimisation métaheuristiques.

Les six métaheuristiques proposées ont été appliqués sur le réseau test IEEE à 30 jeux de barres. Nous avons montré, dans les deux cas mono et multi-objectif, que l'utilisation de méthodes d'optimisation métaheuristiques a révélé une grande efficacité pour fournir des solutions approchées de bonne qualité en un temps de calcul raisonnable.

Afin d'améliorer les résultats obtenus, nous avons proposé les possibilités de combiner deux différentes métaheuristiques proposées pour créer des méthodes hybrides. Les méthodes hybrides sont parmi les plus puissantes méthodes d'optimisation, elles permettent de profiter des avantages respectifs des méthodes combinées. Dans ce travail, deux hybridations ont été développées : l'hybridation de BBO avec l'évolution différentielle DE et l'hybridation de l'algorithme de luciole FA avec PSO. La comparaison entre les résultats trouvés par l'hybridation avec ceux obtenus par les algorithmes de base montre une excellente performance de convergence et une diminution dans le coût de production totale dans tous les cas traités.

Pour confirmer l'efficacité de ces deux méthodes, nous les avons également appliqués sur le réseau électrique Algérien à 114 jeux de barres. Les résultats obtenus montrent que le BBO/DE et le FA/PSO sont capables de résoudre le problème d'OPF avec succès et dans un temps acceptable.

La deuxième contribution est l'amélioration de l'efficacité des réseaux électriques par l'intégration des Multi-FACTS. Afin d'atteindre cet objectif, nous avons présenté et expliqué l'étude de l'écoulement de puissance optimale en présence de trois dispositifs FACTS, les dispositifs choisis sont le compensateur statique de puissance réactive SVC, le compensateur série commandé par thyristors TCSC et le variateur de charge universel UPFC. L'emplacement des FACTS a été déterminé par les méthodes d'optimisation métaheuristiques hybrides et multi-objectif. Les résultats obtenus sont comparés avant et après l'insertion des FACTS.

Les résultats de simulation montrent que :

- Les méthodes proposées ont été appliquées avec succès pour le problème de l'emplacement optimal de dispositif FACTS.
- Les emplacements des FACTS sont acceptables, ils sont, généralement, trouvés dans l'une des lignes critiques.
- La localisation du SVC est presque la même dans tous les cas étudiés (au niveau de jeu de barres 29 ou 30 pour le réseau IEEE 30 JB).
- Le coût de production et les pertes de puissance totales sont diminués.
- Les profils de tensions et les transits de puissances sur les lignes sont améliorés.
- Les surcharges dans les lignes sont éliminées.
- Les dispositifs FACTS sont capables de changer les paramètres de réseau d'une manière rapide et efficace.

En perspective, nous proposons l'hybridation entre les deux techniques d'optimisation multi-objectif MOALO et MODA en présence des sources renouvelables et des multi-FACTS.

Références Bibliographiques

- [1] C. Bouneau, M. Derdevet et J. Percebois, « Les réseaux électriques au cimonœur de la civilisation industrielle », France: Timée-Edition, 2007.
- [2] T. Bouktir et L. Slimani, « Economic Power Dispatch of Power Systems with a NOx emission Control via an Evolutionary Algorithm », WSEAS Transactions on Systems, vol. No 2, pp. 849-854, 2004.
- [3] C. Porte, « Méthodes directes d'optimisation-Méthodes à une variable et Simplex », Techniques de l'ingénieur. Analyse et caractérisation, vol. 1, pp. 229, 2002.
- [4] D. Simon, « Biogeography-based optimization », IEEE Transaction on evolutionary computation, vol. 12, No16, pp. 702-713, 2008.
- [5] I. Boussaid, « Perfectionnement de Métaheuristiques pour l'Optimisation Continue », Ecole doctorale , Mathématiques et sciences et technologies de l'information et de la communication, université paris-est créteil,2013..
- [6] K. P. R. Storn, « Differential Evolution—a Simple and Efficient Euristic for Global Optimization Over Continuous Spaces », Journal of global optimization, vol. 11 No 4, pp. 341-359, 1997.
- [7] O. Herbadji, T. Bouktir et L. Slimani, « A Differential Evolution Algorithm for the Solution of Optimal Power Flow with Consideration of FACTS Devices», Conference: International Conference on Recent Advances in Electrical System, Tunisia, 2016.
- [8] X.-S. Yang, «Nature-inspired metaheuristic algorithms», Luniver press, 2008.
- [9] J. Kennedy et R. Eberhart, «A Particle Swarm Optimization,» Proceedings of IEEE Inter conf on Neural Networks, vol. 4 , pp. 1942-1948, 1995.
- [10] R. Eberhart, C. Shi. Yuhui et J. Kennedy, «Swarm Intelligence», Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [11] S. Mirjalili, P. Jangir et 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.
- [12] S. Mirjalili, « Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems», Neural Computing and Applications, vol. 27, pp. 1053-1073, 2016.
- [13] O. Herbadji, L. Slimani and T. Bouktir «Multi-objective optimal power flow considering the fuel cost, emission, voltage deviation and power losses using Multi-Objective Dragonfly algorithm», International Conference on Recent Advances in Electrical system.Tinusia, 2017.

-
- [14] Enerique acha, claudio R. Fuerte Esquivel, hugo Ambriz Perez et Cesar Angeles Camacho, « FACTS modeling and simulation in power networks », Wiley, 2004.
- [15] J. carpentier, «Contribution à L'étude du Dispatshing Economique », Bulletin De La Société Française Des Electricien, vol. 3, pp. 431-447, Aout 1962.
- [16] 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.
- [17] K. Lee, Y. Park et J. Ortiz, «A United Approach to Optimal Real and Reactive Power Dispatch», IEEE Transactions on Power Apparatus and systems, vol. 104, No 15, pp. 1147-1153, 1985.
- [18] A. J. Wood et B. Wollenberg, «Power Generation Operation and Control-2nd Edition.,» Fuel and Energy Abstracts, vol. 3, No 137, 1996.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] J. A. Momoh, R. Adapa et M. EL Hawary, «A review of selected optimal power flow literature to 1993. I. Nonlinear and Quadratic Programming Approaches», IEEE transactions on power systems, vol. 14 No1, pp. 96-104, 1999.
- [22] H. Happ, «Optimal power dispatch 7A comprehensive survey», IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. 96 No 3, pp. 841-854, 1977.
- [23] M. Huneault et F. Galiana, «A survey of the optimal power flow literature», IEEE Transactions on Power Systems, vol. 6 No 2, pp. 762-770, 1991.
- [24] O. Alsac et B. Stott, «Optimal load flow with steady-state security», IEEE Transactions on power apparatus and systems, vol. No 3, pp. 745-751, 1974.
- [25] J. Peschon, D. W. Bree et L. Hajdu, «Optimal power-flow solutions for Power System Planning», Proceedings of the IEEE, vol. 60 No 1, pp. 64-70, 1972.
- [26] D. I. Sun, B. Ashely, B. Brewer, A. Hughes et W. F. Tinney, «Optimal power fow by Newton approach», IEEE Transactions on Power Apparatus and systems, vol. PAS No 10, pp. 2864-2880, 1984.
- [27] 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.
- [28] 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.
-

-
- [29] B. Stott et J. L. Marinho, «Linear programming for power-system network security applications», IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS No 3, pp. 837-848, 1979.
- [30] S. Sayeh et K. Zahar, «Economic Load Dispatch With Security Constraints Of The Algérian Power System Using Successive Linear Programming Method», leonardo journal of science, vol. 5 No 9, pp. 73-86, 2006.
- [31] 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.
- [32] M. Bierlaire, «Introduction à l'optimisation différentiable», PPUR presses polytechniques, 2006.
- [33] 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 déréglé», Thèse de Doctorat, Université de El-Hadj Lakhdar, Batna, 2009.
- [34] 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.
- [35] 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.
- [36] 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.
- [37] T. Bouktir, L. Slimani et M. Belkacemi, «A genetic algorithm for solving the optimal power flow problem», Leonardo Journal of Sciences, vol. 4, No1, pp. 44-58, 2004.
- [38] G. Tarabhan et M. S. Aakash, «Optimal Power Flow Using Differential Evolution», Journal of Engineering Research and Application, vol. 8 No 2, pp. 61-67, 2018.
- [39] M. Todorovski et D. Rajcic, «An Initialization Procedure in Solving Optimal Power Flow by Genetic Algorithm», IEEE Transactions on Power Systems, vol. 21 No 2, pp. 480-487, 2006.
- [40] R. P. Singh, V. Mukherjee et S. Ghoshal, «Particle Swarm Optimization with an Aging Leader and Challengers Algorithm for the Solution of Optimal Power Flow Problem», Applied Soft Computing, vol. 40, pp. 161-177, 2016.
- [41] M. R. Narimani, R. Azizipanah-Abarghooee, B. Zoghdar-Moghadam-Shahrekhane et K. Gholami, «A Novel Approach To Multi-Objective Optimal Power Flow By A New Hybrid Optimization Algorithm Considering Generator Constraints And Multi-Fuel Type», Energy, vol. 49, pp. 119-136, 2013.
- [42] . P. Somasundaram, K. Kuppusamy et . R. K. Devi, «Evolutionary Programming Based Security Constrained Optimal Power Flow», Electric Power Systems Research, vol. 72
-

- No2, pp. 137-145, 2004.
- [43] K. Ayan, K. Ulaş et B. Burhan , «Chaotic artificial bee colony algorithm based solution of security and transient stability constrained optimal power flow,» *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 64, pp. 136-147, 2015.
- [44] M. R. Adaryani et A. Karami, «Artificial bee colony algorithm for solving multi-objective optimal power flow problem», *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 53, pp. 219-230, 2013.
- [45] V. Raviprabakaran et R. Subramanian, «Enhanced ant colony optimization to solve the optimal power flow with ecological emission», *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, vol. 9 No 1, pp. 58-65, 2018.
- [46] Z. Ahmed, A. A. Shady et Y. A. Almoataz, « Classical and Recent Aspects of Power System Optimization», Elsevier, pp. 157-183,2018.
- [47] K. Pandya et S. Joshi, «Survey Of Optimal Power Flow Methods » *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, vol. 4 No 5, 2008.
- [48] P. Siarry, « Métaheuristiques », Editions Eyrolles, 2014.
- [49] P. Feyel, « Optimisation de la Commande Robuste par les Métaheuristiques », ISTE Group, 2017.
- [50] R. MacArthur et E. Wilson, «The Theory of Biogeography», Princeton University Press, Princeton, 1967.
- [51] 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.
- [52] 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.
- [53] R.H. Liang, S. R Tsai, Y. T. Chen and W. T. seng, «Optimal Power Flow By A Fuzzy Based Hybrid Particle Swarm Optimization Approach», *Electric Power Systems*, Vol. 81, No. 7, pp.1466–74, 2011.
- [54] L.L. Lai, J.T. Ma, R. Yokoyama and M. Zhao, «Improved Genetic Algorithms For Optimal Power Flow Under Both Normal And Contingent Operation States», *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 19, No. 5, pp. 287–92, 1997.
- [55] M. A. Medina, S.Das, C. A.C. Coello, J. M. Ramírez, «Decomposition-based modern metaheuristic algorithms for multi-objective optimal power flow – A comparative study», *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 32, pp. 10-20, 2014.
- [56] R. Storn et K. Price, «Differential Evolution - A Simple And Efficient Heuristic For Global Optimization Over Continuous Spaces» *Journal of global optimization*, Springer, vol. 11

- N° 4 , pp. 341-359, 1997.
- [57] X.-S. Yang, «Firefly Algorithms for Multimodal Optimization, Stochastic Algorithms: Foundations and Applications», Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, Berlin, pp. 169-178., 2009.
- [58] K. F. Stanger-Hall, J. E. Lloyd et D. M. Hillis, «Phylogeny of North American Fireflies (Coleoptera: Lampyridae): implications for the evolution of light signals», Molecular phylogenetics and evolution, Elsevier, vol. 45 No 1, pp. 33-49, 2007.
- [59] H. Hachimi, «Hybridations d'algorithmes métaheuristiques en optimisation globale et leurs applications», Thèse de Doctorat, Université de Mohammed V Agdal, Mathématiques appliquées et Informatique, 2013.
- [60] S. Mirjalili, «The ant lion optimizer», Advances in Engineering Software, vol. 83, pp. 0-98, 2015.
- [61] Bouchekara, M. A. Abido, A. E. Chaib, R. Mehasni, «Optimal power flow using the league championship algorithm: A case study of the Algerian power system», Energy Conversion Management, Vol. 87, pp. 58–70, 2014.
- [62] B. Bentouati, S. Chettih et L. Chaib, «Interior search algorithm for optimal power flow with non-smooth cost functions» Cogent Engineering, vol. 4 No 1, 2017.
- [63] Abou El Ela AA, MA. Abido et SR.Spea, «Optimal power flow using differential evolution algorithm», electrical power systems research, vol. 180 No 7, pp. 878-85, 2010.
- [64] M. A. Medina, S.Das, C. A.C. Coello, J. M. Ramírez, «Decomposition-based modern metaheuristic algorithms for multi-objective optimal power flow – A comparative study», Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 32, pp. 10-20, 2014.
- [65] 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.
- [66] W Warid, H Hizam, N Mariun, NIA Wahab, «A novel quasi-oppositional modified Jaya algorithm for multi-objective optimal power flow solution,» Applied Soft Computing Journal, vol. 65, pp. 360-373, 2018.
- [67] M. Seyedali, «Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problem», Neural Computing and Applications, vol. 27 No 4, pp. 1053-1073, 2016.
- [68] C. W. Reynolds, «Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model», ACM, vol. 21 No 4, 1987.
- [69] K. A. Rezaei AM, «Artificial Bee Colony Algorithm For Solving Multi-Objective Optimal Power Flow Problem», Electrical power and energy systems, vol. 53, pp. 219-230, 2013.

-
- [70] E Davoodi, E Babaei, B Mohammadi-ivatloo, «An efficient convexified SDP model for multi-objective optimal power flow» *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 102, pp. 254-264, 2018.
- [71] M. Zellagui et A. Chaghi, « Performance des systèmes de protection en présence des FACTS séries», Editions Universitaires Européennes, 2014.
- [72] Edris A and all, « Proposed terms and definitions for flexible AC transmission system (FACTS) », *IEEE Transactions on Power*, Vol. 12, PP 1848-1853, 1997..
- [73] H. Boubakeur, « Contribution à l'Amélioration de l'Efficacité des Réseaux Electriques par l'Intégration et le Contrôle Flexible de l'Energie Eolienne et des Systèmes FACTS», Thèse de Doctorat, Université de Mohamed Khider, Département de génie électrique, électrotechnique, Biskra, 2017.
- [74] F. Héliodore, A. Nakib, B. Ismail et S. Ouchraa, « Métaheuristiques pour les réseaux électriques intelligents », ISTE Group, vol. 3, 2017.
- [75] A. Adel, « Apport du STATCOM et du SSSC (Static Synchronous Series Compensator) l'amélioration du comportement des réseaux électriques», Thèse de Doctorat, Université de Badji Mokhtar, Département d'élevtrotechnique, Annaba, 2016.
- [76] J.-C. Passelergue, « Interaction des dispositifs FACTS dans les grands réseaux électriques», Thèse de doctorat de l'INPG, 1998.
- [77] S. Escander Gholipour, «Apport de l'UPFC à l'amélioration de la stabilité transitoire des réseaux électriques», Thèse de Doctorat, Université de Henri Poincar Nancy 1, 2003.
- [78] H. Ambriz-Pe´rez, E.Acha, and C.R. Fuerte-Esquivel, «Advanced SVC Models for Newton–Raphson Load Flow and Newton Optimal Power Flow Studies», *IEEE Trans. Power Systems* , Vol 15 No 1, pp. 129–136, 2000.
- [79] Ghandhari acha Noroozian, M. , Angquist, L. , Ghandhari, M. , Andersson, G, «Use of UPFC for optimal power flow control», *Power Delivery*, *IEEE Transactions on*, vol. 12, No. 4, pp. 1629-1634, 1997.
- [80] T. Bouktir et L. Slimani, «Optimal Power Flow Solution of the Algerian Electrical Network using Differential Evolution Algorithm», *TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering*, vol. 10 No 2, pp. 199-212, 2012.
- [81] P Kora, KSR Krishna , « Hybrid firefly and Particle Swarm Optimization algorithm for the detection of Bundle Branch Block», *Int. J. Cardiovasc. Acad.* Vol 2 , pp. 44–48, 2016.
- [82] Sahu, Amaresh, Sushanta Kumar Panigrahi, and Sabyasachi Pattnaik, « Fast Convergence Particle Swarm Optimization for Functions Optimization», *Procedia Technol.* Vol 4, pp.319–324, 2012
- [83] Abd-Elazim, ES Ali , «A hybrid Particle Swarm Optimization and Bacterial Foraging for optimal Power System Stabilizers design», *Int. J. Electr. Power Energy Syst*, vol. 46, pp. 334–341, 2013.
-

- [84] I. B. Aydilek, «A Hybrid Firefly and Particle Swarm Optimization Algorithm for Computationally Expensive Numerical Problems», Applied Soft Computing, vol. 66, pp. 232-249, 2018.

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 3A.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

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

Annexe B- Réseau électrique Algérien 114 JB

Tableau 3 Données des jeux de barres du réseau électrique Algérien 114 JB.

<i>JB</i>	<i>V_i</i> (pu)	<i>V_{angle}</i> (deg)	<i>P_{d_i}</i> (pu)	<i>Q_{d_i}</i> (pu)	<i>JB</i>	<i>V_i</i> (pu)	<i>V_{angle}</i> (deg)	<i>P_{d_i}</i> (pu)	<i>Q_{d_i}</i> (pu)
1	1	0	0	0	58	1	0	0	0
2	1	0	36	17	59	1	0	36	17
3	1	0	64	31	60	1	0	0	0
4	1,0773	0	125	94	61	1	0	27	13
5	1	0	335	250	62	1	0	22	11
6	1	0	78	37	63	1	0	49	29
7	1	0	55	26	64	1	0	0	0
8	1	0	50	24	65	1	0	11	5
9	1	0	40	19	66	1	0	35	21
10	1	0	42	21	67	1	0	10	5
11	1	0	96	47	68	1	0	11	5
12	1	0	31	15	69	1	0	20	10
13	1	0	13	6	70	1	0	7	3
14	1	0	136	65	71	1	0	36	22
15	1	0	0	0	72	1	0	0	0
16	1	0	0	0	73	1	0	36	22
17	1,0682	0	0	0	74	1	0	0	0
18	1	0	0	0	75	1	0	0	0
19	1	0	11	5	76	1	0	12	6
20	1	0	14	9	77	1	0	7	3
21	1	0	70	52	78	1	0	13	7
22	1	0	42	25	79	1	0	14	7
23	1	0	23	11	80	1	0	157	107
24	1	0	60	36	81	1	0	0	0
25	1	0	17	8	82	1	0	75	36
26	1	0	55	26	83	1	0	70	51
27	1	0	0	0	84	1	0	46	34
28	1	0	0	0	85	1	0	45	22
29	1	0	37	18	86	1	0	0	0
30	1	0	30	15	87	1	0	32	15
31	1	0	0	0	88	1	0	46	22
32	1	0	40	24	89	1	0	34	17
33	1	0	29	14	90	1	0	18	9
34	1	0	29	14	91	1	0	44	21
35	1	0	33	16	92	1	0	10	5
36	1	0	17	8	93	1	0	0	0
37	1	0	11	5	94	1	0	48	23
38	1	0	20	10	95	1	0	35	17
39	1	0	20	10	96	1	0	0	0
40	1	0	21	10	97	1	0	42	20
41	1	0	53	32	98	1	0	13	6
42	1	0	0	0	99	1	0	105	50
43	1	0	31	18	100	1,0773	0	33	16
44	1	0	0	0	101	1,0818	0	50	24
45	1	0	12	6	102	1	0	34	16

46	1	0	0	0	103	1	0	66	32
47	1	0	21	10	104	1	0	18	9
48	1	0	0	0	105	1	0	0	0
49	1	0	13	6	106	1	0	64	31
50	1	0	4	2	107	1	0	65	37
51	1	0	1	1	108	1	0	22	11
52	1	0	56	27	109	1,0818	0	37	18
53	1	0	16	8	110	1	0	13	6
54	1	0	21	10	111	1,0909	0	94	56
55	1	0	18	9	112	1	0	24	12
56	1	0	33	20	113	1	0	23	11
57	1	0	35	21	114	1	0	24	12

Tableau 3 B.2 onnées des branches du réseau électrique Algérien 114 JB.

N°	JB DP	JB AR	R (pu)	X (pu)	B (pu)	Tap (pu)	N°	JB DP	JB AR	R (pu)	X (pu)	B (pu)	Tap (pu)
1	2	1	4,114	19,505	0,0626	1	88	52	30	2,599	6,440	0,025	1
2	6	1	5,905	27,975	0,0901	1	89	71	70	5,756	11,333	0,0361	1
3	2	6	6,776	24,103	0,0733	1	90	40	41	2,11 0	5,843	0,0222	1
4	4	42	13,262	62,678	0,2017	1	91	40	50	4,835	13,122	0,0444	1
5	4	42	6,728	5,883	0,3045	1	92	71	69	3,935	13,151	0,0444	1
6	4	3	1,597	7,647	0,0996	1	93	70	68	4,334	7,848	0,025	1
7	5	3	1,355	9,148	0,0607	1	94	43	46	3,69 0	12,33	0,0417	1
8	5	4	0,871	6,098	0,0407	1	95	51	43	7,441	12,802	0,0417	1
9	4	7	6,970	32,815	0,1058	1	96	54	55	4,306	14,386	0,050	1
10	15	16	1,839	6,534	0,0200	1	97	55	43	6,149	20,549	0,0694	1
11	16	3	1,984	6,970	0,0213	1	98	73	62	1,476	4,932	0,0167	1
12	16	14	0,629	2,178	0,0066	1	99	73	67	12,049	25,225	0,0861	1
13	8	42	8,276	30,444	0,0938	1	100	68	67	5,933	12,848	0,0417	1
14	8	4	8,906	42,108	0,1357	1	101	29	26	0,428	0,569 0	0,0944	1
15	10	7	7,260	34,316	0,1105	1	102	73	66	5,843	20,707	0,0639	1
16	10	11	11,035	52,078	0,1676	1	103	63	66	2,459	8,219	0,0278	1
17	7	6	7,599	35,816	0,1153	1	104	63	65	2,005	6,7 00	0,0222	1
18	11	42	8,228	39,01	0,1256	1	105	63	65	2,005	6,7 00	0,0222	1
19	6	3	13,939	48,981	0,1508	1	106	56	54	3,69 0	12,33	0,0417	1
20	9	2	2,033	13,746	0,0913	1	107	57	56	4,306	14,386	0,0500	1
21	9	3	4,259	29,04	0,1928	1	108	57	56	4,306	14,386	0,0500	1
22	13	12	24,248	114,466	0,3686	1	109	47	50	4,306	14,386	0,0500	1
23	10	13	22,458	105,996	0,3413	1	110	47	46	1,231	4,111	0,0139	1
24	17	21	3,146	11,81	0,0364	1	111	67	66	4,061	10,058	0,0389	1
25	17	21	3,533	13,455	0,0417	1	112	49	41	4,554	15,21	0,0528	1
26	17	72	9,535	35,429	0,1095	1	113	19	78	0,151	0,1980	0,0333	1
27	17	27	2,226	11,471	0,2072	1	114	19	79	0,378	0,5000	0,0833	1
28	17	31	2,952	15,052	0,1275	1	115	59	61	1,847	6,538	0,0194	1
29	31	28	0,823	4,259	0,1541	1	116	45	46	0,616	2,178	0,0056	1
30	17	64	9,583	35,187	0,1085	1	117	85	87	7,647	36,058	0,1161	1
31	21	44	11,616	41,672	0,1271	1	118	85	86	6,728	31,799	0,1023	1
32	60	31	1,791	12,245	0,0812	1	119	85	81	4,792	22,603	0,0727	1
33	21	60	2,71	12,729	0,0409	1	120	87	106	5,082	23,958	0,0771	1
34	60	44	5,905	27,975	0,0901	1	121	87	82	2,71 0	12,874	0,0413	1
35	58	44	5,856	27,54	0,0886	1	122	87	99	15,585	60,452	0,1878	1
36	72	101	10,309	48,739	0,157	1	123	103	105	6,292	29,669	0,0955	1
37	72	58	8,857	41,769	0,1345	1	124	105	101	8,276	39,01	0,1256	1
38	58	75	7,163	33,928	0,1091	1	125	105	104	0,726	3,388	0,0110	1
39	75	107	8,954	42,398	0,1364	1	126	103	106	10,067	47,577	0,1531	1
40	75	74	0,29 0	1,258	0,0054	1	127	81	82	14,665	52,03	0,1587	1

41	44	42	12,003	43,705	0,1341	1	128	80	82	15,44	54,644	0,1667	1
42	44	42	8,857	41,818	0,1345	1	129	80	84	9,244	32,718	0,0998	1
43	42	48	3,582	24,49	0,1624	1	130	84	83	2,468	8,712	0,0267	1
44	48	44	1,21	7,647	0,0506	1	131	82	83	9,244	32,718	0,0998	1
45	107	101	16,166	76,327	0,2457	1	132	100	98	4,937	28,943	0,1558	1
46	64	97	8,615	31,654	0,0971	1	133	100	97	5,372	36,736	0,2436	1
47	72	96	7,357	26,136	0,0798	1	134	98	97	5,856	21,683	0,0671	1
48	96	98	9,825	34,848	0,1064	1	135	99	100	11,18	52,708	0,1696	1
49	96	95	0,726	3,388	0,011	1	136	87	100	4,937	33,59	0,0217	1
50	18	22	1,044	5,029	0,0472	1	137	100	84	3,146	21,393	0,1419	1
51	18	37	0,922	4,439	0,0417	1	138	84	80	3,582	24,49	0,1624	1
52	37	22	0,616	2,959	0,0278	1	139	86	81	2,662	18,344	0,1217	1
53	19	26	0,209	0,277	0,0472	1	140	98	99	7,889	28,072	0,0855	1
54	19	26	0,209	0,277	0,0472	1	141	101	102	5,614	26,475	0,0853	1
55	19	34	0,068	0,454	0,0028	1	142	99	102	5,614	26,475	0,0853	1
56	20	18	4,853	10,598	0,0361	1	143	99	101	5,372	36,736	0,2436	1
57	20	24	1,354	5,004	0,0167	1	144	98	94	17,279	61,71	0,1897	1
58	20	24	1,325	4,9 00	0,0167	1	145	94	82	2,71 0	12,729	0,0409	1
59	20	29	1,148	4,241	0,0139	1	146	92	93	13,154	33,109	0,1225	1
60	20	35	1,541	5,501	0,0167	1	147	93	91	2,462	8,699	0,0257	1
61	35	29	1,649	5,9 00	0,0194	1	148	93	91	3,07 0	10,87	0,0335	1
62	20	32	2,549	8,514	0,0278	1	149	90	89	6,286	19,44	0,0639	1
63	22	32	1,231	4,111	0,0139	1	150	88	89	10,967	33,21	0,1099	1
64	22	24	0,860	2,876	0,0083	1	151	90	93	15,001	25,828	0,0837	1
65	22	24	0,860	2,876	0,0083	1	152	103	110	8,954	42,398	0,1364	1
66	23	30	0,860	2,876	0,0083	1	153	110	112	8,954	42,398	0,1364	1
67	23	36	0,490	1,645	0,0056	1	154	103	114	20,28	95,784	0,3085	1
68	36	30	0,983	3,287	0,0111	1	155	109	108	7,163	33,928	0,1091	1
69	33	18	0,738	2,466	0,0083	1	156	109	107	18,779	88,717	0,2855	1
70	32	33	0,860	2,876	0,0083	1	157	112	114	9,196	43,366	0,1395	1
71	26	25	0,500	1,861	0,0056	1	158	112	111	14,375	67,857	0,2184	1
72	24	25	0,590	2,189	0,0083	1	159	113	111	8,083	38,091	0,1256	1
73	26	34	0,176	1,145	0,0056	1	160	80	88	5,953	151,976	0	1,03
74	29	26	0,428	0,569	0,0944	1	161	81	90	3,001	70,277	0	1,03
75	29	39	0,454	2,952	0,0111	1	162	86	93	0,581	35,913	0	1,03
76	38	34	0,169	1,105	0,0056	1	163	42	41	0,581	35,913	0	1,03
77	18	73	5,605	12,337	0,0417	1	164	58	57	0,581	35,913	0	1,03
78	18	73	3,074	10,901	0,0333	1	165	44	43	1,404	50,965	0	1,03
79	62	18	1,829	6,988	0,0222	1	166	60	59	0,678	24,974	0	1,03
80	20	52	3,143	7,783	0,0306	1	167	64	63	0,920	33,88	0	1,03
81	20	52	3,15 0	7,801	0,0306	1	168	72	71	0,581	35,913	0	1,03
82	54	59	4,277	11,027	0,0417	1	169	17	18	0,678	24,974	0	1,03
83	52	59	1,296	3,65 0	0,0139	1	170	21	20	0,774	25,41	0	1,03
84	57	51	4,417	14,753	0,0500	1	171	27	26	1,162	71,826	0	1,03
85	57	77	4,918	16,438	0,0556	1	172	28	26	1,162	71,826	0	1,03
86	52	53	3,373	6,437	0,0194	1	173	31	30	0,339	23,958	0	1,03
87	53	54	3,373	6,437	0,0194	1	174	48	47	0,581	35,913	0	1,03

تتمثل المساهمة الرئيسية لهذا العمل في تحسين أداء الشبكات الكهربائية الحديثة من خلال دمج أنظمة تحسين التوتر المرنة باستعمال طرق التحسين الهجينة. اذن الهدف هو حل مشاكل أحادية، ثنائية ومتعددة الوظائف لمشكل التدفق الأمثل للطاقة من خلال تحسين أربعة وظائف والتي هي تكلفة الوقود، انبعاث الغازات السامة، ضياع الطاقة وتأرجح الجهد الكهربائي. قمنا أيضا في هذه الأطروحة، بتركيب أجهزة مرنة للنقل بالتيار المتناوب لتحسين أداء نظام الطاقة. تم استعمال ست خوارزميات مستوحاة من الطبيعة، أربعة لحل المشكلة أحادية الهدف، منها خوارزمية الأمثلة القائمة على الجغرافيا الحيوية، الخوارزمية التطورية التفاضلية، خوارزمية البراع وخوارزمية سرب الطيور، في حين تم استعمال، خوارزمية النملة الأسود المتعددة الأهداف وخوارزمية اليعسوب المتعددة الأهداف لحل مشكل أمثلة الطاقة المتعددة الوظائف.

قمنا أيضا بتطوير خوارزميتين هجينتين جديدتين، الأولى تعتمد على مبدأ التهجين بين الأمثلة القائمة على الجغرافيا الحيوية مع الخوارزمية التفاضلية، والثانية هي مزيج بين خوارزمية البراع وخوارزمية سرب الطيور. الهدف من استعمال خوارزميات هجينة هو تحسين الحل الأمثل. تم استخدام المنهجيات المقترحة لتحديد أفضل موقع لأنظمة تحسين التوتر المرنة للتقليل من ضياع الطاقة، تحسين الجهد الكهربائي وضمان تشغيل فعال للشبكات الكهربائية.

لاختبار فعالية و نجاعة الخوارزميات المقترحة و أثر الأجهزة المرنة للنقل بالتيار المتناوب FACTS قمنا بتطبيق البرنامج على الشبكة الكهربائية IEEE 30 JB و 114 JB (سونغاز 114 JB). تؤكد النتائج التي تم الحصول عليها فعالية الطرق المقترحة لحل مشكلة التدفق الأمثل للطاقة في وجود مختلف أجهزة النقل المرنة (FACTS).

كلمات مفتاحية: التدفق الأمثل للطاقة الكهربائية، الخوارزميات الهجينة، الأمثلة متعددة الأهداف، أنظمة مرنة للنقل بالتيار المتناوب، الشبكة الكهربائية الجزائرية.

Résumé

La contribution principale de cette thèse est l'amélioration de fonctionnement des réseaux électriques modernes par l'optimisation de l'intégration des multi-FACTS en utilisant des méthodes d'optimisation métaheuristiques hybrides. Donc l'objectif est de résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal mono, bi et multi-objectif en optimisant quatre fonctions objectifs, à savoir : la fonction de coût du combustible, l'émission de gaz, les pertes de puissance active et la déviation de la tension. Cette thèse est consacrée à l'élaboration de six approches, quatre pour l'optimisation mono-objectif (l'optimisation basée sur la biogéographie BBO, l'évolution différentielle DE, l'algorithme de lucioles FA et l'optimisation par essaim de particule PSO) et deux pour l'optimisation multi-objectif (l'algorithme multi-objectif de fourmi-lion MOALO et l'algorithme multi-objectif de libellule MODA). Nous proposons aussi deux nouvelles méthodes d'optimisation métaheuristiques hybrides, la première est issue d'une hybridation de BBO avec l'évolution différentielle (DE) et la deuxième est une combinaison de l'algorithme de luciole FA et de PSO. Le but de cette hybridation est l'amélioration de la solution optimale. Les méthodes proposées dans cette thèse sont utilisées pour définir le meilleur emplacement des dispositifs FACTS pour améliorer les profils des tensions, minimiser les pertes de puissance et assurer une exploitation efficace des réseaux électriques. Les FACTS considérées sont le compensateur série TCSC, shunt SVC et parallèle UPFC. Le réseau test IEEE 30 JB et le réseau électrique Algérien 114 JB ont été utilisés pour tester l'efficacité de ces méthodes. Les résultats obtenus confirment l'efficacité des méthodes proposées pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal en présence des différents dispositifs FACTS.

Mots clés : Ecoulement de puissance optimal OPF, Métaheuristiques, Méthodes hybrides, Optimisation multi-objectifs, Coût de production, Dispositifs FACTS, Réseau Algérien.

Abstract

The main contribution of this work is improving the operation of the modern electrical power systems by optimizing the integration of the flexible AC transmission system FACTS using a hybrid metaheuristics optimization techniques. The objective is to solve mono, bi and multi-objective optimal power flow problem by minimizing four objective functions: the total fuel cost of generation, total emission, real power loss and magnitude voltage deviation. Four approaches are used for the mono objective optimization (Biogeography-based optimization BBO, differential evolution algorithm DE, Firefly algorithm FA and particle swarm optimization PSO) and two for the multi objective optimization (Multi-objective antlion optimizer MOALO and Multi-objective Dragonfly algorithm MODA). We present also two new hybrid metaheuristic algorithms, the first based on the hybridization of biogeography-based optimization with the differential evolution (BBO/DE) and the second is a hybrid algorithm combining firefly and particle swarm optimization (FA/PSO). The purpose of this hybridization is to improve the optimal solution. The proposed methods are applied to determine the optimal location of FACTS devices to improve power system performance. Three types of FACTS devices which are Thyristor Controlled Series Compensator (TCSC), Static VAR Compensator (SVC) and Unified Power Flow Controller (UPFC) are considered for this purpose. The IEEE-30bus power system and the Algerian electrical network 114 bus are used for the tests carried out in this thesis. The obtained results confirm the effectiveness of proposed algorithms to solve optimal power flow problem with consideration of FACTS devices.

Key words: Optimal power flow, Metaheuristics, Hybrids methods, Multi-objective optimization, Generation cost, FACTS devices, Algerian network.