

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique
Université Akli Mohand Oulhadj - Bouira -
Tasdawit Akli Muḥend Ulḥağ - Tubirett -



وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة أكلي محمد أولحاج
- البويرة -

Faculté des Sciences et des Sciences Appliquées

كلية العلوم والعلوم التطبيقية

Référence :/MM/2021

المرجع:/م/م / 2021

Mémoire de Master

Présenté au

Département : Génie Électrique

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Réseaux Electriques

Réalisé par :

Abdellaoui Mohamed

Et

Sellam Mohamed Lamine

Thème

Contrôle optimal de l'écoulement de puissance dans un réseau Intelligent en utilisant la méthode d'Optimiseur de troupes de gorilles (GTO)

Soutenu le 30/10/2021 Devant la commission composée de :

Mr :	Maafa Omar	M.C.B	Univ. Bouira	Président
	MOUASSA Souhil	M.C.B	Univ. Bouira	Rapporteur
	Berrag Amine	M.C.B	Univ. Bouira	Examinateur

Année Universitaire : 2020-2021

Dédicaces

Au nom de dieu le tout puissant et qui m'a permis d'apprendre et d'acquérir le savoir .je dédie ce modeste travail :

A ceux qui ont attendu ce jour avec impatience et qui n'ont cessé de m'encourager et qui se sont toujours sacrifiés pour mon bonheur

A celui m'a offert tout le soutien dont j'ai besoin et sans lequel je n'aurais pas à ce stade et accomplit ce travail.

A mes chers parents

A mon frère (Hamza), A ma chère sœur,

A ma famille et à tous mes amis

Au nom de dieu le tout puissant et qui m'a permis d'apprendre et d'acquérir le savoir .je dédie ce modeste travail :

A ceux qui ont attendu ce jour avec impatience et qui n'ont cessé de m'encourager et qui se sont toujours sacrifiés pour mon bonheur

A celui m'a offert tout le soutien dont j'ai besoin et sans lequel je n'aurais pas à ce stade et accomplit ce travail.

A mes chers parents

A mes chers frères (Sarhane.fathi.abdelraouef. Younes. Athman. Yacine)

A ma famille et à tous mes amis

Remerciements

Je tiens à remercier, en tout premier lieu, Dr. Mouassa Souhil. Qui Nous constamment guidé avec ses multiples directives et ses conseils précieux pour contribuer à la réussite de ce travail, je tiens à lui remercier pour sa disponibilité tout au long de ce travail.

Je remercie également tous les membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail :

- Dr Maafa Omar.
- Dr Berrag Amine.

Mon remerciement aussi au département de génie électrique de l'université de Bouira et à tous les enseignants qui ont contribué à notre formation.

Je suis redevable à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin pour mener à bien ce travail

Bouira, le 30/10/2021

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE	XI
<i>Chapitre 01</i>	1
ECOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMALE	1
1.1. Introduction.....	1
1.2. Objectif de l'écoulement de puissance optimal.....	1
1.3. Définition du problème de l'écoulement de puissance optimal	2
1.3.1. L'écoulement de puissance ordinaire	2
1.3.2. L'écoulement de puissance optimal	2
1.3.3. Limites opérationnelles	5
1.4. Formulation des contraintes EPO.....	6
1.4.1. Contraintes d'égalité	7
1.4.2. Contraintes d'inégalité	7
1.4.3. Fonctions objectives	8
1.5. Classification des variables de l'écoulement de puissance	8
1.6. Méthodes classiques appliquées au problème de l'écoulement de puissance optimal	10
1.7. Résumé sur la formulation de l'EPO.....	10
1.8. Conclusion	12
<i>Chapitre 02</i>	13
METHODES D'OPTIMISATIONS METAHEURISQUES	13
2.1. Introduction.....	13
2.2. Méthodes Méta heuristiques	13
2.2.1. Définition des Méthodes Méta heuristiques	14
2.2.2. Principe de Voisinage.....	15
2.2.3. Algorithme génétique	15
2.3. Optimisation des écosystèmes artificiels (AEO) et formulation mathématique	16
2.3.1. Production.....	18
2.3.2. Consommation	18
2.3.3. Décomposition	19
2.4. Algorithme d'optimisation des baleines(WOA)	20
2.4.1. Mode d'alimentation de la baleine – Encerclement de la proie.....	22
2.4.1. Attaque au filet à bulles	23
2.5. Algorithme d'optimisation des mites-flammes(MFO).....	24

2.5.1. Algorithme MFO.....	25
2.6. Troupes de gorilles	28
2.7. Algorithme d'optimisation des troupes de gorilles artificiels (GTO)	29
2.7.1. Phase d'exploration.....	29
2.7.2. Phase d'exploitation.....	31
2.8. Conclusion	33
<i>Chapitre 03</i>	34
L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL EN PRÉSENCE DES SOURCES D'ÉNERGIES RENOUVELABLES	
	34
3.1. Introduction	34
3.2. Aperçu et littérature du problème EPO stochastique.....	35
3.3. Etude générateurs éolien et centrale PV	37
3.4. Fonctions de densité de probabilité	38
3.4.1. Distribution de Weibull	38
3.4.2. Distribution log normale.....	39
3.5. Modèles mathématique de l'EPO impliquant l'énergie éolienne et solaire stochastique	39
3.5.2. Modèles stochastiques de vent/solaire et d'incertitude	46
3.5.3. Algorithmes d'optimisation proposes	47
3.5.4. Application de l'algorithme GTO pour l'EPO.....	47
3.5.5. Résultats de simulation.....	48
3.5.6. Etude EPO avec énergie éolienne et solaire stochastique.....	49
3.6. Conclusion	60
CONCLUSIONS GÉNÉRALES ET PERSPECTIVES	
	61

Liste des figures

Figure 2.1. Classification des méthodes d'optimisation des métras heuristiques.....	15
Figure 2.2. Flux d'énergie dans un écosystème ; (a) chaîne alimentaire, (b) réseau alimentaire.....	17
Figure 2.3. Une théorie des graphes pour un écosystème basé sur l'AEO.	18
Figure 2.4. Schéma de navigation d'une baleine utilisant un filet à bulles à la recherche de nourriture	22
Figure 2.5. Orientation transversale démontrée par Moth pendant la navigation.....	25
Figure 2.6. (a) Un papillon volant autour d'une source lumineuse ; (b) Chemin de navigation autour de la source lumineuse.....	25
Figure 2.7. Cycle de vie d'un Papillon.....	28
Figure 2.8 Différentes phases de Gorilla Troops Optimizer (GTO).....	29
Figure 2.9. Exemple de vecteurs globaux dans le cas d'une phase d'exploration	31
Figure 2.10.Exemple de vecteurs globaux suit le dos argenté dans l'espace 2D et 3D.....	32
Figure 3.1. Système IEEE 30-jeu de barre modifié pour étude EPO avec sources intermittentes	40
Figure 3.2. Distribution électrique réelle (MW) du solaire PV au jeu de barre 13 (AEO)	50
Figure 3.3. Distribution de la vitesse du vent pour le parc éolien 1 au jeu de barre 5 ($c = 9, k = 2$).50	
Figure 3.4. Distribution de la vitesse du vent pour le parc éolien 2 au jeu de barre 11 ($c = 10, k = 2$)	51
Figure 3.5. Distribution de l'irradiante solaire PV au jeu de barre 13 ($l = 6, r = 0,6$)	51
Figure 3.6. Puissance active programmée optimale par rapport au coefficient de coût de réserve (AEO)	53
Figure 3.7. Courbes de coût pour la variation du coefficient de coût de réserve.....	55
Figure 3.8. Puissance active programmée optimale par rapport au coefficient de coût de réserve (AEO).	56
Figure 3.9. Puissance active programmée optimale par rapport au coefficient de coût de réserve (GTO).	56
Figure 3.10. Puissance active programmée optimale par rapport au coefficient de coût de pénalité (AEO).	58
Figure 3.11. Puissance active programmée optimale par rapport au coefficient de coût de pénalité (GTO)	59
Figure 3.12. Courbe de convergence des deux algorithmes d'EPO avec source intermittente.....	59

Liste des tableaux

Tableau 3.1. Résumé du réseau de test IEEE 30-JB modifié.	39
Tableau 3.2. Coefficients de coût et d'émission pour les générateurs thermiques du réseau IEEE 30-JB	43
Tableau 3.3. Algorithme AEO pour EPO stochastique.....	48
Tableau 3.4. Description des systèmes de test.....	49
Tableau 3.5. Paramètres PDF des centrales éoliennes et solaires photovoltaïques(PV)	49
Tableau 3.6. Maximum et minimum de variables de contrôle et d'état pour le réseau IEEE 30-JB modifié.....	52
Tableau 3.7. Comparaison des résultats de différents algorithmes pour des études de cas de réseau IEEE 30-JB (Réserve)	54
Tableau 3.8. Comparaison des résultats de différents algorithmes pour des études de cas de réseau IEEE 30-JB (Pénalité).	57

Listes des Acronymes et Symboles

Acronymes

EPO	Ecoulement de puissance optimal
SGE	Système de gestion de l'énergie
AG	Algorithme génétique
AEO	Optimisation Ecosystèmes Artificiels
WOA	Algorithme d'optimisation des baleines
SA	Recuit Simulé
EA	Algorithmes évolutionnaires
NIO	Optimisation inspirée de la nature
MFO	Optimisation de la flamme des mites
PDF	Fonctions de distribution de probabilité
IEEE	Institut d'ingénieurs en électricité et électronique
SER	Source d'énergie Renouvelable
NLP	Programmation Non Linéaire
MSA	Algorithme d'essaim de Mites
IBF	Forgeage bactérien amélioré
Jb	Jeu de barres
TLBO	Optimisation basée sur l'enseignement-apprentissage
BSA	Algorithme d'optimisation de recherche de retour en arrière
ICBO	Optimisation améliorée des corps en collision
AMTPG-Jaya	Adaptive Multiple Teams Perturbation-Guiding Jaya
SHADE	Paramètres basés sur l'historique du succès Technique d'adaptation de l'évolution différentielle
EPSO	Optimisation évolutive de l'essaim de particules
SR	Solution Réalisable
ISO	Opérateur de système indépendant
DIFG	Générateurs à induction à double alimentation

Symboles

V_i	Module de tension au jeu de barre i
V_{li}	Module de tension au jeu de barre de charge i
θ_i	Angle de tension au jeu de barre i
θ_{ik}	Différence entre les angles des tensions des jeux de barres i et k
T_{ik}	Prise de transformateur entre deux jeux de barres i et k
α_{ik}	Angle de phase du transformateur entre deux jeux de barres i et k
P_{Gi}	Puissance active générée au jeu de barre i
Q_{Gi}	Puissance réactive générée au jeu de barre i
P_i	Puissance active injectée au jeu de barre i
Q_i	Puissance réactive injectée au jeu de barre i
P_{Di}	la puissance active demandée de transport
Q_{Di}	la puissance réactive demandée de transport
P_{Li}	les pertes actives de transport
\underline{I}	vecteur de courants complexes
\underline{I}_i	courant complexe au jeu de barre i
I_{ei}	partie réel de I_i
I_{fi}	Partie imaginaire de I_i
e_i	partie réelle de V_i
f_i	Partie imaginaire de V_i
e_{jbr}	Partie réelle de V_i : jeu de barre mou
f_{jbr}	Partie imaginaire de V_i : jeu de barre mou
S_{ik}	Transit de puissance apparent du jeu de barre i vers le jeu de barre k
N	Nombre des jeux de barre électrique
Y	Matrice admittance
b_{ij}	Un élément de la partie imaginaire de la matrice admittance du réseau
g_{ij}	Un élément de la partie réelle de la matrice admittance du réseau
y_{ij}	Module d'un élément de la matrice admittance du réseau
$f()$	Fonction objective
$g()$	Contraintes d'égalités
$h()$	Contraintes d'inégalités
a_i, b_i, c_i	Coefficients de la courbe du coût quadratique du générateur i
e_i	Coefficient d'émission
X_{max}	Signifié une limite maximale sur une variable
X_{min}	Signifié une limite minimale sur une variable

INTRODUCTION GENERALE

Au cours du dernier demi-siècle et une décennie, l'écoulement de puissance optimal (EPO) a attiré une grande attention en raison de son importance dans le fonctionnement du réseau électrique, est considéré comme un outil important pour une planification efficace et l'amélioration du fonctionnement des réseaux d'alimentation électriques[1].

L'EPO a été l'un des sujets les plus étudiés dans les réseaux électriques depuis 1962 [2], est un problème de programmation non linéaire qui spécifie les points de contrôle optimaux d'un réseau électrique pour minimiser un objectif souhaité, généralement le coût de production, soumis à un ensemble de certaines contraintes du réseau [3]. De plus il essaye de maximiser le profit de la totalité des consommateurs de l'énergie électrique, de minimiser le coût total des puissances actives générées de façon que les pertes de puissances actives et réactives sont acceptables et les contraintes sur les transits des puissances dans les lignes de transport sont satisfaites et de contrôler les puissances actives sortantes des générateurs ainsi que leurs niveaux de tension.

L'apparition des "méta-heuristiques" remonte aux années quatre-vingts. Ces algorithmes stochastiques d'optimisation globale peuvent être appliqués à tout problème, du moment qu'il est formulé sous la forme de l'optimisation de critère(s). Ils progressent vers un optimum par échantillonnage d'une fonction objectif. Ils se prêtent aussi à toutes sortes d'extensions, notamment en optimisation multi-objectif. Les méta-heuristiques sont généralement utilisées comme des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé. Ils sont souvent employées en optimisation combinatoire, mais on en rencontre également pour des problèmes continus ou mixtes (problèmes à variables discrètes et continues).[4]

D'une manière générale, les méta-heuristiques s'articulent autour de trois notions :

1. exploration /diversification,
2. exploitation/ intensification,
3. mémoire et apprentissage

L'étude d'un problème d'optimisation dans la situation actuelle des réseaux électriques tenant compte de tous ces critères est très complexe du point de vue modélisation et calcul. Les seuls moyens de remplir certains critères cités ci-dessus, tels que le maintien des tensions aux niveaux désirés, le contrôle de transit de puissance et de garantir une réserve supplémentaire de puissance active est l'optimiseur de troupes de gorilles, donc la raison pour laquelle beaucoup de problèmes ont été définis

selon l'objectif voulu. Parmi ces problèmes, on va traiter dans ce mémoire l'optimisation de l'écoulement de puissance optimal suivant les fonctions objectives suivantes:[4]

- L'optimisation de l'écoulement de puissance avec et sans pollution (émission de gaz toxique).
- Minimisation de coût de production de l'énergie électrique en tenant compte des pertes de puissance actives et les déviations des tensions aux niveaux des jeux de barres.
- Détermination de l'état optimal de chaque générateur interconnecté dans le réseau électrique et calculer la valeur optimale de la puissance générée par chaque générateur.

Dans cette étude, le problème d'EPO est formulé et résolu à l'aide des deux techniques d'optimisation. L'optimisation artificielle basée sur l'écosystème (AEO), l'optimisation des troupes de gorilles artificiels (GTO) dans le but de réduire les coûts et de minimiser les émissions de carbone. Les méta-heuristiques constituent alors une stratégie de résolution de plus en plus privilégiée puisqu'elles sont des méthodes à grande flexibilité d'utilisation. Elles ont la possibilité de trouver des solutions dans le plus grand nombre de cas possibles.

La contribution principale de ce mémoire est l'introduction des techniques d'optimisation méta-heuristiques pour résoudre le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance à l'aide d'algorithmes des troupes de gorilles artificiels.

Dans le premier chapitre, nous allons présenter la description de problème de l'écoulement de puissance optimal, ainsi que leur objectif principale, la formulation du problème d'EPO. Ensuite nous allons citer le principe d'optimisation des méthodes classiques.

Les définitions des quatre méthodes méta-heuristiques les plus importantes et leurs utilisations et spécialement la méthode d'optimisation par l'algorithme écosystèmes artificiels (AEO), ainsi que l'algorithme de troupes de gorilles (GTO) sont introduites dans le deuxième chapitre.

Le troisième chapitre sera consacré dans sa première partie à un aperçu et littérature du problème d'EPO impliquant l'énergie éolienne et solaire stochastique, la description des résultats de nos travaux ayant porté sur l'étude du réseau IEEE 30 jeux de barres.

La deuxième partie donne une considération fondamentale sur une source d'énergie renouvelable, puis une application sur la répartition de puissance optimale avec une haute pénétration de l'énergie éolienne et solaire stochastique dans le réseau électrique en utilisant l'algorithme écosystèmes artificielles ainsi que la technique d'optimisation de la force des gorilles.

Enfin, nous clôturerons ce modeste mémoire par une conclusion générale sur notre contribution efficace et l'impact positive dans l'intégration des énergies renouvelables dans les réseaux électriques.

Chapitre 01

ÉCOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMALE

1.1. Introduction

L'optimisation de l'écoulement de puissance consiste à répartir les puissances actives et réactives demandées entre les différentes centrales interconnectées dans un réseau électrique avec un coût minimal. Cette distribution doit évidemment respecter les des variables tels que : les limites de production des centrales et les capacités des lignes de transport, les transformateurs changeurs de prises et les batteries de condensateurs. La fonction à optimiser est donc le coût total de production.

1.2. Objectif de l'écoulement de puissance optimal

L'objectif principal (EPO) est de trouver un point de fonctionnement en régime permanent qui minimise le coût total de production, les pertes de puissance dans le réseau électrique, ou maximise le bien-être social ou l'utilisation du système. Tout en maintenant les meilleures performances de réseau en termes des limites maximales des puissances actives et réactives des générateurs, limite thermique des lignes, et la puissance maximale de divers dispositifs de compensation, etc. Prenons comme exemple la répartition optimale de la puissance active, l'objectif est de minimiser le coût total de génération ou les pertes de puissance pendant que le réseau fonctionne dans ses limites de sécurité. Après le calcul, EPO donne la puissance active optimale générée et achetée à chaque jeu de barre et les prix nodaux qui sont une conception importante sur le marché de l'électricité. Les prix nodaux présentent un intérêt spécifique car ils reflètent le coût marginal de livraison d'une unité supplémentaire à chaque jeu de barre (nœud). Ces prix sont également appelés prix de localisation et se révèlent être les prix optimaux, maximisant le bien-être social et tenant compte des contraintes de transmission. Dans un réseau non encombré, tous les prix de localisation sont égaux, alors qu'en cas de congestion, une différence de prix de localisation se produit. Ils peuvent fournir les bonnes incitations aux acteurs du marché et à la société. L'EPO font partie des outils présents dans de nombreux systèmes de gestion de l'énergie (SGE) et leurs L'utilité est de plus en plus reconnue par les services publics d'électricité en raison de la présence accrue de producteurs d'électricité indépendants combinée à la déréglementation de l'industrie électrique. L'EPO traditionnel n'avait pas de signification technico-économique aussi riche que la nouvelle forme d'EPO explicitement. Les résultats de la recherche de l'EPO dans le contexte du marché déréglementé de l'électricité peuvent

être étendus à de nombreux domaines de recherche : tarification localisée en temps réel, gestion de la congestion du réseau électrique, estimation de la capacité de transfert disponible, calcul des frais de transport d'électricité. Visant divers domaines d'application, les implémentations d'EPO diffèrent en termes de formulation du modèle, le niveau de détail dans la représentation du système et les aspects informatiques / algorithmiques de la méthodologie de la solution. Différents objectifs nécessitent différents niveaux de détail dans le modèle et dans la représentation de diverses considérations[2].

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

1.3.1. L'écoulement de puissance ordinaire

Le problème ordinaire de l'écoulement de puissance ou de l'écoulement de charge est énoncé en spécifiant les charges en mégawatts et méga vars à fournir à certains jeux de barres d'un réseau de transmission et par les puissances générées et les amplitudes de tension aux jeux de barres de réseau électrique. L'objectif est de déterminer les tensions nodales complexes à partir desquelles toutes les autres grandeurs telles que les puissances transitées de ligne, les courants et les pertes peuvent être dérivées. Le modèle du réseau de transmission est donné en quantités complexes puisqu'un réseau à courant alternatif est supposé générer et fournir les puissances et les charges.

En termes mathématiques, le problème peut être réduit à un ensemble d'équations non linéaires où les composantes réelles et imaginaires des tensions nodales sont les variables. Le nombre d'équations est égal à deux fois le nombre de jeux de barres. Les non-linéarités peuvent être grossièrement classées comme étant de nature quadratique.

Le résultat d'un problème de l'écoulement de puissance informe l'opérateur ou un planificateur d'un réseau selon lequel les lignes du réseau sont chargées, quelles sont les tensions aux différents jeux de barres, quelle quantité de puissance générée est perdue et où les limites sont dépassées.

1.3.2. L'écoulement de puissance optimal

Pour le planificateur et l'opérateur, la génération fixe correspond à un instantané uniquement. Les exigences de planification et d'exploitation demandent très souvent un ajustement des puissances générées selon certains critères. L'un des plus évidents est le minimum du coût de production. L'application d'un tel critère suppose immédiatement des puissances d'entrée et des tensions de jeu de barre variable qui doivent être déterminées de manière à atteindre un coût minimum de génération de ces puissances.

À ce point, il n'y a pas que les tensions aux jeux de barres où les charges sont fournies mais aussi les puissances d'entrée ainsi que les tensions correspondantes aux jeux de barres du générateur qui

doivent être déterminées. Le degré de liberté pour le choix des intrants semble être excessivement grand, mais en raison de la présence d'un objectif, à savoir atteindre le minimum du coût de production, le problème est bien défini. Bien sûr, les mathématiques deviennent plus exigeantes par rapport au problème de l'écoulement de puissance d'origine, cependant, le but étant toujours le même, c'est-à-dire la détermination des tensions nodales dans le réseau. Ils jouent le rôle de variables d'état à partir desquelles toutes les autres grandeurs peuvent être dérivées.

a. Relation tension nodale-courant nodale

La relation entre les tensions nodales complexes \underline{V} et les courants nodaux complexes \underline{I} du réseau de transport, composé des composants passifs, des lignes de transmission, des éléments série, des transformateurs et des shunts est :

$$\underline{I} = \underline{Y} \cdot \underline{V} \quad (1.1)$$

Tout courant nodal complexe \underline{I}_i peut-être formulé en coordonnées rectangulaires :

$$\underline{I}_i = I_{e_i} + j \cdot I_{f_i}; i = 1 \dots N \quad (1.2)$$

Où, N : représente le nombre de jeux de barres électriques

Pour toute tension nodale complexe \underline{V}_i , ce qui suit est valable en coordonnées rectangulaires pour la tension nodale complexe :

$$\underline{V}_i = e_i + j \cdot I_{f_i}; i = 1 \dots N \quad (1.3)$$

Notez que généralement à un jeu de barre, l'angle de la tension complexe est maintenu constant. Ainsi, la relation suivante doit être valide pour ces jeux de barres unique, appelé jeux de barres molle :

$$\frac{f_{Jbr}}{e_{Jbr}} = k_{Jbr} = constant \quad (1.4)$$

Notez que très souvent, cette valeur constante K_{Jbr} est supposée être nulle, c'est-à-dire que l'angle de tension à ce jeu de barre est supposé être nul. Cependant, dans ce chapitre le cas général de (1.4) est supposé valide. Les éléments complexes de la ligne i et de la colonne j de la matrice \underline{Y} sont les suivants :

$$\underline{Y}_{ij} = g_{ij} + j \cdot b_{ij} \quad (1.5)$$

Ou sous forme polaire :

$$\underline{Y}_{ij} = y_{ij} \cdot (\cos \theta_{ij} + j \cdot \sin \theta_{ij}) \quad (1.6)$$

Il découle de (1.1), (1.2) et (1.5)

$$I_{e_i} = \sum_{j=1}^N (e_i g_{ij} - f_j b_{ij}); i = 1 \dots N \quad (1.7)$$

$$I_{f_i} = \sum_{j=1}^N (e_i b_{ij} - f_j g_{ij}); i = 1 \dots N \quad (1.8)$$

En coordonnées polaires, les tensions complexes \underline{V}_i sont définies comme suit :

$$\underline{V}_i = |V|_i \cdot (\cos \theta_{ij} + j \cdot \sin \theta_{ij}) ; i = 1 \dots N \quad (1.9)$$

Comme défini dans (1.4), l'angle de tension au niveau du jeu de barre dit molle est maintenu fixe :

$$\theta_{Jbr} = \arctan(k_{Jbr}) = \text{constant} \quad (1.10)$$

Il convient de noter que d'autres composants de réseau tels que les lignes de transmission DC ne sont pas inclus dans ce mémoire. Un fonctionnement en réseau triphasé équilibré est supposé.

b. Relation tension nodale de puissance nodale - courant nodal

Dans ce chapitre, afin de rendre certaines dérivations plus faciles à comprendre, les hypothèses suivantes sont formulées en ce qui concerne la numérotation des jeux de barre :

- Le réseau compte au total N jeu de barres électriques
- Les jeux de barre PQ de charge l sont numérotés 1 ... l
- Les m jeu de barre PV du générateur sont numérotés (l + 1) ... (l + m)
- $l + m = N$
- Le dernier jeu de barre générateur est appelé le jeu de barre de référence.

Notez que le jeu de barre molle mentionné ci-dessus est généralement traité comme un jeu de barre de générateur PV normal avec la contrainte supplémentaire d'un angle de tension fixe (voir (1.4) et (1.10)). Les puissances active et réactive de tous les l jeux de barres de charge PQ doivent être calculées par la relation suivante :

$$P_i = \text{Réal} \{ \underline{V}_i \cdot \underline{I}_i^* \} ; i = 1 \dots l \quad (1.11)$$

$$Q_i = \text{Imag} \{ \underline{V}_i \cdot \underline{I}_i^* \} ; i = 1 \dots l \quad (1.12)$$

(1.11), (1.12) formulés en coordonnées rectangulaires : Pour tous les l jeux de barres PQ :

$$P_i = e_i I_{e_i} + f_i I_{f_i} ; i = 1 \dots l \quad (1.13)$$

$$Q_i = f_i I_{f_i} - e_i I_{e_i} ; i = 1 \dots l \quad (1.14)$$

Pour tous les m jeux de barre PV :

$$P_i = e_i I_{e_i} + f_i I_{f_i} ; i = l + 1 \dots N \quad (1.15)$$

$$|V|_i^2 = e_i^2 + f_i^2 ; i = l + 1 \dots N \quad (1.16)$$

L'insertion (1.7) et (1.8) dans (1.13) et (1.14) donne :

$$P_i = \sum_{j=1}^N (e_i (e_i g_{ij} - f_j b_{ij}) + f_i (f_j b_{ij} + e_i g_{ij})) ; i = 1 \dots l \quad (1.17)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^N (f_i (e_i g_{ij} - f_j b_{ij}) - e_i (f_j b_{ij} + e_i g_{ij})) ; i = 1 \dots l \quad (1.18)$$

Pour les jeux de barre PV du générateur, la puissance active P et l'amplitude de la tension sont calculées comme suit :

$$P_i = \sum_{j=1}^N (e_i (e_j g_{ij} - f_j b_{ij}) + f_i (f_j b_{ij} + e_j g_{ij})) ; i = l + 1 \dots N \quad (1.19)$$

$$|V|_i^2 = e_i^2 + f_i^2 ; i = l + 1 \dots N \quad (1.20)$$

(1.11), (1.12) formulés en coordonnées polaires :

Pour tous les jeux de barre l PQ :

$$P_i = \sum_{j=1}^N (V_i V_j y_{ij} \cos(\Theta_i - \Theta_j - \theta_{ij})) ; i = 1 \dots l \quad (1.21)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^N (V_i V_j y_{ij} \sin(\Theta_i - \Theta_j - \theta_{ij})) ; i = 1 \dots l \quad (1.22)$$

Pour tous les m jeux de barre PV :

$$P_i = \sum_{j=1}^N (V_i V_j y_{ij} \cos(\Theta_i - \Theta_j - \theta_{ij})) ; i = l + 1 \dots N \quad (1.23)$$

$$|V|_i = V_i ; i = l + 1 \dots N \quad (1.24)$$

Notez que (1.24) est trivial et en principe pas nécessaire. Les équations de (1.24) sont omises dans les dérivations suivantes lors de l'utilisation du système de coordonnées polaires.

1.3.3. Limites opérationnelles

Dans le réseau électrique réel, de nombreuses variables utilisées dans les équations ci-dessus sont limitées et ne peuvent être dépassées sans endommager l'équipement ou amener le réseau dans des états de fonctionnement instables et non sécurisés :

- Limites de la puissance active d'un jeu de barre PV (générateur) :

$$P_{mini} \leq P_{PVi} \leq P_{maxi} \quad (1.25)$$

- Limites de tension d'un jeu de barre PV ou PQ :

$$|V|_{mini} \leq |V|_i \leq |V|_{maxi} \quad (1.26)$$

- Limites des positions de prise d'un transformateur :

$$T_{mini} \leq T_i \leq T_{maxi} \quad (1.27)$$

- Limite des angles de déphasage d'un transformateur :

$$\theta_{mini} \leq \theta_i \leq \theta_{maxi} \quad (1.28)$$

- Limites des capacités ou réactances shunt :

$$S_{mini} \leq S_i \leq S_{maxi} \quad (1.29)$$

- Limites de la production de puissance réactive d'un jeu de barre photovoltaïque :

$$Q_{mini} \leq Q_{PVi} \leq Q_{maxi} \quad (1.30)$$

En réalité, les limites réactives d'un générateur sont complexes et dépendent généralement de l'état. (1.30) est une simplification des limites, cependant, en adaptant les valeurs limites réelles pendant l'optimisation, les limites du monde réel peuvent être simulées avec une précision suffisante.

- Limites supérieures du l'écoulement de puissance active dans les lignes de transport ou les transformateurs :

$$P_{ij} \leq P_{maxij} \quad (1.31)$$

- Limites supérieures des flux MVA dans les lignes de transport ou les transformateurs :

$$P_{ij}^2 + Q_{ij}^2 \leq S_{maxij}^2 \quad (1.32)$$

- Limites supérieures des amplitudes de courant dans les lignes de transmission ou les transformateurs :

$$|I|_{ij} \leq |I|_{maxij} \quad (1.33)$$

- Limite des angles de tension entre les jeux de barre :

$$\theta_{minij} \leq \theta_i - \theta_j \leq \theta_{maxij} \quad (1.34)$$

- Limites dès l'écoulement total entre zones :

Ces contraintes d'inégalité peuvent être formulées pour les valeurs MVA et MW comme suit :

- Limites de l'écoulement de puissance active de zone MW

$$P_{minarea_a} \leq \sum_{a \rightarrow b} (P_{ab}^2 + Q_{ab}^2) \leq P_{maxarea_a} \quad (1.35)$$

- Limites dès l'écoulement de puissance de la zone MVA

$$S_{minarea_a}^2 \leq \sum_{a \rightarrow b} (P_{ab}^2 + Q_{ab}^2) \leq S_{maxarea_a}^2 \quad (1.36)$$

1.4. Formulation des contraintes EPO

Le problème d'EPO est considéré comme problème de minimisation non-linéaire avec contraintes. Il peut être écrit sous la forme suivante :

$$\text{Minimisez } f(x, u) \quad (1.37)$$

$$\text{Sujet à : } g(x, u) = 0 \quad (1.38)$$

$$h(x, u) \leq 0 \quad (1.39)$$

Tels que :

$f(x, u)$: Fonction objective

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

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

x : vecteur des variables d'état ;

u : vecteur des variables à contrôler ;

1.4.1. Contraintes d'égalité

Les contraintes d'égalité de l'EPO reflètent à des lois physiques gouvernant le réseau électrique. Elles sont représentées par les équations non-linéaires de l'écoulement de puissance qui exigent que la somme de l'injection nette des puissances actives et réactives dans chaque jeu de barres soit nulle [10][11].

$$\Delta P_i = 0 = V_i \sum_{k=1}^N [V_k [G_{ik} \cos(\theta_i - \theta_k) + B_{ki} \sin(\theta_i - \theta_k)]] - P_{Gi} + P_{Di} \quad (1.40)$$

$$\Delta Q_i = 0 = V_i \sum_{k=1}^N [V_k [G_{ik} \sin(\theta_i - \theta_k) + B_{ki} \cos(\theta_i - \theta_k)]] - Q_{Gi} + Q_{Di} \quad (1.41)$$

1.4.2. Contraintes d'inégalité

Les contraintes d'inégalités habituelles peuvent inclure les limites sur les dispositifs physiques dans le réseau électrique tels que, les générateurs, les transformateurs à prises de charge, et les transformateurs déphaseurs, ainsi que les limites créées pour assurer la sécurité de réseau, en plus d'autres contraintes d'inégalités comme les limites des puissances réactives de compensations. Les limites sur les générateurs concernent les limites des puissances actives et réactives qui doivent être maintenues dans les limites admissibles :

$$P_{Gi}^{min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{max} \quad (1.42)$$

$$Q_{Gi}^{min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi}^{max} \quad (1.43)$$

Les transformateurs à prises de charge ont des commutateurs max et min, du niveau de tension par rapport à la tension nominale pour le réglage des modules de tensions et la régulation des flux de puissances réactives. De même, les transformateurs à angles de phase ont des décalages max. et min. pour le réglage des phases de tensions et la régulation des flux de puissances actives. Les deux types de transformateurs forment les contraintes d'inégalités suivantes :

$$T_{ik}^{min} \leq T_{ik} \leq T_{ik}^{max} \quad (1.44)$$

$$\alpha_{ik}^{min} \leq \alpha_{ik} \leq \alpha_{ik}^{max} \quad (1.45)$$

Les batteries, les bobines et les compensateurs statiques de la puissance réactive sont cernés par des valeurs minimales et maximales comme suit :

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

Les limites sur le transit de puissance apparente au niveau des lignes de transport et des transformateurs de puissance sont créées pour assurer la sécurité de réseau contre les pertes thermiques dans les conducteurs, et/ou la stabilité du réseau :

$$|S_{ik}|^2 \leq |S_{ik}^{max}|^2 \quad (1.47)$$

Pour garder la qualité de service électrique et la sécurité du système, il faut limiter les violations sur les contraintes de tension qui doivent être dans leurs limites admissibles.[12]

$$V_i^{min} \leq V_i \leq V_i^{max} \quad (1.48)$$

1.4.3. Fonctions objectives

Généralement l'objectif le plus utilisé dans la formulation du problème d'EPO est la minimisation de coût total de puissance active générée par des unités de production d'énergie réelle. Les coûts individuels de chaque unité de production sont supposés être fonction, uniquement de la production d'énergie active et sont représentés par des courbes quadratiques de second ordre. La fonction objective totale du réseau électrique peut alors être écrite comme la somme du modèle quadratique de coût de chaque générateur[13].

$$\text{Minimiser } F = \sum_{i=1}^{NG} f_i = \sum_{i=1}^{NG} a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i \quad (\$/h) \quad (1.49)$$

$$\text{Où } P_{Gi \min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi \max}$$

$$P_{Di} = P_{Gi} + P_{Li}$$

Tels que a_i , b_i , c_i représentent les coefficients de coût de la $i^{\text{ème}}$ unité de production P_{Di} , P_{Li} sont respectivement la puissance demandée et les pertes actives de transport.

1.5. Classification des variables de l'écoulement de puissance

Le processus de résolution du problème de L'EPO est plus facile à comprendre si les variables sont classées en plusieurs catégories. Ils sont illustrés ci-dessous.

- Variables de demande : elles incluent les variables représentant des valeurs constantes. Ils sont représentés par le vecteur P. Variables de demande typiques :
 - Puissance active et réactive aux jeux de barre de charge.
- Variables de contrôle : Toutes les grandeurs du monde réel qui peuvent être modifiées pour satisfaire l'équilibre de génération de charge en tenant compte des limites du système opérationnel (voir la sous - section précédente). Puisque, en particulier lors de l'utilisation du système de coordonnées rectangulaires, toutes ces grandeurs ne peuvent pas être modélisées directement, elles doivent être transformées en variables ayant une signification purement mathématique. Après le calcul, ces variables peuvent cependant être reconverties en quantités du monde réel. Les variables de contrôle sont représentées par le vecteur U

Un ensemble typique de variables de contrôle d'un problème EPO peut inclure :

- Coordonnées rectangulaires :
 - * Puissance active d'un jeu de barre PV

- * Production d'énergie réactive à un nœud photovoltaïque (parfois utilisée)
- * Position de prise d'un transformateur
- * Shunt capacitance ou réactance
- * Partie réelle de la position de prise complexe (uniquement si le transformateur a les prises et le déphasage, sinon le robinet est un nombre réel et donc généralement une variable de contrôle)
- * Partie imaginaire d'une position de prise complexe (voir remarque ci-dessus)
(Cet élément et l'élément précédent sont reconvertis au réel quantité mondiale prise et déphasage du transformateur après le calcul EPO)
- Coordonnées polaires :
 - * Puissance active d'un jeu de barre PV
 - * Amplitude de tension d'un jeu de barre PV
 - * Position de prise d'un transformateur
 - * Angle de déphasage d'un transformateur de déphasage
 - * Shunt capacitance ou réactance
- Variables d'état : cet ensemble comprend toutes les variables qui peuvent décrire tout état unique du système d'alimentation. Les variables d'état sont représentées par le vecteur X.

Exemples de variables d'état :

- Coordonnées rectangulaires :
 - * Partie réelle de la tension complexe à tous les jeux de barre
 - * Partie imaginaire d'une tension complexe à tous les jeux de barre (Cet élément et l'élément précédent sont reconvertis dans les grandeurs et l'angle de tension du monde réel après le calcul EPO).
- Coordonnées polaires :
 - * Amplitude de tension à tous les jeux de barre
 - * Angle de tension à tous les jeux de barre
- Variables de sortie : toutes les autres variables ; elles doivent être exprimées comme des fonctions (non linéaires) des variables de contrôle et d'état.

Exemples :

- Coordonnées rectangulaires :
 - * Amplitude de tension aux jeux de barre PQ et PV
 - * Angle de tension au niveau du jeu de barre PQ et PV
 - * Amplitude de prise du transformateur de déphasage
 - * Angle de prise du transformateur de déphasage

- *L'écoulement de puissance (MVA, MW, MVAR, A) dans la ligne de i à j
- * Génération réactive au jeu de barre PV
- Coordonnées polaires :
 - *L'écoulement de puissance (MVA, MW, MVAR, A) dans la ligne de i à j
 - * Génération réactive au jeu de barre PV

La plupart des variables sont continues, mais certaines, comme la prise du transformateur ou l'état des shunts, sont discrètes. Dans ce mémoire, toutes les variables sont supposées être continues. On suppose que les variables discrètes sont définies à leur valeur discrète la plus proche une fois l'optimisation effectuée. Cela ne garantit pas l'optimalité, cependant, les résultats ont montré que cette approche conduit à des résultats pratiquement acceptables[14].

1.6. Méthodes classiques appliquées au problème de l'écoulement de puissance optimal

Six méthodes de techniques d'optimisations classiques pour résoudre le problème d'OPF sont classifiées par ordre d'introduction[15]:

La méthode de newton ;

La programmation linéaire ;

La programmation quadratique ;

La programmation non linéaire ;

La méthode hybride de programmation linéaire et programmation intégrale ;

La méthode de point intérieur.

1.7. Résumé sur la formulation de l'EPO

Le résumé de l'écoulement de puissance optimal s'écrit sous la forme suivante :[16]

$$\text{Minimiser } F(x) = \sum_{\text{générateur}} a_i P^2 + b_i P_i + c_i + \sum_{\text{pénalité}} \mu_i \quad (1.50)$$

$$\text{Contraintes d'égalité : } \left. \begin{array}{l} \Delta P_i = 0 \\ \Delta Q_i = 0 \end{array} \right\} \Rightarrow g(x) = 0 \quad (1.51)$$

$$\text{Contraintes d'inégalités : } \left. \begin{array}{l} P_{Gi} - P_{Gi}^{max} \leq 0 \\ P_{Gi}^{min} - P_{Gi} \leq 0 \\ Q_{Gi} - Q_{Gi}^{max} \leq 0 \\ Q_{Gi}^{min} - Q_{Gi} \leq 0 \\ V_{Gi} - V_{Gi}^{max} \leq 0 \\ V_{Gi}^{min} - V_{Gi} \leq 0 \\ |S_{ik}|^2 \leq |S_{ik}^{max}|^2 \\ t_{ik} - t_{ik}^{max} \leq 0 \\ t_{ik}^{min} - t_{ik} \leq 0 \\ \theta_{ik} - \theta_{ik}^{max} \leq 0 \\ \theta_{ik}^{min} - \theta_{ik} \leq 0 \end{array} \right\} \Rightarrow h_k(x) \leq 0 \quad (1.52)$$

$$\text{Fonctions de pénalités : } \left. \begin{array}{l} \mu_s (|S_{ik}|^2 - |S_{ik}^{max}|^2)^2 \\ \mu_v (V_i^{min} - V_i) \\ \mu_v (V_i - V_i^{max}) \\ \mu_p (P_1^{min} - P_1) \\ \mu_p (P_1 - P_1^{max}) \end{array} \right\} \quad (1.53)$$

La fonction objective augmentée du problème de l'EPO est donnée par :

$$L = F(x) + \mu_p * h(P_{G1}) + \mu_Q * h(Q_G) + \mu_v \sum_{i=1}^{NL} h(V_{li}) + \mu_s \sum_{i=1}^{NB} h(S_{li})$$

$$L = F(x) + \mu_p (P_{G1} - P_{G1}^{lim})^2 + \mu_Q (Q_{G1} - Q_{G1}^{lim})^2 + \mu_v \sum_{i=1}^{NL} (V_{li} - V_{Li}^{lim}) + \mu_s \sum_{i=1}^{NB} (S_{li} - S_{Li}^{lim})^2 \quad (1.54)$$

$$x^{lim} = \begin{cases} (x_i - x_{i max})^2 & \text{if } x_i > x_{i max} \\ (x_{i min} - x_i)^2 & \text{if } x_i < x_{i min} \\ 0 & \text{if } x_{i min} < x_i < x_{i max} \end{cases} \quad (1.55)$$

Les termes représentant les inégalités qui vont être inclus dans le Lagrangien sont seulement ceux qui dépassent leurs limites. [17]

1.8. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté une étude liée au problème de l'écoulement de puissance optimal (EPO). Ensuite nous avons décrit les formulations du problème d'EPO, incluant les fonctions objectives communes du réseau électrique, les variables de contrôle et les contraintes d'exploitation.

La partie suivante sera d'idée sur les Méthodes d'optimisation met-heuristique qui n'exigent aucune condition sur la continuité, la dérivabilité et la linéarité de la fonction de coût du problème à optimiser.

Chapitre 02

METHODES D'OPTIMISATIONS METAHEURISQUES

2.1. Introduction

Le problème d'optimisation est un problème dont on peut distinguer une ou plusieurs fonctions coût qui permettent de différencier une bonne solution d'une mauvaise. Comme un nouveau problème d'optimisation se pose en ingénierie, il faut parfois définir de nouvelles méthodes de résolution car les techniques existantes ne sont pas précisément adaptées au ce problème [4].

Ces techniques peuvent être donc la source d'inspiration de cette méthode issue de la modélisation des systèmes complexes naturels. En fait, certains chercheurs pensent que bien que les noms des méthodes puissent être différents, les idées fondamentales utilisées sont les mêmes dans la plupart des méthodes d'optimisation méta -heuristique récemment développées[18].

2.2. Méthodes Méta heuristiques

Le terme méta heuristique a été inventé par Glover (1986) et combine le préfixe méta- (signifiant « après » ou « au-delà », à un niveau supérieur) avec l'heuristique (« trouver » ou « découvrir »). Dans les méthodes d'optimisation classiques, la solution optimale exacte est trouvée dans un laps de temps fini (bien que souvent prohibitif). En revanche, les méthodes méta heuristiques visent à trouver une solution « assez bonne » dans un temps de calcul « suffisamment petit », offrant ainsi un meilleur compromis entre la qualité de la solution (c'est-à-dire la précision) et le temps de calcul. De nombreux algorithmes méta heuristiques ont été développés au cours des dernières décennies. Les algorithmes génétiques et l'optimisation des essaims de particules ont été largement appliqués car ils ont démontré deux avantages principaux par rapport aux méthodes basées sur la trajectoire : la capacité de traiter des problèmes complexes et le parallélisme. En outre, les méthodes basées sur la population ont de meilleures performances pour l'optimisation globale et peuvent traiter des fonctions objectives qui sont stationnaires ou transitoires, linéaires ou non linéaires, continues ou discontinues[19]. En effet, ces algorithmes se veulent des méthodes génériques pouvant optimiser une large gamme de problèmes différents, sans nécessiter de changements profonds dans l'algorithme employé. Les méta heuristiques sont en général non-déterministes, elles peuvent ne pas trouver la solution optimale, et

encore moins prouver l'optimalité de la solution trouvée. On peut distinguer les méta heuristiques qui font évoluer une seule solution sur l'espace de recherche à chaque itération et les méta heuristiques à base de population de solutions. En général, elle à base de solution unique sont plutôt axées sur l'exploitation de l'espace de recherche, on n'est donc jamais sûr d'obtenir l'optimum optimum. Les méta heuristiques à base de population sont plutôt exploratoires et permettent une meilleure diversification de l'espace de recherche [20].

2.2.1. Définition des Méthodes Méta heuristiques

Les méta heuristiques sont un ensemble d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre les problèmes d'optimisation difficiles. Elles sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (cas du recuit simulé), en biologie de l'évolution (cas des algorithmes Génétiques) ou encore en éthologie (cas des algorithmes de colonies de fourmis ou de l'optimisation par essaims particulaires) [21]. Ces techniques méta heuristiques peuvent être globalement divisés en deux classes: les méthodes basées sur la trajectoire et les méthodes basées sur la population. La principale différence entre ces deux classes réside dans le nombre de solutions provisoires utilisées à chaque étape de l'algorithme (itératif). Une méthode basée sur la trajectoire (par exemple les méthodes d'escalade, de recherche taboue, de recuit simulé et de recherche locale exploratoire) commence par une seule solution initiale et, à chaque étape de la recherche, la solution actuelle est remplacée par une autre (souvent la meilleure) solution trouvée dans son quartier. Il n'est pas rare que les méthodes méta heuristiques basées sur la trajectoire trouvent rapidement une solution optimale locale.

Une classification simplifiée des méthodes d'optimisation étudiées dans ce chapitre est présentée dans la figure 2.1, synthétisée à partir des classifications précédentes déjà propose dans la littérature.[19]

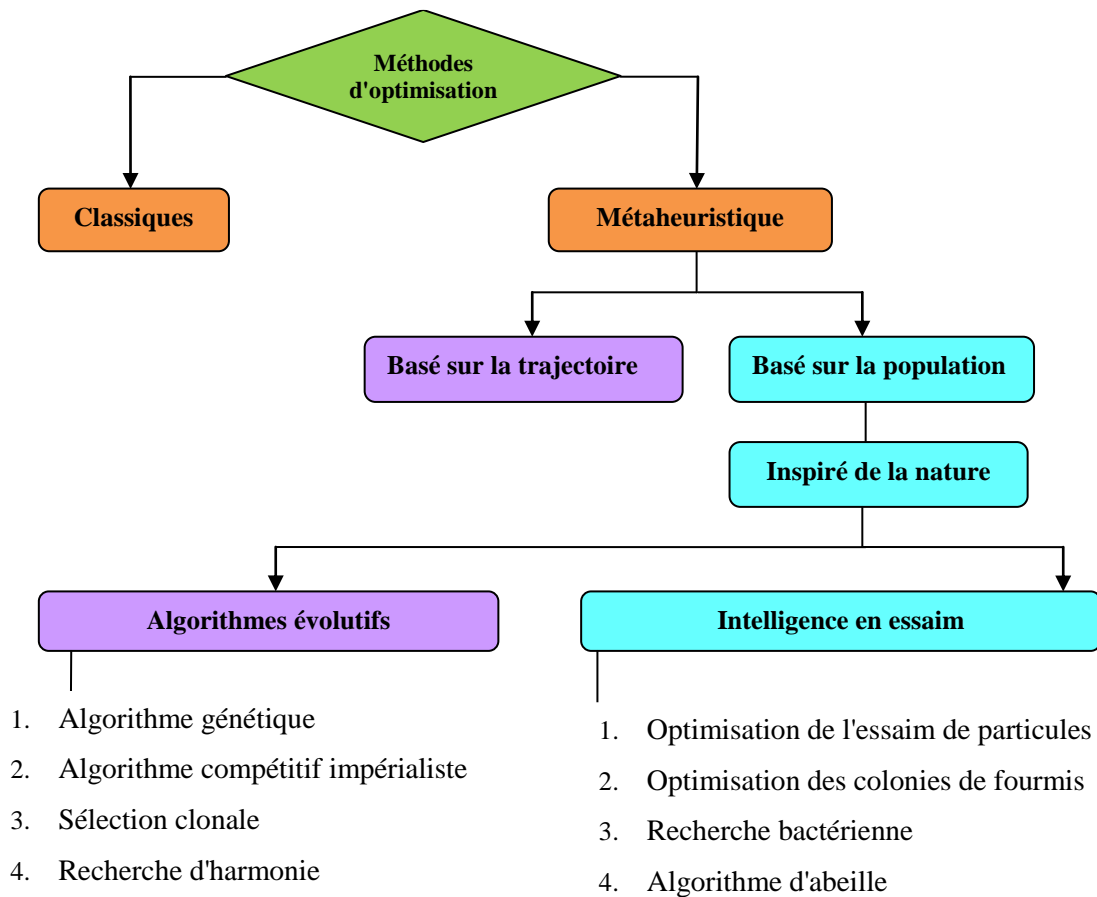


Figure 2.1. Classification des méthodes d'optimisation des métaheuristiques.

2.2.2. Principe de Voisinage

Sans conteste, le principe général le plus largement utilisé dans l'élaboration des métaheuristiques est celui de voisinage. À chaque solution s du problème, on associe un sous-ensemble $V(s)$ de solutions. Pour un problème d'optimisation combinatoire non convexe, pour lequel il est possible de Définir un ensemble de voisinages a priori intéressants, la situation se complexifie. Il devient Alors difficile de se décider pour l'un ou l'autre des voisinages autrement que par des essais. Comme le voisinage n'est qu'une partie des principes, tous interdépendants, utilisés dans L'heuristique, le choix d'un (ou de plusieurs) voisinage devient réellement problématique car on Ne dispose que de très peu de résultats théoriques sur la qualité d'un voisinage pour un problème Particulier.[4] Donc les méthodes de voisinage diffèrent principalement entre elles par le voisinage utilisé et la stratégie de parcours d'une solution voisine.

2.2.3. Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques (AG) sont des méthodes d'optimisation stochastiques maintenant bien connues, sont inspirés des mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique [21], appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnistes, elles ont été développées par J.H. Holland,

au début des années 1970 comme une classe de techniques de recherche inspirées de la biologie évolutive. Un optimiseur GA n'opère pas sur les paramètres eux-mêmes, mais plutôt sur un codage des paramètres[19]

2.3. Optimisation des écosystèmes artificiels (AEO) et formulation mathématique

L'algorithme d'optimisation des écosystèmes artificiels (AEO) est une nouvelle technique inspirée de la nature qui a été proposée pour la première fois par Weiguo Zhao et al. Dans [22] pour résoudre efficacement les problèmes d'optimisation d'ingénierie. Un écosystème est un groupe d'organismes vivants tels que des animaux, des personnes et des plantes qui vivent ensemble dans une zone particulière et cela explique la corrélation entre eux. L'écosystème est d'abord divisé en deux parties : (i) les organismes vivants et (ii) les organismes non vivants. Les organismes vivants comprennent les personnes, les animaux, les plantes et les bactéries et les organismes non vivants comprennent l'eau, pelouse et soleil. AEO est un algorithme basé sur la population qui imite les comportements des organismes vivants dans la nature, la production, la consommation et les processus de décomposition à la surface de la terre. Le principal effort pour maintenir l'équilibre écologique dans un écosystème est le flux de l'énergie et les ressources alimentaires. Un écosystème classe les éléments vivants en trois groupes distincts d'organismes, à savoir les producteurs, les consommateurs et les décomposeurs. Le premier groupe est le producteur, ce sont les plantes (un autotrophe) puisqu'elles produisent sa propre énergie par photosynthèse. Le second est le consommateur comme les animaux, qui dépendent de l'autre organisme qui dépendent les uns des autres soient par sa famille soit du producteur pour obtenir de l'énergie. La troisième classe d'organismes vivants est celle des décomposeurs, qui comprennent la plupart des bactéries et des champignons. Une fois qu'un organisme est mort, les décomposeurs commencent à décomposer la matière résiduelle et à les convertir en une nouvelle énergie sous forme d'eau, de minéraux et de dioxyde de carbone. Ensuite, ces molécules simples servent de source d'alimentation aux producteurs pour produire à nouveau du sucre et de l'oxygène par photosynthèse et le processus de cycle sera répété. Les trois types d'organismes vivants interagissent de plusieurs manières les uns avec les autres pour former une chaîne alimentaire, ce qui peut garantir un flux d'énergie stable en son sein. Certains organismes se nourrissent d'autres proportionnellement au niveau de force et dessinent le chemin de l'énergie dans un écosystème. Dans un écosystème, le réseau trophique est composé de nombreuses chaînes alimentaires interconnectées et se chevauchant, ce qui décrit différentes manières d'interconnexions entre elles. Ces chaînes trient les organismes en fonction de leur niveau d'énergie. Les producteurs sont généralement situés au sommet de la chaîne alimentaire, tandis que les consommateurs sont positionnés à un niveau supérieur à celui qu'ils consomment et sont considérés comme le plus compliqué par rapport aux autres organismes. La figure 2.2 illustre le cheminement

de l'énergie dans un écosystème. À partir de la figure 2.2, on peut voir que l'organisme avec une énergie plus élevée est assigné au sommet de la grille alimentaire tandis que l'organisme à plus faible énergie est situé au bas de la grille alimentaire.[23]

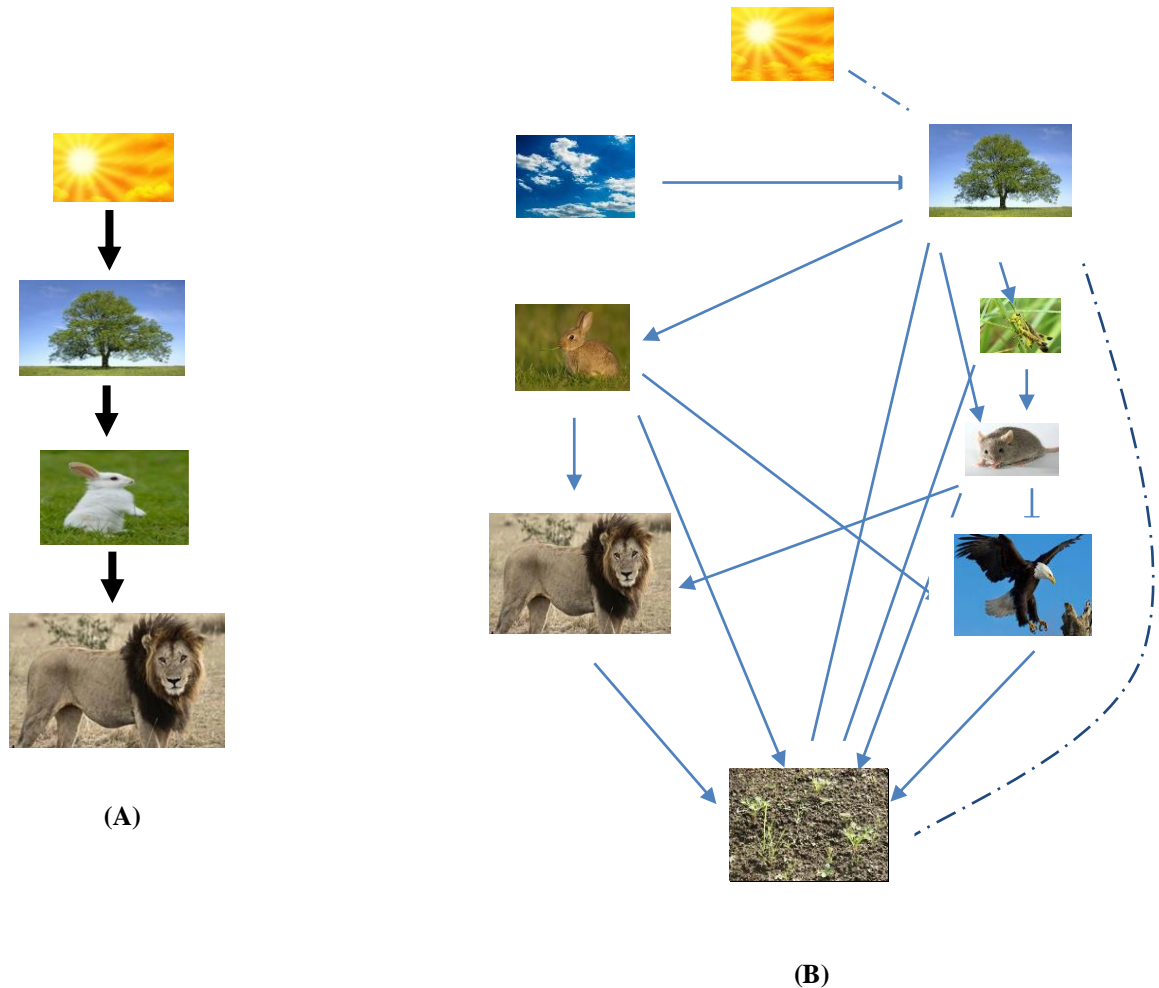


Figure 2.2. Flux d'énergie dans un écosystème ; (A) chaîne alimentaire, (B) réseau alimentaire

Comme indiqué précédemment, le principe de fonctionnement de l'algorithme AEO repose sur trois phases, impliquant la production, la consommation et la décomposition. Le premier opérateur est les Producteurs. Le premier opérateur est porté pour améliorer l'équilibre entre les capacités de diversification et d'intensification, tandis que la consommation était dédiée au processus d'exploitation et la décomposition pour améliorer le processus d'exploitation dans cet AEO. Pour chaque population, il n'y a qu'un seul producteur et un seul décomposeur, tandis que les autres sont les consommateurs. La valeur de fitness est représentée par le niveau d'énergie de chaque individu associé dans une population. Autrement dit, les individus sont triés par ordre décroissant selon leur énergie.

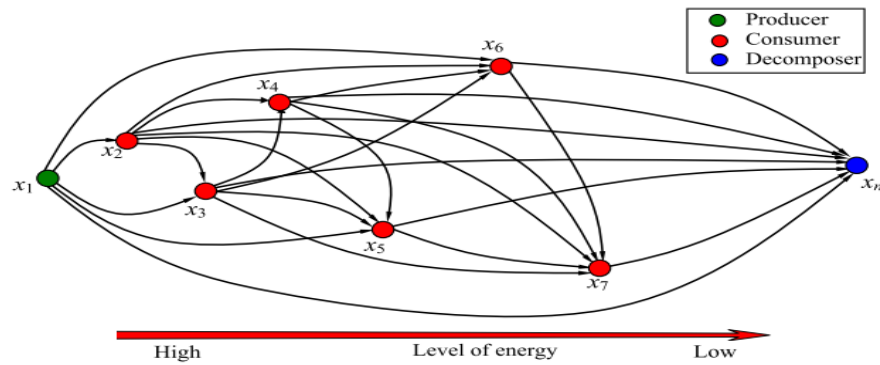


Figure 2.3. Une théorie des graphes pour un écosystème basé sur l'AEO.[23]

2.3.1. Production

Dans cet écosystème, les candidats qui ont la pire valeur de fitness fonctionnel sont classés comme les meilleurs, tandis que les pires candidats correspondent à la valeur de fitness la plus élevée. Le pire candidat x_1 s'associe au niveau d'énergie le plus élevé (Producteur), tandis que le meilleur candidat x_n s'associe au niveau d'énergie le plus bas (Décomposeur). Le reste des candidats de la population sont des consommateurs : x_2 à x_5 définis par les herbivores, x_6 à x_7 omnivores et x_4 à x_6 sont des carnivores. Le producteur combine le dioxyde de carbone, l'eau, la lumière du soleil et la matière organique résultant du décomposeur pour produire sa nourriture (énergie) sous forme de sucre et d'oxygène. Dans cet algorithme, le producteur associé à la valeur de fitness la plus basse est mis à jour en fonction de ses limites dans l'espace de recherche. Sur la base de cette mise à jour, les autres individus de la population tenteront de mettre à jour leurs positions. Dans AEO, l'opérateur de production génère un nouvel individu pour remplacer l'ancien entre le meilleur candidat (x_n) et un candidat généré aléatoirement (x_{rand}) dans l'espace de recherche. Mathématiquement, on peut exprimer ainsi :

$$X_1(t+1) = (1-a) + aX_{rand}(t) \quad (2.1)$$

$$a = \left(1 - \frac{iter}{max-iter}\right) r_1 \quad (2.2)$$

$$X_{rand} = lb + r(ub - lb) \quad (2.3)$$

2.3.2. Consommation

Une fois l'opérateur de production atteint, les consommateurs commencent à effectuer l'opérateur de consommation afin d'obtenir de l'énergie alimentaire. Dans cette phase, les consommateurs mangent un autre consommateur d'une faible énergie ou un producteur ou les deux ensembles. Par la

suite, le concept de vol Levy est utilisé dans le but d'améliorer les modèles d'exploration. Le vol Levy imite généralement le véritable mécanisme de recherche des animaux. Un paramètre de consommation traité par le concept de vol Levy est défini comme suit :

$$C = \frac{1}{2} \frac{v_1}{|v_2|} \quad (2.4)$$

$$v_1 \sim N(0,1), v_2 \sim N(0,1) \quad (2.5)$$

Où $N(0,1)$, est une distribution normale de {moyenne= 0 et STD =1}. Ce facteur de consommation est principalement très utile pour chaque consommateur vivant pour obtenir de la nourriture en utilisant les techniques de chasse possibles.

Si un consommateur est choisi au hasard comme herbivore, il ne mangera que les producteurs. Ce comportement est exprimé mathématiquement par l'équation. (2.6) :

$$X_i(t + 1) = X_i(t) + C \cdot (X_i(t) - X_1(t)), \quad i \in [2, \dots, n] \quad (2.6)$$

Dans le cas où un consommateur est choisi comme carnivore, il ne mangera que des consommateurs ayant une valeur de fitness inférieure. Ce comportement peut être représenté par l'équation (2.7).

$$\begin{cases} X_i(t + 1) = X_i(t) + C \cdot (X_i(t) - X_j(t)), & i \in [3, \dots, n] \\ j = \text{randi}([2i - 1]) \end{cases} \quad (2.7)$$

Avec le dernier cas de phase de consommation, lorsque le consommateur est considéré comme un omnivore, il pourra alors manger d'autres consommateurs ayant un niveau d'énergie plus élevé et des producteurs aussi. Ce comportement est donné par l'équation.

$$\begin{cases} X_i(t + 1) = X_i(t) + C \cdot (r_2(X_i(t) - X_j(t))) + (1 - r_2)(X_i(t) - X_j(t)) \\ i \in [3, \dots, n] \\ j = \text{randi}([2i - 1]) \end{cases} \quad (2.8)$$

2.3.3. Décomposition

Le paramètre de décomposition est plus important pour les AEO, qui agissent après chaque décès de tout individu de la population pour décomposer les résidus de cet individu. Pour obtenir un modèle mathématique approximatif de ce comportement, certains paramètres tels que le facteur de décomposition D , les variables de poids e et h sont pris en compte. Pour obtenir un modèle mathématique approximatif de ce comportement, certains paramètres tels que le facteur de décomposition D , les variables de poids e et h sont pris en compte. Ensuite, chaque individu X_i met à jour ses coordonnées en fonction du décomposeur x_n et via des paramètres prédéfinis.

Tels que D , e et h en fonction des équations suivantes :

$$X_i(t + 1) = X_n(t) + D \cdot (e \cdot (X_n(t) - h \cdot X_i(t))), \quad i = 1, \dots, n \quad (2.9)$$

$$D = 3u, \quad u \sim N(0,1) \quad (2.10)$$

$$e = r_3 \cdot \text{randi}([12] - 1) \quad (2.11)$$

$$h = 2 \cdot r_3 - 1 \quad (2.12)$$

Le processus d'optimisation dans AEO commence par une population d'individus générés aléatoirement dans l'espace de recherche, puis à chaque itération, le premier individu (producteur) met à jour ses coordonnées en fonction de l'Eq. (2.1), tandis que d'autres candidats de la population essaieront donc de mettre à jour leurs coordonnées en fonction de leur propre meilleur consommateur en utilisant les équations. (2.2), (2.3) et (2.4), sauf dans le cas de l'individu ayant la valeur de fitness la plus élevée, alors la position de cet individu sera mise à jour en utilisant l'équation. (2.6). Toutes les mises à jour susmentionnées sont répétées jusqu'à ce qu'un critère terminal soit satisfait. Enfin, la solution optimale ou quasi optimale qui correspond au meilleur individu trouvé jusqu'à présent est mémorisée.[23]

2.4. Algorithme d'optimisation des baleines(WOA)

Il est communément admis que les algorithmes inspirés par la nature ou inspirés par les algorithmes d'optimisation, qui incluent les algorithmes basés sur les essaims (SA) et les algorithmes évolutionnaires (EA), constituent la discipline de l'intelligence informatique qui a existé au cours des dernières décennies. On dit que l'algorithme d'optimisation inspirée de la nature (NIO) est populaire en raison de son utilité pour résoudre des problèmes complexes dans différents des champs. Les algorithmes NIO, en particulier les SA, sont polyvalents, simples à utiliser, ce qui a grandement aidé à résoudre des problèmes dans le domaine des sciences et de l'ingénierie. Cet algorithme est proposé par et est considéré comme hautement significatif dans la résolution de problèmes. Il est également important de noter les règles de base des algorithmes qui s'inspirent principalement de la nature. Cela aidera à surveiller attentivement les solutions actuelles Constamment mis à jour pour augmenter leurs valeurs de fonction de coût. Conduisant un espace de recherche de manière efficace et approfondie, et en réduisant sa taille normale, une bonne solution est obtenue en mettant en œuvre le WOA. Néanmoins, les algorithmes sont très différents dans la manière dont ils construisent un équilibre entre la compétence de découverte ou de recherche globale et la compétence de recherche

locale en termes d'exploitation autour de la solution optimale ou quasi optimale. En outre, un équilibre approprié entre l'enquête, l'exploration et l'exploitation est considéré comme une tâche très complexe dans les algorithmes inspirés de la nature ou méta-heuristiques, en particulier lorsqu'il s'agit du processus de développement en raison de la nature aléatoire ou aléatoire du processus. D'optimisation. Le processus de découverte permet à l'optimiseur de creuser davantage dans l'espace de recherche dans une méthodologie ou un modèle global. De plus, les changements rencontrés dans ce processus sont assez inattendus en raison de la population difficile. L'étape ou le processus d'enquête concerne l'affinement de solutions prometteuses à ce niveau ou à cette phase. Hof et Vander Gucht pensent montrent que les baleines possèdent certaines cellules qui ressemblent à celles du cerveau d'un être humain. Ces zones sont appelées cellules fusiformes. Ces cellules sont responsables des comportements sociaux, des émotions et du jugement chez les humains. En d'autres termes, les humains se distinguent des autres créatures par la présence des cellules fusiformes.

La principale raison de l'intelligence des baleines est le nombre de ces cellules qui sont plus nombreuses que celles des humains. Les baleines peuvent apprendre, penser, juger, interagir avec leur environnement et devenir émotif comme le fait un humain, mais un domaine de déficience de la baleine est dans le domaine de l'intelligence qui est de degré inférieur. Une observation plus poussée montre que les baleines, en particulier le type d'épaulard, peuvent développer leur type de langue ou dialecte pour une communication et une interaction efficaces les uns avec les autres.

Une autre caractéristique remarquable des baleines est généralement observée dans leur comportement social. Un bon nombre de baleines vivent seules tandis que la plupart se regroupent pour former des communautés. Certaines espèces de baleines, en particulier les épaulards, peuvent vivre en famille tout au long de leur vie. La baleine à bosse connue sous le nom de *Megaptera novaeangliae* est l'une des plus grandes baleines à fanons jamais connues. La baleine à bosse adulte est presque de la même taille que l'autobus scolaire. Ils aiment généralement chasser le krill ou les troupes de poissons de petite taille. L'attribut fascinant des baleines à bosse est leur stratégie de chasse particulière. Le comportement de chasse bien connu qui leur est propre est leur schéma d'alimentation qui peut être décrit comme le schéma d'alimentation en filet à bulles. Les baleines à bosse ont une stratégie unique de chasse aux petits poissons à la surface de l'eau. Ils recherchent des bancs de poissons ou de krill. Les études menées concernant le comportement de ces espèces de baleines montrent à quel point elles sont intelligentes, comme l'étaient les actions et le comportement

des baleines à bosse en raison de la surface d'observation extérieure des catégories de baleines.

Trois cents événements d'alimentation au filet à bulles dérivés d'étiquettes ont été capturés en considérant neuf baleines à bosse distinctes. Deux mouvements liés aux bulles ont été établis et

appelés « spirales ascendantes » et « doubles boucles. » Dans la plupart des situations, les baleines à bosse plongent de 12 m dans le mouvement précédent, puis commencent le processus de bouillonnement autour de la proie dans une formation en spirale et nager vers la surface. Il y a trois étapes principales associées au processus, à savoir la boucle de capture, la boucle de corail et la queue de lob. Il est également nécessaire de comprendre le fait que le modèle d'alimentation de la baleine, connu sous le nom de modèle d'alimentation en filet à bulles, est une activité d'alimentation spéciale commune aux baleines à bosse. La figure 2.4 montre le schéma de navigation de la baleine.

2.4.1. Mode d'alimentation de la baleine – Encerclement de la proie

Il est important d'indiquer le schéma selon lequel les baleines encerclent leurs proies et le processus de formation de l'algorithme. La baleine à bosse sera considérée dans ce contexte. Ces ensembles de baleines peuvent reconnaître et entourer stratégiquement l'emplacement de la proie. L'identification de la position exacte dans l'espace de recherche a priori chez la baleine n'est généralement pas imaginable. Le WOA suppose que la proie cible est la meilleure solution candidate ou est proche de l'optimum. Si le meilleur modèle de recherche est créé et établi, l'aspect suivant pourrait être la tentative des autres agents de recherche de déplacer leurs positions par rapport au meilleur serveur de recherche.

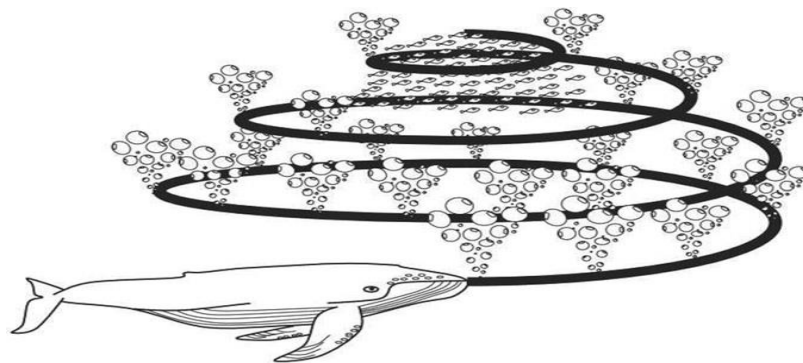


Figure 2.4. Schéma de navigation d'une baleine utilisant un filet à bulles à la recherche de nourriture[24]

Les équations suivantes présentées par traduisent mathématiquement les comportements des baleines :

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_{(t)}^* - \vec{X}_{(t)}| \quad (2.13)$$

$$\vec{X}_{(t+1)} = \vec{X}_{(t)} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (2.14)$$

Dans les équations, t représente l'itération en cours ; \vec{A} et \vec{C} représentent les vecteurs de coefficients ; X^* représente la meilleure solution en termes de vecteur de position rencontrée jusqu'à présent ; \vec{X} désigne le vecteur de localisation existant ; $|\cdot|$ représente la valeur absolue. Le paramètre \vec{A} et \vec{C} peut

encore être exprimé comme :

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (2.15)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (2.16)$$

Dans ces équations, les constituants de \vec{a} sont diminués de 2 à 0 de manière linéaire par itérations successives et r_1 et r_2 sont des vecteurs aléatoires dans $[0,1]$. Le changement de \vec{a} est représenté par :

$$a = 2 - 2 \frac{t}{t_{max}} \quad (2.17)$$

Où t_{max} est le nombre maximum d'itérations.

X*Doit être restructuré et mis à jour après chaque processus d'itération. Le but est de vérifier si une meilleure solution est obtenue au cours du processus d'itération. La même idée est étendue à un espace d'exploration à n dimensions, et donc les agents de recherche peuvent se déplacer en hyper cube autour de la meilleure réponse obtenue à ce point.[24]

2.4.1. Attaque au filet à bulles

Ce comportement des baleines à bosse est modélisé par les deux techniques suivantes :

a. Mécanisme d'encerclement rétractable

Dans ce comportement, la valeur de \vec{a} est réduite dans l'équation. (2.15). Avec cela, la plage de variation de \vec{A} est également réduite avec la réduction de \vec{a} . En utilisant les valeurs arbitraires pour \vec{A} dans la plage $[-1,1]$, l'emplacement récent d'un agent de recherche est situé quelque part au milieu de l'emplacement initial de l'agent de recherche et de l'emplacement du meilleur agent de recherche existant.

b. Emplacement de mise à jour de la spirale

Cette méthode de localisation est définie de telle sorte que, l'emplacement entre la baleine positionnée en (X, Y) et la proie positionnée en (X^*, Y^*) est calculé. Ensuite, le mouvement en forme de spirale des baleines à bosse est simulé par l'équation entre l'emplacement de la baleine et la position de la proie, comme indiqué dans l'équation. (2.17)

$$\vec{X}_{(t+1)} = \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}_t^* \quad (2.18)$$

En équation. (2.18), $|\vec{D}'| = |\vec{X}_{(t)}^* - \vec{X}_{(t)}|$ symbolise les distances entre la nième baleine et la proie qui est fonction de la meilleure solution obtenue ; b représente une constante qui définit le contour et la courbe du processus logarithmique en forme d'anneau ou de torsion ; l est le chiffre subjectif dans l'intervalle $[-1, 1]$ et symbolise une augmentation composante par composante.

Lorsque les baleines à bosse attaquent leur proie, elles se déplacent le long d'un chemin en spirale en

entourant leur proie. Pour simuler ce comportement, le mécanisme englobant rétrécissant et le modèle de formation pendant la navigation ainsi que le mécanisme de l'emplacement de mise à jour en spirale sont supposés avoir une valeur de probabilité équivalente de 0,5

Ceci est démontré dans le système de l'équation. (2.18) tel que présenté ainsi :

$$\vec{X}_{(t+1)} = \begin{cases} \vec{X}_{(t)}^* - \vec{A} \cdot \vec{D}_{ifp} < 0.5 \\ \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}_{(t)}^* \text{ sip} \geq 0.5 \end{cases} \quad (2.19)$$

Dans cette équation p est un nombre arbitraire [0,1].[6]

2.5. Algorithme d'optimisation des mites-flammes(MFO)

La recherche a prouvé qu'il existe plus de 160 000 variétés d'espèces de papillons nocturnes qui existent dans la nature et ont été identifiées et confirmées dans la littérature. Ces papillons de nuit sont des insectes décoratifs qui ont une ressemblance ou une apparence similaire aux papillons répandus. Une partie intéressante de ces insectes est leur cycle de vie. Le cycle de vie d'un papillon se divise en deux catégories, le premier est le stade larvaire et le second est le stade adulte. Il s'agit d'un processus de transformation dans la vie d'un papillon de nuit, et il s'ensuit une séquence de processus pour atteindre le stade adulte où le papillon de nuit adulte est formé. Dans la vie des papillons de nuit, le fait le plus fascinant est leur méthode de navigation nocturne unique. Ils ont été conçus pour utiliser le clair de lune pour voler à travers le quartier sombre. L'une des méthodes de navigation intéressantes du papillon est l'orientation transversale. Ce modèle d'orientation permet au papillon de voler en gardant un angle de lune stable pendant le processus de navigation, un chemin rectiligne est maintenu par le papillon lorsque ce processus de mouvement le long d'un chemin est maintenu. Cela fait du modèle de navigation et de communication un mécanisme unique et puissant.

Le schéma de navigation d'un papillon pendant l'orientation transversale est illustré à la figure 2.5. Les insectes sont suffisamment intelligents pour observer la lune pendant la navigation. Le système assure un vol en ligne droite, puisque la lune est loin du papillon. Les humains peuvent suivre le même schéma de navigation[8]. Comme la montre la figure 2.6, les papillons ne se dirigent pas vers l'avant, ils sont connus pour voler en spirale autour la source de lumière. Ceci est dû à l'approche d'orientation transversale qui n'est efficace que parce que la source lumineuse est si éloignée. Dans le cas d'un éclairage artificiel, comme le montre la figure 2.6 a, les papillons cherchent à conserver le même angle avec la source de lumière. En termes de résolution de problèmes comme indiqué par Shehab et al.[8], il y a deux étapes principales requises en utilisant les techniques d'optimisation de la flamme des mites. Le premier est le processus qualitatif par étapes et le second est le processus

quantitatif. L'algorithme de la flamme de papillon est un algorithme très fiable pour résoudre des problèmes, bien qu'il ait sa limitation qui a à voir avec la première étape du processus de définition de la fonction objectif.

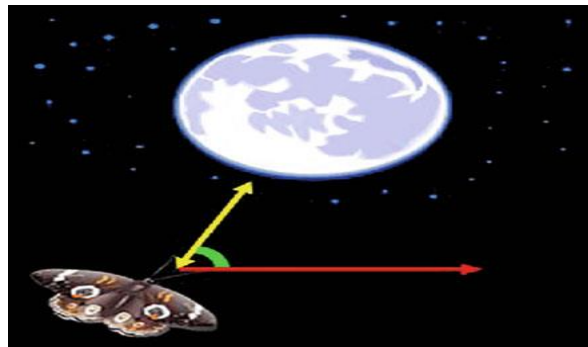


Figure 2.5. Orientation transversale démontrée par Moth pendant la navigation[8]

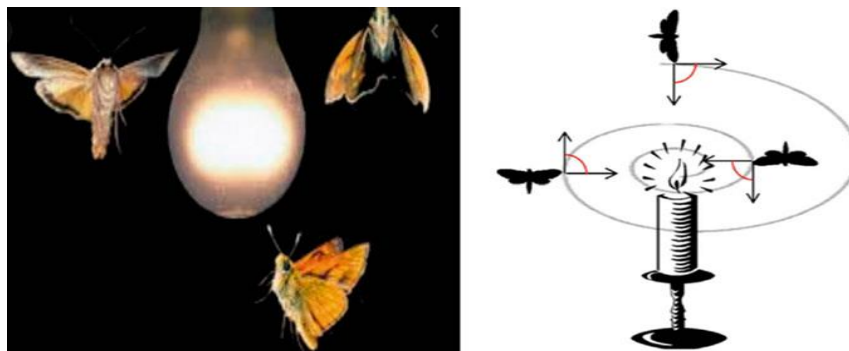


Figure 2.6. (a) Un papillon volant autour d'une source lumineuse ; (b) Chemin de navigation autour de la source lumineuse.[8]

Et développer des contraintes précises pour s'adapter aux objectifs définis. L'équilibre dans le signe d'égalité et d'inégalité lors de la création de contraintes est très important dans le processus d'optimisation de la flamme des mites.

2.5.1. Algorithme MFO

L'algorithme d'optimisation des mites-flammes (MFO) est un algorithme méta heuristique simple et facile à mettre en œuvre, inspiré de la nature. Il a été développé par Mirjalili. La procédure de développement de l'algorithme est assez simple. Ceci est présenté dans l'organigramme MFO. La première étape consiste à générer des papillons au hasard dans le voisinage ou l'espace de solution. Ensuite, la valeur de fitness pour chaque papillon est calculée et la meilleure position obtenue est marquée par une flamme. Ensuite, le processus de mise à jour a lieu, après quoi le processus sera répété jusqu'à un point où les critères de terminaison du processus sont atteints, la solution candidate du modèle a été supposée être le papillon de nuit, et les variables du problème à traiter prennent

position de papillon de nuit dans le voisinage. Il a également été supposé que le papillon peut voler dans l'une des trois dimensions 1-3. L'algorithme de la flamme des mites est un algorithme basé sur la population. L'ensemble du papillon est présenté sous forme matricielle en utilisant la matrice décrite par l'équation. (2.20).[25]

$$M_{MFO} = \begin{pmatrix} m_{1.1} & m_{1.2} \cdots & m_{1.n} \\ m_{2.1} & m_{2.2} \cdots & m_{2.d} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{n.1} & m_{n.2} \cdots & m_{n.d} \end{pmatrix} \quad (2.20)$$

Où n représente le nombre de papillons dans l'espace de recherche.

d représente les variables de dimension.

La valeur de fitness équivalente peut être arrangée comme présenté dans l'équation (2.21).

$$OM_{MFO} = \begin{pmatrix} OM_{1.1} \\ OM_{2.1} \\ \vdots \\ OM_{n.1} \end{pmatrix} \quad (2.21)$$

Puisque la matrice des papillons est présentée, pour équilibrer l'algorithme, il est tout aussi important de présenter la matrice des flammes qui est du même nombre de lignes et de colonnes que la matrice des papillons présentée dans Eq. (2.20). Ceci est présenté dans l'équation (2.22).

$$F_{MFO} = \begin{pmatrix} F_{1.1} & F_{1.2} \cdots & F_{1.n} \\ F_{2.1} & F_{2.2} \cdots & F_{2.d} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ F_{n.1} & F_{n.2} \cdots & F_{n.d} \end{pmatrix} \quad (2.22)$$

Il est également important d'adapter la dimension de la mite et de la flamme pour une valeur de fitness équivalente qui peut être arrangée comme présenté dans l'équation (2.23).

$$OF_{MFO} = \begin{pmatrix} OF_{1.1} \\ OF_{2.1} \\ \vdots \\ OF_{n.1} \end{pmatrix} \quad (2.23)$$

La solution à un problème utilisant l'optimisation de la flamme des mites peut être obtenue en planifiant le chemin pour la résolution des mythes et des flammes. La différence entre eux est la façon dont chaque itération est gérée et modifiée au cours du processus d'itération. Dans la recherche de quartier, le papillon représente les agents de recherche se déplaçant dans l'espace pendant le processus de recherche, tandis que les flammes sont le meilleur emplacement des papillons obtenu jusqu'à présent. Alternativement, lors de la recherche de quartier, les flammes peuvent être considérées comme des épingles ou des banderoles qui sont libérées par les mites. Chaque papillon de nuit recherche donc une banderole représentant la flamme qui est mise à jour au cas où une meilleure solution serait trouvée. Un papillon ne perd jamais sa meilleure solution avec cette méthode. Cet algorithme de flamme de papillon est considéré comme un algorithme à trois topless capable d'approcher la solution globale optimale dans un problème d'optimisation. La formulation

mathématique est encore développée dans le système d'équation (2.24).

$$MFO = (I, P, T) \quad (2.24)$$

Où je représente une fonction capable de générer une valeur arbitraire dans une population de papillons dans une recherche de voisinage ainsi que les valeurs de fitness équivalentes. Le modèle systématique représentant la fonction (I) est montré dans l'équation (2.25).

$$I: \Phi \mapsto \{M, OM\} \quad (2.25)$$

De même, le P tel que montré dans l'équation (2.24) représente la fonction clé de la formulation mathématique, imitant le mouvement des papillons lors de la recherche de voisinage autour de l'espace. Les papillons sont déplacés dans l'espace de recherche par l'onction P . Ceci est représenté dans l'équation montrant la matrice M au fur et à mesure qu'elle se déroule après chaque mise à jour

$$P: M \rightarrow M \quad (2.26)$$

Enfin, à partir de l'équation (2.24), T représente une autre fonction utile qui vérifie le niveau satisfaisant de la condition de terminaison dans le système. Si la condition de terminaison est satisfaite alors T est vrai mais lorsque la condition de terminaison n'est pas satisfaite, T est considéré comme faux. Ceci est illustré dans l'équation (2.27).

$$T \rightarrow M\{true, false\} \quad (2.27)$$

Il est important de noter que le cadre général MFO peut être exploité en utilisant n'importe laquelle des trois fonctions P , T et I . Les variables ont également des matrices de borne supérieure et Inférieure qui peut être définies en utilisant les variables des tableaux ub et lb comme indiqué dans les équations (2.28) et (2.29).

$$ub = [ub_1, ub_2 \dots ub_{n-1}, ub_n] \quad (2.28)$$

$$lb = [lb_1, lb_2 \dots lb_{n-1}, lb_n] \quad (2.29)$$

En référence aux fonctions P , T et I , à l'issue du processus d'initialisation, la fonction clé (P) est simulée de manière itérative jusqu'à un point où la fonction (T) retourne vrai. A ce stade, la fonction (P) reste la fonction définitive qui facilite le déplacement des papillons d'un endroit à un autre dans l'espace de recherche. Cet algorithme est inspiré de l'orientation transversale comme discuté précédemment dans l'introduction. Pour modéliser le comportement de cet insecte créatif, l'emplacement de chaque papillon est mis à jour en fonction de la flamme, comme indiqué dans l'équation. (2.30)

$$M_i = S(M_i, F_j) \quad (2.30)$$

Où S représente la fonction spirale, M_i représente la position ou l'emplacement du i -ème papillon tandis que F_j représente la j -ème flamme.

Considérant certaines conditions de la fonction spirale avec un focus sur la position ou l'emplacement de la mite et de la flamme dans l'espace, la fonction spirale logarithmique du MFO est montrée dans l'équation (2.31).

$$S(M_i, F_j) = D_i \cdot E^{bt} \cdot \cos(2\pi t) + F_j \quad (2.31)$$

Où b représente une constante qui définit la forme de la spirale logarithmique dans le système, t représente un nombre aléatoire compris entre -1 et +1 et D_i représente la distance possible entre le i ème papillon et une j ème flamme dans le système. D est calculé comme suit [25] :

$$D = |F_j + M_i| \quad (2.32)$$

L'équation décrivant le nombre de flamme (F_N) dans une recherche de voisinage est donnée comme suit :

$$F_N = \text{round}[(N - 1) * (N - 1/T)] \quad (2.33)$$

F_N a été précédemment défini comme le nombre de flammes, T représente le nombre d'itérations maximum possible, I signifie la position actuelle de l'itération. Une illustration du cycle de vie de l'amoth est présentée à la figure 2.7.

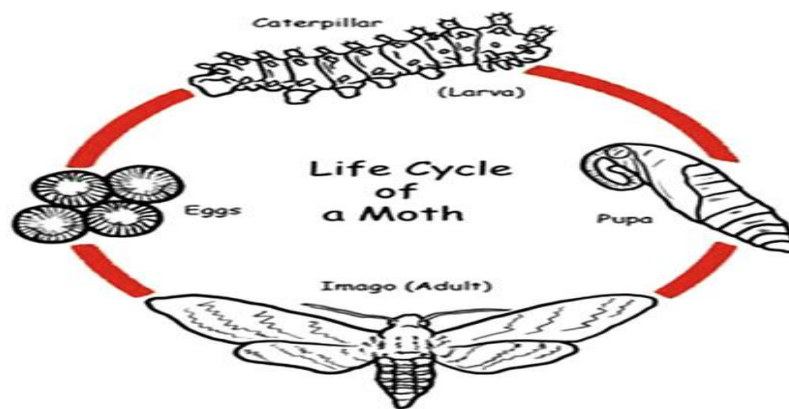


Figure 2.7. Cycle de vie d'un Papillon. [6]

2.6. Troupes de gorilles

Les gorilles, comme les autres singes, ont des sentiments, fabriquent et utilisent des outils, établissent des liens familiaux solides et pensent à leur passé et à leur avenir. Certains chercheurs soutiennent que les gorilles ont également des sentiments intérieurs ou des inclinations religieuses. En moyenne, les gorilles effectuent des activités telles que se reposer, voyager et manger pendant la journée. Le régime alimentaire des gorilles varie d'une espèce à l'autre. Montagne les gorilles sont principalement des herbivores et se nourrissent de substances telles que des feuilles, des tiges, des

noyaux et des brindilles, tandis que les fruits représentent une infime partie de leurs repas. Les gorilles vivent en groupes appelés troupes, constitués d'un groupe de gorilles mâles adultes ou à dos argenté. Et plusieurs gorilles femelles adultes et leur progéniture. Cependant, il existe des groupes, dont plusieurs gorilles mâles.[26]

2.7. Algorithme d'optimisation des troupes de gorilles artificiels (GTO)

L'optimisation des troupes de gorilles (GTO) est basée sur les comportements de groupe des gorilles, où cinq stratégies sont simulées. Ces stratégies sont la migration vers une zone non découverte, le déplacement vers d'autres gorilles, la migration en direction d'un endroit identifié, en suivant le dos argenté, et la compétition pour les femelles adultes. Ils sont imités et démontrés pour expliquer l'exploration et l'exploitation du processus d'optimisation. Pendant la phase d'exploration, trois techniques sont utilisées : la migration vers une zone non découverte, le déplacement vers d'autres gorilles et la migration en direction d'un lieu identifié. Les deux stratégies utilisées en phase d'exploitation sont le suivi du dos argenté et la compétition pour les femelles adultes.[27] la figure 2.8 décrit en détail les différentes phases d'Optimiseur de troupes de gorilles (GTO).

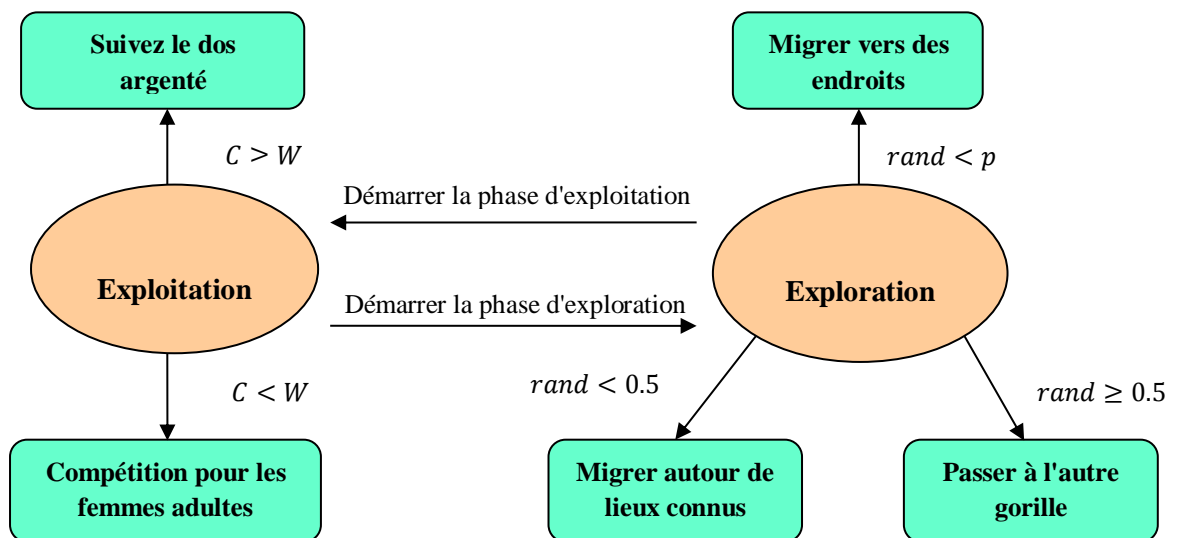


Figure 2.8. Différentes phases d'Optimiseur de troupes de gorilles (GTO)[26]

2.7.1. Phase d'exploration

Tous les gorilles sont considérés comme des solutions candidates dans GTO, et à chaque étape de l'opération d'optimisation, la meilleure solution candidate est considérée comme un gorille à dos argenté. Trois stratégies différentes sont utilisées pour la phase d'exploration qui est : la migration vers un endroit non identifié pour augmenter l'exploration de GTO, un mouvement vers d'autres

gorilles pour augmenter l'équilibre entre l'exploitation et l'exploration, et la migration en direction d'un emplacement pour augmenter la capacité GTO à rechercher divers espaces d'optimisation. Lorsque $rand < p$, la stratégie de migration vers un lieu non identifié est choisie. De plus, un mouvement vers la stratégie d'autres gorilles est choisi si $rand \geq 0.5$, tandis qu'une migration en direction d'un emplacement identifié est choisie si $rand < 0.5$. Ces trois stratégies dans la phase d'exploration peuvent être formulées mathématiquement comme suit :

$$GX(t+1) = \begin{cases} (UL - LL) \times r_1 + LL \cdot rand < p. \\ (r_2 - C) \times X_r + L \times H \cdot rand \geq 0.5. \\ X(i) - L \times (L \times (X(t) - GX_r(t)) + r_3 \times (X(t) - GX_r(t))) \cdot rand < 0.5 \end{cases} \quad (2.34)$$

Où $X(t)$ et $GX(t+1)$ représentent respectivement le vecteur actuel de position du gorille et le vecteur de position candidat du gorille dans l'itération t suivante, tandis que $rand$, r_1 , r_2 et r_3 signifient des valeurs aléatoires dans la plage de 0 à 1. Le paramètre (p) démontre la probabilité de choisir la stratégie de migration vers une position non identifiée et doit être spécifié dans une plage de 0 à 1 avant l'opération d'optimisation. Les paramètres X_r et GX_r illustrent respectivement un membre des gorilles désigné parmi l'ensemble de la population et l'un des vecteurs de positions candidate de gorilles pouvant être désignés au hasard. LL et UL caractérisent respectivement les limites inférieure et supérieure des variables. Les variables C , L et H peuvent être représentées mathématiquement selon les équations (2.36), (2.37) et (2.38), respectivement.

$$C = F \times (1 - It / MaxIt), \quad (2.35)$$

$$F = \cos(2 \times r_4) + 1 \quad (2.36)$$

$$L = C \times l, \quad (2.37)$$

$$H = Z \times X(t), \quad (2.38)$$

$$Z = [-C, C] \quad (2.39)$$

Où les symboles It et $MaxIt$ désignent respectivement l'itération actuelle et les valeurs d'itération totales de l'opération d'optimisation, tandis que les symboles \cos et r_4 se réfèrent à la fonction cosinus et aux valeurs aléatoires dans la plage de 0 à 1, respectivement. De plus, les symboles l et Z représentent des valeurs aléatoires dans la plage de $[-1, 1]$ et $[-C, C]$, respectivement. Le coût

detoutes les solutions GX est évalué à la fin de la phase d'exploration, et si le coût de $GX(t) < X(t)$, la solution $GX(t)$ remplacera la solution $X(t)$ et deviendra la meilleure solution (Dos argenté).[27]

$$X(i) - L \times (L \times (X(t) - GX_r(t)) + r_3 \times (X(t) - GX_r(t)))$$

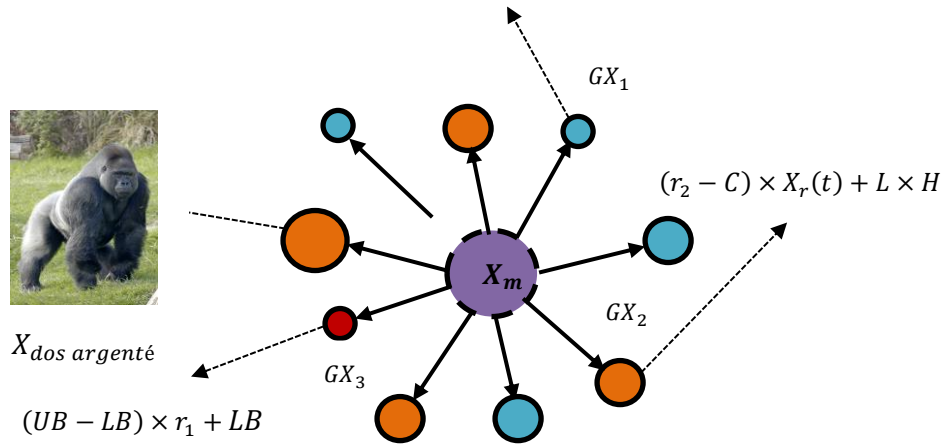


Figure 2.9. Exemple de vecteurs globaux dans le cas d'une phase d'exploration

2.7.2. Phase d'exploitation

Deux stratégies en phase d'exploitation de GTO, qui sont le suivi du dos argenté et la compétition pour les femelles adultes, sont employées. En utilisant la valeur C dans l'équation (2.35) et en le comparant avec le paramètre W (qui peut être défini), l'une des deux stratégies peut être choisie, comme illustré dans la section suivante. Le gorille au dos argenté est le chef d'un groupe qui prend des décisions et guide les autres gorilles vers les sources de nourriture. Cette stratégie est sélectionnée si $C \leq W$. Ce comportement peut être représenté mathématiquement selon l'équation (2.40).

$$GX(t+1) = L \times M \times (X(t) - X_{dos\ argenté}) + X(t) \tag{2.40}$$

$X(t)$ Représente le vecteur de position du gorille, tandis que $X_{Dos\ argenté}$ représente le vecteur de position du gorille à dos argenté qui offre la meilleure solution.

$$M = \left(\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N GX_i(t) \right)^g \right)^{1/g} \tag{2.41}$$

$GX_i(t)$ Illustre la position de chaque vecteur de gorille candidat à l'itération t , tandis que N signifie le nombre de gorilles.

$$g = 2^L \tag{2.42}$$

L Peut être déterminé par l'équation (2.38).

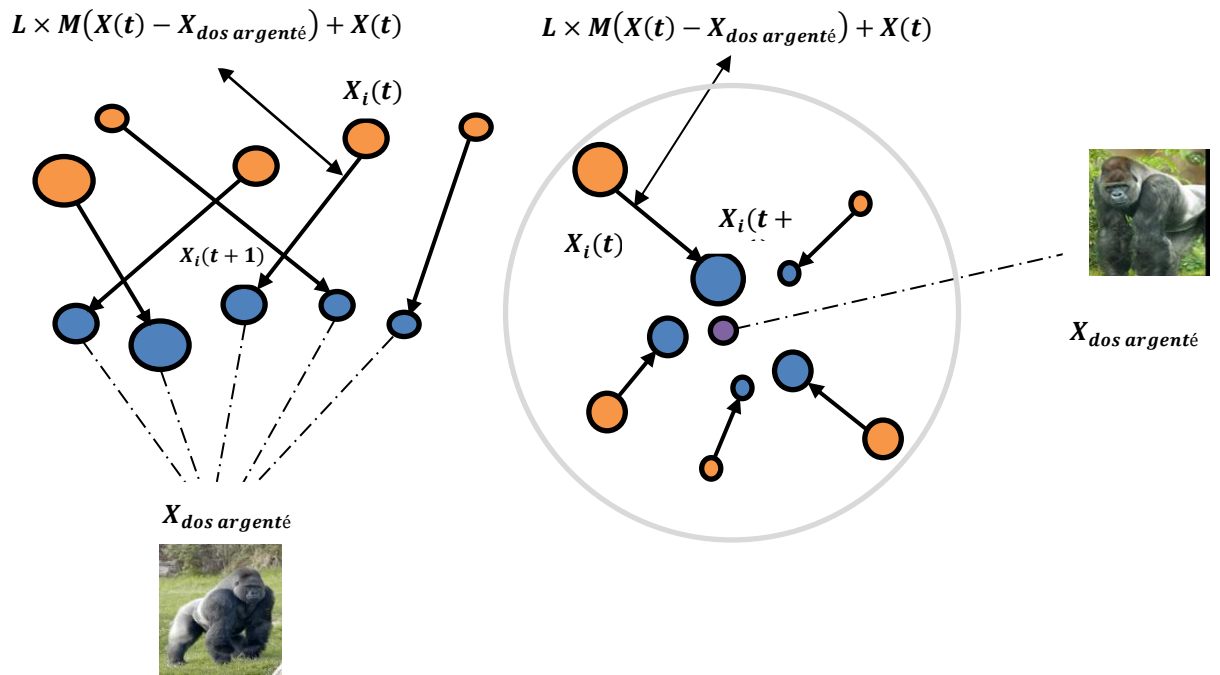


Figure 2.10. Exemple de vecteurs globaux suit le dos argenté dans l'espace 2D et 3D.

La compétition pour les femelles adultes est la deuxième stratégie désignée pour la phase d'exploitation si $C < W$. Lorsque les jeunes gorilles deviennent matures, ils rivalisent violemment avec les autres mâles pour sélectionner les femelles adultes.

Ce comportement peut être représenté mathématiquement selon l'équation (2.43).

$$GX_i(t) = X_{Dos\ argenté} - (X_{Dos\ argenté} \times Q - X(t) \times Q) \times A \tag{2.43}$$

$$Q = 2 \times r_5 - 1 \tag{2.44}$$

$$A = \beta \times E, \tag{2.45}$$

$$E = \begin{cases} N_1 rand \geq 0.5 \\ N_2 rand < 0.5 \end{cases} \tag{2.46}$$

Q simule la force d'impact, qui est formulée dans l'équation (2.44), tandis que le symbole r_5 manifeste des valeurs aléatoires dans la plage [0,1]. Le coefficient A représenté un vecteur qui indique le degré de violence en cas de conflit et peut être évalué avec l'équation (2.45).

Dans l'équation (2.45), le paramètre β est une valeur spécifiée avant la manœuvre d'optimisation, et E est utilisé pour simuler l'effet de violence sur les dimensions des solutions. Le coût de toutes les solutions GX est évalué à la fin de la phase d'exploitation, et si le coût de $GX(t) < X(t)$, la solution $GX(t)$ remplacera la solution $X(t)$ et deviendra la meilleure solution (dos argenté).[27]

2.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté en détail les mécanismes des méthodes méta heuristiques, il nous a permis de mieux saisir les concepts et les notions utilisées par les algorithmes méta-heuristiques et leurs utilisations possibles. Puis nous avons abordés l'étude des optimiseurs tels que, l'optimiseur écosystèmes artificiels en anglais (Artificial Ecosystem Optimiser) (AEO), par l'Algorithme d'optimisation des baleines (WOA) ainsi que L'algorithme d'optimisation des mites-flammes (MFO) avec L'optimisation des troupes de gorilles (GTO) qui peut également être appliqué pour résoudre des problèmes d'optimisation multi-objectifs.

Le chapitre qui se suit représenté les résultats de simulation de notre travail, il explique clairement le processus algorithmique de ces méthodes et leur application dans l'optimisation d'écoulement de puissance avec l'intégration des sources d'énergies renouvelables.

Chapitre 03

L'ÉCOULEMENT DE PUISSANCE OPTIMAL EN PRÉSENCE DES SOURCES D'ÉNERGIES RENOUVELABLES

3.1. Introduction

Récemment, la solution écoulement de puissance optimal (EPO) dans les systèmes à grande échelle sous les incertitudes des sources d'énergie intermittentes a attiré une attention considérable. Malgré les efforts considérables menés dans ce domaine depuis un demi-siècle, cette question est encore aujourd'hui un sujet ouvert. Dans ce contexte, la détermination des paramètres optimaux de fonctionnement du réseau électrique avec une programmation optimale des différentes sources d'énergie est plus qu'importante. Dans ce chapitre, nous proposons des algorithmes d'optimisations pour faire face au problème d'EPO stochastique en présence de sources d'énergie renouvelables.

Le problème est formulé comme un problème d'optimisation avec contraintes à grande échelle avec des caractéristiques non linéaires. Le degré de complexité augmente avec l'insertion des sources renouvelables intermittentes et incertaines, ce qui rend sa résolution plus difficile à l'aide des techniques d'optimisation conventionnelles. Cependant, il peut être résolu efficacement en utilisant des algorithmes d'optimisation et des solveurs inspirés de la nature sans aucune modification ou approximation dans la formulation originale. Les fonctions de distribution de probabilité Weibull et lognormale (PDF) sont utilisées pour prévoir la production d'énergie éolienne et solaire photovoltaïque, respectivement. La fonction objective est le coût global du réseau, y compris le coût de réserve pour la surestimation et le coût de pénalité pour la sous-estimation de l'énergie photovoltaïque et éolienne. Plusieurs résultats numériques du réseau de test IEEE 30-jeu de barre (JB) servent à montrer les performances des algorithmes proposés. Une étude comparative des résultats expérimentaux confirme que le GTO proposé fonctionne mieux que les autres optimiseurs dans tous les cas étudiés.

3.2. Aperçu et littérature du problème EPO stochastique

L'EPO est l'un des outils primordiaux des réseaux d'alimentation électrique, offrant l'énergie électrique à un coût minimum avec une haute qualité. À court terme, est donc la colonne vertébrale des réseaux électriques en raison du rôle important qu'il joue dans la facilitation des fonctions

d'exploitation et de planification. Son objectif principal est de spécifier l'ajustement optimal des variables de contrôle afin qu'une fonction objective choisie soit optimisée tout en satisfaisant diverses contraintes physiques et opérationnelles imposées par les réseaux électriques (contraintes d'égalité et d'inégalité). La fonction objective la plus couramment traitée est la minimisation du coût global de production. Cependant, d'autres fonctions sont la minimisation des émissions de gaz, la perte de puissance active, l'indice de stabilité de la tension et l'écart de tension[28]. Tandis que les variables de contrôle utilisées sont la puissance active des sorties des générateurs, les amplitudes des tensions des générateurs, les positions des prises du transformateur et la quantité de sources de puissance réactive injectées par des compensateurs parallèles. Ces variables sont un mélange de variables discrètes et continues, les compensateurs parallèles et le transformateur de changeur de prises sont des variables discrètes, tandis que les autres sont continus.

Dans les réseaux électriques traditionnels, l'étude de l'EPO considère les générateurs électriques conventionnels fonctionnant aux combustibles fossiles. Cependant, avec la libéralisation du marché de l'électricité et l'intégration des sources d'énergie renouvelables (SER), l'étude de l'EPO devient plus compliquée, ce qui augmente considérablement la complexité de la fonction objective. Ceci est dû aux diverses fonctions basées sur la variabilité et l'incertitude utilisées dans la formulation de son problème. L'objectif principal de l'incorporation de générateurs d'énergie éolienne et solaire photovoltaïque dans les réseaux est de réduire les pertes sur les lignes de transmission et d'améliorer la fiabilité et la qualité des réseaux électriques. Ils réduisent également la pollution de l'environnement [29]. De plus, avec l'augmentation de la puissance injectée des SER, il est nécessaire de spécifier la contribution optimale de chaque générateur dans le réseau. Ainsi, la gestion de l'énergie et la planification optimale des différentes ressources peuvent aider efficacement diverses missions d'opérateur de réseau d'alimentation électrique, réduisant ainsi le coût total de la production d'électricité.

Au cours des dernières décennies, de nombreuses techniques d'optimisation conventionnelles ont été appliquées pour résoudre différentes versions du problème d'EPO. Les solveurs conventionnels sont la méthode de Newton [30][31], la programmation non linéaire (NLP) [32] et les méthodes des points intérieurs [33]. Malgré le fait que certaines des méthodes susmentionnées présentent d'excellentes caractéristiques de convergence et que certaines d'entre elles conviennent généralement

aux applications industrielles. Cependant, ils présentent quelques faiblesses, qui se résument comme suit :

- 1) Sensibilité au point de recherche initial, c'est-à-dire qu'ils peuvent converger facilement vers des solutions locales comme peuvent converger vers des solutions globales
- 2) Manque de flexibilité par rapport aux systèmes pratiques, c'est-à-dire que chaque méthode est adaptée à une formulation de problème spécifique dans ses propres objectifs et/ou contraintes.
- 3) Outre l'aspect inflexibilité, ils rencontrent également un énorme difficile à définir de problèmes incertains et stochastiques, tels que l'EPO avec l'application de la production d'énergie renouvelable.

Par conséquent, le développement de méthodes d'optimisation nouvelles et efficaces est une nécessité pour surmonter les lacunes des techniques d'optimisation traditionnelles [34]. Grâce à l'intelligence computationnelle, aux schémas et à l'accès ouvert à l'optimisation technique ont libéré des recherches considérables dans le domaine des algorithmes méta-heuristiques pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes au cours de la première décennie. Ces optimiseurs ont la capacité de fournir des solutions quasi globales et la capacité d'échapper aux solutions locales, évitant une convergence prématurée. De nombreux algorithmes d'optimisation méta-heuristiques ont été implémentés pour faire face au problème d'EPO classique comme la version améliorée de PSO [35], l'algorithme d'essaim de mites (MSA) [36], la méthode de forgeage bactérienne améliorée (IBF) [37], l'enseignement-apprentissage basé sur technique d'optimisation (TLBO), algorithme d'optimisation de recherche de retour en arrière (BSA) [38], optimisation améliorée des corps en collision (ICBO) et algorithme de guidage de perturbation Jaya (AMTPG-Jaya) adaptatif à équipes multiples [39]. Alors que les références susmentionnées sont limitées aux générateurs thermiques uniquement. Au cours des dernières années, un réseau à ressources mixtes impliquant des générateurs thermiques, éoliens et solaires a été étudié dans le but de fournir de l'énergie électrique à un coût de production minimum et de haute qualité. Comme mentionné précédemment, le marché de l'électricité permet d'incorporer des sources renouvelables à connecter au réseau électrique afin de minimiser les problèmes environnementaux et de soulager la charge des lignes de transmission, ainsi que d'améliorer le profil de tension du jeu de barre en réduisant les pertes de puissance. Dans ce contexte, quelques travaux ont été publiés dans la littérature. Par exemple, dans [40] l'algorithme Jaya modifié est appliqué pour résoudre l'EPO incorporant le SER en considérant quatre fonctions objectives différentes pour améliorer les résultats enregistrés par rapport à d'autres optimiseurs tandis que le SER est modélisé comme une charge négative, mais aucune technique de prévision n'a été utilisée

pour prévoir le vent et le soleil. Puissance de sortie photovoltaïque. Les résultats montrent des performances supérieures à celles de MJAYA sur le Jaya de base ainsi que sur d'autres algorithmes existants. Partha Biswas et tous [41] ont proposé une technique d'adaptation des paramètres basée sur l'historique de réussite de l'évolution différentielle (SHADE) pour résoudre le problème d'EPO dans un système impliquant des générateurs d'énergie renouvelable. En outre, le modèle de prévision est bien conçu pour signaler les sorties des générateurs d'énergie renouvelable. De plus, la faisabilité des résultats a été discutée et vérifiée que toutes les variables de contrôle se situaient dans les limites autorisées. Ainsi, les résultats montrent clairement l'efficacité du modèle proposé. Dans une autre publication [42], Ehab E.Elattar a proposé une version modifiée de l'algorithme de l'essaim de mites pour résoudre le problème d'EPO du système de production combinée de chaleur et d'électricité avec présence d'un parc éolien stochastique. Zia Ullah et tous [43] proposent un nouvel algorithme d'optimisation hybride PPSOGSA pour la solution d'EPO considérant les générateurs d'énergie renouvelable. Le modèle de comportement stochastique est basé sur le schéma PDF. Dans Yu-Cheng Chang et tous [44], L'algorithme d'optimisation évolutive des essaims des particules (EPSO) a été utilisé pour résoudre le problème d'EPO dans un système d'énergie éolienne. Le modèle éolien proposé est basé sur les réserves ascendantes et les réserves descendantes des unités de production. Une technique modifiée d'optimisation de la recherche de coucou employée pour la solution d'EPO intégrant l'énergie éolienne a été proposée dans Chetan Mishra et al dans [45]. Le modèle stochastique proposé de la production éolienne est basé sur le PDF de Weibull. Encore une fois, cependant, la simulation a également été effectuée uniquement sur des systèmes d'essai standard de taille moyenne.

Du point de vue des travaux susmentionnés, les résultats sont prometteurs et encourageants, cependant, l'EPO dans un réseau électrique composé de générateurs thermiques et de générateurs d'énergie renouvelable (éolien + solaire PV) nécessite une attention particulière. Malgré ces méthodes d'optimisation ont obtenu des résultats satisfaisants, mais souffrent encore de certaines limitations et lacunes en ce qui concerne leur susceptibilité de tomber dans les optima locaux et la difficulté de régler les principaux paramètres intrinsèques. De plus, la diversité des sous-fonctions utilisées pour formuler la fonction objective pour le problème d'EPO en présence de sources d'énergie renouvelables donne l'opportunité de résoudre des problèmes complexes en suggérant ou en développant des techniques méta-heuristiques efficaces capables de traiter différentes formulations d'EPO.

3.3. Etude générateurs éolien et centrale PV

Les réseaux électriques classiques se composent uniquement de générateurs thermiques, dans lequel l'étude d'EPO est un problème complexe avec des caractéristiques non linéaires.

L'incorporation de la nature stochastique de l'énergie éolienne et solaire augmente considérablement la complexité du problème. Dans ce contexte nous avons présenté un détail sur la formulation et de résolution d'un problème d'EPO à objectif unique incorporant SER. Le coût total de production, l'écart de tension total des jeux barres de charge et l'indice de stabilité de la tension dans le réseau électrique sont optimisés indépendamment en tant que fonctions objectives uniques. Des études de cas avec effet de vanne et émission d'unités thermiques sont également considérées.

Dans cette partie, les algorithmes AEO et GTO sont adoptés pour faire face au problème d'EPO fusionnant l'énergie éolienne stochastique et l'énergie solaire avec des unités thermiques conventionnelles dans le réseau. Le réseau de test standard IEEE 30-JB est sélectionné comme de test. Ici, la méthode de supériorité des solutions réalisables (SR) est plus appropriée pour gérer les contraintes du problème d'EPO stochastique, Les résultats des simulations sont analysés en détail et la faisabilité des solutions a été discutée de manière critique.

3.4. Fonctions de densité de probabilité

3.4.1. Distribution de Weibull

La fonction de densité de probabilité de Weibull (PDF) à deux paramètres, a été largement appliquée dans le domaine des énergies renouvelables, Sous la forme [43] :

$$f(x) = \frac{k}{c} \left(\frac{x}{c}\right)^{k-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{c}\right)^k\right] \quad (3.1)$$

Où, x est le rayonnement solaire ; k est le paramètre de forme et c 'est le paramètre d'échelle. La fonction de distribution cumulative de Weibull (CDF) est donnée par :

$$f(x) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{x}{c}\right)^k\right] \quad (3.2)$$

L'énergie éolienne est proportionnelle au cube de la vitesse du vent, il est donc très important d'estimer la distribution de la vitesse pour un parc éolien particulier. Le paramètre d'échelle de Weibull contrôle l'échelle d'abscisse d'un tracé de distribution de données. Le paramètre de forme décrit la largeur de la distribution des données, plus le paramètre de forme est grand, plus la distribution est étroite et plus sa valeur de crête est élevée. [44]

3.4.2. Distribution log normale

La distribution log normale est une sorte de fonctions de densité de probabilité pour toute variable aléatoire dont le logarithme est normalement distribué ; il peut être exprimé comme ci-dessous [43] :

$$r(x) = \frac{1}{x\beta\sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{[\ln(x) - \lambda]^2}{2\beta^2} \right\} \quad (3.3)$$

Où, λ et β sont respectivement la moyenne et l'écart type du logarithme népérien de la variable. La fonction de distribution log normale cumulée est donnée par :

$$R(x) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf} \left[\frac{\ln(x) - \lambda}{\beta\sqrt{2}} \right] \quad (3.4)$$

3.5. Modèles mathématique de l'EPO impliquant l'énergie éolienne et solaire stochastique

Le **tableau 3.1** résume les données de base du réseau de test IEEE 30-JB modifié. Ce réseau consiste globalement en six générateurs thermiques, mais le réseau modifié consiste en trois unités thermiques conventionnelles attachées aux JB 1, 2 et 8 ; deux éoliennes dans les jeux de barres 5 et 11 et un générateur photovoltaïque installé dans le JB 13. La figure 3.1 montre le schéma de ce système d'essai. De plus, étant donné que les sorties des générateurs éoliens et solaires PV sont variables, la fluctuation de la puissance de sortie doit être équilibrée en fusionnant les sorties de tous les générateurs et de la réserve.

Tableau 3.1. Résumé du réseau de test IEEE 30-JB modifié.

Articles	Quantité	Détails
les jeux de barres(JB)	30	---
Branches	41	---
Générateur thermique (GTh_1, GTh_2, GTh_3)	3	JB : 1(balançoire) ,2 et 8
Générateur Eolienne (GE_1, GE_2)	2	JB : 5 et 11
Unité PV (PV)	1	JB : 13
Charge connectée	283.4 +j126.2	---
Limite admissible sur les tensions du jeu de barre de générateur	---	[0.95 – 1.10] p.u.
Limite admissible pour la tension du jeu de barre de charge	24	[0.95 – 1.05] p.u.

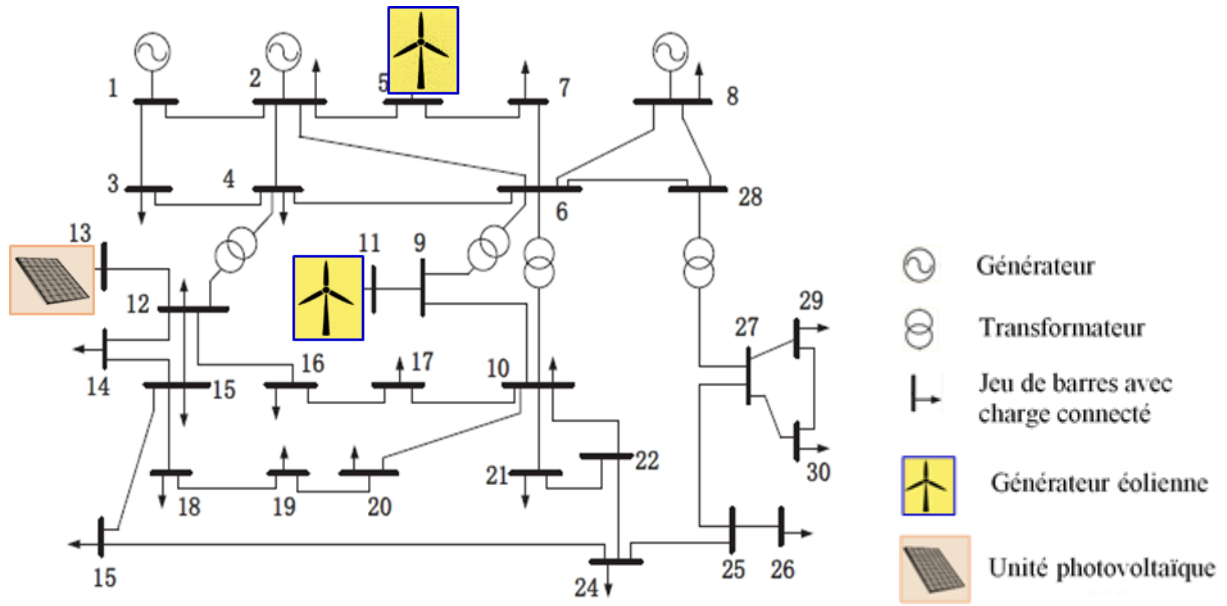


Figure 3.1. Réseau IEEE 30-jeu de barre modifié pour étude EPO avec sources intermittentes.

a. Modèle de coût des centrales thermique

Le coût du combustible des groupes électrogènes thermiques peut être décrit comme :

$$C_{T0}(P_{GTh}) = \sum_{i=1}^{N_{GTh}} a_i + b_i P_{GThi} + c_i P_{GThi}^2 \tag{3.5}$$

Pour un modèle plus réaliste et une modélisation précise, un schéma d'effet de point de valve est pris en compte. La fonction de coût C sous charge au point de vanne réécrite comme suit :

$$C_T(P_{GTh}) = \sum_{i=1}^{N_{GTh}} a_i + b_i P_{GThi} + c_i P_{GThi}^2 + \left| d_i \times \sin \left(e_i \left(P_{GTh}^{\min} - P_{GTh} \right) \right) \right| \tag{3.6}$$

Où $a_i, b_i, c_i, d_i,$ and e_i sont les coefficients de coût des i -ème générateurs thermiques produisant une puissance de sortie P_{GThi} , N_{GTh} est le nombre de générateurs thermiques, P_{GTh}^{\min} est le minimum de puissance du générateur thermique conventionnel. Les coefficients de coût et d'émission de gaz pour les unités conventionnelles utilisées ici sont fournis dans le **tableau 3.2**

b. Coût direct de l'énergie éolienne et photovoltaïque

Les générateurs éoliens et solaires ne nécessitent aucun carburant comme les générateurs thermiques conventionnels. Par conséquent, si l'installation d'unités éoliennes/solaires est privée, c'est-à-dire un gestionnaire de système indépendant (ISO), le paramètre de coût direct peut ne pas exister. Cependant, dans le cas où la centrale électrique renouvelable est propriétaire pour une partie privée,

l'ISO paie un prix proportionnel à la puissance programmée contractuellement convenue. Un coût direct attribué à l'énergie éolienne de la j -ième centrale peut être modélisé comme suit :

$$Coût_{v,j}(P_{sv,j}) = g_j P_{sv,j} \quad (3.7)$$

Où g_j est le coefficient de coût direct attaché à la centrale éolienne $P_{sv,j}$ et représente la puissance programmée de la même centrale.

De plus, le coût direct relatif à la k -ième centrale photovoltaïque peut être exprimé comme suit :

$$Coût_{s,k}(P_{ss,k}) = h_k P_{ss,k} \quad (3.8)$$

Où h_k est le coefficient de coût direct attaché à la k -ième centrale solaire alors que représente la puissance programmée $P_{ss,k}$ de la même centrale.

c. Coût dû à la sous-estimation de la puissance du parc éolien (coût pénalité)

La situation de sous-estimation de la puissance se produit lorsque la puissance réelle délivrée par le parc éolien est supérieure à la valeur estimée, en raison de la source incertaine. Ce coût nommé pénalité-coût, qui mathématiquement peut s'exprimer comme suit :

$$\begin{aligned} C_{RV,j}(P_{wav,j} - P_{sv,j}) &= K_{PV,j}(P_{vdis,j} - P_{sv,j}) \\ &= K_{PV,j} \int_{P_{sv,j}}^{P_{v,j}} (p_{v,j} - P_{sv,j}) f_v(p_{v,j}) dp_{v,j} \end{aligned} \quad (3.9)$$

Où $K_{PV,j}$ est le coefficient de coût de pénalité pour la j -ième centrale éolienne, est la puissance $P_{vdis,j}$ réellement disponible de la même centrale. est la fonction de densité de probabilité d'énergie éolienne $f_v(p_{v,j})$ pour la j -ième centrale éolienne.

d. Coût dû à une surestimation de la puissance du parc éolien (Coût de réserve)

La surestimation de l'énergie éolienne se produit lorsque la puissance réelle fournie par le parc éolien est inférieure à la valeur estimée. Dans cette situation, l'opérateur du service public doit disposer d'une réserve tournante. Ainsi, le coût de la réserve tournante s'écrit avec l'équation suivante :

$$\begin{aligned} C_{RV,j}(P_{sv,j} - P_{dis,j}) &= K_{RV,j}(P_{sv,j} - P_{vdis,j}) \\ &= K_{RV,j} \int_0^{P_{sv,j}} (p_{sv,j} - p_{v,j}) f_v(p_{v,j}) dp_{v,j} \end{aligned} \quad (3.10)$$

Où $K_{RV,j}$ est le coefficient de coût de réserve relatif à la centrale éolienne, $P_{vdis,j}$ est la puissance réellement disponible de la même centrale.

e. Évaluation des coûts des incertitudes sur l'énergie photovoltaïque

Comme les générateurs d'énergie éolienne, les unités photovoltaïques ont également une sortie intermittente et incertaine. Le coût de réserve pour la k -ième centrale solaire photovoltaïque est :

$$\begin{aligned} C_{Rs,k} (P_{ss,k} - P_{sdis,k}) &= K_{Rs,k} (P_{ss,k} - P_{sdis,k}) \\ &= K_{Rs,k} * f_s (P_{sdis,k} < P_{ss,k}) * [P_{ss,k} - E(P_{sdis,k} < P_{ss,k})] \end{aligned} \quad (3.11)$$

Où $K_{Rs,k}$ est le coefficient de coût de réserve par rapport à la k -ième centrale solaire, $P_{sdis,k}$ est la puissance réellement disponible de la même centrale. $(P_{sdis,k} < P_{ss,k})$ est la probabilité d'une pénurie d'énergie solaire, c'est-à-dire que la puissance réelle est inférieure à la puissance prévue ($P_{ss,k}$), $E(P_{sdis,k} < P_{ss,k})$ est l'espérance de la puissance PV inférieure $P_{ss,k}$

Le coût de la pénalité pour la sous-estimation de la k -ième centrale solaire est :

$$\begin{aligned} C_{Ps,k} (P_{sdis,k} - P_{ss,k}) &= K_{Ps,k} (P_{sdis,k} - P_{ss,k}) \\ &= K_{Ps,k} * f_s (P_{sdis,k} > P_{ss,k}) * [E(P_{sdis,k} > P_{ss,k}) - P_{ss,k}] \end{aligned} \quad (3.12)$$

Où $K_{Ps,k}$ est le coefficient de coût de pénalité relatif à la k -ième centrale solaire, $f_s (P_{sdis,k} > P_{ss,k})$ est la probabilité d'un surplus d'énergie solaire, c'est-à-dire la puissance réelle supérieure à la puissance programmée ($P_{ss,k}$), $f_s (P_{sdis,k} > P_{ss,k})$ est l'espérance de l'énergie solaire au-dessus $P_{ss,k}$.

f. Emission et taxe carbone

Les générateurs thermiques conventionnels émettent des gaz nocifs et à effet de serre, tels que le SOX, le NOx et le CO2 dans l'environnement, qui polluent l'atmosphère. La fonction objectif d'émission s'écrit comme suit :

$$E = \sum_{i=1}^{N_{GTh}} \left[(\alpha_i + \beta_i P_{GThi} + \gamma_i P_{GThi}^2) \times 0.01 + \omega_i \exp(\mu_i P_{GThi}) \right] \quad (3.13)$$

$$\text{Coût d'émission, } C_E = C_{TAX} \times E \quad C_{TAX} = 20 \quad (3.14)$$

Où $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \omega_i, \mu_i$ sont les coefficients d'émission correspondant au i ème générateur donné dans le [tableau 3.2](#)

Tableau 3.2. Coefficients de coût et d'émission pour les générateurs thermiques du réseau IEEE 30-JB.

Gén	JB	a	B	c	d	e	α	β	γ	ω	μ
GTh₁	1	0	2	0.00375	18	0.037	4.091	-5.554	6.49	0.0002	2.857
GTh₂	2	0	1.75	0.01750	16	0.038	2.543	-6.047	5.638	0.0005	3.33
GTh₃	8	0	3.25	0.00834	12	0.045	5.326	-5.554	3.38	0.002	2

a. Objectifs d'optimisation

Toutes les fonctions objectives de l'EPO sont formulées en considérant toutes les fonctions de coût susmentionnées. Les premières fonctions objectifs minimisent le coût de production sans inclure le coût d'émission.

$$F_{Obj}^1 = C_T(P_{GTh}) + \sum_{j=1}^{N_{GV}} \left[C_{v,j}(P_{sv,j}) + C_{Rv,j}(P_{sv,j} - P_{vdis,j}) + C_{PV,j}(P_{vdis,j} - P_{sv,j}) \right] + \sum_{k=1}^{N_{GS}} \left[C_{s,k}(P_{ss,k}) + C_{Rs,k}(P_{ss,k} - P_{sdis,k}) + C_{Ps,k}(P_{sdis,k} - P_{ss,k}) \right] \quad (3.15)$$

Où N_{GV} et N_{GS} sont respectivement le nombre d'éoliennes et de panneaux solaires photovoltaïques PV_s dans le réseau. Tous les autres éléments de coût sont indiqués dans les équations.

(3.2) – (3.8)

Deuxième fonction objectif Minimiser-

$$F_{Obj}^2 = F_{Obj}^1 + C_{tax} \times E \quad (3.16)$$

b. Contraintes

Les contraintes d'égalité incluent les équations de flux de charge typiques, qui sont données ci-dessous :

$$\begin{cases} P_{Gi} - P_{Di} - \sum_{j=1}^{NB} |V_i| \times |V_j| \times |Y_{ij}| \times \cos(\theta_{ij} - \delta_i + \delta_j) = 0 \\ Q_{Gi} - Q_{Di} - \sum_{j=1}^{NB} |V_i| \times |V_j| \times |Y_{ij}| \times \sin(\theta_{ij} - \delta_i + \delta_j) = 0 \end{cases} \quad (3.17)$$

Où $\theta_{ij} = \theta_i - \theta_j$, est la différence des angles de tension des JB i et j, NB est le nombre total de JB, P_{Di} et Q_{Di} sont les demandes de charge active et réactive, respectivement au bus i, P_{Gi} et Q_{Gi} sont respectivement la production d'énergie active et réactive à partir de toutes les sources.

Contraintes d'inégalité : incluent les équations de flux de puissance, qui sont données ci-dessous :
Ces contraintes reflètent le fonctionnement du système et les limites de sécurité du système électrique.
Ils sont décrits ci-dessous.

➤ **Contraintes du générateur :**

$$P_{GThi}^{\min} \leq P_{GThi} \leq P_{GThi}^{\max}, \quad i = 1, 2, \dots, N_{GTh} \quad (3.18)$$

$$P_{svj}^{\min} \leq P_{svj} \leq P_{svj}^{\max}, \quad j = 1, 2, \dots, N_{GV} \quad (3.19)$$

$$P_{ss,k}^{\min} \leq P_{ss,k} \leq P_{ss,k}^{\max}, \quad k = 1, 2, \dots, N_{GS} \quad (3.20)$$

$$Q_{GThi}^{\min} \leq Q_{GThi} \leq Q_{GThi}^{\max}, \quad i = 1, 2, \dots, N_{GTh} \quad (3.21)$$

$$Q_{svj}^{\min} \leq Q_{svj} \leq Q_{svj}^{\max}, \quad i = 1, 2, \dots, N_{GV} \quad (3.22)$$

$$Q_{ss,k}^{\min} \leq Q_{ss,k} \leq Q_{ss,k}^{\max}, \quad k \in N_{GS} \quad (3.23)$$

$$Q_{Ci}^{\min} \leq Q_{Ci} \leq Q_{Ci}^{\max}, \quad i \in N_c \quad (3.24)$$

$$V_{Gi}^{\min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi}^{\max}, \quad (3.25)$$

$$V_{Chi}^{\min} \leq V_{Chi} \leq V_{Chi}^{\max}, \quad i \in NCh \quad (3.26)$$

➤ **Contraintes de sécurité :**

$$T_k^{\min} \leq T_k \leq T_k^{\max}, \quad k \in NT \quad (3.27)$$

$$S_i \leq S_i^{\max}, \quad i \in NTL \quad (3.28)$$

Éqs. (3.14) – (3.16) représentent les limites de production d'énergie active des générateurs thermiques, éoliens et solaires, respectivement. Éqs. (3.17) – (3.20) définissent les capacités de puissance réactive des générateurs thermiques, éoliens, solaires et des sources de puissance réactive shunt. Éq. (3.21) présente la contrainte sur la tension des JB (PV), tandis que l'éq. (3.22), définit les limites de tension imposées aux JB de charge (jeux de barres PQ) avec NCh est le nombre de jeu de barre de charge. Les contraintes de sécurité du transformateur à changement de prise et les contraintes de capacité de la ligne sont données par les équations (3.23) et (3.24) respectivement. NTL est le nombre de lignes du réseau électrique.

La convergence du flux de puissance vers une solution garantit lorsque les contraintes d'égalité des équations de bilan de puissance sont satisfaites. De plus, une solution réalisable dépend directement des variables de décision de contrôle, c'est-à-dire que si toutes les variables de décision (de contrôle) sans exception sont dans les limites admissibles, alors cette solution est réalisable ; sinon, la solution est infaisable. Par conséquent, il convient de mentionner que la faisabilité de la capacité de puissance réactive des générateurs est un facteur important dans l'étude de l'EPO.

Au cours des dernières années, la capacité de puissance réactive des éoliennes s'est considérablement améliorée. Des éoliennes dotées d'une capacité de puissance réactive complète sont déjà disponibles sur le marché. De plus, les auteurs de [46] discutent de la dépendance de la capacité de puissance réactive des éoliennes basées sur des générateurs à induction à double alimentation (DIFG) sur plusieurs facteurs pour une certaine puissance active. Cependant, la plage de puissance réactive se situe approximativement entre $-0,8$ pu. Et $0,8$ pu. De même, Réf. [47] analyse également la capacité de puissance réactive du PV, y compris les modèles de convertisseur et de contrôleur. Dans cette étude, la capacité de puissance réactive du générateur d'énergie solaire est considérée approximativement entre $-0,4$ pu et $0,5$ pu. [47]

Dans ce contexte, les pertes de puissance active dans le réseau et les écarts cumulés de tensions des jeux de barres PQ sont également des objectifs importants à optimiser. La perte de puissance dans les lignes de transmission est inévitable car les lignes ont des résistances inhérentes. La fonction objective de perte de grille est calculée par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} F_2(x, u) = \min P_{\text{Loss}} &= \sum_{k=1}^{NTL} G_k \times (V_i^2 + V_j^2 - 2 \times V_i \times V_j \times \cos \delta_{ij}) \\ &= \sum_{i=1}^{NTL} \sum_{j \neq i}^{NTL} G_{ij} \times (V_i^2 + V_j^2 - 2 \times V_i \times V_j \times \cos(\delta_i - \delta_j)) \end{aligned} \quad (3.29)$$

Où $\delta_{ij} = (\delta_i - \delta_j)$ est la différence des angles de tension entre le JB i et le JB j et G_k est la conductance de transfert.

La qualité de la tension dans le réseau est mesurée par le niveau d'écart de tension. L'indicateur d'écart de tension est modélisé comme le résultat de la minimisation des amplitudes de tension de tous les JB de charge dans le réseau électrique autour de la valeur nominale de 1 pu. Exprimé comme suit :

$$F_3(x, u) = \min VD(x, u) = \text{Minimize} \left(\sum_{i=1}^{Npq} |V_{Li} - 1| \right) \quad (3.30)$$

3.5.2. Modèles stochastiques de vent/solaire et d'incertitude

La vitesse du vent étant une variable aléatoire, sa distribution est obtenue par la fonction de densité de probabilité de Weibull (PDF) avec le facteur de forme (k) et le facteur d'échelle (c). Mathématiquement donné par :

$$f_v(S) = \left(\frac{k}{c}\right) \left(\frac{S}{c}\right)^{(k-1)} \times \exp\left(-\left(\frac{S}{c}\right)^k\right) \quad \text{for } 0 < S < \infty \quad (3.31)$$

a. Modèle éolien

La puissance éolienne de sortie d'une éolienne est une fonction de la vitesse du vent, exprimée par l'équation suivante : [41]

$$P_v(v) = \begin{cases} 0, & \text{pour } v < v_{en} \text{ et } v > v_{so} \\ P_{rv} \left(\frac{v - v_{en}}{v_r - v_{en}} \right) & \text{pour } v_{en} \leq v \leq v_r \\ P_{rv} & \text{pour } v_r \leq v \leq v_{so} \end{cases} \quad (3.32)$$

Où v_{in} , v_r et v_{out} sont respectivement les vitesses du vent d'enclenchement, nominale et de coupure de la turbine. P_{wr} Définit la puissance nominale de sortie de l'éolienne.

b. Probabilité de l'énergie éolienne pour différentes vitesses de vent

De l'équation. (3.32), on peut noter que si v est inférieur à v_{en} et ci-dessus v_{so} , la puissance de sortie est nulle. De plus, l'éolienne produit P_{rv} pour l'état $v_r \leq v \leq v_{so}$. Pour ces zones discrètes, les probabilités peuvent s'écrire par les équations suivantes : [48]

$$f_v(P_v) \{P_v = 0\} = 1 - \exp\left[-\left(\frac{v_{en}}{\alpha}\right)^\beta\right] + \exp\left[-\left(\frac{v_{so}}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (3.33)$$

$$f_v(p_v) \{p_v = p_{rv}\} = 1 - \exp\left[-\left(\frac{v_r}{\alpha}\right)^\beta\right] + \exp\left[-\left(\frac{v_{so}}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (3.34)$$

Contrairement aux zones discrètes, la puissance éolienne de sortie est continue pour la condition $v_{en} \leq v \leq v_r$, Par conséquent, la probabilité pour cette région est décrite comme suit : [48]

$$f_v(p_v) = \frac{\beta(v_r - v_{en})}{\alpha^\beta * P_{rv}} \left[v_{en} + \frac{P_v}{P_{rv}}(v_r - v_{en}) \right]^{\beta-1} \exp \left[- \left(\frac{v_{en} + \frac{P_r}{P_{rv}}(v_r - v_{en})}{\alpha} \right)^\beta \right] \quad (3.35)$$

En outre, l'irradiante solaire en conversion d'énergie pour la centrale photovoltaïque peut également être donnée par :

$$P_s(G) = \begin{cases} P_{rs} \left(\frac{G^2}{G_{std} R_c} \right) & \text{pour } 0 \leq G \leq R_c \\ P_{rs} \left(\frac{G^2}{G_{std}} \right) & \text{pour } G \geq R_c \end{cases} \quad (3.36)$$

Où G_{std} , est l'irradiante solaire dans un environnement standard, R_c est un certain point d'irradiante P_{rs} est la puissance nominale de la centrale photovoltaïque

3.5.3. Algorithmes d'optimisation proposés

Dans ce chapitre, deux solveurs méta-heuristiques AEO et GTO sont sélectionnés comme optimiseurs pour faire face au problème EPO stochastique. Ces techniques d'optimisation sont discutées en détail dans Les contraintes de l'EPO stochastique sont gérées par la méthode de supériorité des solutions réalisables (SR). Un système de test IEEE 30-JB adapté est également sélectionné pour cette étude.

3.5.4. Application de l'algorithme GTO pour l'EPO

Les étapes suivantes décrivent l'application de l'algorithme GTO proposé pour résoudre le problème EPO en considérant la génération TE et PV. Le [tableau 3.3](#) décrit en détail le pseudo code de l'algorithme d'optimisation GTO pour résoudre le problème d'EPO.

Tableau 3.3. Algorithme GTO pour EPO stochastique

Algorithme : Pseudo code de l'algorithme d'optimisation (GTO)	
1	% réglage GTO
2	Entrées : La taille de la population N et le nombre maximum d'itérations T et les paramètres β et p
3	Sorties : L'emplacement de Gorilla et sa valeur de remise en forme
4	% initialisation
5	Initialiser la population aléatoire X_i ($i = 1, 2, \dots, N$)
6	Calculer les valeurs de fitness de Gorilla
7	% Boucle principale
8	tandis que (la condition d'arrêt n'est pas remplie) faire
9	Mettre à jour le C en utilisant l'équation (2.35)
10	Mettre à jour le L à l'aide de l'équation (2.37)
11	% Phase d'exploration
12	pour (chaque Gorille (X_i)) faire
13	Mettre à jour l'emplacement Gorilla à l'aide de l'équation (2.34)
14	fin pour
15	% Créer un groupe
16	Calculer les valeurs de fitness de Gorilla
17	si GX est meilleur que X, remplacez-les
18	Définir $X_{dos\ argenté}$ comme emplacement du dos argenté (Meilleur emplacement)
19	% Phase d'exploitation
20	pour (chaque Gorille (X_i)) faire
21	si ($ C \geq 1$) alors
22	Mettez à jour l'emplacement Gorilla à l'aide de l'équation (2.40)
23	Autre
24	Mettre à jour l'emplacement Gorilla en utilisant l'équation (2.43)
25	Fin si
26	fin pour
27	% Créer un groupe
28	Calculer les valeurs de fitness de Gorilla
29	si les nouvelles solutions sont meilleures que les solutions précédentes, remplacez-les
30	Définir $X_{dos\ argenté}$ comme emplacement du dos argenté (meilleur emplacement)
31	terminer pendant que
32	Retour X Meilleur Gorille, Meilleur Fitness

3.5.5. Résultats de simulation

Pour montrer l'efficacité de l'algorithme GTO proposé, il est examiné sur un réseau IEEE 30-JB modifié, le réseau de test est modifié en insérant des sources d'énergie renouvelables. Les données complètes du réseau de test de base avec la limite des variables de contrôle sont résumées dans le [tableau 3.5](#), et le [tableau 3.2](#) montre les données du réseau IEEE 30-JB modifié. Son schéma

correspondant est donné dans les figures ci-dessus. L'algorithme proposé est décrit au chapitre 2, Les paramètres d'entrée de l'algorithme sont donnés dans le [tableau 3.4](#).

Tableau 3.4. Description de réseau de test

Paramètre	IEEE 30-JB
Dimension du problème d'optimisation (<i>dim</i>)	24
Taille de la population	60
Itération maximale	300

3.5.6. Etude EPO avec énergie éolienne et solaire stochastique

Afin de montrer l'efficacité de l'algorithme GTO proposé, les cas EPO déterministes pour la configuration du système, avec des générateurs GV et des unités PV sont considérés. Quatre cas sont considérés ici, avec les fonctions objectives mentionnées au chapitre ci-dessus. Les résultats optimaux obtenus pour chaque cas examiné sont présentés dans le [tableau 3.6](#).

Tableau 3.5. Paramètres PDF des centrales éoliennes et solaires photovoltaïques(PV)

Centrales éoliennes					Centrale solaire PV		
Parc éolien	Nombre de turbines	Puissance nominale, P_{rv} (MW)	Paramètres PDF Weibull	Weibull signifie, Mwbl	Puissance nominale, P_{rs} (MW)	Paramètres PDF log-normaux	Moyenne log-normale, Mlgn
1 (JB 5)	25	75	$c = 9$ $k = 2$	$v = 7.976$ m/s	50 (JB 13)	$l = 6$ $r = 0.6$	$G = 483$ $W=m^2$
2 (JB11)	20	60	$c = 10$ $k = 2$	$v = 8.862$ m/s			

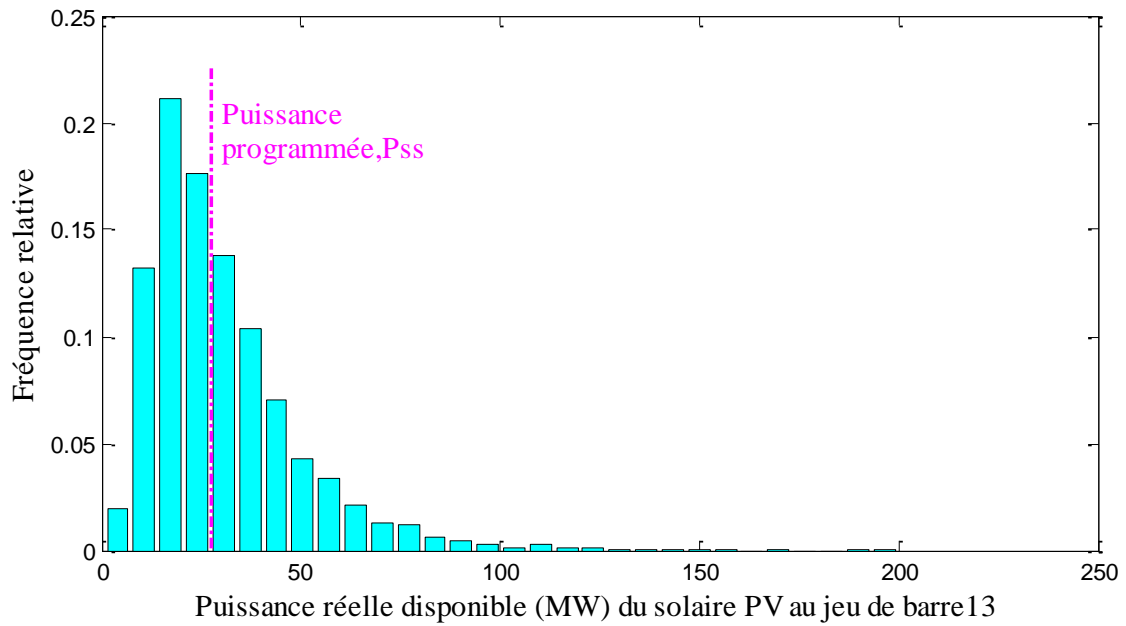


Figure 3.2. Distribution électrique réelle (MW) du solaire PV au jeu de barre 13 (AEO)

L'histogramme de la figure 3.2 représente la puissance de sortie stochastique de la centrale solaire photovoltaïque. La ligne pointillée magenta indique l'horaire l'énergie que le solaire photovoltaïque est censé fournir au réseau. Comme mentionné précédemment, la puissance programmée peut être n'importe quelle quantité de puissance mutuellement convenue entre l'ISO et le propriétaire de l'entreprise solaire photovoltaïque.

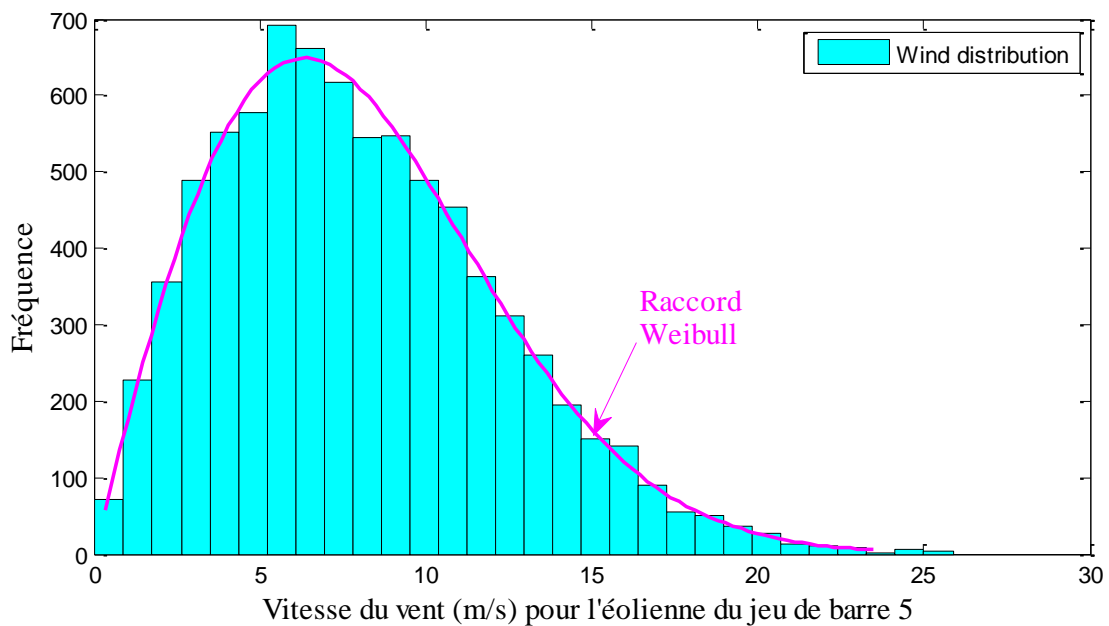


Figure 3.3. Distribution de la vitesse du vent pour le parc éolien 1 au jeu de barre 5 ($c = 9, k = 2$).

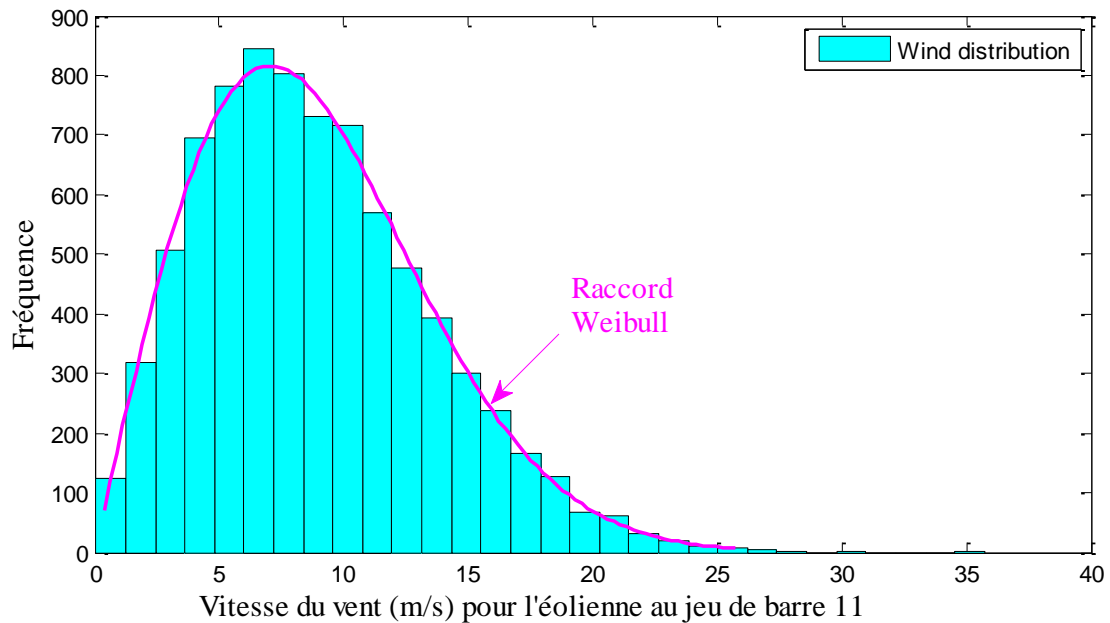


Figure 3.4. Distribution de la vitesse du vent pour le parc éolien 2 au jeu de barre 11 ($c = 10$, $k = 2$).

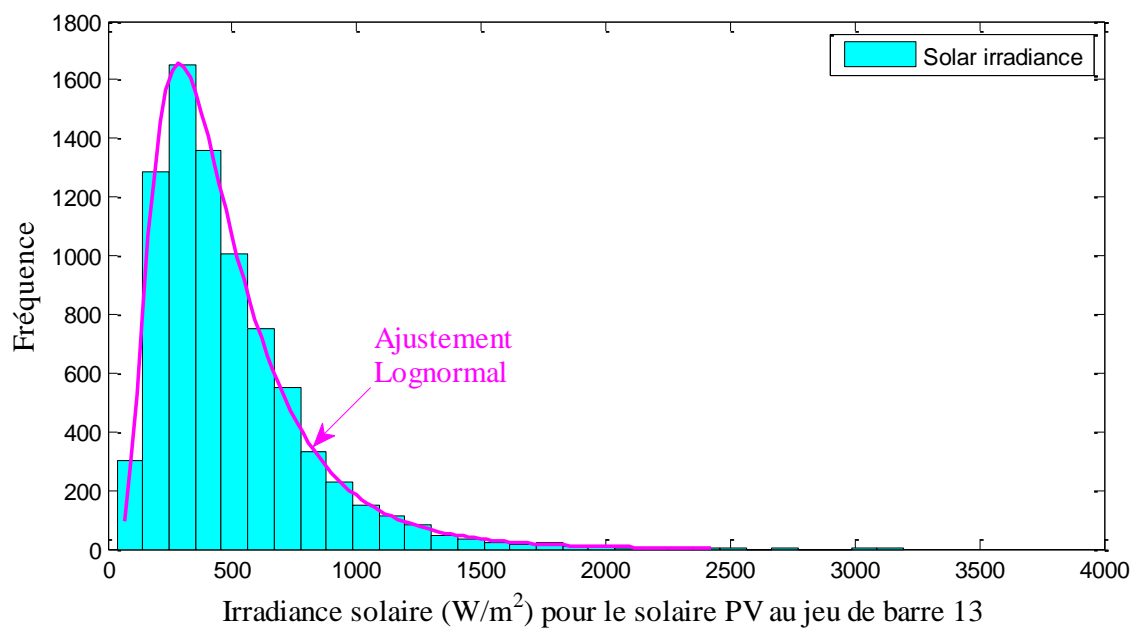


Figure 3.5. Distribution de l'irradiance solaire PV au jeu de barre 13 ($l = 6$, $r = 0,6$).

Dans notre étude de cas du réseau IEEE-30 JB, les générateurs conventionnels des JB 5 et 11 sont remplacés par des générateurs d'énergie éolienne. Les valeurs des paramètres de forme (k) et d'échelle (c) de Weibull sélectionnés sont fournies dans le [tableau 3.5](#). Sauf indication contraire pour une étude de cas spécifique, nous suivons ces paramètres PDF tout au long. L'ajustement de Weibull et les distributions de fréquence du vent dans les figures. 3.3 et 3.4 sont obtenus après avoir exécuté 8000 scénarios Monte-Carlo. La norme stipule les exigences de conception des éoliennes et définit la classe

de turbulence IA la plus élevée de l'éolienne qui est certifiée pour fonctionner à une vitesse de vent moyenne annuelle maximale de 10 m/s à la hauteur du moyeu. Des précautions sont prises dans le choix des paramètres de forme (k) et d'échelle (c) pour les parcs éoliens de telle sorte que la valeur moyenne maximale de Weibull reste autour de 10. En outre, des valeurs de paramètres PDF différentes pour deux parcs éoliens caractérisent la diversité géographique réaliste des sites.

La figure 3.4 indique la distribution de fréquence et l'ajustement log-normal de l'irradiante solaire après l'exécution d'une simulation de Monte Carlo avec un échantillon de 8 000. Le **tableau 3.4** résume les paramètres sélectionnés pour la PDF log-normale. Sauf indication contraire pour une étude de cas spécifique, nous suivons ces paramètres PDF tout au long.

Tableau 3.6. Maximum et minimum de variables de contrôle et d'état pour le réseau IEEE 30-JB modifié

Variables de control	Min	Max	PSO [49]	MFO [49]	BMO [49]	AEO	GTO
$P_{GT_{h1}}$ (MW)	50	140	134.91	134.91	134.91	134.91	134.91
$P_{GT_{h2}}$ (MW)	20	80	28.04	28.47	26.60	27.48	28.18
$P_{GT_{h3}}$ (MW)	10	35	10.00	10.00	10.00	10.00	10.00
P_{GV_1} (MW)	0	75	43.74	44.64	43.82	42.35	43.29
P_{GV_2} (MW)	0	60	37.19	36.59	36.05	37.35	36.59
P_{GS} (MW)	0	50	35.30	34.46	37.81	37.13	36.14
V_1 (p.u)	0.95	1.10	1.082	1.079	1.081	1.073	1.073
V_2 (p.u)	0.95	1.10	0.950	1.065	0.950	1.059	1.058
V_5 (p.u)	0.95	1.10	1.100	1.043	1.045	1.035	1.037
V_8 (p.u)	0.95	1.10	1.100	1.100	1.049	1.039	1.040
V_{11} (p.u)	0.95	1.10	1.100	1.100	1.100	1.099	1.100
V_{13} (p.u)	0.95	1.10	1.063	1.054	1.068	1.059	1.055
$Q_{GT_{h1}}$ (MVar)	-20	150	15.68	-1.44	18.05	-3.68	-2.64
$Q_{GT_{h2}}$ (MVar)	-20	60	-20.00	12.14	-20.00	16.87	12.51
$Q_{GT_{h3}}$ (MVar)	-15	40	40.00	40.00	40.00	32.37	32.05
Q_{GV_1} (MVar)	-30	35	35.00	22.41	30.34	22.89	4.66
Q_{GV_2} (MVar)	-25	30	27.86	28.29	27.87	30.00	29.70
Q_{GS} (MVar)	-20	25	17.73	14.44	19.99	19.00	16.09
Cout total (\$/h)	--		781.9047	781.6928	781.6519	781.5219	781.2626
Emission (t/h)	--	--	--	--	--	1.76237	1.76209
P_{perte} (MW)	--	--	--	--	--	5.8091	5.7117
ΔV (p.u)	/	/	/	/	/	0.47949	0.48384

À partir du **tableau 3.6**, on peut voir que le GTO proposé a atteint le coût le plus faible avec 781.2626 \$/h, et a surpassé toutes les techniques d'optimisation, PSO (781.9047 \$/h), MFO (781.6928 \$/h), BMO (781.6519 \$/h), et AEO (781.5219 \$/h). Sur la base des résultats obtenus dans **tableau 3.6**, nous pouvons affirmer que lorsque les sources d'énergie renouvelables ont été insérées, le coût total de production a diminué de 815.9291 \$/h à 781.2626 \$/h, soit environ 35 \$/h (5250,00 DA/h). Si chaque heure permet d'économiser 34,66 \$ (5199,00 DA/h) et que la durée de fonctionnement par an est supposée être de 7 500 h, alors la durée de fonctionnement de l'algorithme GTO peut permettre d'économiser 262500 dollars (38992500,00 DA/h) au total chaque année. Il est évident que l'insertion d'une éolienne et d'une unité solaire PV contribue de manière significative à la réduction du coût total du carburant par rapport à la configuration d'origine du réseau (c'est-à-dire sans SER).

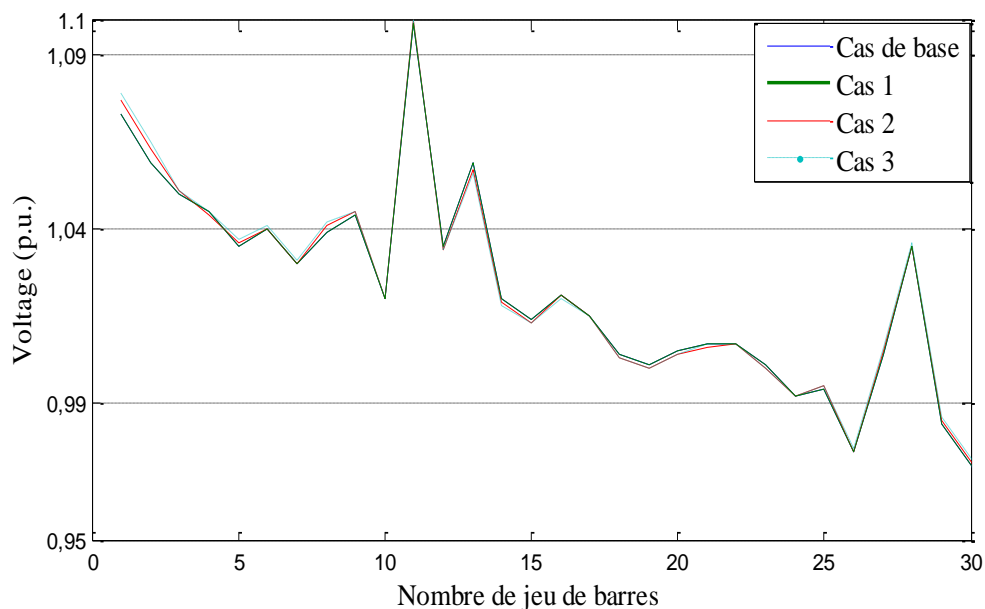


Figure 3.6. Profils de tension de jeu de barres pour tous les cas de réseau test IEEE 30-Jb

D'après la figures 3.6 et le **tableau 3.6**, il apparaît clairement que toutes les variables d'état ou de contrôle dépendantes sont dans les limites admissibles. Dans le cas d'optimisation du coût du carburant de base, l'algorithme AEO conduit à un coût du carburant de **781.5219** \$/h, par conséquent l'algorithme GTO conduit à un coût du carburant de **781.2626** \$/h qui satisfaisant toutes les contraintes du système, en particulier les contraintes sur la puissance réactive du générateur et la tension du jeu de barre de charge. Certains des articles publiés récemment ont enregistré de meilleurs résultats que la méthode proposée dans la présente étude. Cependant, ces résultats révèlent une violation des bornes de tension [0,95 - 1,10] p.u., ce qui rend les solutions infaisables.

Tableau 3.7. Comparaison des résultats de différents algorithmes pour des études de cas de réseau IEEE 30-JB (Coût de Réserve)

Algorithme	AEO				GTO			
	Cas de base	Cas 1 $k_{rv} = 4$	Cas 2 $k_{rv} = 5$	Cas 3 $k_{rv} = 6$	Cas de base	Cas 1 $k_{rv} = 4$	Cas 2 $k_{rv} = 5$	Cas 3 $k_{rv} = 6$
$P_{GT_{h1}}$ (MW)	134.91	134.91	135.74	140.00	134.91	139.9970	136.13	140.00
$P_{GT_{h2}}$ (MW)	27.4771	41.9403	53.1913	58.8155	28.1779	41.6641	52.9723	58.9364
$P_{GT_{h3}}$ (MW)	10.0000	10.0041	10.0035	14.1381	10.0000	10.0000	10.0000	15.0509
P_{GV_1} (MW)	42.3477	39.1301	32.4258	27.8875	43.2909	38.1418	32.3519	27.9147
P_{GV_2} (MW)	37.3504	33.0092	28.1551	24.5522	36.5917	31.7397	28.1780	24.5425
P_{GS} (MW)	37.1256	30.5989	30.6041	25.1550	36.1438	33.1531	30.4709	24.0735
V_1 (p.u)	1.0727	1.0761	1.0770	1.0794	1.0725	1.0737	1.0747	1.0759
V_2 (p.u)	1.0585	1.0613	1.0625	1.0647	1.0578	1.0592	1.0606	1.0617
V_5 (p.u)	1.0352	1.0365	1.0359	1.0365	1.0374	1.0351	1.0345	1.0341
V_8 (p.u)	1.0390	1.0407	1.0410	1.0421	1.0395	1.0395	1.0394	1.0396
V_{11} (p.u)	1.0987	1.0996	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000	1.1000
V_{13} (p.u)	1.0594	1.0579	1.0573	1.0555	1.0548	1.0587	1.0553	1.0515
$Q_{GT_{h1}}$ (MVar)	-3.67768	2.55928	2.24572	2.53833	-2.64234	-2.14268	-2.32963	-2.03021
$Q_{GT_{h2}}$ (MVar)	16.87073	20.85058	21.25985	22.90178	12.51218	13.75499	15.05056	16.43183
$Q_{GT_{h3}}$ (MVar)	32.37013	38.83979	39.71784	39.65033	32.04730	33.97559	34.62460	34.85648
Q_{GV_1} (MVar)	22.88825	26.09507	27.12965	27.88324	4.65643	23.79342	24.72518	25.46051
Q_{GV_2} (MVar)	29.99762	29.97935	29.83274	29.44391	29.70313	29.98913	29.99997	30.00000
Q_{GS} (MVar)	18.99885	18.26927	17.84573	17.01674	16.09073	18.52007	17.29428	16.09387
Coût total (\$/h)	781.5219	821.4178	851.2805	873.7752	781.2626	821.5045	850.8843	873.5303
Emission (t/h)	1.76237	1.76005	1.85276	2.41755	1.76209	1.76004	1.89841	2.41749
P_{perte} (MW)	5.8091	6.1909	6.7168	7.1477	5.7117	6.2066	6.7031	9.1181
ΔV (p.u)	0.47949	0.47486	0.47260	0.47108	0.48384	0.47843	0.4646	0.45176

Les coefficients de coût de réserve pour l'énergie éolienne et l'unité solaire PV varient par pas discret à partir de 4 à 6, c'est-à-dire = 4, (cas 1), = 5, (cas 2) = 6, (cas 3). Au fur et à mesure que le coefficient de coût de réserve augmente, la puissance optimale programmée à partir de l'éolienne et du solaire PV diminue car la réduction de la puissance programmée nécessite moins de réserve tournante. Les rendements moindres des sources renouvelables sont compensés par des générateurs thermiques. Par conséquent, le coût du générateur thermique augmente, comme le montre le profil des « coûts GTh » de la figure 3.7. Les coûts de l'énergie éolienne (« coût GV ») et solaire photovoltaïque (« coût SPV ») diminuent progressivement dans une certaine mesure. Le « coût GV » comprend le coût de l'électricité pour les deux éoliennes. Le coût global (« coût total ») augmente avec l'augmentation du coefficient de coût de réserve.

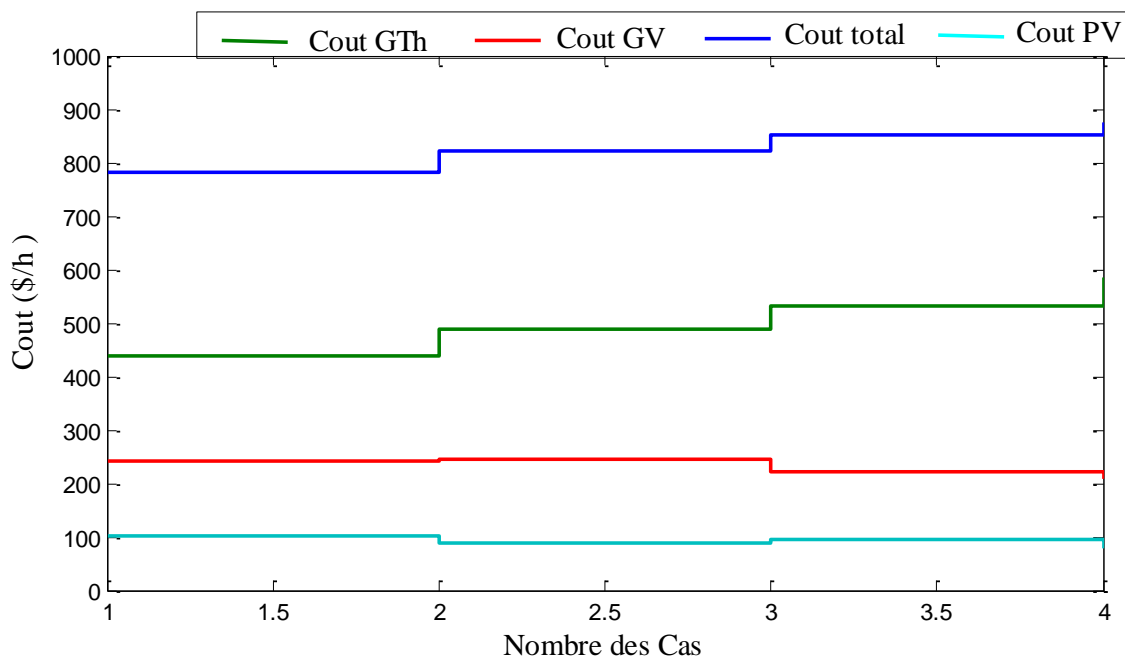


Figure 3.7. Courbes de coût pour la variation du coefficient de coût de réserve.

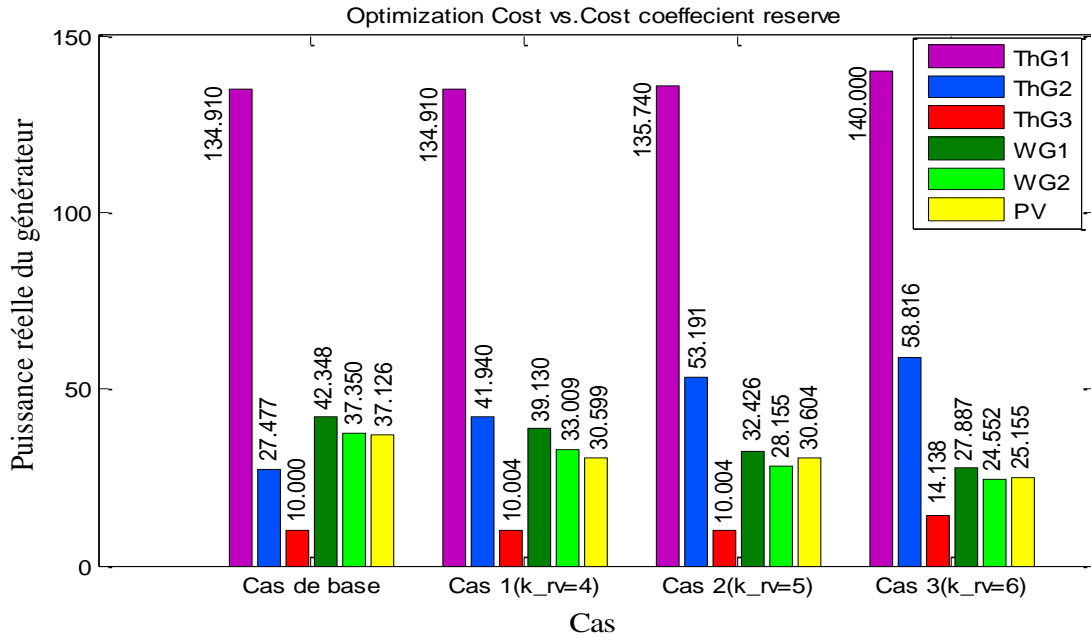


Figure 3.8. Puissance active programmée optimale par rapport au coefficient de coût de réserve (AEO).

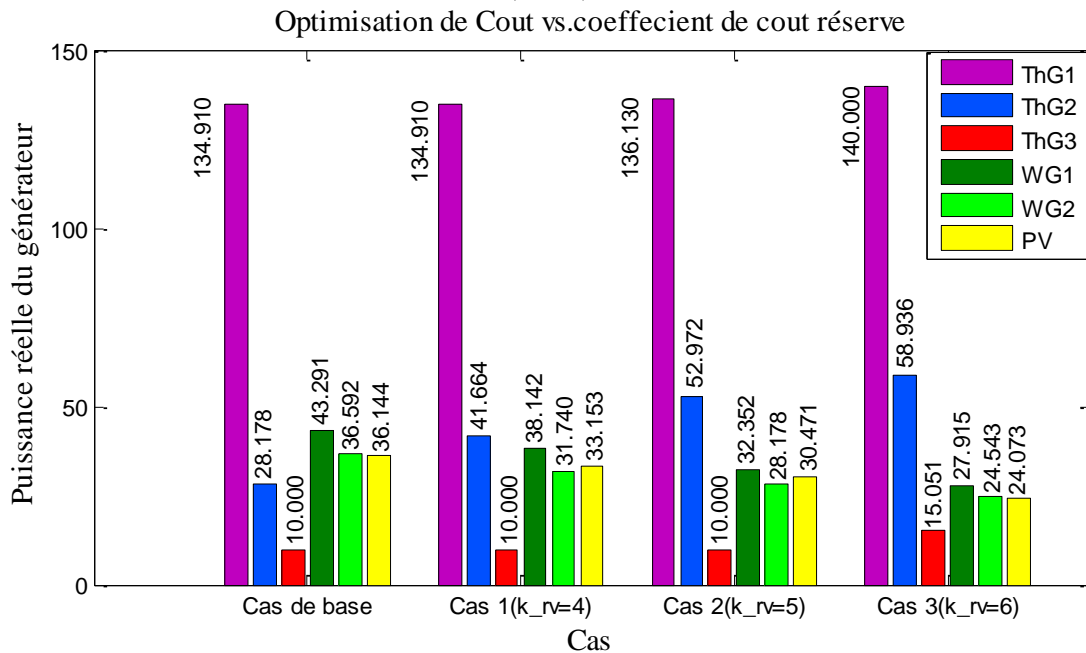


Figure 3.9. Puissance active programmée optimale par rapport au coefficient de coût de réserve (GTO).

Dans cette étude de cas, tous les paramètres sont conservés comme dans le cas 3, à l'exception des coefficients de coût de réserve. La puissance optimale programmée des générateurs est présentée sous forme de graphique à barres sur les figures (3.8-3.9)

Les rendements inférieurs des sources renouvelables (2GV+PV) sont compensés par des générateurs thermiques. Par conséquent, le coût du générateur thermique augmente, comme indique dans la figure (le profil) de « coût TG » de la figure 3.9. On peut justifier cette augmentation des coûts

par après l'insuffisance de centrales renouvelables à assurer la puissance programmée conventionnée, ce qui force le system de gestion demander des centrales thermiques pour produire cette quantité et le dispatchées sur les trois centrales d'une manière technico-économique. Le but est de garder la continuité de service et d'éviter tout risque de perte de synchronisme.

Tableau 3.8. Comparaison des résultats de différents algorithmes pour des études de cas de réseau IEEE 30-JB (Pénalité)

Algorithme	AEO				GTO			
	Cas de base	Cas 1 $k_p = 3$	Cas 2 $k_p = 4$	Cas 3 $k_p = 5$	Cas de base	Cas 1 $k_p = 3$	Cas 2 $k_p = 4$	Cas 3 $k_p = 5$
P_{GTh_1} (MW)	134.91	134.91	134.91	134.90	134.91	134.91	134.91	134.91
P_{GTh_2} (MW)	27.4771	20.7176	20.0001	20.0022	28.1779	20.2814	20.3033	20.0000
P_{GTh_3} (MW)	10.0000	10.0007	10.0000	10.0004	10.0000	10.0000	10.0000	10.0000
P_{GV_1} (MW)	42.3477	46.0940	44.2846	47.2763	43.2909	44.6288	46.5803	46.1391
P_{GV_2} (MW)	37.3504	40.6103	40.0958	41.2088	36.5917	39.3212	41.0571	39.9361
P_{GS} (MW)	37.1256	36.6384	39.7428	35.6537	36.1438	39.8827	36.0797	37.9750
V_1 (p.u)	1.0727	1.0714	1.0735	1.0612	1.0725	1.0705	1.0712	1.0707
V_2 (p.u)	1.0585	1.0560	1.0575	1.0465	1.0578	1.0557	1.0566	1.0558
V_5 (p.u)	1.0352	1.0352	1.0346	1.0209	1.0374	1.0343	1.0355	1.0352
V_8 (p.u)	1.0390	1.0395	1.0386	1.0279	1.0395	1.0398	1.0399	1.0398
V_{11} (p.u)	1.0987	1.0985	1.0962	1.0860	1.1000	1.0985	1.0978	1.0985
V_{13} (p.u)	1.0594	1.0630	1.0514	1.0478	1.0548	1.0618	1.0578	1.0618
Q_{GTh_1} (MVar)	3.67768	-2.05951	0.12848	-2.87586	-2.64234	-3.47891	-3.43682	-3.35112
Q_{GTh_2} (MVar)	16.8703	12.0625	15.0350	18.8031	12.5128	13.2132	14.3239	12.8701
Q_{GTh_3} (MVar)	32.37013	33.67307	33.18442	34.31561	32.04730	34.53565	34.53425	34.23742
Q_{GV_1} (MVar)	22.8885	22.9324	22.4875	19.0405	4.65643	22.6553	22.7014	22.9352
Q_{GV_2} (MVar)	29.9972	30.0000	29.9953	29.8365	29.7033	29.9988	30.0000	30.0000
Q_{GS} (MVar)	18.9985	20.4851	16.5006	19.2397	16.0903	20.0128	18.6082	20.0360
Cout total (\$/h)	781.529	800.484	812.255	822.914	781.266	800.017	812.108	821.308
Emission (t/h)	1.76237	1.76433	1.76459	1.76400	1.76209	1.76446	1.76447	1.76458
P_{perte} (MW)	5.8091	5.5688	5.6312	5.6440	5.7117	5.6217	5.5284	5.5581
ΔV (p.u)	0.47949	0.49138	0.45293	0.42952	0.48384	0.48601	0.47244	0.48741

Tous les paramètres de cette étude de cas sont les mêmes que dans le cas 3, à l'exception des coefficients de coût de pénalité. Les coefficients de coût de pénalité pour l'énergie éolienne et solaire varient de 3 à 5, c'est-à-dire = 3, (cas 1), = 4, (cas 2) = 5, (cas 3). À mesure que le coefficient de coût de pénalité augmente, les sorties programmées des sources renouvelables ont tendance à augmenter car la puissance programmée contribuerait à réduire le coût des pénalités lorsque la vitesse du vent ou l'irradiance solaire est élevée. Cependant, contrairement au cas 3 où la puissance éolienne et solaire PV diminue de manière monotone, ici l'augmentation n'est pas uniforme pour toutes les sources renouvelables. En effet, la production du solaire PV diminue occasionnellement avec l'augmentation de la valeur de KP. Cela peut être attribué à des relations hautement non linéaires entre la distribution de probabilité et le coût des pénalités/réserves associées à la fois à l'énergie éolienne et solaire photovoltaïque.

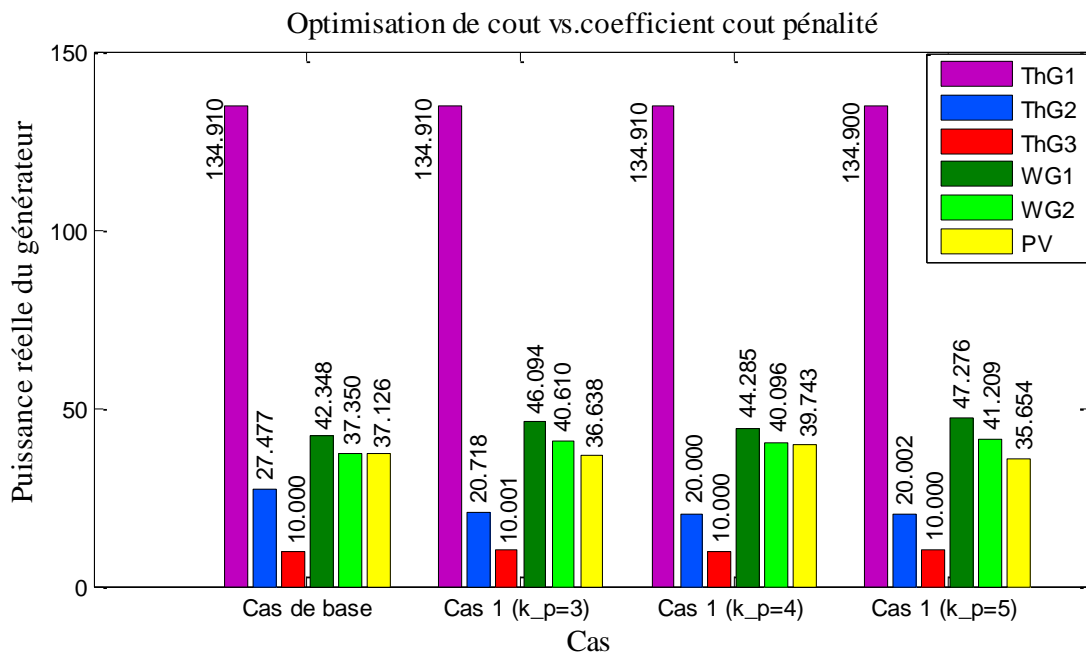


Figure 3.10. Puissance active programmée optimale par rapport au coefficient de coût de pénalité (AEO).

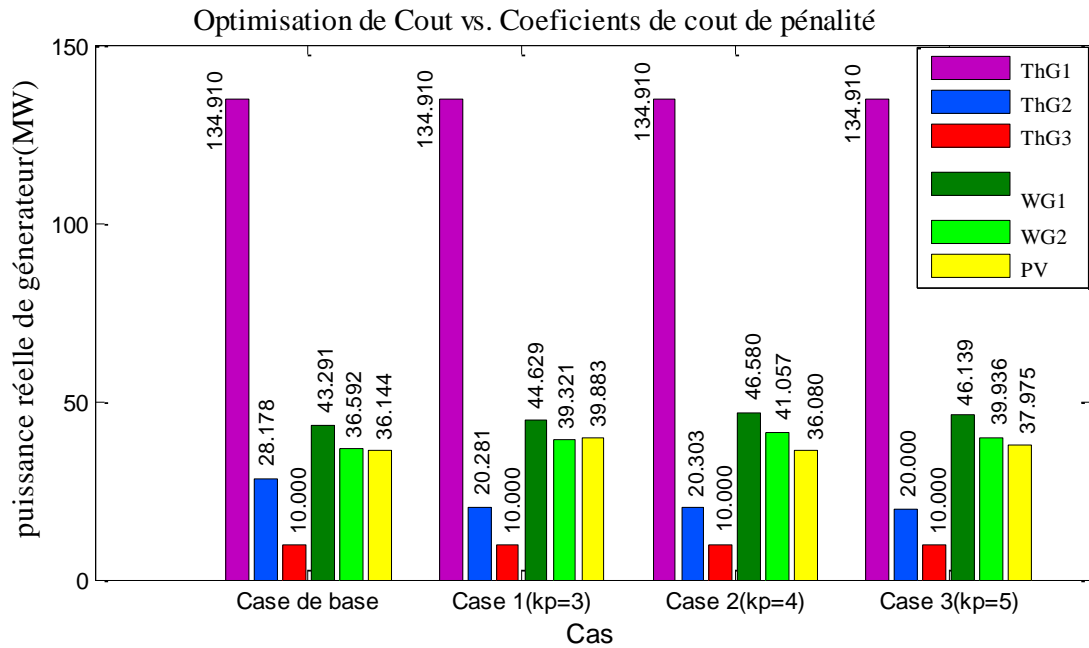


Figure 3.11. Puissance active programmée optimale par rapport au coefficient de coût de pénalité (GTO).

Le coût de l'énergie éolienne (« coût GV ») augmente progressivement sur les figures (3.10-3.11). Le coût de l'énergie solaire photovoltaïque (« coût PV ») augmente à un rythme modéré dans un premier temps, puis reste pratiquement inchangé, en raison de la fluctuation de la production programmée de celle-ci. Le coût de production thermique (« coût GTh ») reste presque constant après la décroissance initiale et le coût global (« coût total ») montre à juste titre une augmentation constante.

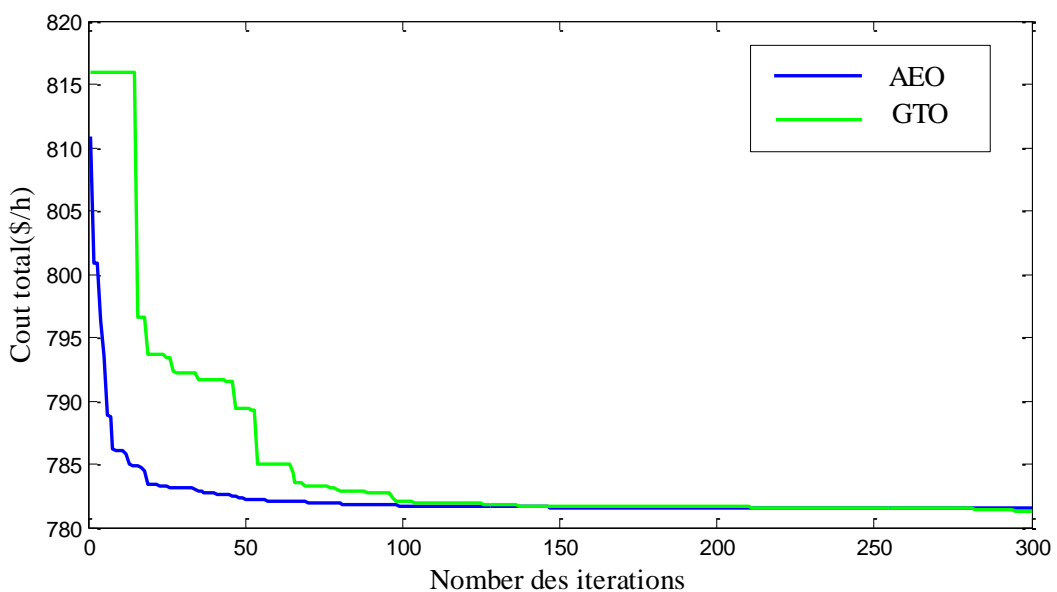


Figure 3.12. Courbe de convergence des deux algorithmes d'EPO avec source intermittente

La courbe de convergence de l'algorithme AEO et GTO est illustrée à la figure 3.12. Comme on peut le voir sur cette figure, le coût optimal est atteint en moins de 55 itérations. Les paramètres optimaux des variables de contrôle et les valeurs objectives correspondantes de chaque algorithme sont répertoriés dans le **tableau 3.6** ci-dessus, où le meilleur résultat a été indiqué en gras. Il est à noter que PV1 et PV2 indiquent les puissances programmées des éoliennes #GV1 et #GV2, respectivement. Le taux d'émission est calculé en utilisant la puissance programmée optimale des générateurs thermiques, où la réserve est supposée être une source alternative qui n'ajoute pas aux émissions. À partir du **tableau 3.6**, on peut voir que l'GTO proposé a atteint le coût le plus faible avec **781,2626** \$/h, et a surpassé la techniques d'optimisation, AEO (**781,5219** \$/h).

3.6. Conclusion

Dans ce dernier chapitre, on a testé la méthode d'optimisation artificiel écosystème(AEO) et la nouvelle méthode des troupes de gorilles (GTO) sur le réseau IEEE 30 jeu de barres pour résoudre le problème de l'écoulement de puissance optimal (EPO) en présence d'énergie éolienne et solaire stochastique. Différentes études de cas avec des sources d'énergie renouvelables sont discutées en détail. Le coût total de production intégrant différentes sources de production est optimisé, la variation du coût de production avec l'évolution des coefficients de coût de réserve est étudiée.

En conclusion et à la lumière des résultats obtenus, nous pouvons confirmer la supériorité et la cohérence de la technique de GTO proposée pour trouver les meilleures solutions d'un problème non linéaire et le choix approprié de la méthode SR pour traiter toutes les contraintes du système imposées.

CONCLUSIONS GENERALES ET PERSPECTIVES

Dans ce mémoire, nous avons exploré et testé l'application des deux méthodes méta-heuristiques qui sont l'algorithme artificiel écosystème (AEO) et la méthode d'optimisation des troupes de gorilles (GTO) sur l'optimisation de l'écoulement de puissance optimal.

Une des particularités importantes des méta-heuristiques, réside dans l'absence d'hypothèses particulière sur la régularité de la fonction coût. Aucune hypothèse sur la continuité de cette fonction n'est requise, ses dérivées successives ne sont pas nécessaires, ce qui rend très vaste le domaine d'application de ces méta-heuristiques dans les systèmes électriques.

Le premier chapitre a été consacré à la définition et la formulation du problème de l'écoulement de puissance optimal (EPO), incluant les fonctions objectives communes du réseau électrique.

Dans le deuxième chapitre on a étudié en détail les mécanismes des quatre méthodes méta-heuristiques à savoir : AEO, WOA, MFO et GTO. Il nous a permis de mieux saisir les concepts et les notions utilisées par les algorithmes méta-heuristiques et leurs utilisations possibles.

Enfin, dans le troisième chapitre de ce mémoire, on a étudié l'EPO en présence des sources d'énergie renouvelable (éolienne et solaire PV) stochastique. L'insertion de l'émission de gaz dans une étude de cas augmente à juste titre les contributions optimales des sources d'énergie verte (SER) et réduit le rendement des générateurs thermiques conventionnels. Plus important encore, les contraintes du réseau électrique pour toutes les études de cas ont été pleinement satisfaites par la technique de gestion des contraintes SF appliquée à l'EPO avec sources stochastiques.

On peut conclure que la complexité des problèmes liés aux réseaux électriques en changeant leurs topologies par l'insertion des source d'énergie renouvelable (éolienne et solaire PV) fait appel à des méthodes exactes de solution possédant une bonne flexibilité à intégrer diverses contraintes spécifiques sans aucune restriction.

Références Bibliographiques

- [1] M. Ebeed, S. Kamel, and F. Jurado, “Optimal Power Flow Using Recent Optimization Techniques,” pp. 157–183, 2018, doi: 10.1016/B978-0-12-812441-3.00007-0.
- [2] Z. Qiu, G. Deconinck, and R. Belmans, “A literature survey of optimal power flow problems in the electricity market context,” 2009, doi: 10.1109/PSCE.2009.4840099.
- [3] M. Huneault and F. D. Galiana, “A Survey Of The Optimal Power Flow LiteratureA Survey Of The Optimal Power Flow Literature,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 6, no. 2, pp. 762–770, 1991, doi: 10.1109/59.76723.
- [4] L.SLIMANI, “Contribution à l’application de l’optimisation par des méthodes métaheuristiques à l’écoulement de puissance optimal dans un environnement de l’électricité dérégulé,” BATNA, 2009.
- [5] W. Zhao and L. Wang, “Artificial ecosystem-based optimization : a novel nature-inspired meta-heuristic algorithm,” vol. 52, 2019, doi: org/10.1007/s00521-019-04452-x.
- [6] W. Zhao, L. Wang, and Z. Zhang, *Artificial ecosystem-based optimization: a novel nature-inspired meta-heuristic algorithm*, vol. 32, no. 13. Springer London, 2020.
- [7] B. Lacosere, “A hybrid whale algorithm and pattern search technique for optimal power flow problem,” no. 5, pp. 1048–1053, 2016.
- [8] M. Shehab, L. Abualigah, H. Al Hamad, H. Alabool, M. Alshinwan, and A. M. Khasawneh, “Moth–flame optimization algorithm: variants and applications,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 32, no. 14, pp. 9859–9884, 2020, doi: 10.1007/s00521-019-04570-6.
- [9] R. K. Krishna and B. S. Ramanjaneyulu, “Gorilla Optimization Based Clustering and Fittest Node Routing Technique for Improving the Lifetime of Wireless Sensor Network,” no. 5, pp. 180–185, 2019.
- [10] Y. Himri, A. S. Malik, A. Boudghene Stambouli, S. Himri, and B. Draoui, “Review and use of the Algerian renewable energy for sustainable development,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 13, no. 6–7, pp. 1584–1591, 2009, doi: 10.1016/j.rser.2008.09.007.
- [11] J. A. Momoh *et al.*, “Challenges to optimal power flow,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 12, no. 1, pp. 444–447, 1997, doi: 10.1109/59.575768.
- [12] S.Sayah, “Application de l’intelligence artificielle pour fonctionnement optimal des systèmes électriques le,” Université de Sétif, 2010.
- [13] A. Y. (Regn. N. 800841004), U. S. K. Jain, E. J., “multiobjective optimal power flow Master Thesis of Engineering in Power Systems & Electric Drives Thapar,” 2010. University patiala-Assistant professor, and electricaland instrumentation engineering department thapar university patiala-147004
- [14] H. Glavitsch and R. Bacher, “Optimal power flow problem The ordinary power flow,” *Technology*, vol. 41, pp. 135–205, 1991.
- [15] “Development of an Efficient Calculation Method Based on Evolutionary Programming for Optimal Power Flow Considering Transient and Voltage Stabilities,” no. December, 2009.
- [16] J. D. Weber, “Implementation of a Newton-based Optimal Power Flow into a power system simulation environment,” *Univ. Illinois*, vol. 2, p. 92, 1997.
- [17] U. Ferhat, A. Setif, and S. Mouassa, “Option : Réseaux Electriques Par : Optimisation de l ’

- écoulement de puissance par une méthode métaheuristique (technique des abeilles) en présence d ' une source renouvelable (éolienne) et des dispositifs FACTS .,” Université ferhat abbas setif - (algerie), 2012.
- [18] S. S. Rao, “Metaheuristic Optimization Methods,” *Eng. Optim. Theory Pract.*, pp. 673–695, 2019, doi: 10.1002/9781119454816.ch14.
- [19] S. E. De Leon-Aldaco, H. Calleja, and J. Aguayo Alquicira, “Metaheuristic Optimization Methods Applied to Power Converters: A Review,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 30, no. 12, pp. 6791–6803, 2015, doi: 10.1109/TPEL.2015.2397311.
- [20] Ilhem boussaïd, “perfectionnement de métaheuristicques pour l’optimisation continue,” paris-est créteil, 2013.
- [21] Ahmed Ould Nagi, “Optimisation de l’écoulement de puissance Par algorithmes : AG et PSO-TVAC, Master en électrotechnique,” Mohamed Khider Biskra, 2014.
- [22] W. Zhao and L. Wang, “Artificial ecosystem-based optimization : a novel nature-inspired meta-heuristic algorithm,” vol. 0123456789, 2019.
- [23] S. Mouassa, F. Jurado, T. Bouktir, M. Asif, and Z. Raja, “Novel Design of Artificial Ecosystem Optimizer for Large-scale Optimal Reactive Power Dispatch Problem with application to Algerian Electricity Grid,” Future Technology Research Center, National Yunlin University of Science and Technology, 123 University Road, Section 3, Douliou, Yunlin 64002, Taiwan, R.O.C.
- [24] S. Adhirai, R. P. Mahapatra, and P. Singh, “The Whale Optimization Algorithm and Its Implementation in MATLAB,” *Int. J. Comput. Inf. Eng.*, vol. 12, no. 10, pp. 815–822, 2018.
- [25] S. Mirjalili, “Moth-flame optimization algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 89, pp. 228–249, 2015, doi: 10.1016/j.knosys.2015.07.006.
- [26] B. Abdollahzadeh, F. Soleimani Gharehchopogh, and S. Mirjalili, “Artificial gorilla troops optimizer: A new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems,” *Int. J. Intell. Syst.*, vol. 36, no. 10, pp. 5887–5958, 2021, doi: 10.1002/int.22535.
- [27] A. Ginidi, S. M. Ghoneim, A. Elsayed, R. El-Sehiemy, A. Shaheen, and A. El-Fergany, “Gorilla Troops Optimizer for Electrically Based Single and Double-Diode Models of Solar Photovoltaic Systems,” *Sustainability*, vol. 13, no. 16, p. 9459, 2021, doi: 10.3390/su13169459.
- [28] M. R. AlRashidi and M. E. El-Hawary, “Hybrid particle swarm optimization approach for solving the discrete OPF problem considering the valve loading effects,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 22, no. 4, pp. 2030–2038, 2007, doi: 10.1109/TPWRS.2007.907375.
- [29] P. P. Biswas, P. N. Suganthan, and G. A. J. Amaratunga, “Optimal power flow solutions incorporating stochastic wind and solar power,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 148, pp. 1194–1207, 2017, doi: 10.1016/j.enconman.2017.06.071.
- [30] A. Santos and G. R. M. da Costa, “Optimal-power-flow solution by Newton’s method applied to an augmented Lagrangian function,” *IEE Proc. Gener. Transm. Distrib.*, vol. 142, no. 1, pp. 33–36, 1995, doi: 10.1049/ip-gtd:19951586.
- [31] M. Bjelogrić, M. S. Calović, P. Ristanović, and B. S. Babić, “Application of Newton’s optimal power flow in voltage/reactive power control,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 5, no. 4, pp. 1447–1454, 1990, doi: 10.1109/59.99399.
- [32] G. X. Luo and A. Semlyen, “Hydrothermal optimal power flow based on a combined linear and nonlinear programming methodology,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 4, no. 2, pp. 530–

- 537, 1989, doi: 10.1109/59.193826.
- [33] J. A. Momoh and J. Z. Zhu, "Improved interior point method for off problems," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 14, no. 3, pp. 1114–1120, 1999, doi: 10.1109/59.780938.
- [34] V. H. Hinojosa and R. Araya, "Modeling a mixed-integer-binary small-population evolutionary particle swarm algorithm for solving the optimal power flow problem in electric power systems," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 13, no. 9, pp. 3839–3852, 2013, doi: 10.1016/j.asoc.2013.05.005.
- [35] R. P. Singh, V. Mukherjee, and S. P. Ghoshal, "Particle swarm optimization with an aging leader and challengers algorithm for the solution of optimal power flow problem," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 40, pp. 161–177, 2016, doi: 10.1016/j.asoc.2015.11.027.
- [36] A. A. A. Mohamed, Y. S. Mohamed, A. A. M. El-Gaafary, and A. M. Hemeida, "Optimal power flow using moth swarm algorithm," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 142, pp. 190–206, 2017, doi: 10.1016/j.epsr.2016.09.025.
- [37] N. Amjady, H. Fatemi, and H. Zareipour, "Solution of optimal power flow subject to security constraints by a new improved bacterial foraging method," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 27, no. 3, pp. 1311–1323, 2012, doi: 10.1109/TPWRS.2011.2175455.
- [38] A. E. Chaib, H. R. E. H. Boucekara, R. Mehasni, and M. A. Abido, "Optimal power flow with emission and non-smooth cost functions using backtracking search optimization algorithm," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 81, pp. 64–77, 2016, doi: 10.1016/j.ijepes.2016.02.004.
- [39] H. R. E. H. Boucekara, A. E. Chaib, M. A. Abido, and R. A. El-Sehiemy, "Optimal power flow using an Improved Colliding Bodies Optimization algorithm," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 42, no. 2015, pp. 119–131, 2016, doi: 10.1016/j.asoc.2016.01.041.
- [40] E. E. Elattar and S. K. ElSayed, "Modified JAYA algorithm for optimal power flow incorporating renewable energy sources considering the cost, emission, power loss and voltage profile improvement," *Energy*, vol. 178, pp. 598–609, 2019, doi: 10.1016/j.energy.2019.04.159.
- [41] P. P. Biswas, P. N. Suganthan, R. Mallipeddi, and G. A. J. Amaratunga, "Optimal power flow solutions using differential evolution algorithm integrated with effective constraint handling techniques," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 68, no. October 2017, pp. 81–100, 2018, doi: 10.1016/j.engappai.2017.10.019.
- [42] E. E. Elattar, "Optimal Power Flow of a Power System Incorporating Stochastic Wind Power Based on Modified Moth Swarm Algorithm," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 89581–89593, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2927193.
- [43] Z. Ullah, S. Wang, J. Radosavljevic, and J. Lai, "A Solution to the Optimal Power Flow Problem Considering WT and PV Generation," *IEEE Access*, vol. 7, no. c, pp. 46763–46772, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2909561.
- [44] Y. C. Chang, T. Y. Lee, C. L. Chen, and R. M. Jan, "Optimal power flow of a wind-thermal generation system," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 55, pp. 312–320, 2014, doi: 10.1016/j.ijepes.2013.09.028.
- [45] C. Mishra, S. P. Singh, and J. Rokadia, "Optimal power flow in the presence of wind power using modified cuckoo search," *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 9, no. 7, pp. 615–626, 2015, doi: 10.1049/iet-gtd.2014.0285.
- [46] S. Engelhardt, I. Erlich, C. Feltes, J. Kretschmann, and F. Shewarega, "Reactive power

- capability of wind turbines based on doubly fed induction generators,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 26, no. 1, pp. 364–372, 2011, doi: 10.1109/TEC.2010.2081365.
- [47] R. Albarracin and M. Alonso, “Photovoltaic reactive power limits,” *12th Int. Conf. Environ. Electr. Eng. IEEEIC 2013*, pp. 13–18, 2013, doi: 10.1109/IEEEIC.2013.6549630.
- [48] I. U. Khan, N. Javaid, K. A. A. Gamage, C. James Taylor, S. Baig, and X. Ma, “Heuristic Algorithm Based Optimal Power Flow Model Incorporating Stochastic Renewable Energy Sources,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 148622–148643, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3015473.
- [49] M. H. Sulaiman, “Optimal power flow incorporating stochastic wind and solar generation by metaheuristic optimizers,” vol. 7, no. 2004, 2020, doi: 10.1007/s00542-020-05046-7.

تتمثل المساهمة الرئيسية لهذه الرسالة في تطبيق تقنيتين للتحسين المستدامة: طريقة التحسين المستندة إلى النظام الإيكولوجي الاصطناعي (AEO)، وخوارزمية قوة الغوريلا (GTO)، لحل مشكلة تحسين تدفق الطاقة الأمثل (EPO)، مع مراعاة الطاقة المتجددة. مصادر الطاقة (طاقة الرياح والطاقة الشمسية الكهروضوئية). تمت محاكاة وظائف موضوعية مختلفة، وهي: تحسين تدفق الطاقة مع أخذ بعين الاعتبار مشكلة التلوث الناجم عن المولدات الحرارية، وتقليل من التكلفة الإجمالية لإنتاج الطاقة الكهربائية من خلال مراعاة فقد الطاقة النشطة وانحرافات الجهد، وكذلك تحديد المساهمة المثلى لكل مولد موصول بالشبكة. بالإضافة، تم التحقيق في سيناريوين مختلفين حول التأثير الإيجابي بإدخال مولدات الطاقة المتجددة على التدفق الأمثل للطاقة. تمت مراجعة الأساليب المقترحة على شبكة اختبار تعديل القصبان. IEEE-30 تتحقق نتائج المحاكاة التي تم الحصول عليها من صحة اتساق طريقة GTO المقترحة لإيجاد حلول أفضل للمشكلة المطروحة مقارنة بطريقة AEO المنفذة والأخرى المنشورة مؤخرًا في الأدبيات. لذلك، كاستنتاج يمكن اقتراح طريقة التحسين القائمة على نمط عيش الغوريلا في الطبيعة (GTO) كطريقة واحدة لحل الامتثل لبعض المشاكل الحقيقية.

كلمات مفتاحية: التدفق الأمثل للقدرة الكهربائية للطاقة، خوارزميات محاكاة للطبيعة، خوارزمية تحسين النظام البيئي الاصطناعي، خوارزمية قوة الغوريلا، شبكات كهربائية، طاقة الرياح، الطاقة الشمسية الكهروضوئية.

Résumé :

La contribution principale de ce mémoire est l'application des deux techniques intelligentes méta-heuristique : méthode d'optimisation base sur écosystème artificielle (AEO), l'algorithme de la force des gorilles (GTO), pour résoudre le problème d'optimisation de l'écoulement de puissance optimal (EPO), considérant des sources d'énergie renouvelables (éolienne et solaire photovoltaïque PV). Différentes fonctions objectives ont été simulées à savoir : optimisation de l'écoulement de puissance avec pollution, minimisation de coût de production de l'énergie électrique en tenant compte des pertes de puissance active et les déviations des tensions aux niveaux des jeux de barres de charge, ainsi que la détermination la contribution optimale de chaque générateur interconnecté au réseau. Deux scénarios différents ont été étudié l'impact positif des générateurs renouvelables sur l'écoulement de puissance optimal. Les approches proposées ont été examiné sur le réseau test modifié IEEE-30 jeux de barres. Les résultats de simulations obtenus valident la consistance de la méthode proposée GTO pour trouves de meilleurs solutions au problème posé par rapport à la méthode implémenté AEO et les autre publiés récemment dans la littérature. Par conséquent, on peut suggérer cette dernière (GTO) comme une méthode prometteuse pour résoudre un problème réel.

Mots Clés : l'écoulement de puissance optimal (EPO), Méthodes méta-heuristiques, Optimisation par Artificielle Ecosystème, Algorithmes de la force des gorilles, Réseau électrique, énergie éolienne, Solaire photovoltaïque.

Abstract:

The main contribution of this thesis is the application of two smart meta-heuristic techniques: artificial ecosystem-based optimization method (AEO), the gorilla troop algorithm (GTO), to solve the optimization problem of optimal power flow (EPO), considering renewable energy sources (wind and solar photovoltaic PV). Different objective functions were simulated, namely: optimization of the power flow with pollution, minimization of the cost of producing electrical energy by taking into account the losses of active power and the deviations of the voltages at the levels each load bar, as well as determining the optimal contribution of every interconnected generator to the grid. Two different scenarios were investigated to observe the positive impact of renewable generators on optimal power flow. The proposed approaches have been tested on the modified IEEE-30 bus test network. The simulation results obtained validate the consistency of the proposed GTO method for finding better solutions to the problem posed compared with the implemented AEO method and the others recently published in the literature. Therefore, the latter (GTO) can be suggested as a promising method to solve a real problem.

Key Words: Optimal Power Flow, Meta-heuristic Methods, Artificial Ecosystem Optimization, Gorilla Force Algorithms, Power system, Wind farms, Solar Photovoltaic.
