



Centre d'Etudes Doctorales : Sciences et Techniques de l'Ingénieur

N° d'ordre : 41/2021

THESE DE DOCTORAT

Présentée par

Mme : OUASSIMA BOQTOB

Discipline : Génie électrique

Spécialité : Energies Renouvelables

Sujet de la thèse : Gestion d'énergie des installations hybrides dans un micro-réseau.

Formation Doctorale : Sciences de l'ingénieur Sciences Physiques, Mathématiques et Informatique.

Thèse présentée et soutenue le samedi 29 mai 2021 à 10h au centre de conférences devant le jury composé de :

Nom Prénom	Titre	Etablissement	
Mohamed OUZARF	PES	Faculté des Sciences et Techniques de Fès	Président
Jalal SABOR	PES	Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers Meknès	Rapporteur
Fatima ERRAHIMI	PES	Faculté des Sciences et Techniques de Fès	Rapporteur
Bachir BENHALA	PH	Faculté des Sciences de Meknès	Rapporteur
Najia ES-SBAI	PES	Faculté des Sciences et Techniques de Fès	Examineur
Hassane EL MARKHI	PES	Faculté des Sciences et Techniques de Fès	Examineur
Karima EL HAMMOUMI	PH	Ecole Supérieure de Technologie de Fès	Examineur
Tijani LAMHAMDI	PES	Faculté des Sciences et Techniques de Fès	Directeurs de thèse
Hassan EL MOUSSAOUI	PH	Faculté des Sciences et Techniques de Fès	

Laboratoire d'accueil : Laboratoire Systèmes Intelligents, Géoressources et Energies Renouvelables.

Etablissement : Faculté des Sciences et Techniques de Fès.

REMERCIEMENT

J'aimerais tout d'abord remercier ALLAH le tout puissant de m'avoir donné la force, la patience et la volonté d'élaborer ce travail.

J'exprime mes remerciements les plus sincères à mon directeur de thèse, M. LAMHAMDI Tijani, Professeur au Département de Génie Electrique à la Faculté des Sciences et Techniques de Fès, pour m'avoir accueilli au sein de son équipe. Je lui suis également reconnaissant pour le temps conséquent qu'il m'a accordé, ses qualités pédagogiques et scientifiques, son ouverture d'esprit et sa gentillesse.

J'adresse de chaleureux remerciements à mon directeur de thèse, M. EL MOUSSAOUI HASSAN, Professeur au Département de Génie Electrique à la Faculté des Sciences et Techniques de Fès, pour m'avoir fait confiance tout au long de ces années d'étude, son attention de tout instant sur mes travaux, pour ses remarques et ses conseils qui ont été prépondérants pour la bonne réussite de ma thèse.

J'adresse tous mes remerciements à M. EL MARKHI Hassane, Professeur au Département de Génie Electrique à la Faculté des Sciences et Techniques de Fès, pour son implication dans le projet, notamment sur la problématique de gestion d'énergie dans un micro-réseau.

J'exprime ma gratitude aux rapporteurs de cette thèse M. SABOR Jalal, Mme. ERRAHIMI Fatima, et M. BENHALA Bachir pour l'intérêt qu'ils ont porté à ma thèse.

Je tiens aussi à remercier Mme. ES-SBAI Najia et Mme. EL HAMMOUMI Karima pour avoir accepté d'examiner mon travail.

Mes remerciements vont spécialement à mes chères amies HEMI Hanane pour son aide à l'élaboration de ce travail, et KADDOURI Jamila pour son soutien indéfectible tout au long de cette période.

Enfin, je remercie mon petit neveu ange Louay, mes frères et ma sœur, Mouhcine, Abdessamie et Sara ainsi que mes parents, BOQTOB Driss et KHALLAFI Rachida pour leurs encouragements au cours de ces années d'étude, et qui sont pour moi les piliers fondateurs de ce que je suis et de ce que je fais.

RESUME

Cette thèse porte sur la gestion d'énergie des installations hybrides dans un micro-réseau (MG), qui représente un concept approprié pour intégrer une variété de ressources énergétiques capables de couvrir la demande du client dans toutes les conditions. La gestion de ces installations nécessite l'implémentation d'un Système de Gestion de l'Energie (SGE).

Dans ce cadre, le premier objectif est l'élaboration d'une étude bibliographique détaillant l'état de l'art de la gestion de l'énergie dans un MG, dans le but de découvrir les travaux récemment étudiés. Le deuxième objectif concerne la résolution de la configuration optimale des composants du MG contenant des sources renouvelables hybrides (solaire-éolien), des groupes électrogènes et un système de stockage électrique, afin de minimiser le Coût Net Actuel (CNA) du MG. Le troisième objectif porte sur la résolution du problème d'optimisation de l'engagement unitaire pour une planification journalière optimale d'un MG connecté au réseau, qui est composé de générateur éolien (WT)¹, de panneau Photovoltaïque (PV) et de groupes électrogènes. L'engagement unitaire est résolu pour deux cas du MG connecté au réseau avec et sans système de stockage par batterie. A cet effet, l'Optimisation par Essaims Particulaires Hybride à Coefficients d'Accélération Sinusoïdale (H-PSO-SCAC) est proposée. Le quatrième objectif de cette thèse est la résolution du problème de distribution d'énergie des unités d'un MG isolé sur un horizon de 48 heures, contenant un générateur WT, un panneau photovoltaïque, des groupes électrogènes et des batteries de stockage. Dans ce cadre une nouvelle fonction multi-objectif avec un Facteur de Pondération (FP) est proposée, concernant la minimisation du coût du carburant des groupes électrogènes et du coût de dégradation de la batterie. Une méthode d'optimisation hybride H-PSO-SCAC-Rainflow est développée pour la résolution de ce problème d'optimisation en analysant l'impact de FP sur le comportement de l'algorithme et sur l'état de charge (SOC) de la batterie.

¹ Wind Turbine

ABSTRACT

This thesis focuses on the energy management system of hybrid installations in a Microgrid (MG), which represents a suitable concept to integrate a variety of energy resources capable of meeting customer electrical demand under all conditions. The management of these installations requires the implementation of an Energy Management System (EMS).

In this context, the first objective is the development of a bibliographic study detailing the state of the art of energy management in a MG, with the aim of discovering recently studied work. The second objective concerns the resolution of the optimal configuration of the MG components containing hybrid renewable sources (solar-wind), diesel generators and an electrical storage system, in order to minimize the Current Net Cost (CNA) of the MG. The third objective concerns the solution of the Unit Commitment (UC) problem of grid connected MG, which is composed of Wind Turbine (WT) generator, Photovoltaic (PV) panel and diesel generators. The unit commitment is solved for two cases of grid connected Microgrid with and without battery storage. For this purpose, Hybrid Particle Swarm Optimization with Sinusoidal Acceleration Coefficients (H-PSO-SCAC) is proposed. The fourth objective of this thesis relates to the energy dispatch problem of isolated MG's units for a 48h horizon time, containing WT generator, PV panel, diesel generators and battery storage. In this context, a new multi-objective function with a Weight Factor (WF) is proposed, concerning the minimization of the cost of the fuel of the generators and the cost of degradation of the battery. A hybrid H-PSO-SCAC-Rainflow optimization method is developed for the resolution of this optimization problem by analyzing the impact of WF on the algorithm behavior and on the status of the State Of Charge (SOC) of the battery.

TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENT.....	i
RESUME.....	ii
ABSTRACT	iii
TABLE DES MATIERES.....	iv
LISTE DES TABLEAUX.....	ix
LISTE DES FIGURES	xi
LISTE DES ABREVIATIONS	xiii
INTRODUCTION GENERALE.....	1
Chapitre 1.....	4
GESTION D'ENERGIE DES INSTALLATIONS HYBRIDES DANS UN MICRO-RESEAU : ETAT DE L'ART	4
1.1. Unités de production et de stockage d'un micro-réseau.....	7
1.1.1. Production d'énergie alternative.....	7
1.1.2. Intégration d'un véhicule électrique dans un micro-réseau comme dispositif de secours	10
1.1.3. Intégration du système combiné de chaleur et d'électricité.....	11
1.2. Système de gestion de l'énergie.....	13
1.2.1. Fonctions objectif et contraintes du système.....	13
1.2.1.1. La fonction objectif et les contraintes d'un SGE pour un micro-réseau en mode autonome	13
1.2.1.2. La fonction objectif et les contraintes d'un SGE pour un micro-réseau en mode connecté au réseau.....	15
1.2.2. Algorithme d'optimisation récent utilisé pour le SGE	16
1.2.2.1. Les méthodes déterministes utilisées pour un SGE.....	17
1.2.2.2. Les méthodes probabilistes utilisées pour un SGE.....	19
1.2.2.3. Les méthodes hybrides utilisées pour un SGE	22
1.3. Conclusion.....	26
Chapitre 2.....	27
DIMENSIONNEMENT OPTIMAL DU MICRO-RESEAU	27
2.1. Etat de l'art	28
2.2. Description du logiciel de dimensionnement HOMER Pro	29
2.3. Description de la province de Taza : cas d'étude	30
2.4. Entrées du HOMER Pro et description du MG	32
2.4.1. Demande de charge du MG.....	32
2.4.2. Rayonnement solaire et indice de clarté du MG	33
2.4.3. Vitesse du vent du MG.....	34

2.5.	Modélisation du MG et résultat de simulation	34
2.5.1.	Modèle d'optimisation	34
2.5.2.	Résultats de simulation.....	36
2.6.	Conclusion	39
Chapitre 3.....	40	
GESTION D'ENERGIE DES INSTALLATIONS HYBRIDES DANS UN MICRO-RESEAU PAR LA METHODE PROPOSEE H-PSO-SCAC	40	
3.1.	Etat de l'art	41
3.2.	Modélisation des générateurs du micro-réseau	43
3.2.1.	Générateur photovoltaïque	43
3.2.1.1.	Modélisation électrique	43
3.2.1.2.	Modélisation mathématique	43
3.2.2.	La Turbine éolienne	45
3.2.2.1.	Modélisation physique.....	45
3.2.2.2.	Modélisation mathématique	45
3.2.3.	Batterie de stockage	47
3.2.3.1.	Modélisation électrique	47
3.2.3.2.	Modélisation mathématique	48
3.2.3.3.	L'état de charge.....	49
3.2.4.	Groupe électrogène	49
3.2.5.	Réseau de distribution principal.....	49
3.3.	Formulation du problème de SGE des ressources énergétiques d'un micro-réseau connecté au réseau principal.....	50
3.3.1.	Formulation du problème de SGE des ressources énergétiques d'un micro-réseau connecté au réseau principal sans batterie de stockage	50
3.3.1.1.	Formulation de la fonction objectif	50
3.3.1.2.	Les contraintes du système	51
3.3.1.2.1.	Équilibre du flux de puissance	51
3.3.1.2.2.	Limites de génération de l'énergie renouvelable	52
3.3.1.2.3.	Limites de production d'un groupe électrogène.....	52
3.3.1.2.4.	Limites du réseau principal	52
3.3.2.	Formulation du problème de SGE des ressources énergétiques d'un micro-réseau connecté au réseau principal avec batterie de stockage.....	53
3.3.2.1.	Formulation de la fonction objectif	53
3.3.2.2.	Les contraintes du système	53
3.3.2.2.1.	Equilibre du flux de puissance	53
3.3.2.2.2.	Limites de la batterie	54
3.4.	Algorithme d'optimisation proposée : Algorithme hybride d'essaim de particules avec des coefficients d'accélération sinusoïdale H-PSO-SCAC	55
3.4.1.	Objectif.....	55
3.4.2.	Présentation de la méthode proposée	56
3.4.2.1.	Initialisation de population de la méthode proposée	56
3.4.2.1.1.	Les coefficients d'accélération sinusoïdale et le poids d'inertie	56

3.5.	Méthodologie et simulation	59
3.5.1.	MG connecté au réseau sans batterie de stockage.....	59
3.5.1.1.	Méthodologie.....	59
3.5.1.2.	Résultats de simulations	62
3.5.1.2.1.	Convergence.....	62
3.5.1.2.2.	Le coût de l'énergie par jour	63
3.5.1.2.3.	La répartition optimale du MG issue duSGE par la méthode proposée....	65
3.5.2.	MG connecté au réseau avec batterie de stockage	66
3.5.2.1.	Méthodologie.....	66
3.5.2.2.	Résultats de simulations	67
3.5.2.2.1.	Convergence.....	67
3.5.2.2.2.	L'état de charge de la batterie	69
3.5.2.2.3.	Le coût de l'énergie par jour	69
3.5.2.2.4.	La répartition optimale du MG issue du SGE par la méthode proposée H- PSO-SCAC	71
3.5.2.2.4.1.	La répartition optimale du MG issue du SGE dans le cas global : choix de toutes les variables de décisions par la méthode proposée H-PSO-SCAC	71
3.5.2.2.4.2.	La répartition optimale du MG issue du SGE dans le cas particulier : fixation des variables de décision des générateurs renouvelables dans le processus de la méthode proposée H-PSO-SCAC	73
3.5.2.2.4.3.	Comparaison de la production des générateurs conventionnels dans les deux cas : général et particulier	74
3.6.	Conclusion	74
Chapitre 4.....	76	
PLANIFICATION ENERGETIQUE DU MICRO-RESEAU ISOLE AVEC COUT DE DEGRADATION DE LA BATTERIE A L'AIDE DE LA METHODE HYBRIDE H- PSO-SCAC ET RAINFLOW	76	
4.1.	Etat de l'art	77
4.2.	Formulation du problème de SGE des ressources énergétiques d'un micro-réseau isolé	78
4.2.1.	Formulation de la fonction objectif.....	78
4.2.1.1.	Coût d'énergie par groupe électrogène.....	78
4.2.1.2.	Coût de dégradation d'une batterie.....	79
4.2.1.3.	Considération du coût d'énergie par groupe électrogène et du coût de dégradation d'une batterie dans le SGE des ressources énergétiques d'un micro-réseau isolé	82
4.2.2.	Les contraintes du système.....	83
4.2.2.1.	Équilibre du flux de puissance.....	83
4.3.	Méthode de résolution du problème de SGE des ressources énergétiques d'un micro- réseau isolé	84
4.3.1.	L'algorithme Rainflow	84
4.3.2.	Hybridation de l'algorithme H-PSO-SCAC et l'algorithme Rainflow	85
4.4.	Méthodologie et simulation	86

4.4.1.	Méthodologie	86
4.4.2.	Résultats de simulations	89
4.4.2.1.	Analyse de l'impact de facteur de pondération sur le comportement de l'algorithme d'optimisation et sur la fonction fitness du coût	90
4.4.2.2.	Analyse de l'impact de facteur de pondération sur le comportement de l'état de charge de la batterie	92
4.4.2.3.	La répartition d'énergie optimale du MG isolé issue de la gestion des ressources énergétiques par la méthode proposée pour un FP égal à 0.5.....	93
4.5.	Conclusion.....	94
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES		96
BIBLIOGRAPHIE		99
ANNEXE A : L'OPTIMISATION MATHEMATIQUE.....		110
A.1.	Fonction objectif.....	110
A.1.1.	Définition	110
A.1.2.	Fonction mono-objectif.....	110
A.1.3.	Fonction multi-objectifs	110
A.1.4.	Définitions des points extrêmes	111
A.1.4.1.	Un optimum local.....	111
A.1.4.1.1.	Un maximum local	111
A.1.4.1.2.	Un minimum local	112
A.1.4.2.	Un optimum global.....	112
A.1.4.2.1.	Un maximum global	112
A.1.4.2.2.	Un minimum global.....	112
A.2.	Contraintes.....	113
A.2.1	Fonctions de pénalité	113
A.2.2.	Contraintes comme objectifs supplémentaires.....	113
A.2.3.	La méthode des inégalités	113
A.2.4.	Conclusion	114
ANNEXE B : ALGORITHMES D'OPTIMISATION.....		115
B.1	Définition	115
B.2.	Éléments d'un algorithme d'optimisation.....	115
B.2.1.	Initialisation d'un algorithme d'optimisation.....	115
B.2.2.	Nombre d'itérations d'un algorithme d'optimisation	115
B.2.3.	Vitesse de convergence d'un algorithme d'optimisation	116
B.2.4.	Critère d'arrêt d'un algorithme d'optimisation	116
B.3.	Les types des algorithmes d'optimisation	117
B.3.1.	Algorithmes déterministes.....	117
B.3.1.1.	Définition.....	117
B.3.1.2.	L'optimisation linéaire	117
B.3.1.2.	L'optimisation non-linéaire	118
B.3.1.2.1.	Programmation convexe	118
B.3.1.2.2.	Programmation quadratique.....	119

B.3.1.2.3.	Programmation dynamique.....	120
B.3.1.3.	Algorithmes probabilistes.....	120
B.3.1.3.1.	Définition.....	121
B.3.1.3.2.	Les heuristiques.....	121
B.3.1.3.3.	Les métaheuristique.....	122
B.3.1.4.	Méthodes hybrides.....	123
B.3.1.4.1.	Généralité.....	123
B.3.1.4.2.	Les types d'hybridation.....	123
B.3.1.4.2.1.	Hybridation séquentielle.....	123
B.3.1.4.2.2.	Hybridation parallèle synchrone.....	124
B.3.1.4.2.3.	Hybridation parallèle asynchrone.....	124
B.4.	Conclusion.....	125
ANNEXE C : L'OPTIMISATION PAR GENERATION DE SCENARIOS, L'ALGORITHME GENETIQUE, L'ALGORITHME CULTUREL, L'OPTIMISATION PAR ESSAIMS PARTICULAIRES.....		126
C.1.	Optimisation par génération de scénarios.....	126
C.1.1.	Généralité.....	126
C.1.2.	Présentation de la méthode.....	127
C.2.	Algorithme génétique.....	129
C.2.1.	Généralité.....	129
C.2.2.	Présentation de la méthode.....	130
C.3.	L'algorithme culturel.....	130
C.3.1.	Généralité.....	130
C.3.2.	Présentation de l'algorithme culturel.....	131
C.3.2.1.	La composante population.....	131
C.3.2.2.	L'espace de croyance.....	131
C.3.2.3.	Le protocole de communication.....	132
C.3.2.4.	Pseudocode de CA.....	132
C.4.	Optimisation par essais particuliers.....	133
C.4.1.	Généralité.....	133
C.4.2.	Présentation de la méthode.....	134
C.4.2.1.	Exploration.....	135
C.4.2.2.	Exploitation.....	136
ANNEXE D : BATTERIE DE STOCKAGE.....		137
D.1.	La profondeur de décharge.....	138
D.2.	État de santé.....	139
ANNEXE E : TABLEAUX DES RESULTATS DES SIMULATIONS.....		140
LISTE DES TRAVAUX.....		150

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1-1:	Les algorithmes d'optimisation hybrides récemment utilisés pour la résolution de SGE dans un MG.....	25
Tableau 2-1:	Paramètres de modélisation des composants du MG	36
Tableau 2-2:	Résultats de simulation.....	37
Tableau 3-1:	Les caractéristiques des groupes électrogènes.....	61
Tableau 3-2:	Comparaison des critères d'optimisation obtenus par différents algorithmes pour 100 essais pour un SGE d'un MG connecté au réseau sans BAT de stockage.....	63
Tableau 3-3:	Le coût de l'énergie par jour engendré par les différentes méthodes d'optimisation.....	64
Tableau 3-4:	Les paramètres de la BAT	67
Tableau 3-5:	Comparaison des critères d'optimisation obtenus par différents algorithmes pour 100 essais pour un SGE d'un MG connecté au réseau avec BAT de stockage.....	68
Tableau 3-6:	Le coût de l'énergie par jour engendré par les différentes méthodes d'optimisation.....	70
Tableau 4-1:	Calcul de débit d'énergie relative à la durée de vie d'une BAT de capacité de 9.8 kWh avec état de charge minimum de 20%, pour différentes valeurs de profondeur de décharge par rapport aux données de cycles jusqu'à défaillance.	79
Tableau 4-2:	Les paramètres de la BAT	89
Tableau 4-3:	Les caractéristiques des groupes électrogènes.....	89
Tableau 4-4:	Performance de la FO avec différentes valeurs de FP résolue par l'algorithme H-PSO-SCAC- Rainflow avec 100 itérations	91
Tableau D-1:	Comparaison des caractéristiques des quatre types de BATs.....	138
Tableau E-1:	Le coût de l'énergie consommée par heure par les différentes méthodes d'optimisation.....	140
Tableau E-2 :	La répartition optimale des trois GEs obtenue par la méthode proposée H-PSO-SCAC	141
Tableau E-3:	La puissance optimale $P_g(t)$ échangée entre le MG et le réseau principal obtenue de la méthode proposée H-PSO-SCAC	141
Tableau E-4:	La répartition optimale des générateurs renouvelables $P_w(t)$ et $P_{pv}(t)$ obtenues par la méthode proposée H-PSO-SCAC.....	142
Tableau E-5:	Le coût de l'énergie consommée par heure par PSO et H-PSO-SCAC.....	142
Tableau E-6:	La puissance de sortie optimale des trois GE obtenue par H-PSO-SCAC	143
Tableau E-7:	La puissance optimale de $P_g(t)$ et $P_{BAT}(t)$ obtenue par H-PSO-SCAC.....	143
Tableau E-8:	La puissance de sortie optimale des générateurs d'EnR $P_{pv}(t)$ et $P_w(t)$ obtenue par H-PSO-SCAC	144
Tableau E-9:	Le coût d'énergie résultant du SGE dans le cas particulier obtenu par H-PSO-SCAC	145
Tableau E-10:	Comparaison de la production des générateurs conventionnels dans les deux cas : général et particulier.....	146

Tableau E-11: La puissance optimale produite par les deux GEs obtenue par l'algorithme H-PSO-SCAC-Rainflow pour $m=0.5$	147
Tableau E-12: La puissance optimale de la BAT obtenue par l'algorithme H-PSO-SCAC-Rainflow pour $m=0.5$	148
Tableau E-13: La puissance optimale des générateurs renouvelables P_{PV} (kW) et P_{WT} (kW) obtenue par l'algorithme H-PSO-SCAC-Rainflow pour $m=0.5$	149

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1:	Différentes échelles d'un MG.	6
Figure 1-2:	Système de gestion de l'énergie dans un micro-réseau.	6
Figure 1-3:	Les méthodes d'optimisation utilisées pour la résolution d'un SGE dans un MG.	17
Figure 2-1:	La longueur du jour et de nuit prévue pour 2021	31
Figure 2-2:	La vitesse horaire moyenne du vent prévue pour 2021	31
Figure 2-3:	La demande de charge journalière	32
Figure 2-4:	La moyenne de la demande de charge mensuelle au cours de l'année.	32
Figure 2-5:	La moyenne du rayonnement solaire mensuelle et l'indice de clarté du MG au cours de l'année.	33
Figure 2-6:	La vitesse moyenne mensuelle du vent au cours de l'année	34
Figure 2-7:	Architecture du MG	36
Figure 2-8:	NPC de différents composants du MG.	37
Figure 2-9:	Energie échangée entre MG et le réseau principal	38
Figure 2-10:	Le coût net de l'énergie achetée via le réseau	39
Figure 3-1:	Modèle électrique de cellule photovoltaïque.	43
Figure 3-2:	Modélisation physique d'une turbine éolienne	45
Figure 3-3:	Modèle de Thevenin de la BAT Li-Ion.	47
Figure 3-4:	L'organigramme de l'algorithme H-PSO-SCAC proposé.	58
Figure 3-5:	Demande de charge horaire d'un MG rural pendant une période d'une journée.	59
Figure 3-6:	Puissance de sortie horaire du PV pendant une période d'une journée.	60
Figure 3-7:	Puissance de sortie horaire de la WT pendant une période d'une journée.	60
Figure 3-8:	La convergence des fonctions fitness meilleur coût résultantes des trois algorithmes GA, PSO et H-PSO-SCA pour un SGE d'un MG connecté au réseau sans BAT de stockage.	62
Figure 3-9:	Le coût de l'énergie par heure engendré par les différentes méthodes d'optimisation	64
Figure 3-10:	La répartition optimale du flux énergétique des composants du MG	66
Figure 3-11:	La convergence de fonctions fitness meilleur coût résultante des trois algorithmes CA, PSO et H-PSO-SCA pour un SGE d'un MG connecté au réseau avec BAT de stockage.	68
Figure 3-12:	L'état de charge SOC de la BAT issue de la gestion du flux énergétiques du MG par PSO et H-PSO-SCAC.	69
Figure 3-13:	Comparaison du coût de l'énergie consommée par heure par PSO et H-PSO-SCAC.	70
Figure 3-14:	La répartition optimale du flux énergétiques par heure des composants du MG issue du SGE dans le cas global	72
Figure 3-15:	La répartition optimale des composants du MG issue du SGE dans le cas particulier obtenue par H-PSO-SCAC.	73
Figure 4-1:	Cycle de vie en fonction de la profondeur de décharge d'une BAT Li-Ion.	80
Figure 4-2:	Dégradation de durée de vie par cycle en fonction de DOD pour une BAT Li-Ion.	81

Figure 4-3:	Exemple de profil SOC limité entre 20% et 80%.	85
Figure 4-4:	L'organigramme d'hybridation de H-PSO-SCAC et l'algorithme Rainflow... ..	86
Figure 4-5:	Demande de charge horaire du MG rural isolé pendant une période de 48 heures.	87
Figure 4-6:	Puissance de sortie horaire du générateur éolien pendant une période de 48 heures.	88
Figure 4-7:	Puissance de sortie horaire du PV pendant une période de 48 heures.	88
Figure 4-8:	La convergence de l'algorithme H-PSO-SCAC- Rainflow pour la fonction objectif sous différentes valeurs de facteur de pondération.	90
Figure 4-9:	L'effet de FP sur le comportement de SOC de la BAT	92
Figure 4-10:	La répartition d'énergie optimale du MG isolé issue de la gestion des ressources énergétiques par H-PSO-SCAC-Rainflow pour $m=0.5$	94
Figure A-1:	Maximum et minimum locaux et globaux d'une fonction	111
Figure B-1:	Hybridation séquentielle	124
Figure B-2:	Hybridation parallèle synchrone.....	124
Figure B-3:	Hybridation parallèle asynchrone	125
Figure B-4:	Organigramme d'un processus d'optimisation.....	125
Figure C-1:	(a) Structure de projection d'arbre ; (b) Structure de projection linéaire	126
Figure C-2:	L'organigramme de la méthode d'optimisation par scénario	128
Figure C-3:	Principe d'exploration de l'espace de recherche par PSO	135
Figure D-1:	Diagramme de Ragone de différents types de BATs	137

LISTE DES ABREVIATIONS

MG	Micro-réseau
SGE	Système de Gestion de l'Energie
PV	Photovoltaïque
WT	Générateur éolien
EnR	Energies Renouvelables
SER	Sources d'Energie Renouvelables
GED	Générateurs énergétiques Distribués
GE	Groupe Electrogène
FC	Pile à Combustible
MT	Micro-Turbine
MHP	Micro-centrale hydroélectrique
BG	Biogaz
BM	Biomasse
RLD	Charges interruptibles
NRLD	Charges non interruptibles
PEMFC	Pile à combustible à membrane d'échange de protons
VE	Véhicule Electrique
RAV	Réseau - Au – Véhicule
VAR	Véhicule - Au – Réseau
PCCE	Production Combinée de Chaleur et d'Electricité
PCRCE	Production Combinée de Refroidissement, de Chauffage et d'Electricité
HOB	Chaudière à chaleur
NPC	Coût net actuel
CEM	Coût d'Exploitation et de Maintenance
CI	Coût d'Investissement
CR	Coût de Remplacement
PSO	L'optimisation des essaims de particules
GA	L'algorithme génétique

CA	L'algorithme culturel
BA	L'algorithme de chauve-souris
ABC	Algorithme de colonies d'abeilles artificielles
H-PSO-SCAC	Optimisation hybride de l'essaim de particules avec coefficients d'accélération sinusoïdale
LP	Programmation linéaire
MIP	Programmation en nombres entiers mixtes
MILP	Programmation linéaire en nombres entiers mixtes
NLP	Programmation non linéaire
MD	Méthodes déterministes
FP	Facteur de Pondération
SOC	L'état de charge
DOD	Profondeur de décharge
FO	Fonction objectif
OBL	L'apprentissage basé sur l'opposition
SCAC	Coefficients d'accélération sinusoïdale
BAT	Batterie
UC	L'engagement unitaire
BC	Meilleur coût
WC	Mauvais coût
MC	Moyen coût
SD	L'écart-type
CAP	Pourcentage de précision des coûts
CDB	Coût de Dégradation de la Batterie

INTRODUCTION GENERALE

Pour une raison ou autre, dans certaines régions, la population n'a pas accès à un réseau électrique, soit le réseau existe mais il est défaillant, soit il n'existe pas. Dans ce cas-là, la solution d'un micro-réseau ou Microgrid (MG) durable peut être utile, où la distribution et la production de l'énergie s'effectuent de manière décentralisée, à travers des Energies Renouvelables (EnR) et d'un groupe électrogène alimenté en combustible fossile nécessaire pour que le MG soit totalement fiable et capable de fonctionner en autonomie.

Comme il existe plusieurs types de MG tel que des grands consommateurs comme les villes, des moyens consommateurs comme les villages et de petits consommateurs comme des bâtiments, et les utilisateurs des opérations militaires, les exigences diffèrent d'un MG à autre, il y a ceux qui veulent en priorité protéger sa communauté en cas d'urgence par un système d'énergie flexible et stable, et d'autres cherchent à optimiser leur consommation ou de satisfaire leurs charges critiques. Ainsi la solution d'un MG personnalisé s'avère nécessaire selon les besoins prédéfinis.

La coopération efficace entre tous les composants énergétiques du MG nécessite l'implémentation d'un Système de Gestion de l'Energie (SGE), qui est défini comme « un ensemble de stratégies de contrôle et de pratiques opérationnelles, implémenté à l'aide de matériel et logiciel permettant ainsi d'atteindre les objectifs de gestion de l'énergie » [1].

Pour la maîtrise de l'énergie dans un MG, deux types de gestions de flux existent : énergétiques et informatiques. La première concerne la coordination et la répartition des différentes sources d'énergie avec différentes charges, et la deuxième concerne la collecte des informations sur la fluctuation du tarif de l'énergie et des données météorologiques.

Objectif de la gestion d'énergie

A l'aide du SGE, un MG peut transmettre toute donnée concernant l'énergie telle que la consommation et la production. Il reçoit les données de consommation et envoie des commandes aux producteurs d'énergie, afin d'atteindre les objectifs suivants :

- Piloter intelligemment et le plus efficacement possible l'énergie générée par des composants énergétiques du MG.

- Assurer le confort de l'utilisateur qui consiste à offrir une alimentation fiable en satisfaisant au maximum la demande des charges du MG.
- Réduire la facture énergétique.
- Réduire les émissions néfastes de gaz à effets de serre selon les recommandations du protocole de Kyoto.
- Elargir la couverture énergétique en utilisant un MG qui présente une alternative à l'extension du réseau de distribution électrique pour les régions isolées et non raccordées au réseau principal.

Présentation de la région d'étude

Dans cette thèse, notre travail porte sur le développement, la définition et la résolution du problème d'optimisation de la gestion du flux énergétiques dans un MG rural situé dans la province de Taza. Dans ce contexte, des motivations naturelles et démographiques, ainsi que météorologiques ont été derrière le choix de cette province.

La province de Taza est une province montagneuse qui se trouve au nord-est du Maroc dans la région de Fès Meknès et comporte une zone pré-rifaine et une zone atlasique, séparant ainsi le Moyen Atlas et le Rif. Elle se situe dans la zone frontière entre les deux chaînes montagneuses, les collines du rif et les imposantes montagnes du moyen atlas, où l'orientation est-ouest favorise la canalisation et l'accélération des vents qui soufflent dans ces deux directions. Les montagnes du Rif dans la zone pré-rifaine peuvent atteindre une altitude de 2 000 m, et le Moyen Atlas peut atteindre des altitudes dépassant les 3 000 m.

Les données météorologiques enregistrées pour la province de Taza, dans lequel la période la plus lumineuse dépassent celle la plus sombre et aussi la période la plus venteuse dépassent considérablement la période la plus calme [2], montrent que le site de Taza est doté d'un potentiel important de vent et de soleil, qui attire l'intérêt de l'office national de l'électricité et des investisseurs.

Structure de la thèse

Sur la base des travaux précédents concernant l'optimisation de la gestion de l'énergie électrique d'un MG, cette thèse est structurée comme suit :

Le premier chapitre expose les travaux élaborés dans la littérature de la gestion de l'énergie électrique, en commençant par les types des unités de production et de stockage utilisées dans un MG seront présentés, ainsi que les fonctions objectif et les contraintes utilisées pour la formulation du problème de gestion d'énergie électrique d'un MG opéré que ce soit en mode isolé ou en mode connecté au réseau principal, et en fin les algorithmes d'optimisation récemment utilisés pour la résolution de ce problème d'optimisation seront discutés [3].

Le chapitre 2 traite la résolution de la configuration du MG optimale qui regroupe l'installation énergétique hybride qu'on veut implémenter contenant de sources renouvelables hybrides (solaire-éolien), des groupes électrogènes et un système de stockage électrique. Pour cela, le logiciel Homer Pro est utilisé comme un outil d'optimisation de dimensionnement, avec l'objectif de minimiser le coût net actuel du MG, qui prend en considération les coûts d'investissement, les coûts d'exploitation et de maintenance, les coûts de remplacement et le coût du carburant [4].

Le chapitre 3 présente la résolution du problème d'optimisation de l'engagement unitaire pour une planification journalière optimale de la production d'énergie pendant 24 h d'un ensemble de générateurs électriques d'un MG connecté au réseau dans les deux cas d'étude avec et sans système de stockage électrique. Il présente d'abord la modélisation des unités énergétiques du MG rural qui contient une installation de sources renouvelables hybrides (WT et PV), des groupes électrogènes et un système de stockage électrique. Dans ce contexte, le chapitre élabore d'abord la formulation des fonctions objectif et des contraintes du système correspondantes à chaque cas d'étude du MG. Puis, la méthode proposée H-PSO-SCAC est détaillée. En fin, la méthode des scénarios, l'algorithme génétique, l'algorithme culturel, l'optimisation par essais particuliers, ainsi que H-PSO-SCAC, sont utilisés pour la résolution des problèmes de gestion d'énergie électrique en examinant les résultats de simulation et de comparaison obtenus selon plusieurs critères [5].

Le chapitre 4 présente la résolution de problème de planification optimale de 48h des unités de production et de stockage d'un MG rural isolé, en tenant compte la dégradation de la durée de vie de la BAT dans la formulation du problème. Une méthode d'optimisation hybride basée sur la méthode H-PSO-SCAC et l'algorithme Rainflow est implémentée pour la résolution du problème d'optimisation [6].

Chapitre 1

GESTION D'ENERGIE DES INSTALLATIONS HYBRIDES DANS UN MICRO-RESEAU : ETAT DE L'ART

Un micro-réseau (MG) peut être simplement défini comme: `` un réseau de distribution (relativement petit) qui incorpore une variété de ressources énergétiques distribuées qui peuvent être optimisées et regroupées en un seul système, il vise à équilibrer la consommation des charges et la production des ressources énergétiques avec ou sans système de stockage, et il est capable de fonctionner en autonome que ce soit connecté ou non au réseau électrique principal, sans perturbation sur le réseau ou sur le MG lui-même. » [7]. Par conséquent, Un MG est un réseau électrique ayant des ressources de production locales, situé en aval du réseau principal via un point de couplage commun. Un MG peut être constitué d'une unité de production décentralisée renouvelable, de générateurs conventionnels, de système de stockage et de charges.

Un micro-réseau peut fonctionner en deux modes, le mode connecté et le mode isolé ou îloté.

- Le **mode connecté** signifie que le micro-réseau est relié au réseau principal et peut participer au marché énergétique tout en échangeant de l'électricité avec le réseau public en tant qu'acheteur ou vendeur.
- Le **mode îloté** signifie que le MG fonctionne comme une entité autonome, qui est déconnectée du réseau public, en raison de plusieurs causes telles que la baisse de tension, la position géographique ou des problèmes économiques.

Ainsi, le point de couplage commun agit comme un interrupteur qui permet de « débrancher » le MG du réseau principal pour fonctionner en indépendance, l'autonomie est donc l'atout majeur du micro-réseau.

En raison de l'intermittence des Sources d'Energie Renouvelables (SER), les chercheurs ont commencé de s'intéresser de plus en plus aux stratégies d'implémentation des Systèmes de Gestion de l'Energie (SGEs). De nombreux travaux de recherche ont développé des SGEs pour différentes échelles de MG (figure 1-1), comme des MGs de petite échelle (maison individuelle), des MGs constitué d'un groupe de maisons, ou de bâtiments, des MGs qui se compose de construction industrielle, tertiaire et résidentielle, des MGs de moyenne échelle comme les villages et des MGs de grande échelle qui représente toute une ville.

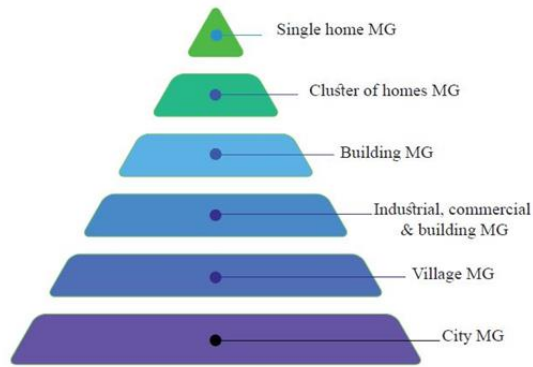


Figure 1-1: Différentes échelles d'un MG.

Le sujet du SGE donne un vaste éventail d'étude aux chercheurs, on trouve ceux qui s'intéressent à la modélisation et l'étude de rentabilité d'intégration des Générateurs énergétiques Distribués (GEDs) dans un MG, d'autres chercheurs se focalisent sur la planification optimale des GEDs, ou la prévision des données environnementales (vitesse du vent, l'irradiance solaire et la vitesse d'écoulement de l'eau), ainsi la prévision du profil de consommation, des chercheurs qui développent et inventent des algorithmes d'optimisation pour l'implémentation d'un SGE, dans le but d'obtenir des avantages économiques tout en réduisant l'impact environnemental.

La figure 1-2 présente la structure d'un MG permettant d'avoir un SGE optimal qui gère toutes les unités de productions, de stockage et de consommations d'un MG.

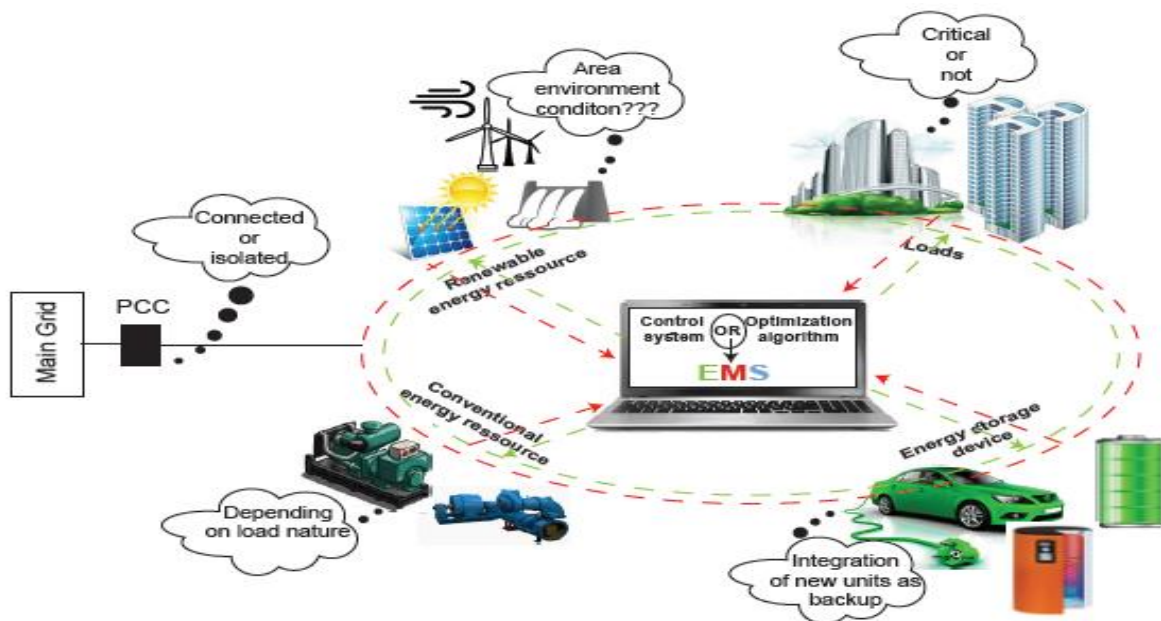


Figure 1-2: Système de gestion de l'énergie dans un micro-réseau.

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'état de l'art qui concerne le développement des systèmes de gestion de l'énergie dans un MG en commençant par une description détaillée des générateurs d'énergie distribués et de stockage d'énergie utilisées dans un MG. Ensuite les stratégies de résolution de système de gestion d'énergie dans les micro-réseaux seront présentées, avec une description des fonctions objectif et des contraintes utilisées pour un MG que ce soit en mode isolé ou connecté au réseau électrique principal, suivies d'une présentation des algorithmes d'optimisation récemment élaborés pour la résolution de système de gestion d'énergie.

1.1. Unités de production et de stockage d'un micro-réseau

1.1.1. Production d'énergie alternative

Aujourd'hui, un vaste éventail de recherches aborde la problématique d'un SGE dans un MG. Plusieurs configurations des unités de production électrique d'un MG ont été étudiées dans la littérature. La combinaison de différents Générateurs énergétiques Distribués (GEDs) est justifiée par des avantages économiques, des caractéristiques géographiques, des conditions environnementales et climatiques. Syed & Raahemifar [8] ont étudié un SGE prédictif, de contrôle et de communication d'un MG connecté au réseau, le MG étudié comprend une ferme de générateurs éoliens (WT)² de 1,5 MW assistée par un système de stockage. Hemmati et al. [9] ont proposé une gestion de planification et de programmation des systèmes de stockage d'énergie d'un MG, ayant comme sources de productions énergétiques un parc WT de 200 MW et une unité solaire de 200 MW avec un système de stockage d'énergie. Koltsaklis et al. [10] ont discuté une planification et une programmation énergétiques optimales pour un MG connecté au réseau, qui contient comme sources renouvelables l'énergie solaire et le vent, des Batteries (BATs) de stockage et cinq unités de production d'énergie thermique comprenant des piles à combustible (FC)³, des turbines à gaz, des micro-turbines, des moteurs à pistons et des turbines à vapeur. L'auteur a testé les performances de MG sous douze cas de fonctionnement avec une combinaison différente d'installation d'Énergie Renouvelables (EnR) et thermique. Les résultats ont prouvé que la réduction du niveau d'émission de CO₂, implique une augmentation du coût d'investissement requis pour l'installation de technologies à base d'EnR sans risque environnemental. Arcos-

² Wind Turbine

³Fuel Cell

Aviles et al. [11] ont développé un SGE d'un MG résidentiel connecté au réseau. La stratégie proposée est validée expérimentalement sur un véritable MG installé à l'université publique de Navarre (Pampelune, Espagne). Le MG comprend des charges programmables, des Sources d'Énergie Renouvelable (SER) avec générateur Photovoltaïque (PV) et petites WT, et une BAT au plomb-acide. Jabbari-Sabet et al. [12] ont analysé la gestion d'un MG pour trouver les points de consigne optimaux des unités d'un MG à 10 bus connecté au réseau principal, avec une WT, des Micro-Turbines (MT), de BAT de stockage et des charges critiques et non critiques. Upadhyay & Sharma [13] ont analysé une stratégie de gestion de l'énergie pour un système d'énergie hybride pour un MG rural regroupant sept villages non électrifiés de l'Uttarakhand en Inde. Le système d'énergie hybride est utilisé pour alimenter des charges domestiques (ventilateur, éclairage, radio et télévision), des charges communautaires (école, poste, bureau, hôpital, éclairage public et pompage d'eau), des charges commerciales (éclairage et ventilateur pour magasin, moulin à farine) et des charges industrielles (décortiqueuse de riz ou scierie). Le MG étudié comprend un système solaire PV, une micro-centrale hydroélectrique (MHP)⁴, un générateur de Biogaz (BG), un générateur de Biomasse (BM) et un banc de BATs. Les générateurs de BG et de BM sont programmés pour alimenter la charge pendant les heures de pointe, ils fonctionnent respectivement 9 et 10 heures par jour. Marzband et al. [14] ont proposé un SGE optimale pour un MG domestique de petite échelle (H-MG) connecté au réseau, avec l'intégration du PV et du WT en tant que sources d'énergie non contrôlables, tandis que la MT et le système de stockage sont utilisés en tant que ressources contrôlables. Les charges de la H-MG sont réparties en charges interruptibles (RLD)⁵ et non interruptibles (NRLD).

Dans les articles précédents, le stockage électrique est souvent assuré par des BATs. Alors que les indices techno-économiques de l'intégration des SER hybrides dans un MG peuvent être considérablement améliorés en mettant en œuvre la BAT avec le Groupe Electrogène (GE) [15]. Vishnupriyan & Manoharan [16] ont proposé la gestion de l'énergie pour l'électrification rurale autonome de différentes zones climatiques dans l'état indien du Tamil Nadu. L'auteur a discuté la mise en œuvre d'un système d'EnR hybride basé sur la combinaison proposée de générateur PV, de WT, de BAT, de MHP, de GE et de BM, pour remplacer la combinaison existante de PV, GE et BAT pour les six zones. L'auteur a obtenu pour chaque zone la combinaison optimale de SER hybride. Ainsi pour la zone Ooty, la

⁴ Micro Hydro Power

⁵ Responsive Load Demand

meilleure solution est MHP-WT-PV- GE -BAT. Pour la zone Salam, la meilleure solution est MHP-BM-BAT. Pour la zone Chennai, la meilleure solution est BM-PV-BAT. Pour Nagapattinam, la meilleure solution est BM -PV- GE -BAT. Pour Rameswaram, la meilleure solution est PV- GE -BAT. Et pour Kanyakumari, la meilleure solution est MHP-BM-WT-GE-BAT. Les résultats démontrent que la configuration proposée basée sur un système d'EnR hybride peut grandement améliorer les avantages sociaux, par rapport au PV- GE- BAT qui existent. Abedini et al. [17] ont analysé une gestion optimale de MG, qui contient comme sources renouvelables le PV et WT, le GE comme générateur conventionnel et la BAT comme unité de stockage. L'auteur a comparé cette combinaison à deux autres types d'alimentation, la première était par le réseau principal, et la deuxième était par un GE. En tenant compte du coût de l'énergie, du coût de production et du coût de maintenance, les résultats démontrent que l'alimentation du MG par les EnRs avec les BATs et le GE est plus rentable que l'alimentation par le réseau principal ou le GE. Zhao et al. [18] ont proposé un SGE pour un MG autonome constitué d'une installation hybride de PV et de petite centrale hydroélectrique. Le MG se trouve à une altitude supérieure à 4000 m, dans laquelle l'énergie solaire est abondante et plus stable. L'installation hybride est un projet d'extension approuvé par le gouvernement chinois visant à ajouter une station de BAT /PV au MG existant, afin de tirer profit de l'abondance et de la grande stabilité du soleil. Le MG d'origine était composé d'une petite centrale hydroélectrique constituée de quatre petits générateurs hydroélectriques de 1,6 MW et d'une centrale diesel de quatre GEs de 2,5 MW. La première phase du projet consiste à mettre en œuvre un système PV de 5 MW avec un système de stockage par BAT de 5 MWh. Giday [19] a étudié l'évaluation économique et technique des sources d'énergie hybrides avec PV, BAT et GE pour alimenter une école rurale dans la région sud de l'Éthiopie. L'auteur a comparé la combinaison hybride avec l'alimentation par GE en termes du coût net actuel (NPC)⁶ et de coût énergétique. L'auteur a utilisé le logiciel Homer à des fins d'analyse. Le résultat a démontré que l'hybride PV / BAT / GE présente des avantages économiques et techniques contrairement au système GE.

Récemment, avec l'intérêt croissant de la technologie de l'hydrogène, réputé par ses avantages en termes de longue durée de vie des réservoirs d'hydrogène et aussi il est moins coûteux par rapport à la BAT, les MGs avec système d'hydrogène ont été abordés dans plusieurs études, en utilisant des BATs comme stockage d'énergie à court terme (voir Annexe D), tandis que FC est exploité pour le stockage à long terme. Han et al. [20] ont présenté une

⁶Net Present Cost

stratégie de gestion de l'énergie basée sur plusieurs états de fonctionnement d'un MG isolé fonctionnant en courant continu, le MG comprend un générateur PV, un système de pile à combustible à membrane d'échange de protons (PEMFC)⁷ et un banc de BAT au plomb-acide. García et al. [21] ont développé un SGE pour un MG isolé situé à Álora (Málaga), Espagne. Le MG utilise comme sources d'énergie des panneaux solaires PV, WT, une BAT au plomb-acide et un système hydrogène, qui est composé d'un électrolyseur et d'une FC. Les panneaux PVs et la WT sont utilisés comme sources d'énergie primaires, tandis que le système d'électrolyseur FC et la BAT fonctionnent comme des unités de sauvegarde et de stockage. Ren et al. [22] ont étudié une stratégie de fonctionnement optimale d'un générateur distribué hybride connecté au réseau et qui utilise un système d'énergie PV, FC et BAT. Ce générateur distribué hybride est implémenté pour alimenter les applications d'un bâtiment résidentiel, que ce soient électriques ou thermiques. La FC et le brûleur de secours sont alimentés par le gaz de ville afin de satisfaire le besoin des applications thermiques en utilisant un réservoir d'eau chaude. Thirumalaisamy & Jegannathan [23] ont proposé SGE pour MG hybride, prenant comme SER un générateur PV et un générateur WT, tandis que FC / Ultra-Condensateur / BAT sont considérés comme des outils de stockage.

1.1.2. Intégration d'un véhicule électrique dans un micro-réseau comme dispositif de secours

Récemment, l'intégration de Véhicule Electrique (VE) dans un MG est devenue populaire grâce à sa contribution considérable à la réduction des gaz à effet de serre, tout en diminuant la consommation des combustibles fossiles. De plus, les SER et les VE constituent de bonnes alternatives. Le VE dans un MG peut être relié au réseau sous deux modes : le modes Réseau - Au - Véhicule (RAV) ou / et Véhicule - Au - Réseau (VAR). Panwar et al. [24] ont présenté un SGE stratégique dans un MG installant deux outils de stockage : une FC et un VE. La stratégie de planification du MG avec VE en mode VAR pouvait parfaitement minimiser le coût de fonctionnement et les pertes en ligne. Le VE proposé est équipé d'une BAT au lithium fer phosphate, en considérant deux cas de planification : la charge du VE et sa décharge en réseau par la connexion VAR. Les résultats montrent que l'intégration d'un VE relié au réseau en mode VAR a permis d'enregistrer des bénéfices économiques par rapport aux cas du MG sans VAR et du MG avec un véhicule conventionnel. Fathabadi [25] a

⁷ Proton-exchange membrane fuel cell

proposé une station de recharge de véhicules électriques à grande échelle, dans laquelle le solaire et le vent sont combinés pour générer la puissance requise, où les panneaux PVs et les WT fonctionnent avec une technique unifiée de suivi du point de puissance maximale. L'auteur a conclu que l'argent investi dans la construction de la station de recharge pour véhicules électriques était récupéré après seulement un an de fonctionnement. Sbordone et al. [26] ont décrit une mise en œuvre réelle de la station de charge d'un VE associée à un ESS avec une BAT Li-polymère. Un test expérimental est réalisé dans les laboratoires d'énergie et de développement économique durable de l'Agence nationale italienne des nouvelles technologies. Les résultats démontrent les excellentes performances des VE dans la compensation des pics. Balasubramaniam et al. [27] ont présenté un SGE pour un MG îloté constitué des fermes PVs et WT équipées toutes les deux de BAT et de GE. Les auteurs ont utilisé 25 véhicules électriques hybrides rechargeables utilisés à la fois comme consommateurs et producteurs ajustables d'énergie. De sorte qu'en mode RAV, les véhicules électriques hybrides sont considérés comme consommateur d'énergie, et leur chargement est assuré par le réseau. En mode VAR, les véhicules électriques hybrides peuvent vendre l'énergie stockée au réseau et ainsi se comporter comme générateur d'énergie ajustable. Wu et al. [28] ont discuté un SGE au sein d'une maison intelligente alimentée par des panneaux PVs et un VE utilisé comme un système de stockage. Les PVs peuvent à la fois satisfaire le besoin de la maison et charger le VE, afin de réduire la dépendance de la maison au réseau principal. Le VE est conçu pour se charger et se décharger une fois par jour. L'auteur a démontré que le système proposé pouvait offrir des économies significatives aux clients. Aryanezhad [29] a intégré un VE hybride rechargeable relié au réseau de distribution par le mode VAR, qui peut réguler la tension du réseau en évitant le risque d'une chute de tension, et l'énergie stockée dans le VE peut servir la réduction de la consommation électrique et de l'écrêtage de la pointe.

1.1.3. Intégration du système combiné de chaleur et d'électricité

Dans un MG, la chaleur et l'électricité peuvent être co-générées et produites simultanément au sein d'une même installation, ce processus peut s'appeler la Production Combinée de Chaleur et d'Electricité (PCCE) ou la cogénération. Ainsi, l'efficacité énergétique dans un MG pourrait considérablement s'améliorer grâce à la cogénération, en réduisant les pertes de distribution et de transmission par l'utilisation de la chaleur perdue dans des applications thermiques. Il existe aussi la possibilité de la Production Combinée de Refroidissement, de Chauffage et d'Electricité (PCRCE), également connue sous le nom de

tri-génération, c'est une technologie de cogénération de trois types d'énergies en même temps : l'énergie thermique, l'énergie électrique et également l'énergie de refroidissement. Tabar et al. [30] ont proposé la gestion de l'énergie dans MG pour l'alimentation des charges thermiques et électriques. L'installation de production énergétique locale est composée de différentes sources électriques et thermiques : SER (PV & WT), source d'énergie renouvelable portable, PCCE (pour la production de chaleur et d'électricité), sources d'énergie conventionnelles (chaudière et MT), et un système de stockage thermiques et électriques. Moradi et al. [31] ont développé un SGE pour une installation PCCE dans un MG connecté au réseau, afin de planifier de manière optimale l'exploitation du réseau et la répartition du PCCE. Cette technologie est censée répondre aux besoins électriques et thermiques du MG et aussi vendre le surplus de production en électricité au réseau. La méthode proposée a été testée pour un hôpital typique situé dans le nord de l'Iran comme une étude de cas, en raison de sa demande relativement égale en électricité et en chaleur. Dans [32], la combinaison d'un générateur PV et d'une PCCE dans un MG est implémentée pour répondre aux besoins thermiques et électriques d'une maison familiale en Allemagne. Le système hybride PV-PCCE est développé pour atteindre un niveau supérieur de fiabilité, de flexibilité et d'efficacité, et réduire en même temps le coût énergétique. Waqar et al. [33] ont étudié le SGE d'un MG qui comprend une centrale de cogénération, un générateur PV, un GE et des BATs. La PCCE s'est considérée comme meilleure option pour répondre simultanément aux besoins électriques et thermiques, couvrir l'épuisement du gaz naturel, et éviter l'utilisation du réseau électrique pour alimenter les charges thermiques. Wang et al. [34] ont proposé une approche de planification intégrée pour un MG alimentant des clients industriels. Le MG étudié comprend une PCRCE, une pompe à chaleur géothermique et un générateur PV avec BAT de stockage. Le besoin en énergie thermique est assuré premièrement par la PCRCE, et en cas d'insuffisance la pompe à chaleur géothermique pourrait combler le manque. La PCRCE contribue en collaboration avec le générateur PV à satisfaire le besoin des charges électriques. L'excédent d'électricité produite est utilisé pour charger la BAT ou être vendue au réseau principal, et vice versa. Hussain et al. [35] ont proposé un SGE optimale pour trois MGs connectés au réseau, où chacun est modélisé comme un MG thermique contenant un générateur PCCE, un Générateur énergétique Distribué Contrôlable (CGED), un moulin à vent, des BATs, une chaudière à chaleur, un système de stockage thermique et des charges électriques et thermiques. L'auteur a supposé que chaque MG utilisât ses propres unités de production PCCE, CGED et BATs locales pour répondre à la demande électrique, le MG pouvait échanger l'électricité avec le réseau en vendant la production d'électricité

excédentaire ou achetant d'électricité pour combler le déficit. Pour la demande thermique, les trois MGs peuvent échanger entre elles l'énergie thermique afin de réduire le gaspillage d'énergie et maintenir une plus grande stabilité thermique. Li et al. [36] ont étudié l'efficacité d'un MG avec des générateurs de cogénération, des chaudières, des panneaux PVs, des WTs et des BATs de stockage, pour répondre à la demande d'électricité, de chaleur et de carburant de l'usine d'ammoniac en Mongolie intérieure en Chine. Les installations PCCE et PV sont utilisés pour satisfaire les besoins en électricité. Et la PCCE et la chaudière sont utilisées pour le besoin en chaleur. L'auteur a comparé le système d'alimentation existant (sans cogénération) avec celui qui utilise les générateurs PCCE, il a conclu que la dernière structure réduit efficacement l'énergie totale consommée durant le cycle de vie de 6,13%, les émissions de gaz à effet de serre de 30,44% et la consommation des combustibles fossiles de 6,50%.

1.2. Système de gestion de l'énergie

1.2.1. Fonctions objectif et contraintes du système

Des recherches approfondies se sont concentrées sur la mise en œuvre des SGEs pour des MGs en mode isolé et connecté au réseau. Ainsi pour un SGE efficace, il est nécessaire de définir la Fonction Objectif (FO) du problème tout en considérant les contraintes techniques des éléments du MG et du mode de fonctionnement (voir l'Annexe A). Le SGE influence directement la situation écologique et économique, la durée de vie des outils de stockage, les performances du système et la satisfaction du client.

1.2.1.1. La fonction objectif et les contraintes d'un SGE pour un micro-réseau en mode autonome

Upadhyay & Sharma [13] ont étudié la gestion optimale des RES dans un MG. L'auteur a considéré comme objectif d'optimisation la minimisation du coût de l'énergie, qui est décrit comme le ratio du coût total des sources d'énergie hybrides et l'énergie électrique produite annuelle. L'objectif d'optimisation est soumis à plusieurs contraintes, qui sont définies comme des critères de fiabilité, des critères économiques, de la fraction renouvelable et des conditions environnementale. Les critères de fiabilité sont définis en fonction de la quantité d'énergie non fournie au moment où la demande dépasse la production. Les critères

économiques sont examinés par le coût net actuel (NPC)⁸ total en tenant compte du coût d'investissement et du coût total récurrent et non récurrent pour démontrer la viabilité d'un projet d'investissement. La fraction renouvelable a été définie pour exiger la quantité d'énergie à fournir par les SER. Et les émissions de CO₂ dues à la production du GE représentaient les contraintes environnementales. Han et al. [20] ont mis en place un SGE de PV/ PEMFC/ BAT, définie comme un problème d'optimisation multi-objectifs. Cette optimisation cible à la fois le maintien d'équilibre du bilan de puissance entre la production et la consommation, la fiabilité de la tension du bus, l'extraction de la puissance maximale du générateur PV quelque soient les conditions environnementales, la protection de la BAT en maintenant le SOC dans un intervalle approprié, atténuation de fluctuation de puissance de sortie du PEMFC, et la réduction de consommation d'hydrogène. Dans [27], les auteurs ont développé un SGE pour WT / PV / VE / GE / BAT dans un MG isolé. Le SGE proposé a pour objectif la satisfaction de besoins des charges électriques critiques et non critiques ainsi la recharge du VE. Le problème d'optimisation a pris en compte les contraintes d'équilibre de puissance entre la production et la consommation, la contrainte de charge du VE, les limites de puissance des générateurs électriques et la contrainte de BAT. Marzband et al. [37] ont présenté un SGE pour une installation de PV / WT / MT et de système de stockage d'un MG autonome, afin de minimiser le coût total du système. Ce coût a été défini comme le coût de l'énergie injectée par les générateurs contrôlables et non contrôlables, le coût de l'énergie de stockage pendant les cycles de charge /décharge et le coût de pénalité de l'énergie non livrée. Le problème d'optimisation a été soumis aux contraintes d'équilibre de puissance, des limites de puissance des générateurs non contrôlables, des limites de temps de fonctionnement des générateurs contrôlables, des contraintes de stockage représentées par les limites de SOC de la BAT et les limites de chauffe-eau électrique. Dans [38], les auteurs ont discuté la répartition économique d'une centrale thermique. L'objectif d'optimisation a été défini afin de minimiser le coût du combustible pour les générateurs thermiques, en tenant en considération les contraintes d'équilibre de puissance, de limites de puissances minimales et maximales des générateurs et de plages de leur fonctionnement interdit.

⁸ Net Present Cost

1.2.1.2. La fonction objectif et les contraintes d'un SGE pour un micro-réseau en mode connecté au réseau

Dans [39], un SGE d'une hydrolienne avec stockage par BAT connecté au réseau, a été présenté pour minimiser la fonction de coût qui s'identifie en fonction de trois coûts principaux. Le premier coût est le coût d'achat de l'énergie via le réseau pour l'alimentation de charge et le chargement de la BAT, le second coût est le revenu provenant de la vente d'électricité au réseau pendant la période de tarification de pointe, et le troisième est le coût de fonctionnement du système. Les auteurs ont pris comme contraintes d'optimisation l'équilibre de puissance, les limites de fonctionnement de l'hydrolienne et les limites de SOC de la BAT. Maleki et al.[40] ont proposé un SGE optimale pour une installation hybride PV/WT/FC/PCCE d'un MG connecté au réseau. Les auteurs ont proposé d'optimiser le coût de fonctionnement tout en maximisant les revenus du système. Le coût du système est représenté par le coût du carburant, le coût de l'énergie achetée du réseau, le coût de démarrage de l'installation hybride, le coût de fonctionnement et d'entretien des générateurs PV / WT / FC et le coût du gaz consommé. Alors que le revenu du système est défini par le coût de vente de l'énergie thermique et électrique excédentaire au réseau. Dans [41], une stratégie de gestion optimale a été proposée pour l'ensemble des générateurs contrôlables et non contrôlables avec un système de stockage, alimentant des charges d'un MG maison connecté au réseau. La FO à minimiser était le coût global de l'énergie, rassemblant à la fois le coût de la consommation de carburant, le coût de l'énergie de la BAT pendant les cycles de charge / décharge, le coût de l'énergie produite par les générateurs contrôlables et non contrôlables, le coût de l'énergie générée par l'achat et la vente d'électricité entre le MG maison et le réseau principal, et le coût de l'énergie pour déplacer la période d'alimentation d'une charge au long de l'horizon de planification. Les auteurs ont intégré les facteurs environnementaux et techniques dans les contraintes d'optimisation, et la quantité d'énergie produite par tous les générateurs doit être égale à la quantité d'énergie consommée, les offres des consommateurs et de l'approvisionnement en électricité ont également pris en compte ainsi que les limites des générateurs contrôlables et non contrôlables, les contraintes techniques de stockage d'énergie qui incluent les limites de charge / décharge, le bilan énergétique de la BAT, les limites de l'énergie stockée dans la BAT et les limites de sa SOC, et la dernière contrainte était les limites du réseau principal pour les quantités d'énergie à échangée avec le MG maison. Les auteurs ont proposé de faire une translation d'alimentation des charges interruptibles au moment de pénurie d'électricité à une autre période pour assurer

la stabilité du système. Dans [35], les auteurs ont développé un SGE pour un ensemble de MGs thermiques connectés au réseau, constitué de PCCE, GED contrôlable, systèmes de stockages électrique et thermique, WT, chaudière à chaleur (HOB)⁹, des charges électriques et thermiques. Le SGE proposé a été étudié pour minimiser le système des coûts d'exploitation. Les auteurs ont pris en compte le coût énergétique des unités PCCE / CGED / HOB, le coût d'achat / de vente d'énergie depuis / vers le réseau principal et le coût de démarrage des unités CGED et HOB. La problématique de l'optimisation a été soumise à des contraintes de puissance et d'équilibre thermique. Le bilan de puissance garantit que la production d'énergie eu égard aux charge / décharge de la BAT doit être égale à la consommation des charges électriques et à l'énergie échangée avec le réseau. Le bilan thermique garantit que la production d'énergie thermique des générateurs locaux eu égard à l'énergie de charge / décharge du stockage thermique doit être égale à la demande locale thermique et à l'énergie thermique partagée avec d'autres MGs, en tenant compte de l'énergie thermique perdue. Une autre contrainte a été considérée dans l'article représentant les limites de fonctionnement de chaque générateur du MG (PCCE, CGED et HOB). D'autres contraintes ont été suggérées représentant la capacité de la ligne électrique et thermique. La première contrainte limite la quantité d'énergie échangée avec le réseau principal, et la deuxième limite la quantité d'énergie thermique échangée entre deux MGs. Et la dernière contrainte est le commerce d'énergie thermique entre les MGs, qui a été pris en compte afin de réduire le gaspillage d'énergie thermique lorsque la production thermique locale dépasse la demande. Venayagamoorthy et al. [42] ont proposé un SGE pour un MG connecté au réseau pour l'alimentation des charges critiques et non critiques. L'auteur a modélisé la fonction multi-objectif afin de satisfaire à tout moment la demande des charges critiques, de maintenir la SOC de la BAT à une valeur optimale, d'optimiser la répartition des charges non critiques, de parallèlement maximiser l'utilisation des SER et minimiser l'utilisation du GE et l'échange d'énergie avec le réseau principal, et d'utiliser d'une façon optimale la BAT afin d'augmenter sa durée de vie.

1.2.2. Algorithme d'optimisation récent utilisé pour le SGE

Dans la littérature, le problème d'optimisation d'un SGE peut être résolu de différentes manières en faisant référence aux algorithmes d'optimisation, afin d'atteindre les

⁹ Heat Only Boiler

fonctions objectif convoitées sujettes aux contraintes du système. Généralement, comme le montre la figure 1-3, les algorithmes d'optimisation appliqués pour un SGE dans un MG peuvent être divisés en trois classes de base : les méthodes déterministes, les méthodes probabilistes et les méthodes hybrides (voir Annexe B).

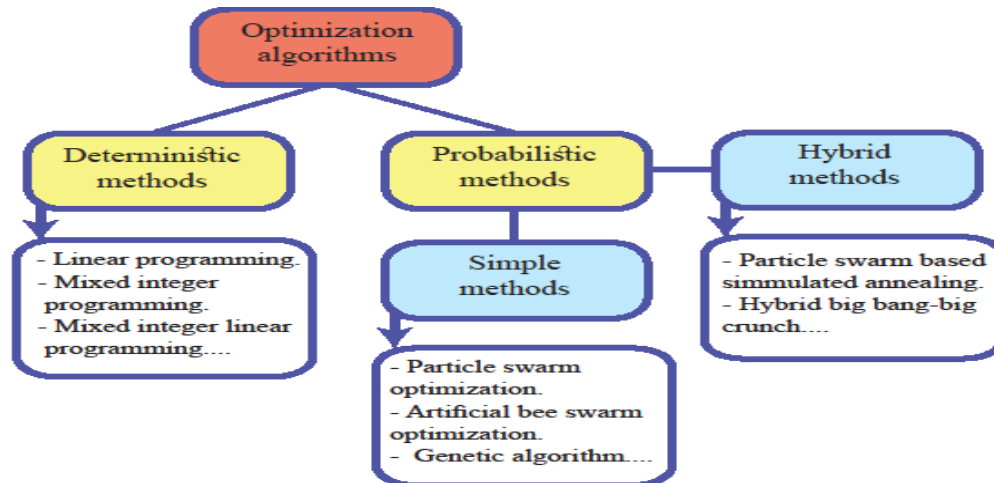


Figure 1-3: Les méthodes d'optimisation utilisées pour la résolution d'un SGE dans un MG.

1.2.2.1. Les méthodes déterministes utilisées pour un SGE

Les techniques déterministes tirent profit des caractéristiques analytiques du problème pour générer un ensemble de points qui convergent vers une solution optimale globale [43]. Dans la littérature, parmi les algorithmes déterministes utilisés pour un SGE d'un MG, on trouve la programmation linéaire (LP)¹⁰ [44], la programmation en nombres entiers mixtes (MIP)¹¹ [45], la programmation linéaire en nombres entiers mixtes (MILP)¹² [41,46,47], la programmation non linéaire (NLP)¹³ [48], la programmation convexe [18,49], la programmation dynamique [42], et la méthode quadratique [50]. Jaiswal & Ghose [51] ont étudié une répartition optimale de la puissance réelle d'une opération de commande centralisée pour un MG qui comprenait des sources énergétiques distribuées, des dispositifs de stockage et des charges contrôlables. L'auteur a utilisé la méthode de LP pour la résolution du problème d'optimisation basé sur la réduction des coûts. Luna et al. [46] ont proposé la planification optimale d'un MG connecté au réseau constitué de générateurs contrôlables et non contrôlables avec système de stockage par BAT. Le SGE proposé concerne l'optimisation

¹⁰ Linear Programming

¹¹ Mixed Integer Programming

¹² Mixed Integer Linear Programming

¹³ Non-Linear Programming

côté génération pour minimiser les coûts d'exploitation et gérer correctement les périphériques de stockage. Le problème d'optimisation est modélisé d'une manière déterministe, en utilisant la méthode de MILP pour la résolution optimale de ce problème, qui comprend des variables réelles et binaires. La méthode d'optimisation proposée a été testée expérimentalement pour un MG hybride au sein du Laboratoire de recherche sur les micro-réseaux à l'Université d'Aalborg, ayant comme objectif la maximisation de la fiabilité du système et la réduction des coûts d'investissement et d'exploitation. Le SGE proposait la planification optimale des SERs (générateurs PV et WT), un GE et un système de stockage d'énergie et de FC. Luna et al. [52] ont proposé une architecture en ligne d'un SGE afin de définir les références de la production d'énergie dans un MG en tenant compte de l'incertitude des SERs. Le SGE proposé est composé d'un module d'acquisition de données, d'un module homme-machine, d'un processeur, d'un processus d'optimisation et d'un module de prévision. La gestion de production d'énergie est formulée mathématiquement par une programmation déterministe afin d'optimiser le coût opérationnel du système, tout en satisfaisant l'alimentation des charges. La SGE proposée est testée à la fois pour le MG en mode autonome et en mode connecté au réseau. Giraldo et al. [49] ont étudié un SGE pour un MG que ce soit monophasé ou triphasé, fonctionnant en autonome ou connecté au réseau. Le problème d'optimisation vise à minimiser le coût de l'énergie importée, le coût de l'énergie produite par des générateurs du MG et le coût du système de stockage. Le SGE est modélisé par un modèle de programmation convexe à cône du second ordre à nombres entiers mixtes, où les résultats de simulation montrent son efficacité pour des planifications à court terme. Venayagamoorthy et al. [42] ont présenté un SGE basé sur une approche déterministe qui évalue les états du système d'un MG en fonction de règles définies pour le calcul de l'énergie à distribué. Le MG est composé d'un système de production hybride avec PV, WT, GE et système de stockage, afin d'alimenter des charges critiques et non critiques. La méthode d'optimisation proposée est basée sur une programmation dynamique adaptative et l'apprentissage par renforcement, afin d'éviter l'inconvénient de complexité d'exécution de programmation dynamique dû au processus numérique inverse nécessaire pour la résolution du problème. Le problème d'optimisation est formulé par l'équation Hamilton–Jacobi–Bellman pour la représentation de la fonction multi-objectif à minimiser. Tucker [50] a proposé un SGE d'un MG isolé contenant un générateur PV, une FC et un système de stockage d'énergie par BAT. Le MG est modélisé par le processus transition par saut de Markov afin de représenter les sauts horaires des conditions météorologiques. L'auteur a résolu le problème d'optimisation par un

algorithme numérique qui s'appelle la méthode quadratique linéaire par saut, en modélisant quadratiquement la FO afin de définir le coût du système à optimiser.

1.2.2.2. Les méthodes probabilistes utilisées pour un SGE

Dans le MG, l'énergie produite à partir des SER, la demande de charge et les tarifs de l'électricité du réseau sont connus sous le nom de variables stochastiques en raison de leur nature incertaine. Ainsi, il est nécessaire d'utiliser un modèle stochastique pour obtenir des résultats efficaces dans les stratégies de la gestion d'énergie. La plupart des recherches récentes ont utilisé des algorithmes métaheuristiques / stochastiques pour résoudre la planification d'optimisation dans un MG. Une programmation stochastique peut être définie comme une programmation mathématique ayant un élément stochastique dans les données et la solution du résultat dépend de l'ensemble des variables générées aléatoirement [53]. Parmi ces méthodes, on trouve l'Algorithme Génétique (GA) [54], l'optimisation des essaims de particules (PSO)¹⁴ [12,40], l'amélioration de l'optimisation PSO [41,55], l'optimisation artificielle de l'essaim d'abeilles [56], la recherche de nourriture bactérienne modifiée algorithme [57], technique intelligente adaptative [58], et recuit simulé modifié [59], la logique floue [11], l'algorithme de chauve-souris (BA)¹⁵ [60], la recherche de coucou Algorithme [61], Algorithme de colonies d'abeilles artificielles (ABC)¹⁶ [62], Algorithme d'optimisation des baleines [63] et Algorithme fourmilions [64], Algorithme du loup gris [65], Algorithme de libellule [66], Algorithme de recherche de corbeaux [67]. Jabbari-Sabet et al. [12] ont étudié la gestion optimale d'énergie au sein d'un MG composé de WT, d'une BAT et d'une MT. La méthode d'optimisation suggérée utilise l'algorithme PSO pour maximiser les bénéfices économiques du MG, définis comme la différence entre les revenus et le coût de l'ensemble du système, en tenant compte de la demande du client, de la sécurité du système et de l'incertitude de la production d'énergie WT. Dans [11], un contrôleur de logique floue de 25 règles est appliqué pour un SGE d'un MG résidentiel connectée au réseau, comprenant des SERs et d'un dispositif de stockage, où la production d'EnR et la demande de charge ne sont pas contrôlables. L'objectif principal de la problématique d'optimisation est de minimiser les fluctuations du profil de puissance du réseau tout en maintenant l'état de charge (SOC)¹⁷ de la BAT dans des limites sécurisées. La méthode proposée est testée expérimentalement sur un

¹⁴ Particle Swarm Optimization

¹⁵ Bat Algorithm

¹⁶ Artificial Bee Colony

¹⁷ State Of charge

véritable MG résidentiel situé à l'Université publique de Navarre. Pour la résolution optimale du coût total de production d'un MG en tenant compte des contraintes d'égalité et d'inégalité du système, Reddy et al. [68] ont utilisé l'algorithme BA pour une répartition optimale et économique des charges. Cet algorithme métaheuristique basé sur le comportement d'écholocation des chauves-souris, est inventé par Yang, 2010 [69]. Les chauves-souris sont connues par leur capacité d'écholocation élevée qui les aide à détecter les objets environnants et trouver leur chemin dans l'obscurité. Les résultats de simulation ont démontré l'efficacité de cet algorithme contre PSO et l'algorithme de goutte d'eau intelligente. Rawea & Urooj [70] ont présenté un SGE pour un MG connecté au réseau et qui comprend le PV, WT, un système de stockage avec BAT, afin d'alimenter différentes charges. L'auteur a résolu la gestion des sources par la méthode de la logique floue qui n'utilise aucune modélisation mathématique. La méthode proposée traite les entrées qui sont les données de la production renouvelable, l'énergie du réseau, SOC de la BAT et la demande des charges, afin de décider et de fournir comme sortie la répartition de l'énergie à utiliser par le réseau et par les SERs ainsi l'utilisation de la BAT. Gan et al. [71] ont étudié la GSE d'un MG isolé contenant une WT, GE et système de stockage par BAT. L'auteur a utilisé le GA pour l'optimisation du fonctionnement du GE avec un nombre optimal de cycles de marche-arrêt et une production d'énergie fixe chaque fois qu'il était utilisé. L'algorithme d'optimisation pris en compte les données de la WT et de la demande exigée ainsi les contraintes du système. Rouholamini & Mohammadian [72] ont proposé un SGE d'un MG résidentiel connecté au réseau et contenant une WT, PV, d'une FC, un électrolyseur, un réchauffeur combinatoire et un réservoir de stockage d'hydrogène, afin de satisfaire la demande électrique et thermique du bâtiment. Le problème d'optimisation est basé sur la minimisation de la FO qui rassemble les coûts de la maintenance, les coûts d'achat et de vente de l'énergie échangé avec le réseau, ainsi la pénalisation de dépassement de l'énergie contractuelle avec le réseau. L'auteur a adopté pour l'Algorithme de recherche intérieure (ISA)¹⁸ pour la résolution optimale du problème. Cette technique est inspirée de la procédure de design d'intérieur, qui entame la décoration à partir des bordures vers l'espace intérieur. L'auteur a comparé l'algorithme ISA à d'autres algorithmes à savoir le GA, l'algorithme de recuit simulé, l'algorithme de pollinisation des fleurs, l'algorithme du loup gris, l'algorithme de recherche de coucou, l'algorithme compétitif impérialiste et l'algorithme d'optimisation inspiré de l'optique. Et les résultats de simulation ont montré l'efficacité de cette méthode par rapport aux autres algorithmes.

¹⁸ Interior Search Algorithm

La plupart des algorithmes précédents présente l'inconvénient d'une convergence prématurée au cours du processus d'itération et donc de tomber dans une solution optimale locale sans être capable d'étendre l'espace de recherche et d'explorer d'autres zones. Pour contourner ce problème, des algorithmes SI améliorés ont été proposés pour résoudre le problème de planification et déterminer le SGE optimal pour un MG. Dans [59], une approche modifiée de recuit simulé (MSA)¹⁹ est utilisée pour une résolution optimale de la gestion d'énergie dans un MG résidentiel de six maisons unifamiliales, connectées au réseau et ayant chacune des PV et des BATs. L'objectif du SGE est de maximiser la consommation locale de production d'énergie PV. L'auteur a comparé la méthode MSA à l'algorithme de descente de gradient et à l'algorithme de recherche d'espace d'état en testant 8 scénarios différents. La MSA a montré sa capacité de trouver l'optimum global dans 6 tests parmi 8. Et pour les 2 scénarios restants, elle a trouvé un optimum local très proche de l'optimum global. Yu et al. [73] ont analysé l'importance du facteur d'inertie pour équilibrer la convergence et la capacité d'exploration de PSO. Bien que des valeurs plus élevées du facteur d'inertie puissent empêcher l'algorithme d'être piégé dans une solution optimale locale, il en résulte avec une vitesse de convergence très lente. Pour contourner ce problème, l'auteur a proposé une méthode PSO améliorée pour dynamiquement ajuster et linéairement diminuer le facteur d'inertie pendant le processus d'itérations. Ainsi, le PSO amélioré peut obtenir la solution optimale globale sans se faire piéger dans un minimum local. Le procédé d'optimisation a été utilisé pour un SGE afin de planifier idéalement et efficacement les sources d'énergie hybride. Marzband et al. [37] ont proposé une nouvelle optimisation multicouche des colonies de fourmis (MACO)²⁰ pour la mise en œuvre en temps réel d'un SGE au sein d'un MG autonome. Le MACO est développé à partir de l'optimisation basique des colonies de fourmis en rendant égale le nombre de couches au nombre de variables et le nombre de nœuds dans chaque couche particulière au nombre de valeurs autorisées pour chaque variable. Lin et al. [74] ont utilisé l'algorithme d'optimisation des colonies d'abeilles améliorée pour un SGE des RES et système de stockage électrique dans un MG. L'algorithme d'optimisation des colonies d'abeilles améliorée se distingue de l'optimisation des colonies d'abeilles basique par l'insertion d'un facteur de répulsion d'auto-adaptation dans l'essaim d'abeilles, pour améliorer les performances de chaque essaim d'abeilles et augmenter la précision de recherche. Naghdi

¹⁹ Modified Simulated Annealing

²⁰ Multi-Layer Ant Colony Optimization

et al. [75] ont utilisé un algorithme d'abeille amélioré (IBA)²¹ pour optimiser la gestion d'énergie des générateurs d'EnR dans un MG. IBA se différencie de l'algorithme ABC par l'introduction de la localisation de l'abeille élite dans la zone de recherche du processus dans l'itération suivante. L'objectif de cette amélioration est d'augmenter la précision de la recherche dans les problèmes de grande dimension et accélérer la convergence de l'algorithme d'optimisation.

1.2.2.3. Les méthodes hybrides utilisées pour un SGE

Récemment, pour la résolution des problèmes d'optimisation du SGE dans un MG, plusieurs recherches ont fait appel aux techniques avancées basées sur l'hybridation de divers algorithmes d'optimisation, dans le but d'exploiter les meilleures caractéristiques de chacun. L'utilisation d'un algorithme hybride permet d'améliorer les performances du résultat obtenu et d'atteindre une solution optimale globale pour le SGE d'un MG. Ahmadi & Abdi [76] ont présenté une nouvelle méthode basée sur l'algorithme hybride big bang-big crunch pour l'optimisation d'un MG autonome comprenant PV, WT et un banc de BATs. L'optimisation est appliquée pour satisfaire en permanence la demande du client tout en minimisant le coût total du système. Des méthodes métaheuristiques avancées ont utilisé des séquences chaotiques au lieu de nombres aléatoires pour améliorer leurs performances. Adarsh et al. [38] ont proposé l'algorithme Chaotique de chauve-souris pour optimiser la répartition économique du système étudié. L'algorithme proposé incorporait des séquences chaotiques basées sur une carte sinusoïdale (ou une séquence) dans l'algorithme basique de BA afin d'améliorer ses performances et atteindre la solution optimale globale. Pour améliorer les performances de l'algorithme de Feux d'Artifice (FA)²², Wang et al. [77] ont proposé un nouveau procédé multi-objectif hybride basé sur le FA et l'opérateur de recherche gravitationnelle. Cette technique a pour objectif la résolution d'un problème d'optimisation non linéaire multi-variable soumis à de multiples contraintes. L'algorithme suggéré utilisait un opérateur de recherche gravitationnelle pour guider les étincelles dans la région de groupement afin d'échanger des informations de localisation avec des solutions optimales de Pareto au niveau du processus de chaque générateur. Cet algorithme hybride permettait d'obtenir des meilleurs résultats. Cette méthode est utilisée pour la gestion d'énergie d'un MG connecté au réseau, qui comprend plusieurs générateurs énergétiques distribués et une BAT

²¹ Improved Bee Algorithm

²² Fireworks Algorithm

de stockage. Le problème d'optimisation a pour objectif la résolution optimale d'une fonction multi-objectifs en minimisant le coût d'exploitation du MG, et en réduisant les émissions polluantes d'oxydes d'azote (NOx), d'oxydes de soufre (SO₂) et de dioxyde de carbone (CO₂), tout en tenant compte les contraintes du système. Roy et al. [78] ont présenté une méthode hybride basée sur l'algorithme ABC et l'algorithme de recherche gravitationnelle, nommée dans le papier par l'algorithme de colonies d'abeilles artificielles amélioré (IABC)²³. Le problème d'optimisation a pour objectif la résolution d'une manière optimale la gestion d'énergie au sein d'un MG hybride connecté au réseau. L'auteur a modifié l'algorithme de ABC basique en faisant générer l'abeille éclaireuse avec l'algorithme de recherche gravitationnelle afin d'améliorer la précision de recherche et donc obtenir la solution optimale globale du problème. Dou et al. [79] ont proposé un algorithme d'optimisation hybride appelé l'essaim de particules fondé sur RS, faisant combiner l'algorithme d'optimisation de l'essaim de particules et l'algorithme recuit simulé. L'objectif principal est la gestion optimale d'un MG, comprenant WT, PV, FC, MT et BAT de stockage. L'algorithme proposé permet de résoudre la fonction multi-objectifs basée sur la réduction des coûts d'exploitation et de maintenance, et le coût des émissions gazeuses, en tenant compte les contraintes de la demande, des limites de production et de la stabilité de fonctionnement du système. Dans [80], une optimisation hybride multi-objectif adaptative de l'essaim de particules modifiée a été présentée pour un fonctionnement optimal d'un MG, qui comprend des SERs, de MT, de FC et des BATs de stockage. Le processus d'optimisation intègre une recherche locale chaotique et une logique floue auto-adaptative dans l'algorithme d'optimisation de l'essaim de particules afin d'obtenir une solution optimale globale. Elgamal et al. [81] ont présenté un SGE pour un MG connecté au réseau et équipé de PV, WT, MT, FC et un système de stockage par BAT. Le MG est modélisé comme un réseau de distribution IEEE à 33 bus. Le problème d'optimisation est défini pour maximiser le profit du MG en prenant compte les contraintes techniques du système. L'auteur a résolu ce problème avec un algorithme hybride en combinant un algorithme modifié de chauves-souris avec la méthode de règles de base. La modification apportée à l'algorithme des chauves-souris basique aide à l'amélioration de la vitesse de convergence par des modifications au niveau de la mise à jour de l'équation de vitesse et de l'équation de la fréquence du pouls des chauves-souris. Quant à la méthode de règles de base, elle est insérée à la troisième étape de l'algorithme modifié de chauves-souris afin de déterminer l'état de charge/décharge de la BAT tout en considérant les contraintes

²³ Improved Artificial Bee Colony

techniques du système. Sureshkumar & Ponnusamy [82] ont utilisé une technique hybride pour un SGE d'un MG connecté au réseau composé de PV, de WT, de FC et de BAT. Le problème d'optimisation vise à contrôler le flux d'énergie en considération des variations des paramètres de production et de consommation. L'algorithme hybride de libellule modifié et algorithme de recherche de chauve-souris, où deux algorithmes sont combinés, l'algorithme de chauve-souris et l'algorithme de libellule modifié, est utilisé pour la résolution du problème. L'algorithme de libellule modifié est un algorithme d'optimisation métaheuristique inspiré des comportements statiques et dynamiques d'essaimage des libellules artificielles dans la nature. L'auteur a utilisé l'algorithme de libellule modifié pour le contrôle des signaux de commande de l'onduleur de source de tension en tenant compte la variation de l'énergie échangée entre la production et la consommation. Par la suite, les signaux de contrôle en ligne sont générés par l'algorithme de chauve-souris. De Santis et al. [83] ont utilisé un algorithme d'optimisation hybride de génétique floue pour la gestion optimale de l'énergie au sein d'un MG connecté au réseau et équipé de PV, WT et système de stockage par BAT. L'algorithme génétique hiérarchique est implémenté pour l'optimisation de nombre de règles de base du système d'inférence de la logique floue, et ainsi réduire sa complexité structurelle en éliminant les règles peu performantes. Et par la suite l'algorithme hybride de génétique floue, à l'aide de la logique floue, gère d'une façon optimale les flux d'énergie du système, qui maximise le bénéfice économique en tenant compte du bilan énergétique, des niveaux de SOC de la BAT et du prix de l'énergie.

Dans le tableau 1-1, d'autres méthodes hybrides d'optimisation sont présentées, tout en montrant les algorithmes d'optimisation à combiner, le type d'hybridation utilisé et les résultats de comparaison de la technique hybride proposée avec d'autres.

Tableau 1-1: Les algorithmes d'optimisation hybrides récemment utilisés pour la résolution de SGE dans un MG.

Article	Algorithme hybride	Les algorithmes utilisés	Type d'hybridation	Résultats de simulation
[17]	Optimisation de l'essaim de particules à convergence garantie avec mutation gaussienne (GPSO-GM)	<ul style="list-style-type: none"> - Algorithme de l'essaim de particules à convergence garantie - Opérateur de mutation gaussienne 	Hybridation parallèle synchrone	<ul style="list-style-type: none"> - En comparant Le GPSO-GM avec GA et PSO, les résultats de simulation démontrent que le GPSO-GM enregistre les meilleurs résultats en termes de l'écart type, meilleure valeur moyenne, et pire valeur moyenne. - Le GPSO-GM prouve son efficacité et sa précision d'obtenir la meilleure solution en comparaison avec PSO et GA.
[84]	L'algorithme d'optimisation des fourmilions et réseau de neurones récurrents	<ul style="list-style-type: none"> - Algorithme d'optimisation des fourmilions - Réseau de neurones récurrents 	Hybridation séquentielle	<ul style="list-style-type: none"> - La méthode proposée a été comparée avec PSO, GA, colonie artificielle d'abeilles à multi-périodes, ABC, Algorithme de recherche de bactéries, algorithme des lucioles . - Les résultats de simulation montrent que la méthode proposée enregistre une meilleure réduction du coût total de production avec un temps de simulation court par rapport aux autres algorithmes.
[67]	Algorithme d'optimisation modifié du loup gris- Algorithme sinus-cosinus- Algorithme de recherche de corbeaux (MGWOSCACS A)	<ul style="list-style-type: none"> - Algorithme d'optimisation modifié du loup gris (MGWO) - Algorithme sinus-cosinus (SCA) - Algorithme de recherche de corbeaux 	Hybridation parallèle synchrone	<ul style="list-style-type: none"> - Plusieurs tests ont été simulé en tenant compte différents états de charges et de réseau. - La méthode proposée a été comparée avec GWO, MGWO-SCA et MGWO-CSA - La méthode proposée a enregistré des meilleurs résultats en termes de convergence, de coût de génération du MG et de temps de simulation, par rapport aux autres méthodes.
[85]	Programmation dynamique approximative (ADP) et algorithme hybride Big Bang Big Crunch (HBB-BC)	<ul style="list-style-type: none"> - Réseau de neurones artificiel et Perceptron multicouche (MLPANN) - HBB-BC - ADP 	Hybridation séquentielle	<ul style="list-style-type: none"> - MLPANN a été utilisé pour la prédiction du coût d'électricité, HBB-BC a été proposé pour l'optimisation du coût d'énergie, et ADP pour l'optimisation du processus de charge de parc des véhicules électriques. - MLP-ANN a enregistré une amélioration de la racine carrée de l'erreur quadratique de 3,7% par rapport à la méthode des ondelettes basée sur autorégressif de moyenne mobile. - La méthode HBB-BC a amélioré la vitesse de convergence et la précision de 21,4% et 6,5%, respectivement, par rapport à GA. - La méthode proposée a enregistré une réduction du coût total du stationnement de 5,3% par rapport à la méthode de Programmation dynamique approximative à deux étapes.
[86]	Algorithme hybride de recherche d'harmonie avec évolution différentielle	<ul style="list-style-type: none"> - Algorithme hybride de recherche d'harmonie - Évolution différentielle (DE) 	Hybridation parallèle synchrone	<ul style="list-style-type: none"> - La méthode proposée a été comparée avec d'autres méthodes combinées avec DE, l'algorithme hybride immunitaire artificiel avec DE, l'algorithme hybride GA avec DE, le DE modifié et l'optimisation hybrides PSO avec DE. - La méthode proposée a enregistré de meilleurs résultats en termes de convergence, du coût total d'énergie, et temps de simulation, par rapport aux autres méthodes.

1.3. Conclusion

Vu la difficulté rencontrée lors de la recherche des états de l'art qui traitent d'une façon simple et clair le problème de gestion d'énergie électrique dans un micro-réseau (MG), l'élaboration de cet état de l'art exposée dans ce chapitre s'avérait nécessaire. Ainsi ce chapitre constitue un bon point de départ pour la compréhension du sujet de la gestion d'énergie électrique dans un MG, en le détaillant d'une manière simple et générale, et dans lequel les fonctions objectif et les méthodes d'optimisation récemment utilisées sont entamés. Le travail de ce chapitre est publié dans le Journal of Electrical Systems (JES, ISSN 1112-5209, a SCOPUS indexed Journal), Vol.15, NO 1, (March 2019), pp: 53-67. Sous le titre 'Microgrid energy management system: a state-of-the-art review'[3].

Chapitre 2

DIMENSIONNEMENT OPTIMAL DU MICRO- RESEAU

Avant l'implémentation d'un MG avec ses sources énergétiques, il est primordial de trouver la meilleure combinaison de ces ressources pour laquelle le MG présente des bénéfices économiques et écologiques. A cet effet, nous allons étudier dans ce chapitre la résolution de la configuration optimale d'un MG qui regroupe une installation énergétique hybride contenant de sources renouvelables hybrides (solaire-éolien), des groupes électrogènes et un système de stockage électrique. Pour cela, le logiciel Homer Pro sera utilisé comme un outil d'optimisation de dimensionnement, afin de minimiser le coût net actuel du MG.

2.1. Etat de l'art

Pour l'intégration d'un système de sources énergétiques hybride dans un MG, plusieurs études ont été menées dans le cadre de développer de nouvelles méthodes pour un SGE et de dimensionnement des unités de production et des dispositifs de stockage. Li & al. [87] ont analysé une méthode d'optimisation à deux niveaux combinant le dimensionnement et la gestion de l'énergie d'un MG autonome, qui comprend des panneaux PVs, un système de stockage de BAT et un système de stockage d'hydrogène. L'auteur a pris comme critères économiques le Coût d'Exploitation et de Maintenance (CEM) et le Coût d'Investissement (CI) annuel, pour l'obtention d'un dimensionnement optimal des composants du MG. Syed & Raahemifar [88] ont proposé un SGE et de contrôle de l'énergie pour un MG pour assurer une utilisation optimale du PV et de BAT, où le système de stockage a été dimensionné pour assurer l'approvisionnement en énergie pendant une période de délestage de 3 heures. Le système PV est surdimensionné pour tenir compte les pertes de puissance et la faible production pendant la saison hivernale. Habib & al. [89] ont présenté le dimensionnement optimal du stockage d'énergie pour une centrale PV/ BAT isolée répondant à la demande de dix clients résidentiels. Le système est résolu en utilisant la programmation linéaire en nombres entiers mixtes. Luo & al. [90] ont traité à la fois le dimensionnement et le contrôle d'un MG autonome comprenant l'énergie éolienne et un système de stockage d'énergie. La méthode de dimensionnement utilisée pour le stockage a pris en compte l'exigence de fiabilité du MG, en considération du coût du capital du système de stockage ainsi que son coût annuel (y compris le CI et le coût d'entretien) et les coûts de compensation de la réduction de la charge et de l'énergie éolienne. Hosseinalizadeh & al. [91] ont présenté le dimensionnement d'un MG autonome équipé de l'énergie éolienne, l'énergie solaire, FC et BAT de stockage.

L'auteur a simulé le comportement de diverses configurations de SER sur la base d'une analyse technique et économique, y compris le CEM et le coût de l'énergie. Shi & al. [92] ont examiné un algorithme de compétition multi-objectif pour trouver la configuration optimale d'un MG autonome. Le coût d'entretien annuel et le CI annuel sont considérés comme des facteurs économiques pour la résolution du problème de dimensionnement. L'auteur a justifié que la combinaison hybride PV / WT / GE est optimale par rapport au PV / WT. Maleki & Askarzadeh [93] ont proposé d'optimiser le dimensionnement d'un MG isolé, qui comprend PV / WT / GE / BAT. Une version discrète de la recherche d'harmonie est utilisée comme méthode d'optimisation du problème de dimensionnement. Le processus d'optimisation a pris en compte le coût d'entretien annuel comme facteur de décision, cependant le coût de maintenance de la BAT est négligé. Zhang & al. [94] ont utilisé le GA pour l'optimisation de dimensionnement d'un MG connecté au réseau, y compris PV et BAT de stockage. Les critères d'analyse comprennent le CI du système, le CEM, le Coût de Remplacement (CR) et les revenus du système. Ramli & al. [95] ont présenté la configuration optimale d'un MG équipé d'une installation PV à La Mecque, en Arabie Saoudite, en déterminant les tailles optimales du générateur PV et des onduleurs selon plusieurs critères tels que la fraction de l'EnR, l'excès d'électricité, le coût net actuel (NPC)²⁴ et les émissions de dioxyde de carbone (CO₂).

Les articles précédents ont mis en œuvre des méthodes complexes pour la conception de la configuration optimale d'un MG, et certaines d'entre elles ont négligé des coûts considérables dans l'analyse de dimensionnement. Dans ce cadre, nous proposons d'utiliser la dernière version du logiciel Homer nommée Homer Pro qui est connu comme un puissant outil d'optimisation. Homer Pro peut être téléchargé gratuitement via son site. Il peut effectuer une conception d'optimisation sur une large gamme de générateurs d'énergie, de dispositifs de stockage d'énergie, de convertisseurs et de charges, où plusieurs coûts du système sont pris en compte. De plus, Homer peut simuler des données d'une année à des intervalles de temps allant jusqu'à 1 min [96].

2.2. Description du logiciel de dimensionnement HOMER Pro

Homer Pro est un logiciel d'optimisation MG basé sur une évaluation économique et technique, conçu à l'origine par le National Renewable Energy Laboratory et amélioré par

²⁴ Net Present Cost

Homer Energy. Homer Pro est développé pour concevoir à la fois des MGs hybrides connectés ou MGs isolés utilisant des EnRs et des sources conventionnelles pour servir des charges électriques et thermiques [97]. Homer Pro a besoin comme entrées des données de ressources telles que le profil de charge, les conditions environnementales quotidiennes (rayonnement solaire ou / et vitesse du vent), les unités de production et de stockage à mettre en œuvre et les coûts correspondants [98]. Le logiciel Homer Pro modélise le comportement physique des unités hybrides du MG et son coût du cycle de vie (y compris le CI, les CEMs, le CR et le coût du carburant). Homer Pro permet de comparer différentes conceptions d'unités de production et de stockage en fonction de leurs critères économiques et techniques. Le logiciel examine ensuite un calcul de bilan de puissance horaire pour chaque configuration d'unités de génération et de stockage pendant un an [98]. L'objectif est de déterminer la meilleure configuration qui a un NPC total le plus bas, décrit par les équations (1) et (2) [99]. Ensuite, lorsque toutes les configurations possibles sont simulées, les solutions réalisables sont classées en fonction du NPC total.

$$C_{NPC} = \frac{C_{total_annual}}{CRF(i, R)} \quad (1)$$

$$CRF(i, R) = \frac{i(1+i)^R}{(1+i)^R - 1} \quad (2)$$

Où C_{total_annual} est le coût annuel total, i est le taux d'intérêt réel et R est la durée de vie du projet.

2.3. Description de la province de Taza : cas d'étude

La province de Taza est une province montagneuse qui se trouve au nord-est du Maroc dans la région de Fès-Meknès. Elle se constitue de 8 communes urbaines, et 30 communes rurales.

La longueur du jour à la province de Taza varie significativement au cours de l'année. Selon les prévisions illustrées dans la figure 2-1, pour l'année 2021, le jour le plus court sera le 21 décembre, avec 9 heures et 52 minutes de jour ; alors que le jour le plus long sera le 21 juin, avec 14 heures et 26 minutes de jour.

Ainsi que le lever de soleil le plus tôt aura lieu le 15 mai à 05:14, alors que le lever de soleil le plus tardif avait lieu 3 heures et 9 minutes plus tard le 7 janvier à 08:22 . De même, Le coucher de soleil le plus tôt aura lieu le 4 décembre à 18:06 et le coucher de soleil le plus tardif aura lieu 2 heures et 26 minutes plus tard le 29 juin à 20:31 [2].



Figure 2-1: La longueur du jour et de nuit prévue pour 2021

La vitesse horaire moyenne du vent à la province de Taza varie saisonnièrement et d'une manière modérée au cours de l'année. Selon les prévisions illustrées dans la figure 2-2, pour l'année 2021, la période la plus venteuse s'étale sur 6,4 mois du 5 novembre au 19 mai, avec des vitesses de vent moyennes dépassant 11,8 km/heure, et le jour le plus venteux est le 7 avril, avec une vitesse moyenne du vent de 13,4 km/ heure. Alors que la période la plus calme s'étale sur 5,6 mois du 19 mai au 5 novembre, et le jour le plus calme est le 5 août, avec une vitesse moyenne horaire du vent de 10,3 km/ heure. A noter que la vitesse horaire moyenne du vent est mesurée à 10 mètres au-dessus du sol [2].

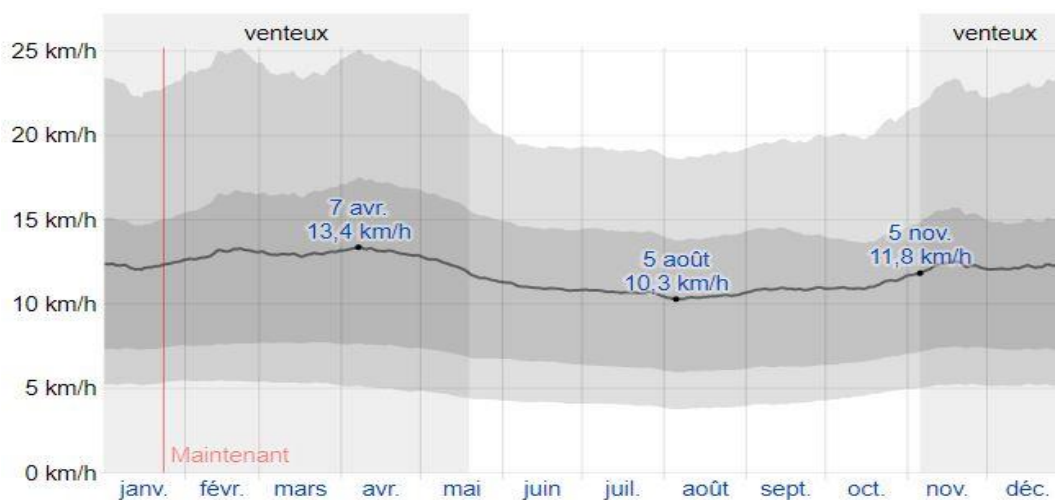


Figure 2-2: La vitesse horaire moyenne du vent prévue pour 2021

2.4. Entrées du HOMER Pro et description du MG

Pour l'analyse économique du dimensionnement d'un MG. Dans ce chapitre, nous avons pris comme cas d'étude un MG rural situé près de la commune de Tahla dans la province de Taza.

2.4.1. Demande de charge du MG

La figure 2-3 montre le profil horaire de la demande de charge électrique dans une journée ordinaire, et la figure 2-4 montre la moyenne de la demande de charge mensuelle au cours de l'année. La charge a une demande moyenne annuelle échelonnée de 165,59 kWh/jour avec un pic échelonné de 29,25 kWh en tenant compte une variabilité aléatoire de 10% jour après jour pour un pas de temps de 20%.

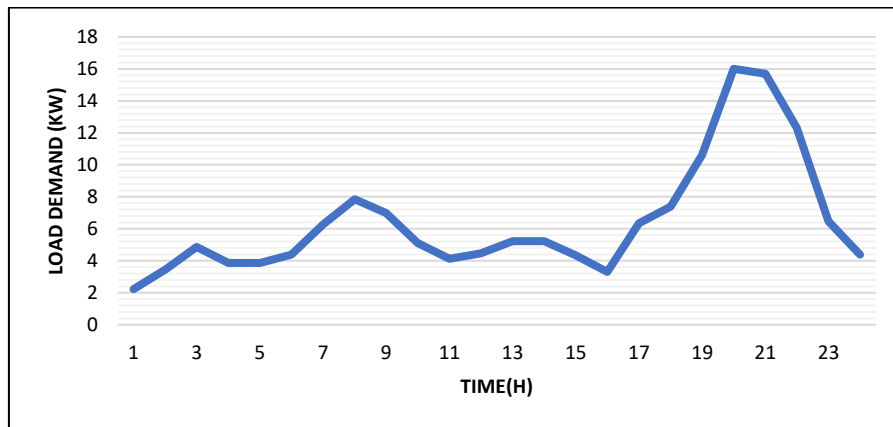


Figure 2-3: La demande de charge journalière

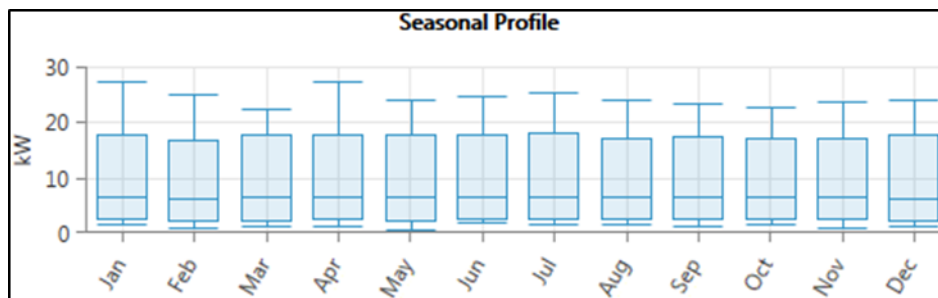


Figure 2-4: La moyenne de la demande de charge mensuelle au cours de l'année.

2.4.2. Rayonnement solaire et indice de clarté du MG

Le MG communautaire considéré comme rural est situé à une latitude de 34,05 (Nord), une longitude de 4,42 (Ouest) et une altitude de 598 mètres. La nature des SER affecte directement la production et l'économie du système. L'indice de clarté peut être mesuré par l'équation (3) [100]:

$$Kt = \frac{H_h}{H_0} \quad (3)$$

Où H_h est l'irradiance globale horizontale et H_0 est l'irradiance disponible à l'extérieur de l'atmosphère.

Dans ce travail, RES sera mis en œuvre avec des GEs et BAT de stockage pour desservir la communauté du MG rural. La nouvelle architecture du MG est conçue pour réduire la dépendance au réseau et augmenter la viabilité économique du système. L'excès de puissance générée sera stocké dans la BAT.

L'endroit a un rayonnement solaire quotidien moyen mensuel de 4.972 kWh/m²/jour avec un minimum de 2.470 kWh/m²/jour en décembre et un maximum de 7.390 kWh/m²/jour en Juillet. La figure 2-5 montre la moyenne du rayonnement solaire mensuelle et l'indice de clarté du MG au cours de l'année.

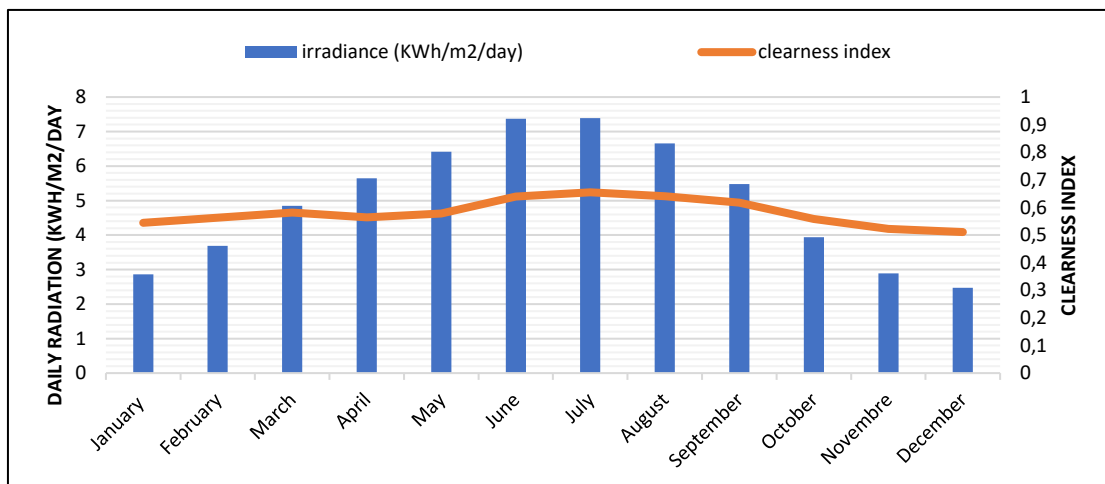


Figure 2-5: La moyenne du rayonnement solaire mensuelle et l'indice de clarté du MG au cours de l'année

2.4.3. Vitesse du vent du MG

La vitesse horaire moyenne du vent est mesurée à 10 mètres au-dessus du sol, et les données de l'année 2017 sont fournies par la référence [101]. La vitesse horaire moyenne du vent à la hauteur du moyeu de WT peut être définie par l'équation (4). L'endroit a une vitesse quotidienne moyenne du vent de 3,09 m/s avec un maximum de 8,40 m/s en janvier. La figure 2-6 montre la vitesse moyenne mensuelle du vent.

$$v_2 = v_1 * \frac{\ln(\frac{h_2}{z_0})}{\ln(\frac{h_1}{z_0})} \quad (4)$$

Où la vitesse du vent de référence v_1 est mesurée à la hauteur de référence h_1 , dans ce travail $h_1 = 10m$. v_2 est la vitesse du vent à la hauteur h_2 . z_0 est la longueur de rugosité.

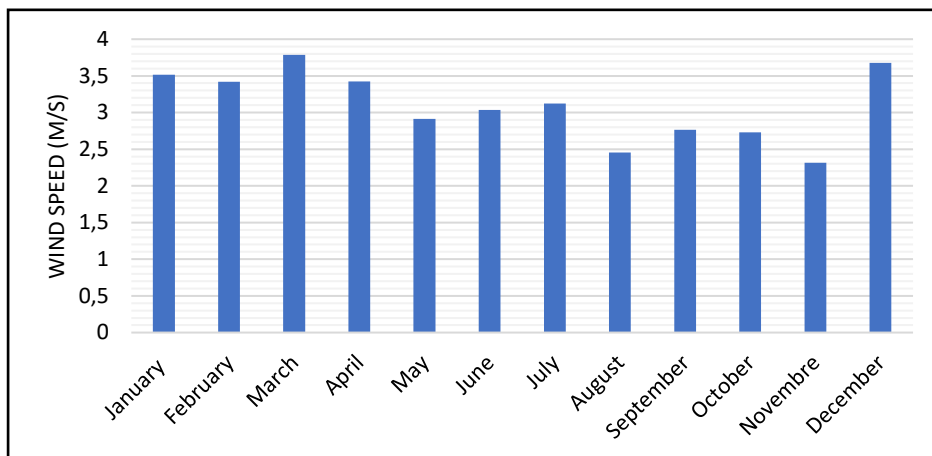


Figure 2-6: La vitesse moyenne mensuelle du vent au cours de l'année

2.5. Modélisation du MG et résultat de simulation

2.5.1. Modèle d'optimisation

Pour chaque mois de l'année, la simulation prend en compte le rayonnement solaire, l'indice de clarté, l'orientation et la localisation à la surface de la Terre. Pour le modèle PV, le CI initial est pris à 5 645 Dh/kW, le CR est de 5 645 Dh/kW et les CEM sont de 88 Dh/kW par an comme présentés dans la Réf.[102]. La durée de vie du PV est de 25 ans avec un facteur de déclassement de 80%. Pour le modèle de la WT de puissance nominale de 3 kW, le

CI initial est pris à 14 906 Dh [103], le CR est de 14 906 Dh et les coûts CEM sont de 150 Dh/an. La durée de vie de la WT est de 20 ans avec une hauteur de moyeu de 17m.

Diverses combinaisons de générateurs distribués sont simulées pour atteindre la conception optimale du MG. L'évaluation des performances est basée sur la minimisation de la FO soumise aux contraintes du système. La FO est la minimisation du NPC total défini comme le principal facteur économique du HOMER [98]. Le NPC total est la valeur actuelle de la somme de tous les coûts sur la durée de vie du système, moins ses revenus gagnés. Les coûts comprennent le coût d'achat d'énergie sur le réseau, les CIs, les CRs, les CEMs, les coûts du carburant ainsi que les pénalités d'émissions. Les revenus sont la valeur de récupération et les revenus de l'énergie vendue au réseau [98]. Homer a utilisé la valeur du NPC total pour classer toutes les configurations du MG dans les résultats d'optimisation. Dans ce travail l'installation hybride de PV, de WT, de GE, de BAT et des convertisseurs, est implémentée en tant que composants du MG. Selon le NPC minimum, le logiciel Homer décide la conception du MG la plus économique possible qui puisse servir efficacement les charges. La figure 2-7 décrit l'architecture du MG globale obtenue en interconnectant toutes les unités distribuées par rapport aux spécifications de modélisation du système exprimées dans le Tableau 2-1. La durée de vie du projet est fixée à 25 ans. Pour les contraintes majeures, la réserve d'exploitation en pourcentage de la production renouvelable est fixée à 20%, la fraction renouvelable minimale est fixée à 35% et la pénurie de capacité annuelle maximale est fixée à 20%. Pour tenir compte de la pollution de l'environnement et de la réduction des émissions, des pénalités d'émissions sont introduites à 176 Dh/tonne pour le dioxyde de carbone, 176 Dh/tonne pour le dioxyde de soufre et 176 Dh/tonne pour les oxydes d'azote. Le projet prend en considération les effets des incertitudes des conditions environnementales comme paramètres de sensibilité. Pour l'étude, la vitesse du vent et le rayonnement solaire varient de 90% à 110% de la valeur moyenne annuelle mise à l'échelle [104].

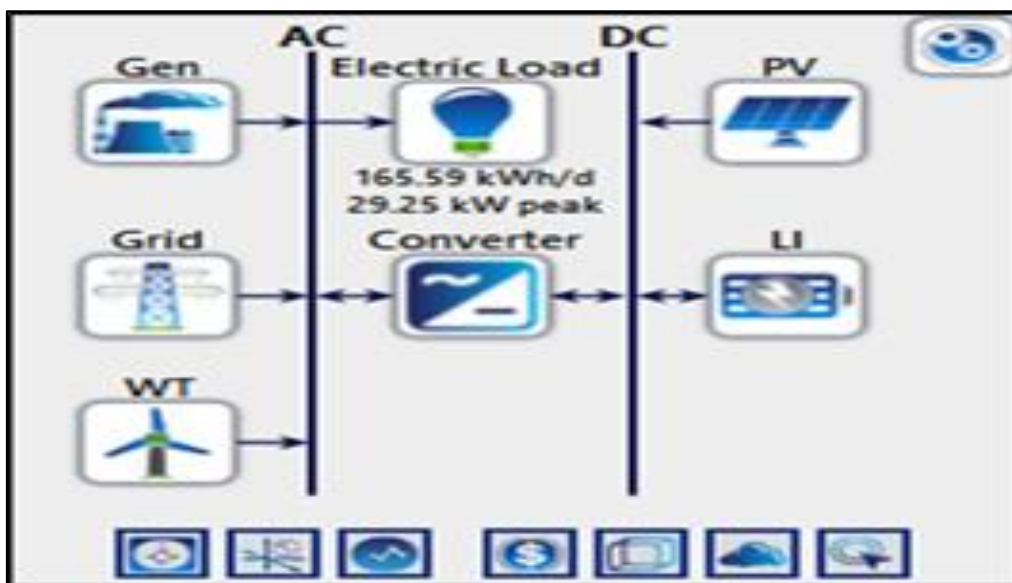


Figure 2-7: Architecture du MG

Tableau 2-1: Paramètres de modélisation des composants du MG

Composant	CI	CR	CEM	Durée de vie	Efficacité	Autres paramètres
Générateur WT	14 906 Dh	14 906 Dh	150 Dh/an	20 ans	----	Hauteur du moyeu : 17 m
Générateur PV	5 645 Dh/kW	5 645 Dh/kW	88 Dh/kW	25 ans	----	Facteur de déclassement : 80%
Convertisseur	3 308 Dh/kW	3 308 Dh/kW	88 Dh/kW	25 ans	97%	----
BAT	4 851 Dh/kW	4 851 Dh/kW	88 Dh/kW	15 ans	90 %	----
GE	4 410 Dh/kW	4 410 Dh/kW	0.265 Dh/kW/heure	15000 heures	-----	----

2.5.2. Résultats de simulation

Dans le processus d'optimisation de HOMER Pro, plusieurs configurations du MG sont simulées et le NPC total est calculé. La configuration optimale du MG est la meilleure combinaison avec le NPC le plus bas. Le tableau 2-2 représente les résultats de la simulation utilisant HOMER Pro pour le MG rural situé dans la région de Tahla. On peut voir que la mise en œuvre de WT et BAT avec PV / GE / convertisseur réduit le NPC total et le CEM et augmente la fraction renouvelable dans le MG. La combinaison de PV / WT / GE / BAT /

convertisseur est plus rentable que PV / GE / convertisseur et PV / WT / GE / convertisseur. Dans le résultat de la simulation, la puissance moyenne générée par SER est égale à 46736 (kWh/an) qui représente 51,4% de la production totale d'énergie en MG, soit la plus grande part d'énergie en MG. On peut noter que la production de SER est élevée au printemps et en été en fonction des conditions environnementales de la région. La figure 2-8 représente le résumé NPC résultant de l'optimisation Homer Pro, le CI initial le plus élevé est d'environ 184267 Dh, qui est lié au coût d'achat de PV. Cependant, le CR le plus élevé pendant la durée de vie du système est de 16467 Dh, qui est lié à la BAT. Le coût de fonctionnement le plus élevé est de 575143 Dh représentant le fonctionnement du réseau et le coût du carburant est d'environ 20586 Dh et il est lié au GE.

Tableau 2-2: Résultats de simulation

	PV (kW)	WT (kW)	GE (kW)	BAT (kWh)	Convertisseur (kW)	NPC total (Dh)	Coût O&M (Dh/an)	COE (Dh)	Fraction renouvelable	Carburant (L/an)
1	32.6	3	33	8	18.7	1158 171.84	375.73	1.07	51.4	181
2	32.6	--	33	--	18.5	1 230 125.40	3 042.90	1.14	50.9	1455
3	32.2	3	33		18.3	1 244 801.88	3 042.90	1.16	50.9	1455

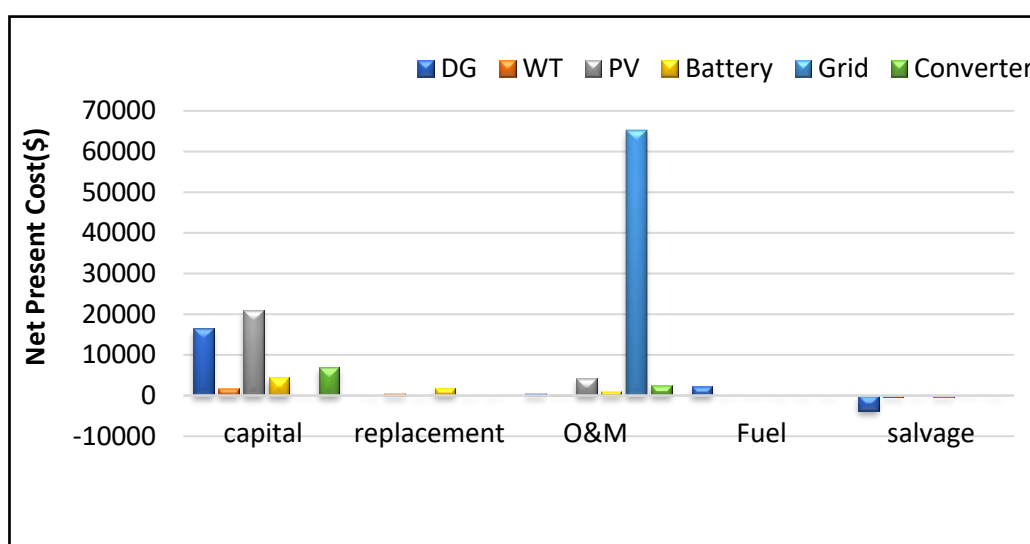


Figure 2-8: NPC de différents composants du MG

D'après la figure 2-4, on peut observer que le MG a besoin de plus d'énergie en été et en hiver. La mise en œuvre de SER peut réduire notablement la dépendance au réseau. Le

résultat d'optimisation Homer Pro permet au MG de réduire l'énergie nette achetée depuis le réseau, qui peut être définie comme l'énergie achetée depuis le réseau moins l'énergie vendue au réseau. Comme on peut le voir sur la figure 2-9 et la figure 2-10, l'énergie nette achetée est clairement réduite en période estivale, lorsque l'EnR produite est plus importante. La demande de charge journalière est inférieure durant la période où la production de SER est plus élevée, par conséquent, l'énergie excédentaire peut être stockée dans la BAT et le surplus est vendu au réseau. Toujours dans les heures où la production est insuffisante, la BAT injecte de la puissance au MG pour satisfaire la demande. Lorsque la BAT ne peut pas satisfaire la demande de charge, le MG achète de l'énergie via le réseau. Par exemple, en Juin, le MG achète 3063 kWh du réseau lorsque la production de SER ne suffit pas pour alimenter la demande de charge et vend 2348 kWh au réseau lorsque la production de SER dépasse la consommation de charge. Dans ce cas-là, l'énergie nette achetée du réseau est de 715 kWh, soit 3127,22 Dh.

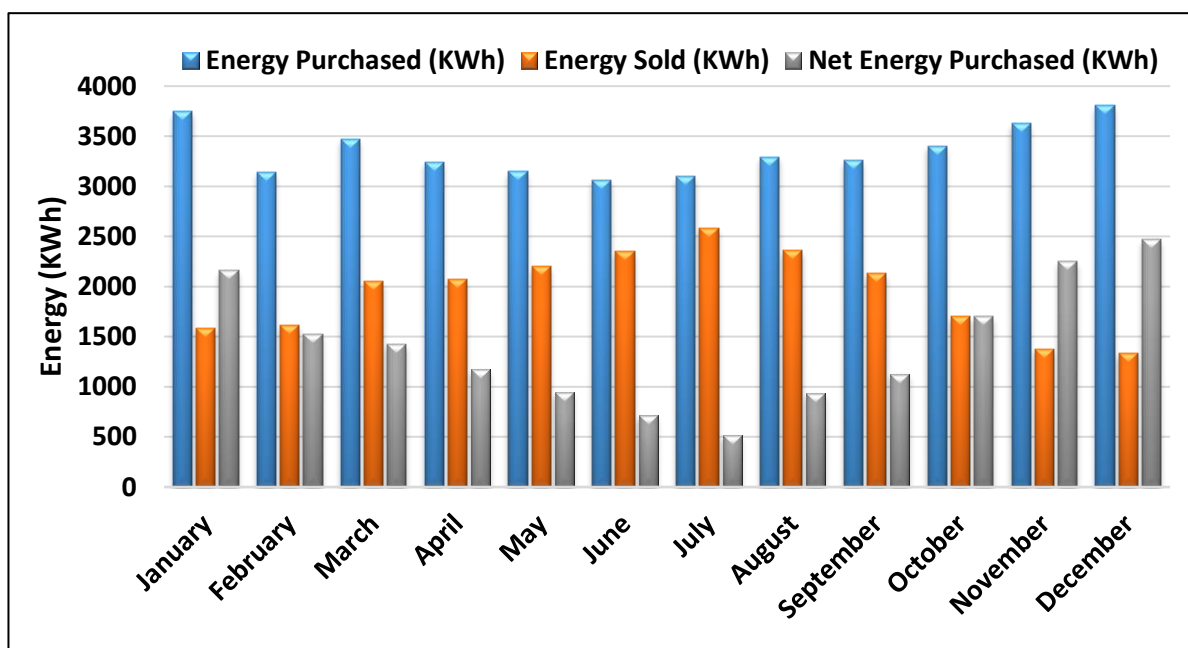


Figure 2-9: Energie échangée entre MG et le réseau principal

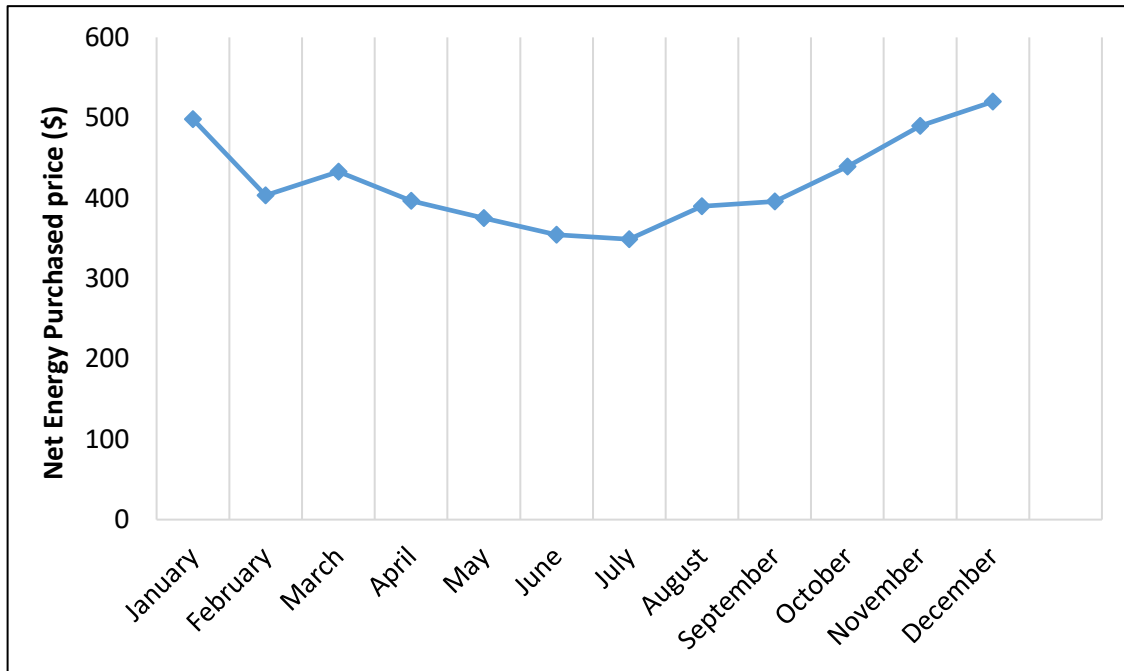


Figure 2-10: Le coût net de l'énergie achetée via le réseau

2.6. Conclusion

Le projet d'électrification d'un MG rural nécessite au début de sa phase d'élaboration une étude de dimensionnement afin de trouver la combinaison optimale qui a un coût net actuel total le plus bas, et qui prend en considération le coût d'investissement, les coûts d'exploitation et de maintenance, le coût de remplacement et le coût du carburant. Les résultats exposés dans ce chapitre sont publiés dans International Conference on Wireless Technologies, Embedded and Intelligent Systems (WITS) (2019, April) (pp. 1-6). IEEE (Electronic ISBN:978-1-5386-7850-3) doi: 10.1109/WITS.2019.8723790, sous le titre : **'Optimal sizing of grid connected microgrid in Morocco using Homer Pro'**[4].

Dans ce chapitre, nous avons dimensionné les composants énergétiques d'un MG rural supposé n'avoir jamais été électrifié par des sources énergétiques locales, alors que dans les prochains chapitres, la configuration des MGs est supposé déjà existante et donc l'objectif sera de trouver la répartition optimale des composants énergétiques dans le MG que ce soit connecté au réseau ou isolé.

Chapitre 3

GESTION D'ENERGIE DES INSTALLATIONS HYBRIDES DANS UN MICRO-RESEAU PAR LA METHODE PROPOSEE H-PSO-SCAC

Dans ce chapitre nous allons étudier la résolution du problème d'optimisation de l'engagement unitaire des unités énergétiques d'un MG connecté au réseau, ayant une installation hybride avec des sources renouvelables hybrides (WT et PV), des groupes électrogènes, en examinant deux cas d'étude : avec et sans système de stockage électrique. La répartition optimale de l'énergie sera déterminée pour répondre à la demande de charge pour une planification journalière de 24 heures. A cet effet, nous allons définir la fonction objectif et les contraintes du système correspondantes à chaque cas d'étude du MG. Puis, nous allons utiliser l'algorithme H-PSO-SCAC pour la résolution de la fonction objectif.

3.1. Etat de l'art

L'engagement unitaire (UC)²⁵ est l'un des problèmes d'optimisation les plus importants dans la gestion de la production d'énergie électrique. L'UC est l'une des solutions de SGE basée sur la planification journalière de la production d'énergie sur 24 h et la prévision de la demande qui vise à trouver la répartition la plus rentable pour laquelle la production d'un ensemble de générateurs électriques est coordonnée tout en satisfaisant la demande de charges eu égard aux contraintes d'égalités et d'inégalités du système [105], afin d'atteindre un objectif prédéfini. L'intérêt de UC réside dans la compensation de chaque variation de la demande par une variation immédiate de la production. Cependant, la coordination des générateurs de production reste difficile à cause de plusieurs raisons, telles que le nombre des unités de production, l'existence de différents types d'unités dans chacun a ses propres contraintes de fonctionnement avec des coûts de production différents. Ainsi l'UC est l'un des problèmes fondamentaux de SGE, qui a attiré l'attention des chercheurs depuis de nombreuses années et plusieurs études ont été menées pour le résoudre à l'aide de différentes techniques, déterministes et probabilistes.

Les Méthodes Déterministes (MD) tirent parti des caractéristiques analytiques du problème pour faire converger un ensemble de points vers la solution optimale globale [43]. Dans la littérature, les MDs sont utilisés pour résoudre un SGE dans un MG par programmation linéaire [44], programmation en nombres entiers mixtes [45], programmation linéaire en nombres entiers mixtes [46] et programmation non linéaire [48]. Les MDs sont utilisés pour des fonctions objectif lisses et continues. Par conséquent, les coûts du carburant

²⁵ Unit Commitment

rendent le problème des UC discontinu, c'est une complication que les MDs ont du mal à gérer.

Les Méthodes probabilistes et Métaheuristiques (MMs) sont largement utilisées en raison de leur capacité à gérer facilement ces difficultés dans le problème de l'UC. Les MMs se caractérisent par la nature de ses données qui contiennent des éléments stochastiques, et la solution obtenue dépend fortement de la génération aléatoire des variables [53].

Les techniques Swarm Intelligence (SI) font partie des MMs connues également sous le nom de méthodes inspirées de la nature et inspirées du comportement d'agents comme celui des colonies de fourmis, de l'élevage d'animaux, du troupeau d'oiseaux, de la croissance bactérienne, de l'intelligence microbienne et de la scolarisation des poissons. Dans ces méthodes, les agents appartenant à la population interagissent localement entre eux et avec leur environnement pour parvenir à la solution optimale. Plusieurs algorithmes SI ont été étudiés et appliqués pour résoudre les concepts d'optimisation MG, tels que l'optimisation des essaims de particules (PSO)²⁶ [106], le GA [107], l'algorithme de chauve-souris [60], l'algorithme de recherche de colonies virales [108], algorithme de recherche de coucou [61], algorithme de colonies d'abeilles artificielles [62], algorithme d'optimisation des baleines [63], algorithme de salp Swarm [109], Algorithme des fourmilions [64] et Dragonfly Algorithm [110].

La plupart de ces algorithmes présentent l'inconvénient d'une convergence prématurée au cours du processus d'itération et donc de tomber dans une solution optimale locale sans avoir la capacité d'explorer plus de zones de l'espace de recherche.

Pour contourner ce problème, une nouvelle méthode hybride basé sur PSO sera proposée et testée dans ce chapitre pour résoudre le problème UC et déterminer le SGE optimal de MG.

La méthode PSO est l'une des méthodes SI les plus populaires qui a été largement appliquée pour la résolution des problèmes d'optimisation complexes en raison de sa simplicité de mise en œuvre, de sa convergence rapide et de son rendement élevé. Cependant, La méthode PSO est facilement piégé dans une position optimale locale à cause de sa convergence prématurée, ayant la difficulté d'équilibrer l'exploration et l'exploitation.

²⁶ Particle Swarm Optimization

Pour surmonter ces inconvénients, ce chapitre examine l'application d'un nouvel algorithme SI connu sous le nom de PSO hybride avec coefficients d'accélération sinusoïdale (H-PSO-SCAC)²⁷. Un ordonnancement journalier d'un MG rural connecté au réseau sera résolu par le H-PSO-SCAC, et comparé avec d'autres méthodes d'optimisation pour démontrer ses performances.

3.2. Modélisation des générateurs du micro-réseau

Le MG étudié se compose d'une installation énergétique hybride avec des panneaux PV, WT, BAT de stockage et des groupes électrogènes.

3.2.1. Générateur photovoltaïque

3.2.1.1. Modélisation électrique

Une cellule PV peut être modélisée par le schéma électrique équivalent tel qu'illustré à la figure 3-1 et présentée en tant que source de courant en parallèle avec une diode [111], ainsi que des résistances série R_s et parallèle (shunt) R_{sh} .

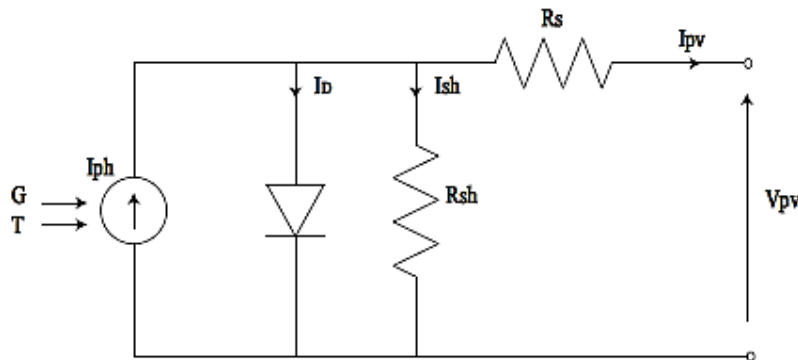


Figure 3-1: Modèle électrique de cellule photovoltaïque.

3.2.1.2. Modélisation mathématique

La relation tension-courant d'un module PV est donnée par l'équation non linéaire suivante :

$$I_{PV} = I_{ph} - I_s \left(\exp^{q(V_{PV} + I_{PV}R_s)/AKT} - 1 \right) - (V_{PV} + I_{PV}R_s) / R_{sh} \quad (5)$$

²⁷ Hybrid Particle Swarm Optimization with Sine Cosine Acceleration Coefficients

Avec I_{ph} est le photo-courant résultant de la contribution dû à l'éclairement solaire et la température, il est exprimé par la relation suivante:

$$I_{ph} = I_{sc} + \left(Ki(T - T_{ref}) \right) G / G_{ref} \quad (6)$$

Et I_s est le courant de saturation de la diode, il est défini par :

$$I_s = I_{rs} \left(T / T_{ref} \right)^3 \left[\exp^{qE_g / AK} * \left(1 / T_{ref} \right) - \left(1 / T \right) \right] \quad (7)$$

Et le courant de saturation inverse I_{rs} est calculé par :

$$I_{rs} = I_{sc} / \left(\exp \left(q * V_{oc} / AKT \right) - 1 \right) \quad (8)$$

Où I_{PV} est le courant de sortie de la Cellule Solaire (CS), V_{PV} est la tension de sortie de CS, q est la charge d'un électron ($1,6 * 10^{-19}C$), A est le facteur de qualité de la diode, K est la constante de Boltzmann ($1,38 * 10^{-23}J/K$), T est la température de la CS, R_s est la résistance en série de la CS, R_{sh} est la résistance de shunt de la CS, V_{oc} est la tension de circuit ouvert, I_{sc} est le courant de court-circuit, T_{ref} est la température de référence, G est l'irradiation solaire, G_{ref} est l'irradiation solaire de référence ($1000W/m^2$), E_g est l'énergie de la bande interdite de la CS.

Dans un modèle simple, la production d'énergie [kWh] d'un générateur PV est proportionnelle à l'irradiation solaire et peut être déterminée par l'équation (9) [112]:

$$E_{PV} = IR_{PV} A_{PV} \eta_{PV} \quad (9)$$

Où IR_{PV} est l'irradiation solaire horaire (kWh/m^2) sur un panneau PV, A_{PV} la surface du panneau PV (m^2) et η_{PV} l'efficacité du panneau PV.

La production d'énergie totale [kWh] pour un certain nombre de panneaux PVs peut être définie selon la relation suivante:

$$E_{PVT} = E_{PV} * N_{PV} \quad (10)$$

Avec N_{PV} est le nombre de panneaux PV.

3.2.2. La Turbine éolienne

3.2.2.1. Modélisation physique

Une turbine éolienne (WT)²⁸ est un générateur d'énergie tridimensionnel en mouvement et plongée dans un flux de vent. L'énergie cinétique du vent se transforme en un couple aérodynamique par action de l'angle d'orientation des pales. Le multiplicateur de vitesse de gain K transforme respectivement le couple aérodynamique et la vitesse de la turbine en couple mécanique et en vitesse de rotation, afin d'entraîner par la suite une génératrice pour la production de l'électricité (figure 3-2).

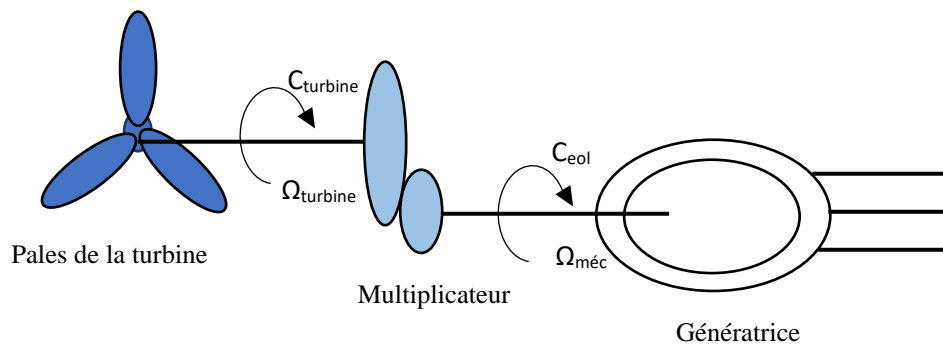


Figure 3-2: Modélisation physique d'une turbine éolienne

3.2.2.2. Modélisation mathématique

La puissance mécanique sur l'arbre d'un aérogénérateur est exprimée par la relation suivante :

$$P_{turbine} = \frac{1}{2} C_p(\lambda) * \rho_{air} * \pi R^2 * V^3 \quad (11)$$

C_p est le coefficient de puissance qui dépend de λ .

Où : λ est la vitesse spécifique, représentant le rapport entre la vitesse linéaire de l'extrémité d'une pale et de la vitesse du vent, elle est exprimée par :

$$\lambda = \frac{\Omega_{turbine} * R}{V} \quad (12)$$

²⁸Wind Turbine

Où : ρ_{air} est la densité du vent égale à 1,225 Kg/m³; $\Omega_{turbine}$ est la vitesse mécanique angulaire du rotor de la WT [rad/s]; V est la vitesse du vent [m/s] à la hauteur du moyeu; R est le rayon d'une pale [m] et S est la surface balayée par la turbine.

Le multiplicateur de vitesse a pour but d'amplifier la vitesse de la turbine pour l'adapter à la génératrice. Ainsi le couple éolien et la vitesse de rotation à la sortie du multiplicateur de vitesse s'expriment par:

$$C_{eol} = \frac{C_{turbine}}{G} \quad (13)$$

$$\Omega_{méc} = G * \Omega_{turbine} \quad (14)$$

$$C_{turbine} = \frac{P_{turbine}}{\Omega_{turbine}} = \frac{1}{2} * C_p(\lambda) * \rho * S * V_v^3 * \frac{1}{\Omega_{turbine}} \quad (15)$$

La production d'énergie [kWh] de la turbine éolienne est proportionnelle à la vitesse du vent à la hauteur du moyeu et peut être exprimée mathématiquement par l'équation (16) [112]:

$$E_{WT} = 0.5 \eta_{WT} \rho_{air} C_p * S * V^3 \quad (16)$$

Où η_{WT} est l'efficacité de la WT.

La vitesse du vent à la hauteur du moyeu peut être modélisé par l'équation (17) [113]:

$$\frac{V}{V_{ref}} = \left(\frac{h_{hub}}{h_{ref}} \right)^\alpha \quad (17)$$

Où V_{ref} est la vitesse du vent (m/s) mesuré à la hauteur de référence h_{ref} (m), h_{hub} est la hauteur du moyeu (m) et α est l'exposant de la loi de puissance $\alpha \in \left[\frac{1}{7}, \frac{1}{4} \right]$, et α est généralement considéré comme 1/7 pour un espace ouvert [114].

La production d'énergie totale [kWh] pour un nombre donné de WT peut être exprimée par la relation suivante :

$$E_{WTT} = E_{WT} * N_{WT} \quad (18)$$

Où N_{WT} est le nombre de générateurs WT.

3.2.3. Batterie de stockage

3.2.3.1. Modélisation électrique

Le modèle électrique d'une BAT est décrit par un circuit équivalent composé de sources de tension, des résistances et des condensateurs, afin de représenter les caractéristiques électrochimiques et la dynamique entrée-sortie de la BAT.

Quatre modèles électriques existent pour la modélisation d'une BAT: le modèle de Thevenin, le modèle RC, le modèle de résistance interne et le modèle PNGV²⁹. [115]

Pour la modélisation de la BAT Li-Ion, le modèle de Thevenin est le plus utilisé grâce à sa simplicité et sa capacité de capturer la réponse dynamique avec une erreur acceptable [116,117]. Ainsi le modèle électrique de la BAT Li-Ion est représenté sur la figure 3-3, et se compose de trois éléments: (1) la résistance interne ohmique équivalente R_s qui représente les pertes dues aux résistances ohmiques des composants chimiques de la BAT; (2) la résistance de polarisation équivalente R_p en parallèle avec la capacité de polarisation équivalente C_p , utilisés pour la simulation des transitoires de charge – décharge de la BAT; et (3) la tension à vide de la BAT V_{oc} , qui varie en fonction de SOC. Le modèle de Thevenin considère le courant I comme entrée et la tension aux bornes U_s comme sortie [115].

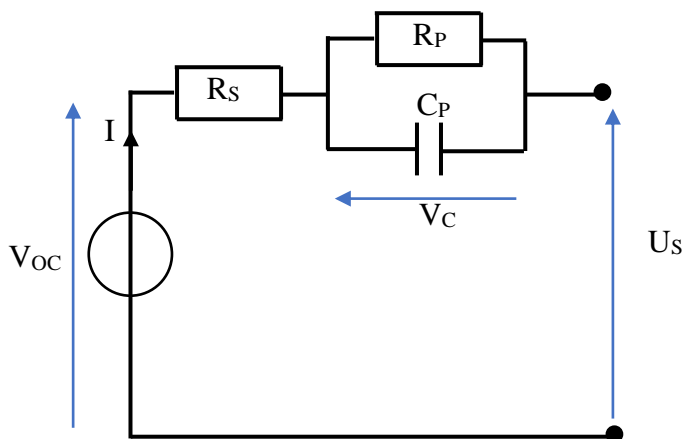


Figure 3-3: Modèle de Thevenin de la BAT Li-Ion.

²⁹Partnership for a New Generation of Vehicles

3.2.3.2. Modélisation mathématique

En utilisant la loi de Kirchhoff, une BAT Li-Ion peut être représenté d'après le Modèle de Thevenin par les relations suivantes :

$$U_s(t) = V_{oc}(t) - R_s * I(t) - V_C(t) \quad (19)$$

$$\frac{dV_C(t)}{dt} = -\frac{1}{C_p R_p} V_C(t) + \frac{1}{C_p} I(t) \quad (20)$$

La puissance de la BAT peut être définie en fonction du mode de fonctionnement de la BAT par les relations suivantes:

$$P_{Bat}(t) = P_{Bdch}(t) > 0 \text{ si la BAT est déchargée.} \quad (21)$$

$$P_{Bat}(t) = P_{Bch}(t) < 0 \text{ si la BAT est chargée.} \quad (22)$$

L'énergie disponible de la BAT est déduite de son énergie à l'instant précédent et de sa puissance moyenne instantanée. La puissance instantanée est soustraite de l'énergie de la BAT à l'instant t, ainsi la quantité d'énergie disponible dans la BAT sera augmentée en cas de charge, et elle sera diminuée en cas de décharge. Donc l'énergie de la BAT peut être définie selon la relation suivante [119].:

$$E_{Bat}(t+1) = E_{Bat}(t) - (\eta_{Bch} * P_{Bch} + \frac{P_{Bdch}}{\eta_{Bdch}}) * Delta(t) \quad \forall t \in [0, T] \quad (23)$$

Où P_{Bdch} et P_{Bch} sont respectivement la puissance de décharge de la BAT et la puissance de charge de la BAT. η_{Bch} et η_{Bdch} sont respectivement l'efficacité de charge de la BAT et l'efficacité de décharge de la BAT, et $Delta(t)$ est l'intervalle de temps.

La valeur initiale de l'énergie de la BAT dépend de la valeur SOC initiale [119]:

$$E_{Bat}(t=0) = SOC(t=0) * E_{Bat_usable} \quad (24)$$

3.2.3.3. L'état de charge

L'état de charge (SOC) est la quantité de l'énergie qui reste emmagasinée dans la BAT. Il est exprimé en % et calculé par le rapport entre la capacité résiduelle et la capacité nominale de la BAT :

$$SOC [\%] = \frac{Capacité\ résiduelle}{Capacité\ nominale} * 100 \quad (25)$$

La valeur de SOC nous permet d'éviter la charge excessive ainsi que la décharge profonde de la BAT, d'augmenter sa durée de vie et d'optimiser la puissance du système. Il dépend de plusieurs paramètres électriques et chimiques de la BAT, comme l'impédance interne, la température, l'électrolyte, la tension à vide, la tension en charge et le courant [118].

Le calcul du SOC est déduit du SOC à l'instant qui précède et de la variation de puissance instantanée, par rapport à l'énergie utilisable de la BAT, en tenant compte des modes de charge et de décharge [119].

$$SOC(t+1) = SOC(t) - \frac{(\eta_{Bch} * P_{Bch} + \frac{P_{Bdch}}{\eta_{Bdch}}) * Delta(t)}{E_{B_usable}} \quad (26)$$

Où E_{Bat_usable} est l'énergie utilisable de la BAT.

3.2.4. Groupe électrogène

Un groupe électrogène est un dispositif capable de générer l'électricité à partir de l'énergie fossile. Il est constitué d'un moteur thermique qui entraîne un alternateur. Un groupe électrogène est utilisé soit comme dispositif de secours dans certains bâtiments qui ne tolèrent pas les coupures de l'électricité, soit dans les zones éloignées.

3.2.5. Réseau de distribution principal

Lorsque le MG fonctionne en mode connecté au réseau principal, un système d'échange d'énergie électrique est autorisé entre le MG et le réseau. Par conséquent, l'énergie peut être vendue ou transférée au MG à partir du réseau et vice versa. Le réseau dans ce cas

est considéré comme un outil de secours, et il est utilisé pour faire face à la pénurie de RG. Si les unités de génération MG ne peuvent pas satisfaire la demande de charge, alors le MG doit acheter l'énergie du réseau. De plus, si les unités de production MG dépassent la demande de charge, alors le MG peut vendre l'excédent de puissance au réseau.

La puissance relative au réseau principal $P_g(t)$ peut être définie en fonction du mode d'échange avec le MG par les relations suivantes:

$$P_g(t) \geq 0 \text{ si la puissance est importée (achetée) du réseau} \quad (27)$$

$$P_g(t) < 0 \text{ si la puissance est exportée (vendue) au réseau.} \quad (28)$$

3.3. Formulation du problème de SGE des ressources énergétiques d'un micro-réseau connecté au réseau principal

3.3.1. Formulation du problème de SGE des ressources énergétiques d'un micro-réseau connecté au réseau principal sans batterie de stockage

3.3.1.1. Formulation de la fonction objectif

Pour un MG connecté au réseau principal et équipé par ses propres générateurs d'énergie locaux avec des ressources renouvelables (PV et WT) et des GEs, la fonction objectif à optimiser est définie pour la réduction du coût de l'énergie consommé par le micro-réseau. Et puisque la production des ressources renouvelables de PV et de WT dépend principalement des conditions environnementales et génère par la suite une énergie gratuitement exploitable. Le coût de l'énergie consommé est devenu alors le coût du carburant consommé par les GEs et le coût de transaction de l'énergie échangée avec le réseau principal, donc la FO est décrite par la relation suivante [120]:

$$\min\left(\sum_{t=1}^T C_g(P_g(t)) + \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n C_i(P_i(t))\right) \quad (29)$$

Où T est l'horizon temporel, n est le nombre total de GE, $C_g(P_g(t))$ est le coût de transaction de l'énergie échangée avec le réseau $P_g(t)$ et $C_i(P_i(t))$ est le coût du carburant consommé par le GE (i).

Le coût de transaction de l'énergie échangée avec le réseau peut être modélisé par l'équation (30) [120]:

$$C_g(P_g(t)) = \begin{cases} \gamma_g \times P_g(t) & P_g(t) > 0 \\ 0 & P_g(t) = 0 \\ -\gamma_g \times P_g(t) & P_g(t) < 0 \end{cases} \quad (30)$$

Où γ_g est le prix d'achat et de vente de l'énergie entre le MG et le réseau principal.

Le coût du carburant consommé par un GE peut être modélisé par une fonction quadratique de la puissance de sortie du générateur, et il est décrit par l'équation suivante [120]:

$$C_i(P_i(t)) = a_i P_i^2(t) + b_i P_i(t) \quad (31)$$

Où a_i et b_i sont les coefficients de coût relatifs au GE(i) (fournis par le constructeur), $P_i(t)$ est la puissance de sortie instantanée du GE(i).

3.3.1.2. Les contraintes du système

3.3.1.2.1. Équilibre du flux de puissance

La puissance instantanée générée par les unités de production du MG doit être égale à la demande de charge instantanée, comme elle est présentée dans l'équation (32):

$$\sum_{i=1}^n P_i(t) + P_w(t) + P_{pv}(t) + P_g(t) = P_{load}(t) \quad (32)$$

Où $P_i(t)$ est la puissance instantanée de sortie de GE(i), $P_w(t)$ est la puissance instantanée générée par WT, $P_{pv}(t)$ est la puissance instantanée générée par PV, $P_g(t)$ est la puissance instantanée échangée entre le MG et le réseau, et $P_{load}(t)$ est la puissance instantanée demandée par la charge.

3.3.1.2.2. Limites de génération de l'énergie renouvelable

La puissance instantanée produite par PV et WT doit être maintenue dans les limites de puissance minimale et maximale comme illustré dans les équations (33) et (34) [17]:

$$P_{PV,\min} \leq P_{PV}(t) \leq P_{PV,\max} \quad (33)$$

$$P_{W,\min} \leq P_W(t) \leq P_{W,\max} \quad (34)$$

Où $P_{PV,\min}$, $P_{PV,\max}$ et $P_{W,\min}$, $P_{W,\max}$ sont respectivement les limites de puissance minimale et maximale qui peuvent être produites par les panneaux PV et par WT.

3.3.1.2.3. Limites de production d'un groupe électrogène

La puissance instantanée produite par un GE doit être maintenue dans les limites de sa puissance minimale et maximale comme illustré dans l'équation suivante [120]:

$$P_{i,\min} \leq P_i(t) \leq P_{i,\max} \quad (35)$$

Où $P_{i,\min}$ et $P_{i,\max}$ sont respectivement les limites de puissance minimale et maximale relative à la production du GE(i).

La puissance générée par GE est également limitée par les contraintes physiques de démarrage et d'arrêt, qui sont représentées par des limites de taux de rampe, et modélisées par l'équation (36) [120]:

$$-DR_i \leq P_i(t+1) - P_i(t) \leq UR_i \quad (36)$$

Où DR_i et UR_i sont respectivement les limites de rampe d'arrêt et de démarrage du GE(i).

3.3.1.2.4. Limites du réseau principal

Pour une exploitation fiable du réseau principal, il est supposé que l'électricité échangée avec le MG est limitée par la relation suivante:

$$P_{g\exp,\max} \leq P_g(t) \leq P_{gimp,\max} \quad (37)$$

Où $P_{g,exp,max}$ et $P_{g,imp,max}$ sont respectivement la puissance maximale d'exportation et la puissance maximale d'importation du réseau public.

3.3.2. Formulation du problème de SGE des ressources énergétiques d'un micro-réseau connecté au réseau principal avec batterie de stockage

3.3.2.1. Formulation de la fonction objectif

Pour un MG connecté au réseau principal et équipé par ses propres générateurs d'énergie locaux avec des ressources renouvelables et des GEs et une BAT de stockage, la FO à optimiser est définie afin de réduire le coût de l'énergie consommée par le MG. Et comme la BAT nous offre gratuitement l'énergie qui a été déjà stockée, la FO est donc la même que celle représentée par l'équation (29) dans la section 3.3.1.1.

3.3.2.2. Les contraintes du système

Dans ce paragraphe, la BAT est ajoutée comme élément de stockage dans le MG prédéfini dans la section 3.3.1.

Ainsi dans l'équation (38) qui définit l'équilibre du flux de puissance, la composante de la puissance correspondante à la BAT sera ajoutée. Les contraintes de génération de l'EnR, les contraintes des GEs et du réseau principal, sont les mêmes que celles représentées dans la section 3.3.1.2.

3.3.2.2.1. Equilibre du flux de puissance

La puissance instantanée générée par les unités de production du MG doit être égale à la demande de charge instantanée, comme elle est présentée par la relation suivante :

$$\sum_{i=1}^n P_i(t) + P_w(t) + P_{PV}(t) + P_g(t) + P_{Bat}(t) = P_{load}(t) \quad (38)$$

Où $P_i(t)$ est la puissance instantanée de sortie de GE(i), $P_w(t)$ est la puissance instantanée générée par WT, $P_{PV}(t)$ est la puissance instantanée générée par PV, $P_g(t)$ est la

puissance instantanée échangée entre le MG et le réseau, $P_{Bat}(t)$ est la puissance instantanée de la BAT et $P_{load}(t)$ est la puissance instantanée demandée par la charge.

3.3.2.2.2. Limites de la batterie

La puissance de la BAT doit être à tout moment comprise entre les limites de puissance de charge et de décharge prédéfinies par le fabricant :

$$P_{Bch,max} \leq P_{Bat}(t) \leq P_{Bdch,max} \quad (39)$$

Avec $P_{Bch,max}$ et $P_{Bdch,max}$ sont respectivement la puissance de charge maximale de la BAT et la puissance de décharge maximale de la BAT.

Le niveau d'énergie de la BAT doit être à tout moment maintenu dans les limites minimale et maximale :

$$E_{Bat,min} \leq E_{Bat}(t) \leq E_{Bat,max} \quad (40)$$

Avec $E_{Bat,min}$ et $E_{Bat,max}$ sont respectivement les limites d'énergie minimale et maximale de la BAT.

Les niveaux de SOC ont un effet significatif sur la durée de vie de la BAT, par conséquent, il est souhaitable de maintenir le SOC de la BAT dans les limites minimale et maximale :

$$SOC_{min} \leq SOC(t) \leq SOC_{max} \quad (41)$$

Avec SOC_{min} et SOC_{max} sont respectivement les limites de SOC minimale et maximale de la BAT.

3.4. Algorithme d'optimisation proposée : Algorithme hybride d'essaim de particules avec des coefficients d'accélération sinusoïdale H-PSO-SCAC

3.4.1. Objectif

L'algorithme PSO (voir Annexe C.4.) est l'une des méthodes inspirées de la nature les plus populaires, qui a été largement appliquée pour la résolution des problèmes d'optimisation complexe, grâce à son efficacité, sa rapidité de converger, sa robustesse et sa simplicité d'implémentation. Cependant, en comparaison à d'autres méthodes, le PSO montre son infériorité d'échapper à l'optimum local et d'affiner la recherche d'une solution globale. Ainsi le PSO a une convergence prématurée et se piège dans les points optimum locaux à cause de son manque de diversité de l'espace de recherche et sa faiblesse d'équilibrer les phases d'exploration et d'exploitation, particulièrement dans les problèmes d'optimisation avec une FO complexe ayant multi-pics [123].

Pour surmonter ces inconvénients, des modifications de PSO ont été développées dans la littérature afin d'améliorer les performances de recherche par rapport à l'algorithme PSO original, telle que l'algorithme hybride de PSO avec recuit simulé [79], PSO régularisé [121], regroupement PSO [122], Optimisation de l'essaim de particules à convergence garantie avec mutation gaussienne [17].

Dans le même but de surmonter les lacunes de convergence prématurée de PSO, en renforçant ses performances de recherche, nous proposons un algorithme hybride d'essaim de particules avec des coefficients d'accélération sinusoïdale (H-PSO-SCAC), inspirée de la méthode présentée dans [123] et qui a été développée avec implémentation de trois modifications de l'algorithme PSO (H-PSO)³⁰ en parallèle avec les coefficients d'accélération sinusoïdale (SCAC)³¹. Cependant, dans notre étude, nous avons choisis de travailler qu'avec deux modifications apportées au PSO d'origine en parallèle avec les SCAC.

³⁰ Hybrid Particle Swarm Optimization

³¹ Sine Cosine Acceleration Coefficients

3.4.2. Présentation de la méthode proposée

3.4.2.1. Initialisation de population de la méthode proposée

Pour un algorithme évolutif efficace, il est souhaitable que les particules explorent tout l'espace de recherche. Par conséquent, au début du processus d'algorithme, la capacité de recherche globale devrait être améliorée.

Dans la méthode proposée, deux modifications majeures ont été adoptées. La première modification est l'initialisation de la population de l'algorithme PSO par hybridation avec l'apprentissage basé sur l'opposition [123]. Comme présenté en Annexe C.4, la population initiale de l'algorithme PSO est générée d'une manière aléatoire, ce qui peut affaiblir la diversité de recherche globale dans l'espace de recherche, et ainsi affecter la précision de la solution trouvée.

L'utilisation de l'apprentissage basé sur l'opposition [124] dans la phase d'initialisation de la population au lieu de l'initialisation aléatoire de population, peut offrir une exploration globale de l'espace de recherche et augmenter de 50% les possibilités de trouver la solution optimale globale [123].

3.4.2.1.1. Les coefficients d'accélération sinusoïdale et le poids d'inertie

Dans le processus PSO, les paramètres d'accélération $C1$ et $C2$ sont également appelés les composantes cognitives et sociales, respectivement. Ces paramètres modifient la vitesse des particules afin d'atteindre Personal Best (pbest) et Global Best (gbest) (voir Annexe C.4.), et par conséquent, ils sont responsables de l'obtention d'une solution optimale globale précise et avec une convergence rapide.

Des coefficients d'accélération variant avec le temps ont été proposés pour équilibrer efficacement la recherche globale du processus durant la phase d'exploration et la capacité de convergence globale durant la phase d'exploitation. Lorsque la composante cognitive $C1$ est réduite, la composante sociale $C2$ doit être augmenté, où la meilleure plage de valeurs pour la composante cognitive $C1$ est comprise entre 2.5 et 0.5, et entre 0.5 et 2.5 pour la composante sociale $C2$. Les coefficients d'accélération sinusoïdale remplit efficacement les conditions des coefficients d'accélération variant avec le temps, et peut mieux équilibrer la recherche globale durant la phase d'exploration et la convergence globale durant la phase d'exploitation, où les

coefficients d'accélération sinusoïdale C_1 et C_2 peuvent être représentés mathématiquement selon les relations suivantes [123]:

$$C_1 = \delta * \sin\left(\left(1 - \frac{t}{it_{\max}}\right) * \frac{\pi}{2}\right) + \delta \quad (42)$$

$$C_2 = \delta * \cos\left(\left(1 - \frac{t}{it_{\max}}\right) * \frac{\pi}{2}\right) + \delta \quad (43)$$

Avec δ et δ deux constantes ($\delta = 2$, $\delta = 0.5$).

Et t et it_{\max} sont respectivement l'itération actuelle et l'itération maximale.

C_1 est comprise entre 2,5 et 0,5 et C_2 est comprise entre 0,5 et 2,5.

En parallèle avec l'implémentation des coefficients d'accélération sinusoïdale, la deuxième modification apportée à l'algorithme PSO est l'utilisation de la carte sinusoïdale [123] pour ajuster le poids d'inertie ω pendant le processus de recherche, en raison que le poids d'inertie affecte la convergence globale de l'algorithme PSO. L'utilisation de la carte sinusoïdale dans l'algorithme PSO améliore la diversité de la population dans l'espace de recherche, et renforce la capacité de convergence vers l'optimum global. Ainsi le poids d'inertie W_{sm} basé sur la carte sinusoïdale est mathématiquement représenté par la relation suivante [123, 125]:

$$W_{sm}(t) = \frac{c}{4} * \sin(\pi * W_{sm}(t-1)) \quad x_k \in (0,1) \quad 0 < c \leq 4 \quad t = 1, 2, \dots, it_{\max} \quad (44)$$

Où la plage poids d'inertie W_{sm} est [0,1].

Ainsi le H-PSO-SCAC met à jour la vitesse des particules à chaque itération par l'expression suivante :

$$V_i^{t+1} = W_{sm}(t) \times V_i^t + C_1 \times r_1 \times (pbest_i^t - X_i^t) + C_2 \times r_2 \times (gbest^t - X_i^t) \quad (45)$$

L'organigramme de l'algorithme H-PSO-SCAC proposé pour la résolution du problème UC est illustré à la figure 3-4.

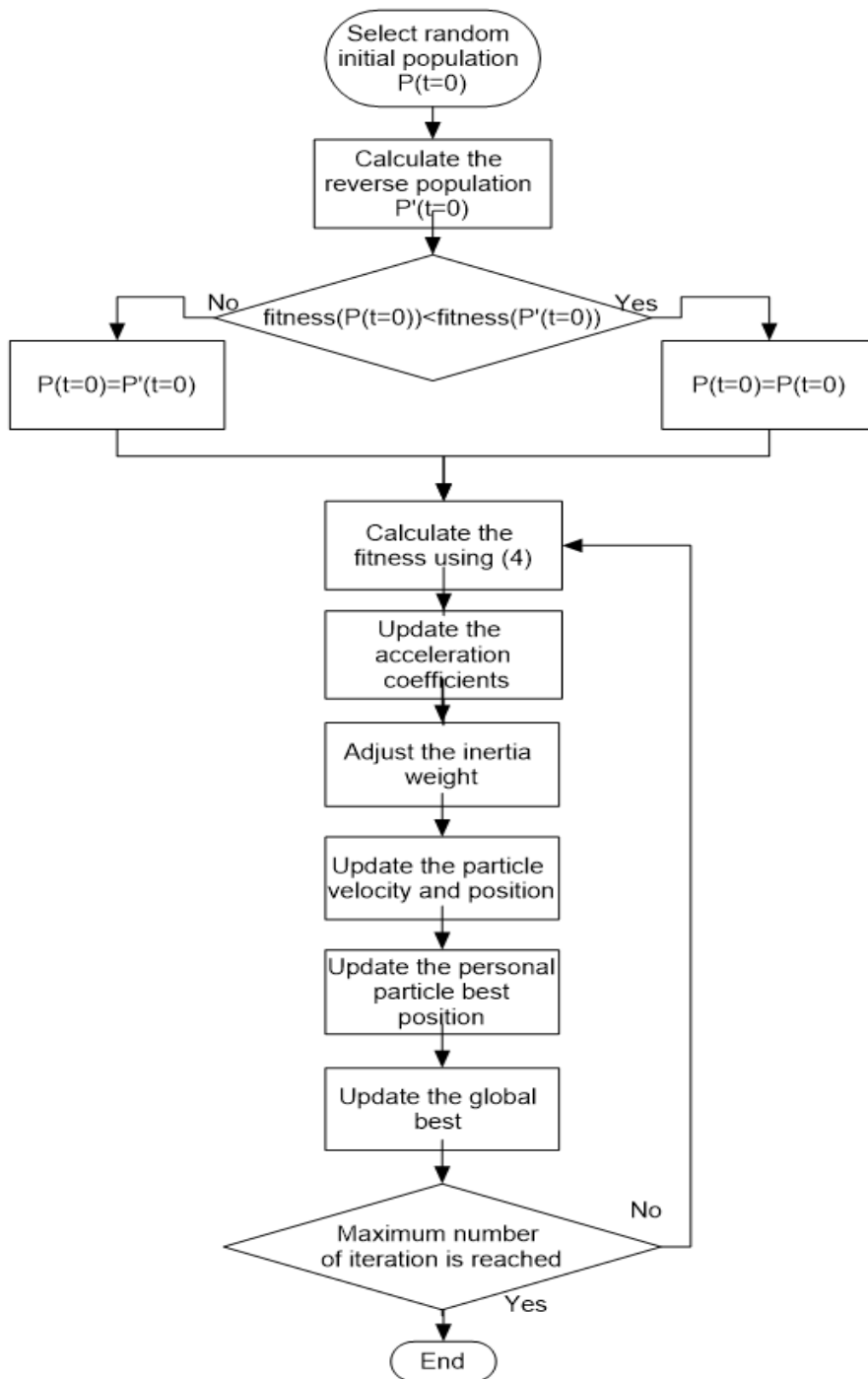


Figure 3-4: L'organigramme de l'algorithme H-PSO-SCAC proposé.

3.5. Méthodologie et simulation

3.5.1. MG connecté au réseau sans batterie de stockage

3.5.1.1. Méthodologie

Dans ce chapitre, le MG rural est connecté au réseau et équipé d'un générateur WT, d'un générateur PV et de trois GEs. Dans ce cas-là, les variables de décision sont $P_w(t)$, $P_{pV}(t)$, $P_g(t)$ et $P_i(t)$. Le MG choisi est situé au périphérique de la ville de Taza avec latitude $34\ 211^\circ\text{N}$ et à 510 altitudes au-dessus du niveau de la mer [126].

Une période d'une journée est considérée comme un intervalle de planification. La figure 3-5 montre la demande de la charge à alimenter et qui correspond à la consommation totale du MG, où la demande de la charge moyenne est de 5 kWh, et elle consomme une puissance plus élevée entre 18h et 22h avec un pic de 24 kWh.

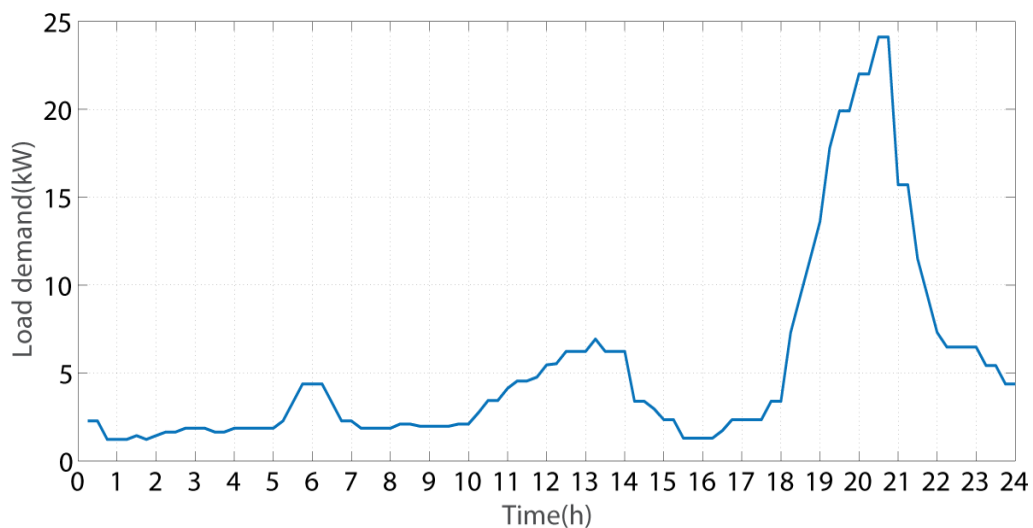


Figure 3-5: Demande de charge horaire d'un MG rural pendant une période d'une journée.

La figure 3-6 illustre la puissance de sortie solaire PV basée sur les données de rayonnement solaire correspondant aux données météorologiques du MG. Le solaire PV a une puissance de sortie maximale de 5 kW dans les conditions environnementales quotidiennes sélectionnées. Le panneau PV produit de l'énergie entre 6h et 18h selon les conditions météorologiques.

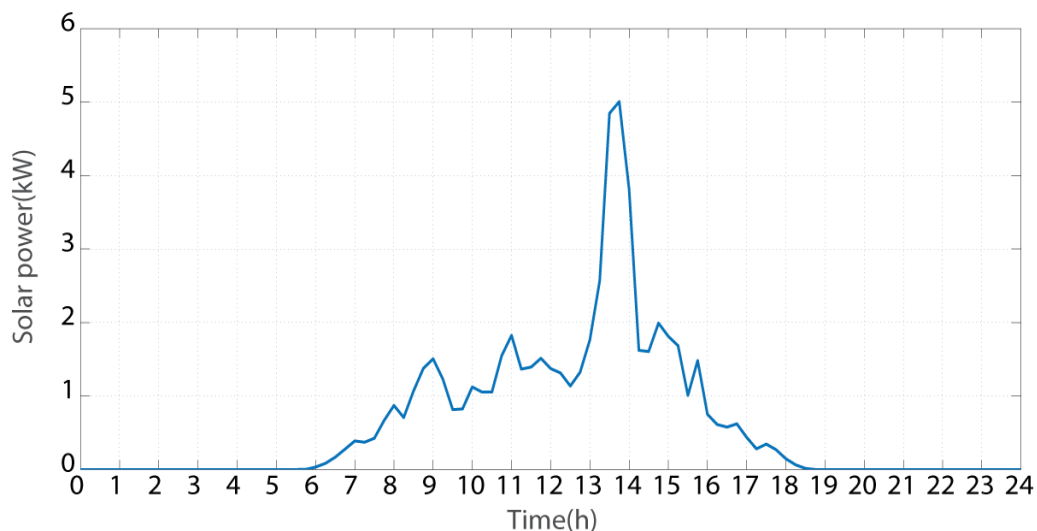


Figure 3-6: Puissance de sortie horaire du PV pendant une période d'une journée.

La figure 3-7 montre la puissance de sortie de WT basée sur les données de vitesse du vent correspondant aux données météorologiques du MG. Le WT a une puissance de sortie maximale de 4,7 kW, où il produit de l'énergie entre 10h et 18h selon les conditions météorologiques.

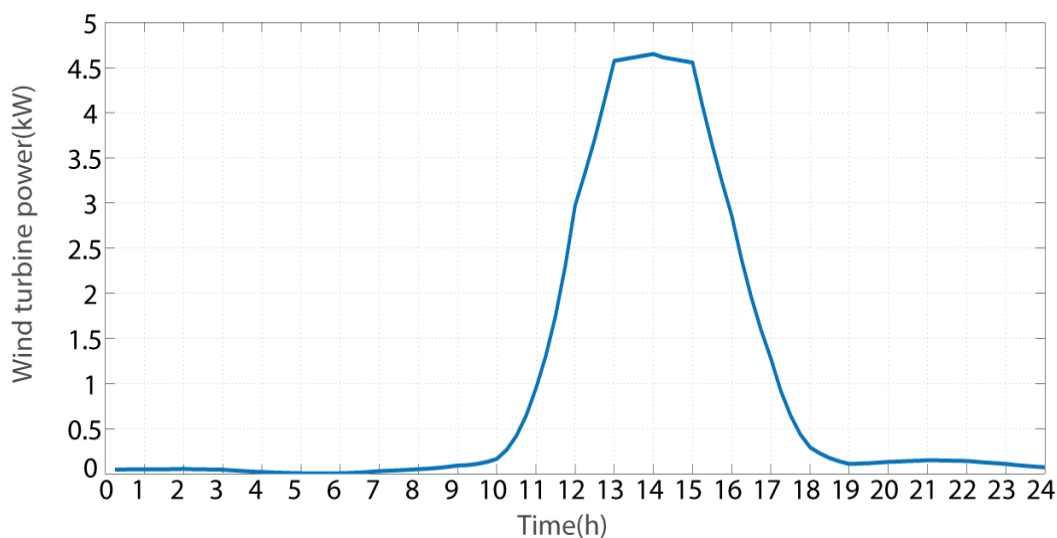


Figure 3-7: Puissance de sortie horaire de la WT pendant une période d'une journée.

Les caractéristiques des trois GE sont adoptées de [120], y compris les coefficients de coût du carburant consommé et les limites de puissance de sortie, comme indiqué dans le tableau 3-1.

Tableau 3-1: Les caractéristiques des groupes électrogènes

GE _i	a _i	b _i	P _{min} (kW)	P _{max} (kW)	DR _i (kW)	UR _i (kW)
1	0.06	0.5	0	4	3	3
2	0.03	0.25	0	6	5	5
3	0.04	0.3	0	9	8	8

L'optimisation du problème de gestion du flux énergétiques journalière est également résolu par l'algorithme AG (voir Annexe C.2) et l'algorithme PSO (voir Annexe C.4), afin d'évaluer les performances de la méthode proposée avec l'algorithme H-PSO-SCAC. Le nombre de particules (solutions) pour tous les algorithmes est supposé être égal à 50 et le nombre maximum d'itérations est 100 itérations. Un ordinateur personnel est utilisé avec un processeur de 2,59 GHz et 8 Go de RAM, fonctionnant sous Windows 10, et le programme est implémenté dans Matlab. L'efficacité de ces méthodes est analysée en utilisant le meilleur coût (BC)³², le mauvais coût (WC)³³ et le moyen coût (MC)³⁴ de la FO [38], et pour évaluer la dispersion de ces algorithmes qui représente la variabilité de leurs valeurs des coûts obtenues, on a utilisé comme indicateur l'écart-type (SD)³⁵, et le pourcentage de précision des coûts (CAP)³⁶ [82] qui caractérise la valeur de l'étendue en pourcentage par rapport au meilleur coût. Les valeurs du SD et du CAP peuvent être calculées à partir des relations suivantes :

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_{mean})^2}{n-1}} \quad (46)$$

$$CAP = \left| \frac{BC - WC}{BC} \right| * 100 \quad (47)$$

Où : n est le nombre de valeurs du coût enregistrées, x_i est la valeur du coût(i) et x_{mean} est le moyen coût. BC et WC sont respectivement le meilleur coût et le mauvais coût.

³² Best Cost

³³ Worst Cost

³⁴ Mean Cost

³⁵ Standard deviation

³⁶ Cost Accuracy Percentage

3.5.1.2. Résultats de simulations

3.5.1.2.1. Convergence

La figure 3-8 regroupe les représentations de différentes fonctions fitness meilleur coût obtenues à partir des trois algorithmes AG, PSO et HPSO-SCA, en fonction des itérations appliquées. Dans la fonction fitness, des coûts de pénalisation relatifs à l'utilisation des GEs ont été pris afin de réduire leur fonctionnement et de réduire les émissions des gaz à effet de serre, et aussi de prendre en considération leurs contraintes techniques.

Comme illustré sur la figure 3-8, le processus d'optimisation de AG a nécessité un grand nombre d'itérations pour converger vers une position optimale locale, avec plus de 40 essais. De même, la capture d'écran zoom de la figure 3-8 montre clairement que le PSO est facilement piégé dans une position optimale locale après 8 essais alors que le H-PSO-SCAC échappe à la solution optimale locale et continue à rechercher la solution la plus proche à la solution optimale globale, et il se rapprochait de l'optimum global après 22 essais. Le graphique prouve la capacité du H-PSO-SCAC d'éviter une convergence prématurée et ainsi d'améliorer la précision de la recherche.

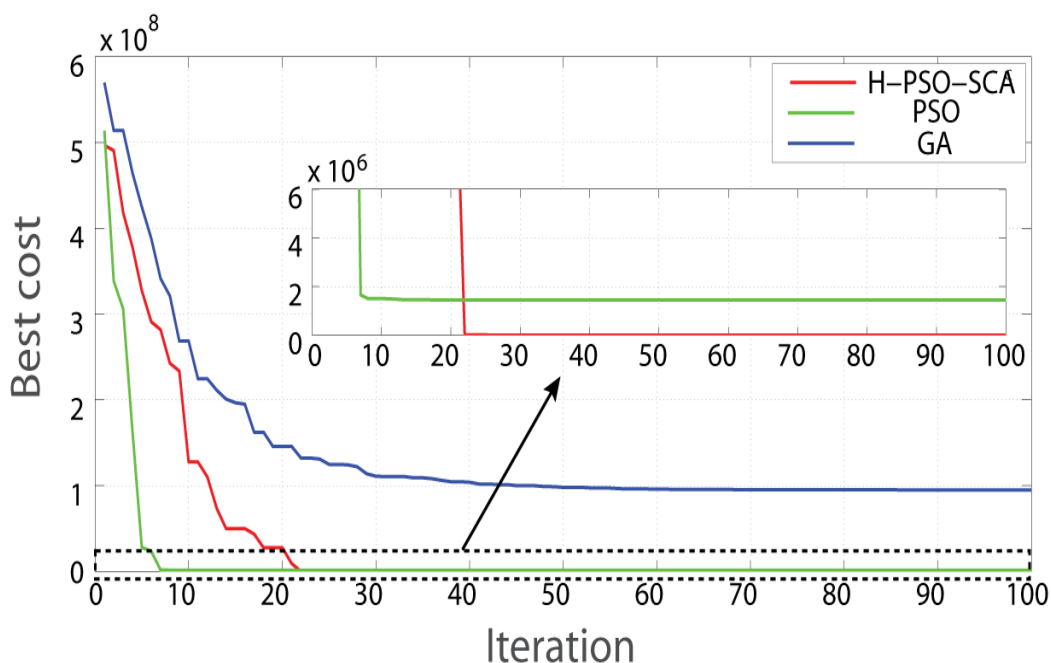


Figure 3-8: La convergence des fonctions fitness meilleur coût résultantes des trois algorithmes GA, PSO et H-PSO-SCA pour un SGE d'un MG connecté au réseau sans BAT de stockage.

Les critères d'optimisation du problème de gestion du flux énergétiques journalière en utilisant différents algorithmes sont décrits dans le tableau 3-2. On peut conclure d'après les

valeurs de SD que le PSO et le H-PSO-SCAC prouvent leur pouvoir d'une grande diversité de population justifiant ainsi la capacité d'explorer plus de zones dans l'espace de recherche, afin d'obtenir de meilleures performances. Le H-PSO-SCAC proposé est plus rentable, il fournit le BC le plus bas, le MC et le WC les plus bas en comparaison avec le GA et le PSO. De même pour les valeurs enregistrées du CAP, les résultats prouvent l'efficacité et la précision du H-PSO-SCAC avec la valeur de CAP la plus élevée caractérisant une étendue plus large et ainsi une meilleure exploration de l'espace de recherche, chose qui justifie l'obtention de la meilleure solution par rapport au PSO et GA.

Tableau 3-2: Comparaison des critères d'optimisation obtenus par différents algorithmes pour 100 essais pour un SGE d'un MG connecté au réseau sans BAT de stockage

Algorithmes	BC (Dh/j)	MC (Dh/j)	WC (Dh/j)	CAP (%)	SD
GA	8,38E+08	8,38E+08	1,09E+10	1,20E+03	7247.6
PSO	1,28E+07	3,72E+08	1,03E+10	8,01E+04	4.8063e+07
H-PSO-SCAC	5,59E+02	5,07E+07	8,22E+09	1,47E+09	1.3281e+07

3.5.1.2.2. Le coût de l'énergie par jour

Le tableau E-1 (voir Annexe E) regroupe les coûts de l'énergie consommée par heure durant le jour d'étude, et qui sont enregistrés par les méthodes d'optimisation GA, PSO, les scénarios (voir Annexe C.1) et la méthode proposée H-PSO-SCAC. Durant la programmation de ces méthodes, une condition exigeant la priorité des générateurs d'EnR pour l'alimentation du MG est prise en compte, afin d'aider les algorithmes de choisir la meilleure répartition du flux énergétiques, et donc de réduire la consommation du carburant et la dépendance au réseau principal.

Le coût de l'énergie consommée représente le coût du carburant consommé par les GEs et le coût de transaction de l'énergie échangée avec le réseau principal. Les valeurs du coût positives signifient le coût payé par le MG pour la satisfaction de son besoin en énergie, alors que les valeurs du coût négatives signifient le revenu résultant de la vente de l'énergie excédentaire du MG au réseau principal.

La figure 3-9 représente le tracé des coûts de l'énergie consommée correspondante à la répartition optimale du flux énergétique du MG obtenue par chaque méthode d'optimisation GA, PSO, les scénarios et la méthode proposée H-PSO-SCAC, selon les valeurs enregistrées dans le tableau E-1 (voir Annexe E). D'après la même figure, la répartition optimale du flux énergétique du MG résultante par la méthode des scénarios engendre une consommation d'énergie plus chère que les autres méthodes d'optimisation, particulièrement durant les périodes de 1h à 12h et de 17h à 24h, ce qui est expliqué par le tableau 3-3 où le coût de l'énergie totale par jour est de 646,47 Dh/j. D'après la même figure 3-9, il est clairement démontré que la méthode proposée H-PSO-SCAC génère une répartition du flux énergétique du MG correspondante à une consommation d'énergie à moindre coût, et qui d'après le tableau 3-3 est de 423,93 Dh/j, contre 506,32 Dh/j et 500,32 Dh/j engendrés respectivement les méthodes PSO et GA.

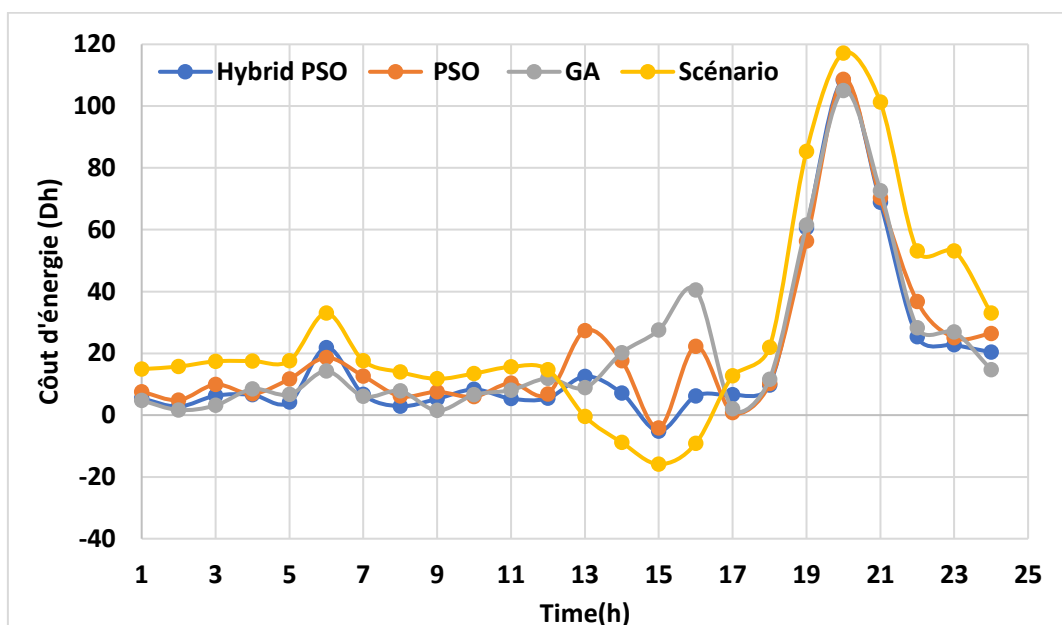


Figure 3-9: Le coût de l'énergie par heure engendré par les différentes méthodes d'optimisation

Tableau 3-3: Le coût de l'énergie par jour engendré par les différentes méthodes d'optimisation

La méthode d'optimisation	H-PSO-SCAC	PSO	GA	Les Scénarios
Le coût de l'énergie par jour (Dh/j)	423,93	506,32	500,32	646,47

3.5.1.2.3. La répartition optimale du MG issue duSGE par la méthode proposée

Le tableau E-2 (voir Annexe E) montre la répartition optimale des trois GEs selon leur puissance optimale produite et obtenue par la méthode proposée H-PSO-SCAC. A cause de l'intermittence de la production énergétique renouvelable, Les GEs sont considérés comme la principale source d'énergie afin d'assurer une alimentation continue, chose qui a été prouvé par les résultats de répartition optimale dans le tableau E-2 (voir Annexe E) et qui montre que les trois GEs produisent de l'énergie toute la journée, avec une production élevée entre 19h et 22h et une faible production le matin.

Le tableau E-3 (voir Annexe E) donne la valeur de puissance optimale de $P_g(t)$ échangée entre le MG et le réseau principal et résultante de la méthode proposée H-PSO-SCAC. On constate que la puissance est vendue au réseau entre 1h et 16h avec une valeur plus élevée à 11h, cependant, l'énergie est achetée via le réseau entre 17h et 24h avec un pic de demande en électricité entre 19h et 20h.

De plus, le tableau E-4 (voir Annexe E) représente la répartition optimale des générateurs d'EnR selon les valeurs des puissances optimales produites $P_w(t)$ et $P_{pV}(t)$, et qui sont obtenues par la méthode proposée H-PSO-SCAC. La production des générateurs d'EnR alimente le MG et ainsi soutient la production des GEs notamment entre 8h et 15h par le générateur PV et entre 11h et 18h par le générateur WT.

La figure 3-10 représente le tracé de la répartition optimale du flux énergétique du MG en considération de tous ses générateurs d'énergie, selon leurs puissances optimales obtenues par la méthode proposée H-PSO-SCAC comme dans les tableaux E-2, E-3 et E-4 (voir Annexe E). D'après cette figure, la demande de charge est principalement servie par les trois GEs. Les générateurs d'EnR sont utilisés comme sources auxiliaires à cause de l'intermittence de l'EnR, et lorsqu'ils commencent à produire de l'énergie, les GEs 2 et 3 réduisent leur production. Comme observé sur la même figure, $P_g(t)$ peut être positive ou négative. $P_g(t)$ est positive signifie que le MG achète l'énergie via le réseau, alors que $P_g(t)$ est négative signifie que le MG vend de l'électricité au réseau. Ainsi entre 18h et 22h, la production renouvelable est affaiblie ou presque nulle, alors que la demande de charge nécessite plus d'énergie, cependant la production des GEs ne peut pas satisfaire la totalité de ce besoin

pendant cette période ; et par conséquent, le MG achète l'électricité du réseau afin de combler le besoin et aide les GEs à satisfaire la demande de charge. Et entre 1h et 16h, comme c'est un avantage pour le MG, les unités du MG produisent plus d'énergie que la demande de charge, et dans ce cas-là l'excédent de puissance peut être vendu au réseau.

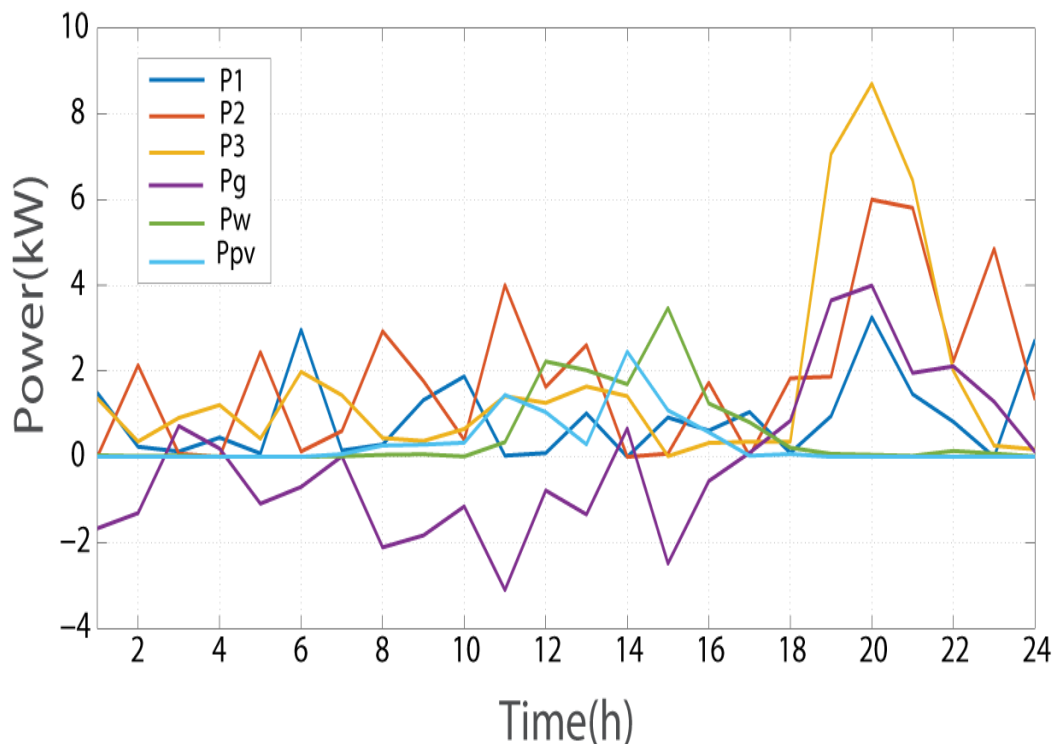


Figure 3-10: La répartition optimale du flux énergétique des composants du MG

3.5.2. MG connecté au réseau avec batterie de stockage

3.5.2.1. Méthodologie

Dans ce paragraphe, le MG sujet de gestion optimale du flux énergétique est connecté au réseau principal et équipé des panneaux PVs, une WT, une BAT de stockage et trois GEs. Par conséquent, les variables de décision sont $P_w(t)$, $P_{pv}(t)$, $P_{bat}(t)$, $P_g(t)$ et $P_i(t)$. Les données représentant la puissance de sortie des panneaux PVs, la puissance de sortie de la WT et les caractéristiques des trois GEs et les données de la charge sont mêmes que celles présentées dans la section 3.5.1.1. Les paramètres de la BAT utilisée sont décrits dans le tableau 3-4, on suppose que le SOC initial de la BAT est déjà connu et pris à 50%.

Tableau 3-4: Les paramètres de la BAT

Paramètre de la BAT	Capacité d'énergie (kWh)	Energie utilisable (kWh)	Puissance de charge maximale (kW)	Puissance de décharge maximale (kW)	SOC Initial (%)	SOC _{max} (%)	SOC _{min} (%)
Valeur	9.8	9.3	7	5	50	80	20

L'optimisation du problème de gestion du flux énergétiques journalière dans ce paragraphe est résolu par la méthode proposée avec l'algorithme H-PSO-SCAC. Et pour l'évaluation de ses performances, on a utilisé également l'algorithme CA (voir Annexe C.3) et l'algorithme PSO pour la résolution de la FO.

La programmation de l'optimisation est implémentée dans Matlab, où le nombre de particules pour tous les algorithmes est 50, et le nombre maximum d'itérations est 100 itérations. L'efficacité de ces méthodes est analysée en utilisant le BC, le WC et le MC de la FO, le SD, et le CAP.

3.5.2.2. Résultats de simulations

3.5.2.2.1. Convergence

La figure 3-11 montre les représentations graphiques de différentes fonctions du coût obtenues à partir des algorithmes d'optimisation CA, PSO et HPSO-SCA, en fonction des itérations. Comme dans la section 3.5.1.2.1., des coûts de pénalisation relatifs à l'utilisation des GE ont été pris dans la fonction fitness afin de réduire leur fonctionnement et minimiser les émissions des gaz à effet de serre, et aussi de forcer le processus de calcul à respecter les contraintes techniques du système.

Comme illustré sur la figure 3-11, l'algorithme d'optimisation de CA a failli dès le début du processus de prendre le bon chemin de recherche et s'est contenté à une position optimale locale, il n'a même pas respecté les limites minimales et maximales des composants du MG et par conséquent il a abusé les contraintes techniques exigé par le système, ainsi la solution obtenue par CA est très loin d'être acceptée. De même, la capture d'écran zoom de la figure 3-11 montre clairement que les deux méthodes d'optimisation PSO et H-PSO-SCAC

avaient enregistré de bons résultats, où le H-PSO-SCAC s'est convergé vers la solution optimale globale dès la 10-ème itération du processus, suivit par la méthode PSO qui s'est approchée à la solution globale à partir du 70-ème itération.

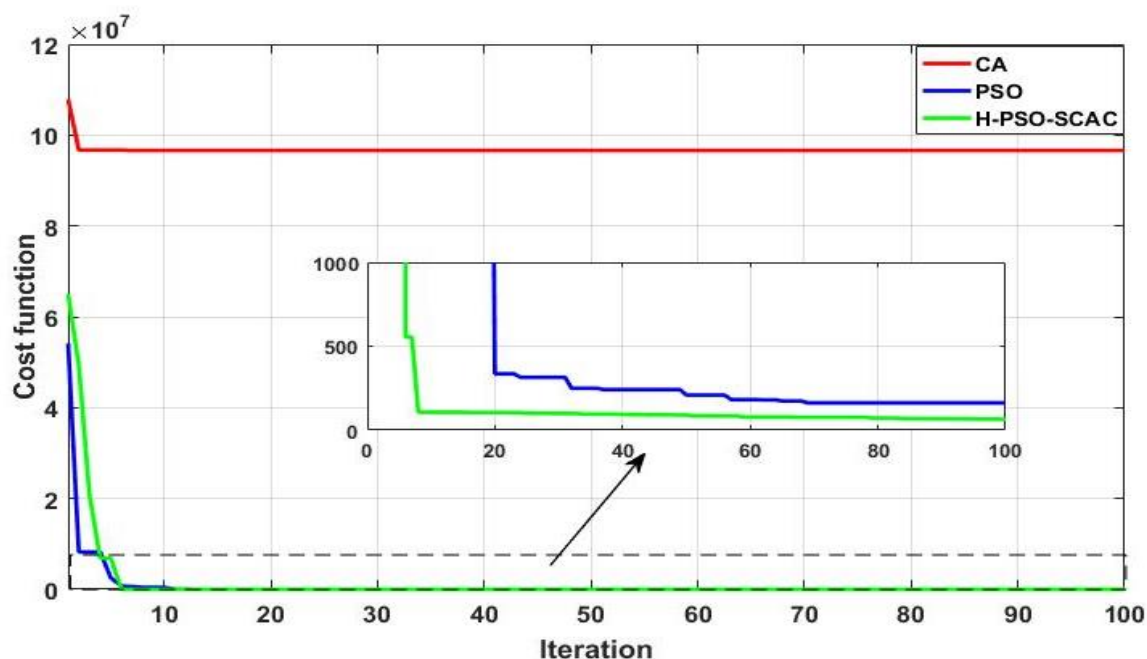


Figure 3-11: La convergence de fonctions fitness meilleur coût résultante des trois algorithmes CA, PSO et H-PSO-SCA pour un SGE d'un MG connecté au réseau avec BAT de stockage.

Le tableau 3-5 contient les critères d'optimisation de BC, MC, WC, CAP et SD, afin d'évaluer le comportement de chaque algorithme d'optimisation CA, PSO et HPSO-SCA. Ainsi d'après les valeurs de BC et WC, on peut conclure que la méthode proposée a pu enregistrer de bons résultats même avec des coûts plus bas que les deux autres méthodes CA et PSO. De même pour les valeurs enregistrées du CAP, les résultats prouvent l'efficacité et la précision du H-PSO-SCAC avec la valeur de CAP la plus élevée caractérisant une étendue plus large et ainsi une meilleure exploration de l'espace de recherche, chose qui justifie l'obtention de la meilleure solution par rapport au PSO et CA.

Tableau 3-5: Comparaison des critères d'optimisation obtenus par différents algorithmes pour 100 essais pour un SGE d'un MG connecté au réseau avec BAT de stockage

Algorithmes	BC (Dh)	MC (Dh)	WC (Dh)	CAP (%)	SD
CA	8,52E+08	3,38E+09	6,53E+09	666.6825	1.2900e+08
PSO	1,43E+03	1,18E+08	7,08E+09	4.9422e+08	2.7099e+07
H-PSO-SCAC	5,67E+02	2,05E+08	5,07E+09	8.9420e+08	1.5536e+07

3.5.2.2.2. L'état de charge de la batterie

La figure 3-12 représente l'état de charge SOC de la BAT correspondant aux solutions de gestion du flux énergétiques du MG résolue par les deux méthodes d'optimisation PSO et H-PSO-SCAC. On peut remarquer que les deux algorithmes ont parfaitement respecté les limites imposées pour l'état de charge de la BAT dans la résolution du problème de gestion du flux énergétiques du MG, où la valeur initiale de SOC était à 50% et la limite minimale et maximale de SOC étaient respectivement à 20% et 80%. De même, on observe que la méthode proposée H-PSO-SCAC a opté pour le régime flottant de 1h à 19h, où la BAT est toujours maintenue à sa capacité maximale par compensation de chaque décharge par une recharge immédiate. Alors qu'avec la méthode PSO, la BAT se décharge jusqu'à 40% entre 6h et 8h et jusqu'à 50% entre 15h et 17h, avant de procéder à une recharge complète. Et pour la période de 20h à 24h, les deux méthodes ont décidé de décharger complètement la BAT afin de satisfaire la demande de charge du MG vu la carence de production de l'EnR.

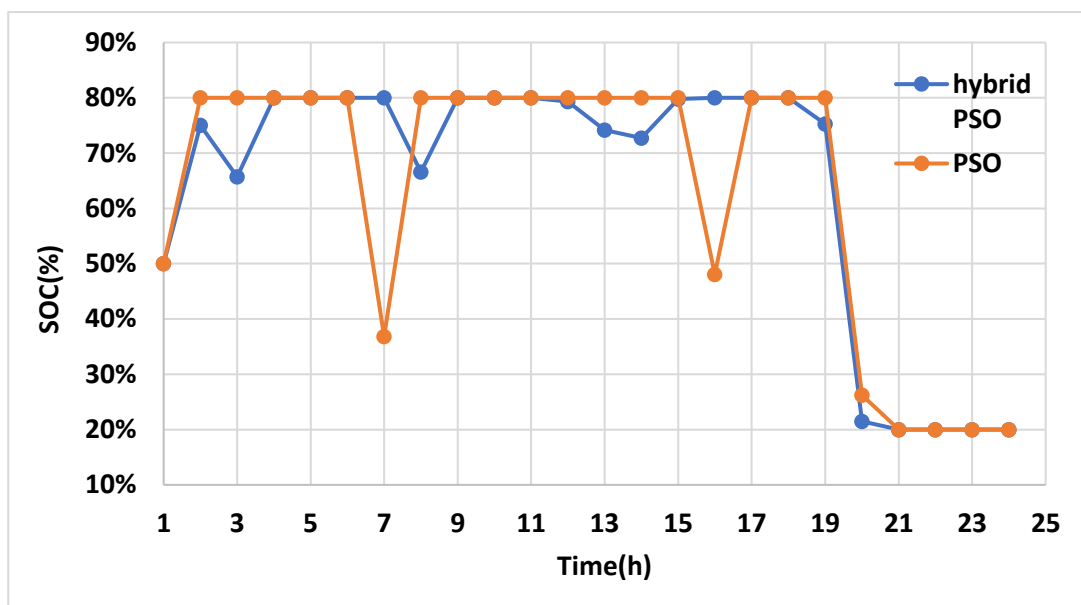


Figure 3-12: L'état de charge SOC de la BAT issue de la gestion du flux énergétiques du MG par PSO et H-PSO-SCAC.

3.5.2.2.3. Le coût de l'énergie par jour

Le tableau E-5 (voir Annexe E) enregistre les coûts de l'énergie consommée par heure, représentant la solution optimale de gestion du flux énergétiques du MG obtenue par la méthode d'optimisation PSO et la méthode proposée H-PSO-SCAC.

Ainsi la figure 3-13 représente le tracé des coûts de l'énergie selon les valeurs enregistrées dans le tableau E-5 (voir Annexe E).

D'après la figure 3-13, une grande différence entre les résultats obtenus par les deux méthodes est clairement démontrée, où le coût de l'énergie correspondant à la répartition optimale du flux énergétique du MG résultante par la méthode proposée H-PSO-SCAC est beaucoup plus bas que celui engendré par la méthode PSO durant à peu près toute la journée, chose qui est expliquée par le tableau 3-6, où le coût de l'énergie totale par le jour d'étude enregistré par la méthode proposée H-PSO-SCAC est de 517,08 Dh/j, contre 1 057,89 Dh/j le coût de l'énergie de la méthode PSO. On peut conclure que la méthode H-PSO-SCAC a parfaitement surpassé la méthode PSO en arrivant à diminuer le coût de l'énergie à moitié, et ainsi présenter une meilleure solution au problème d'optimisation du flux énergétiques du MG, qui est devenu plus complexe avec l'introduction de la BAT et leurs contraintes dans le système du MG.

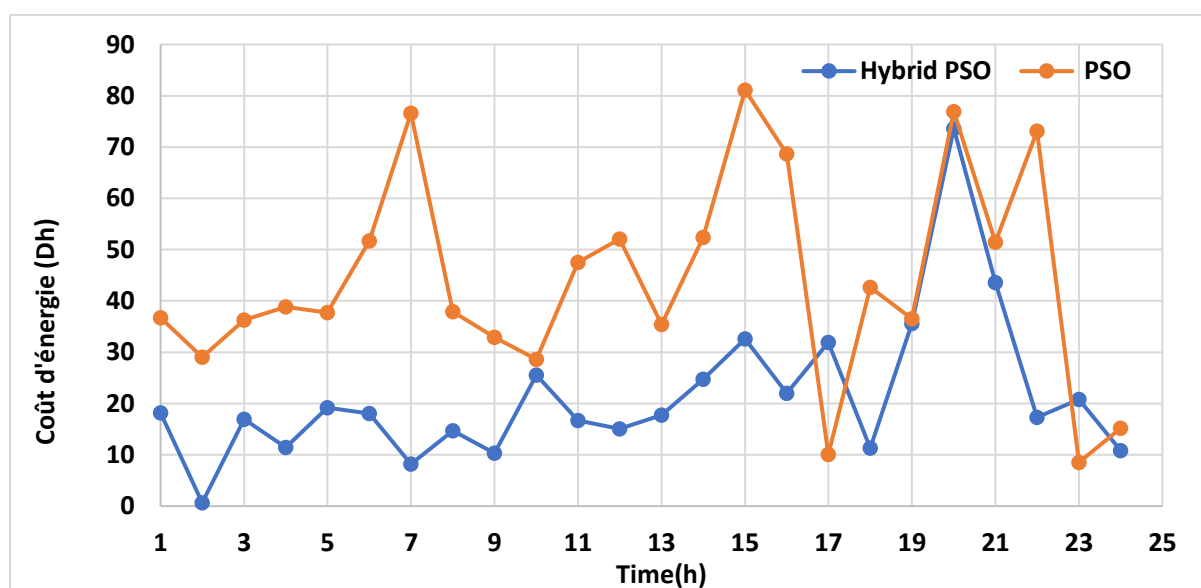


Figure 3-13: Comparaison du coût de l'énergie consommée par heure par PSO et H-PSO-SCAC.

Tableau 3-6: Le coût de l'énergie par jour engendré par les différentes méthodes d'optimisation

La méthode d'optimisation	H-PSO-SCAC	PSO
Le coût de l'énergie par jour (Dh/j)	517,08	1 057,89

3.5.2.2.4. La répartition optimale du MG issue du SGE par la méthode proposée H-PSO-SCAC

3.5.2.2.4.1. La répartition optimale du MG issue du SGE dans le cas global : choix de toutes les variables de décisions par la méthode proposée H-PSO-SCAC

Dans le cas général, les valeurs des variables de décisions sont générées par le processus de l'algorithme d'optimisation, il suffit donc de définir leur limites minimales et maximales selon les contraintes de fonctionnement. Et c'était le cas considéré dans ce paragraphe ainsi que dans ceux qui précèdent.

Donc la répartition optimale obtenue par la méthode proposée H-PSO-SCAC des composants du MG connecté au réseau dans le cas général est présentée comme suit : le tableau E-6 (voir Annexe E) montre la puissance de sortie optimale des trois GE, le tableau E-7 (voir Annexe E) donne la valeur de puissance optimale de $P_g(t)$ échangée entre le MG et le réseau principal et celle $P_{Bat}(t)$ échangée entre le MG et la BAT pendant les cycles de charge/décharge, et le tableau E-8 (voir Annexe E) représente la répartition optimale des générateurs d'EnR selon les valeurs des puissances optimales produites par $P_w(t)$ et $P_{pv}(t)$.

Afin de minimiser la dépendance au réseau principal, les GEs sont considérés comme la principale source d'alimentation qui peut en même temps alimenter le MG et recharger la BAT, et comme mentionné dans le tableau E-6 (voir Annexe E), le GE₂ offre de l'énergie toute la journée contrairement aux GE₁ et GE₃ qui peuvent avoir des moments d'arrêt selon le besoin en énergie du MG.

La figure 3-14 représente le tracé de la répartition optimale du flux énergétique des composants du MG, selon leurs puissances optimales obtenues par la méthode proposée H-PSO-SCAC comme dans les tableaux E-6, E-7 et E-8 (voir Annexe E). D'après cette figure, tous les composants du MG participent à la satisfaction de la demande de charge du MG. A cause de l'intermittence de l'EnR, les SERs sont utilisées comme sources auxiliaires pour soutenir la production des GEs. La production excédentaire peut charger la BAT ou être vendue au réseau principal selon la FO.

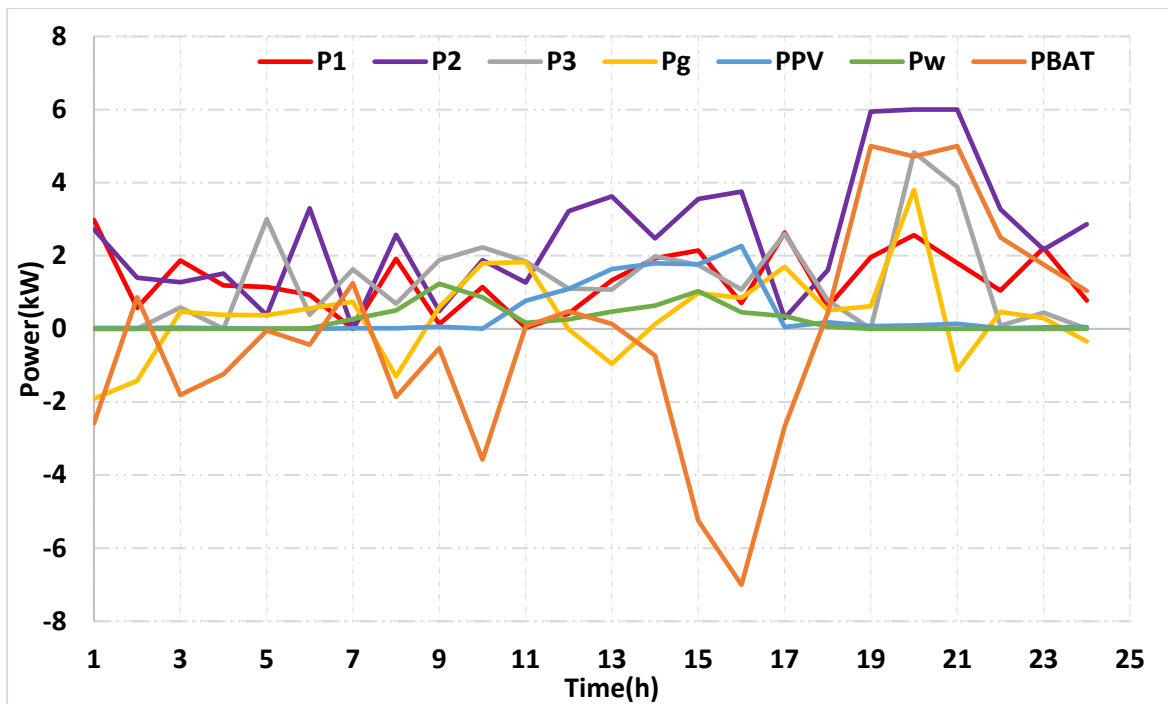


Figure 3-14: La répartition optimale du flux énergétiques par heure des composants du MG issue du SGE dans le cas global

Comme observé sur la figure 3-14, la puissance du réseau principal $P_g(t)$ peut être positive ou négative; $P_g(t)$ est positive signifie que le MG achète l'énergie via le réseau, alors que $P_g(t)$ est négative signifie que le MG vend de l'électricité au réseau. De même pour la BAT, $P_{Bat}(t)$ est positive signifie que la BAT offre de l'énergie au MG en se déchargeant, alors que $P_g(t)$ est négative signifie que la BAT se charge.

Afin d'assurer l'équilibre du compromis entre la minimisation du coût d'énergie du GEs et la maximisation du coût de transaction de l'énergie échangée avec le réseau principal ; la méthode proposée a défini la répartition optimale, comme illustré dans la figure 3-14 où les GEs produisent de l'énergie pendant à peu près toute la journée, soit pour alimenter la demande, soit pour assurer la charge de la BAT ou/et pour vendre l'énergie au réseau principal. L'utilisation de la BAT a permis de minimiser la dépendance au réseau principal, particulièrement durant la période entre 18h et 22h où la production renouvelable est affaiblie ou presque nulle et la demande de charge du MG dépasse la production des GEs, en réduisant l'achat de l'énergie via le réseau principal.

3.5.2.2.4.2. La répartition optimale du MG issue du SGE dans le cas particulier : fixation des variables de décision des générateurs renouvelables dans le processus de la méthode proposée H-PSO-SCAC

Dans le cas particulier, les valeurs de puissance de sortie des générateurs d'EnR PV et WT sont fixées dans leurs limites maximales, afin de profiter au maximum de la production verte. Et ainsi l'algorithme d'optimisation considère les variables des générateurs d'EnR comme des variables prédéfinies, et cherche à manipuler les autres composants du MG en prenant en compte leurs contraintes dans le but d'optimiser la FO du coût d'énergie.

La figure 3-15 montre la répartition optimale des composants du MG obtenue par la méthode proposée H-PSO-SCAC, où le fonctionnement des GE s'est réduit, particulièrement à la période de génération de l'EnR, dans ce cas-là le MG va utiliser la production excédentaire pour charger la BAT ou être vendue au réseau principal selon la FO. Ce qui est clairement démontré par le tableau E-9 (voir Annexe E) représentant le coût d'énergie résultant de la répartition obtenue par la méthode proposée, où le coût d'énergie pendant la période de production d'EnR entre 9h et 17h est fortement diminué par rapport aux autres périodes où la production renouvelable est presque faible ou nulle.

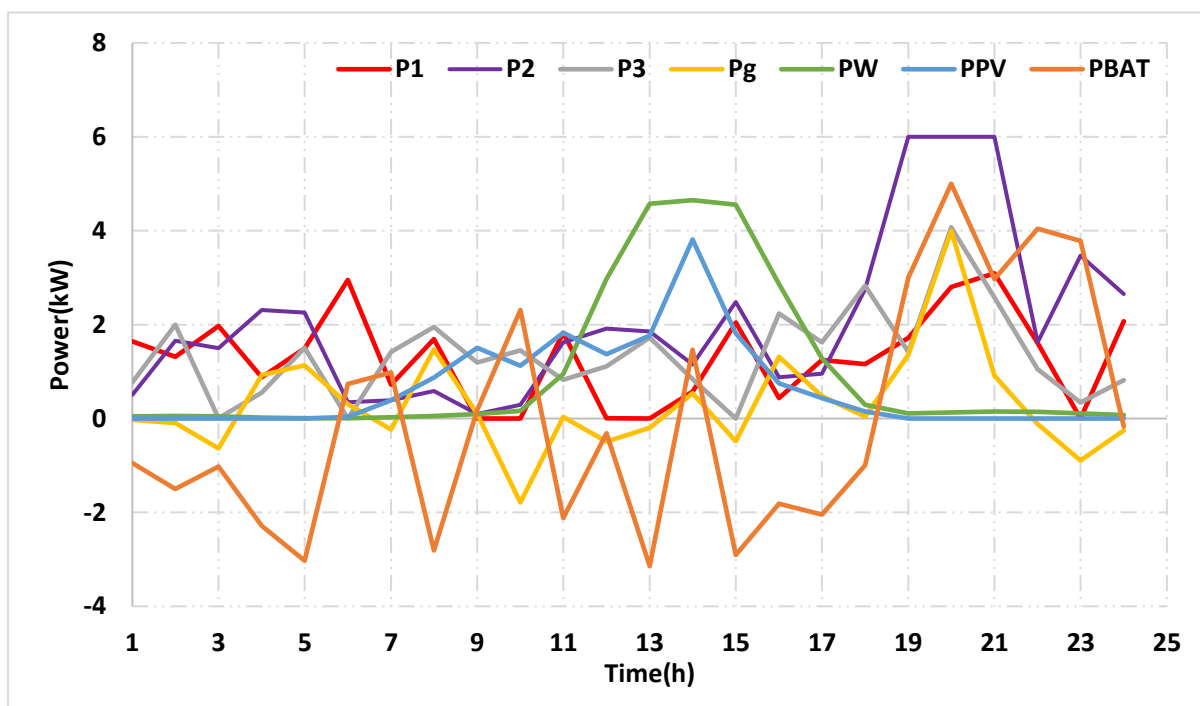


Figure 3-15: La répartition optimale des composants du MG issue du SGE dans le cas particulier obtenue par H-PSO-SCAC

3.5.2.2.4.3. Comparaison de la production des générateurs conventionnels dans les deux cas : général et particulier

Généralement, le résultat de la recherche d'une solution optimale par un algorithme d'optimisation est influencé par plusieurs paramètres, tel que le nombre d'itération appliqué et le nombre des particules participant à la recherche.

Dans ce paragraphe, on va examiner l'effet du nombre des variables de décision appliqué dans le processus de calcul de l'algorithme d'optimisation sur le résultat obtenu.

Ainsi dans le tableau E-10 (voir Annexe E), on compare les résultats de production de l'énergie conventionnelle générée par les GEs et obtenue par la méthode proposée H-PSO-SCAC dans les deux cas : général et particulier. Les valeurs de la 3^{ème} colonne représentent la soustraction de la production des GEs dans le cas particulier et général, elles peuvent être positives ou négatives ; la valeur positive signifie que la production des GEs dans le cas particulier dépasse celle dans le cas général, par contre la valeur négative signifie que la production des GEs dans le cas particulier est inférieure à celle dans le cas général. Donc d'après le tableau E-10 (voir Annexe E), on constate que la production des GEs dans le cas particulier s'est réduit considérablement pendant 16h sur les 24h d'étude. Ainsi la solution optimale de la répartition des composants MG issue du SGE dans le cas particulier est plus rentable et efficace, et permettre de réduire la production d'énergie conventionnelle et de diminuer les émissions à effet de serre.

3.6. Conclusion

Ce chapitre a examiné la performance de la méthode proposée optimisation hybride de l'essaim de particules avec coefficients d'accélération sinusoïdale (H-PSO-SCAC) pour résoudre le problème de l'engagement unitaire de micro-réseau (MG) connecté au réseau. La gestion de l'énergie s'est concentrée sur la minimisation du coût du carburant des Groupes Electrogènes (GEs) et du coût de transaction de l'énergie échangée entre le MG et le réseau pour une planification journalière. La demande a été principalement satisfaite par les trois GEs, et les Energies Renouvelables (EnRs) ont été utilisées comme sources auxiliaires. Un système d'échange est autorisé entre le MG et le réseau, qui est utilisé pour faire face à la

pénurie de l'EnR. La performance du H-PSO-SCAC proposé est examinée par comparaison avec l'optimisation des essaims de particules, l'algorithme génétique, les scénarios et l'algorithme culturel. L'efficacité de ces méthodes est démontrée en utilisant le meilleur coût, le moyen coût, et le mauvais coût de la fonction objectif, l'écart-type et le pourcentage de précision des coûts. Les résultats de la simulation ont montré que le H-PSO-SCAC proposé est plus robuste que les autres méthodes. Le H-PSO-SCAC a de meilleures performances avec une précision de convergence plus élevée, il a une plus grande diversité de population qui aide à obtenir de meilleures performances. Le H-PSO-SCAC peut être considéré comme un algorithme d'optimisation très efficace, avec les avantages de son efficacité, précision et fiabilité dans la recherche.

Les résultats de la première partie de ce chapitre qui discute la gestion d'énergie électrique dans un MG sans BAT de stockage sont publiés dans International Journal of Renewable Energy Research (IJRER, ISSN13090127, a SCOPUS indexed Journal), vol. 9, no 3, (September2019), pp. 1125-1134. Sous le titre '**Optimal Robust Unit Commitment of Microgrid using Hybrid Particle Swarm Optimization with Sine Cosine Acceleration Coefficients**'[5].

Dans le prochain chapitre, nous allons proposer la résolution de problème de gestion d'énergie électrique dans un MG isolé équipé de générateurs d'EnR, de groupes électrogènes et de batterie (BAT) de stockage, et le coût de dégradation de la BAT sera pris en compte dans la fonction objectif à minimiser.

Chapitre 4

PLANIFICATION ENERGETIQUE DU MICRO-RESEAU ISOLE AVEC COUT DE DEGRADATION DE LA BATTERIE A L'AIDE DE LA METHODE HYBRIDE H-PSO-SCAC ET RAINFLOW

La mise en œuvre des générateurs d'EnR avec une BAT de stockage dans un MG isolé est devenue essentielle pour minimiser l'utilisation du carburant et contribuer à maintenir un approvisionnement continu en électricité. Dans ce chapitre nous allons étudier la répartition optimale des unités énergétiques du MG isolé avec une installation hybride contenant des générateurs d'EnR, des GEs et des BATs de stockage. La répartition optimale de l'énergie des unités du MG sera déterminée pour répondre à la demande de charge pour une planification de 48 heures. Dans ce chapitre nous proposons de prendre en compte le coût de dégradation de la BAT dans le modèle d'optimisation en parallèle avec le coût du carburant. Pour cela, une hybridation de H-PSO-SCAC avec l'algorithme Rainflow sera proposée, le Rainflow sera utilisé pour compter les cycles de charge-décharge et quantifier la dégradation de la BAT, et l'algorithme H-PSO-SCAC sera utilisé pour résoudre la fonction objectif.

4.1. Etat de l'art

Compte tenu de l'attention portée à l'utilisation optimale de la BAT dans un MG, plusieurs études ont été rapportées dans la littérature pour trouver la répartition optimale des unités de production et des unités de stockage. A cet effet, diverses considérations de système de stockage ont été discutées dans la résolution des problèmes de la gestion d'énergie. Murty & Kumar [127] ont proposé la résolution de la gestion d'énergie électrique d'un MG contenant une installation hybride composée de WT/PV/ GE et BAT de stockage, en discutant l'effet de la planification de l'éolienne sur la capacité de la BAT, la production renouvelable ainsi que la réduction des coûts. Leonori & al. [128] ont résolu le problème de gestion d'énergie électrique d'un MG connecté au réseau et doté d'un système de stockage, en décidant la quantité d'énergie qui doit être transférée à la BAT de stockage et celle qui reste sera vendue au réseau principal, et la FO a été définie pour maximiser le profit de vente d'énergie au réseau. Une planification dynamique d'une BAT de stockage dans un MG a été étudiée dans la référence [129], et la FO a été modélisée pour maximiser le profit opérationnel de l'utilisation de la BAT. Dans la référence [130], le problème de gestion d'énergie électrique d'un MG composé de panneaux PV et de BAT a été étudié pour satisfaire la demande des consommateurs, en tenant compte l'état de charge (SOC) de la BAT qui est borné par des limites minimale et maximale afin d'éviter la surcharge et la décharge complète de la BAT. Dans la référence [131], la gestion d'énergie d'un MG connecté au réseau et composé d'une ferme WT et d'un système de stockage, dans lequel l'objectif principal était d'alimenter le réseau électrique selon les variations des tarifs de l'électricité, tout en manipulant

efficacement les cycles de charge et de décharge de la BAT. Une gestion optimale d'énergie électrique d'un MG connecté au réseau et équipé de SER, micro turbine, FC et d'une BAT de stockage a été proposée dans la référence [132], et la FO était la minimisation de coût opérationnel de la BAT, le coût de l'énergie produite ainsi que le coût de l'énergie échangée avec le réseau. Dans la référence [133], le problème de fonctionnement optimal de BAT de stockage dans un MG a été résolu, en introduisant une fonction de pénalité pour un chargement et déchargement efficace de la BAT.

La plupart de ces travaux de recherche ne prennent pas en compte la dégradation de la durée de vie de la BAT dans la formulation de la FO. Comme déjà vu, les cycles de charge et de décharge ont un effet significatif sur la durée de vie des BATs. À cette fin, ce chapitre prend en considération le coût de dégradation de la BAT dans la définition de problème d'optimisation de la gestion d'énergie en l'intégrant dans la fonction multi-objectif. L'algorithme Rainflow est utilisé pour compter les cycles de charge-décharge puis quantifier le Coût de Dégradation de la Batterie (CDB). Notre travail dans le chapitre précédent [5] a démontré l'efficacité de H-PSO-SCAC pour la résolution de l'engagement unitaire d'un MG connecté au réseau. La méthode H-PSO-SCAC a prouvé sa meilleure performance en termes de convergence, de précision et de fiabilité dans la recherche de la solution optimale globale en comparaison avec PSO et GA. Ainsi, dans ce chapitre, l'algorithme H-PSO-SCAC est utilisé pour la résolution de problème de planification optimale des unités de production et de stockage d'un MG rural isolé pendant la durée de 48h.

4.2. Formulation du problème de SGE des ressources énergétiques d'un micro-réseau isolé

4.2.1. Formulation de la fonction objectif

4.2.1.1. Coût d'énergie par groupe électrogène

Pour un MG autonome et équipé par ses propres générateurs d'énergie locaux avec des ressources renouvelables et des GEs et une BAT de stockage, la FO représentant le coût d'énergie générée est déduite à partir du coût du carburant consommé par les GEs, et qui est défini par F_1 suivant l'équation (48):

$$F_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_{DG}} C_i(P_{DG_i}(t)) \quad (48)$$

Où T est le temps d'horizon, N_{DG} est le nombre de GE et $C_i(P_{DG_i}(t))$ est le coût du carburant consommé par un DG_i , comme il est défini précédemment par l'équation (31) au chapitre 3 paragraphe 3.3.1.1.

4.2.1.2. Coût de dégradation d'une batterie

La quantité totale d'énergie chargée et déchargée de la cellule de la BAT, connue par le débit d'énergie relative à sa durée de vie, est affectée par le cycle de profondeur de décharge (DOD) ainsi que par les cycles de vie [134]. Et pour chaque $DOD(i)$, il est possible de calculer le débit d'énergie relative à la durée de vie à partir de l'équation (49) [135]:

$$LET(i) = E_{Bat,max} * N_{cyc_f}(i) * DOD(i) \quad (49)$$

Où $E_{Bat,max}$ est l'énergie maximale de la BAT (kWh), $N_{cyc_f}(i)$ est le nombre de cycles jusqu'à épuisement(i), $DOD(i)$ est la profondeur de décharge (i) (%).

Le tableau 4-1 montre le calcul du débit d'énergie relative à la durée de vie d'une BAT pour différentes valeurs de profondeur de décharge avec état de charge minimum de 20%.

Tableau 4-1: Calcul de débit d'énergie relative à la durée de vie d'une BAT de capacité de 9.8 kWh avec état de charge minimum de 20%, pour différentes valeurs de profondeur de décharge par rapport aux données de cycles jusqu'à défaillance.

Capacité de BAT(kWh)	DOD (%)	Nombre de Cycles jusqu'à épuisement	LET (kWh)
9,8	20	5700	11172
9,8	30	2100	6174
9,8	40	1470	5762,4
9,8	50	1000	4900
9,8	60	830	4880,4
9,8	70	700	4802
9,8	80	600	4704

Généralement, le Cycle de Vie (CV) d'une BAT Li-Ion diminue logarithmiquement en fonction de sa valeur de DOD comme le montre la figure 4-1 [136] et démontré par la relation suivante :

$$CV = \alpha_0 * DOD^{-\alpha_1} * \exp(\alpha_2(1 - DOD)) \quad (50)$$

Avec $\alpha_0 = 2731.7$, $\alpha_1 = 0.679$ et $\alpha_2 = 1.614$

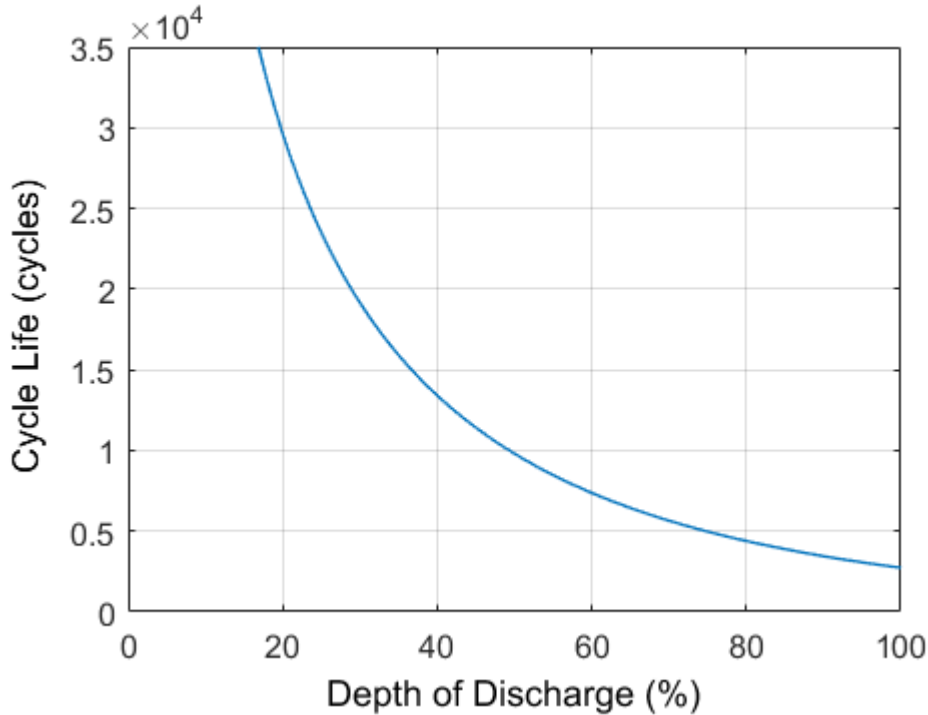


Figure 4-1: Cycle de vie en fonction de la profondeur de décharge d'une BAT Li-Ion.

La durée de vie des cellules de la BAT est très sensible aux cycles de charge et décharge de son mode de fonctionnement, entraînant par la suite une dégradation de la durée de vie de la BAT, ainsi le coût de dégradation de la batterie doit être inclus comme son coût de fonctionnement [134].

Dans ce chapitre, un coût de dégradation cyclique équivaut aux cycles de charge / décharge pour une DOD donnée est proposé comme la deuxième FO à optimiser. Le modèle de coût de dégradation du système de BAT défini par F2 est utilisé dans [135] suivant l'équation (51):

$$F_2 = \sum_{t=1}^T C_{bat_cyc} * TLL(t, DOD) \quad (51)$$

Où C_{bat_cyc} est le coût du cycle impliqué pour les cycles de charge / décharge par rapport au coût d'investissement total de la BAT et $TLL(t, DOD)$ est la dégradation de durée de vie de la BAT sur la période de temps T pour les cycles comptés de DOD.

Pour le comptage du nombre total de cycles correspondant au DOD, nous appliquerons l'algorithme Rainflow.

Dans ce chapitre, la dégradation de durée de vie TLL correspondante à un profil SOC est calculée en additionnant la dégradation de durée de vie correspondante à tous les I nombre de cycles par la relation suivante :

$$TLL = \sum_{i=1}^I S_{cyc}(DOD_i) \quad (52)$$

Où $S_{cyc}(DOD)$ est la fonction de contrainte de cycle de profondeur de la BAT pour les opérations de charge / décharge. Il peut être défini par la relation suivante [136]:

$$S_{cyc}(DOD) = (5.24E - 4)DOD^{2.03} \quad (53)$$

La figure 4-2 illustre cette relation entre la dégradation de durée de vie par cycle et le DOD, on observe que la dégradation de durée de vie de la BAT augmente avec le cycle de profondeur.

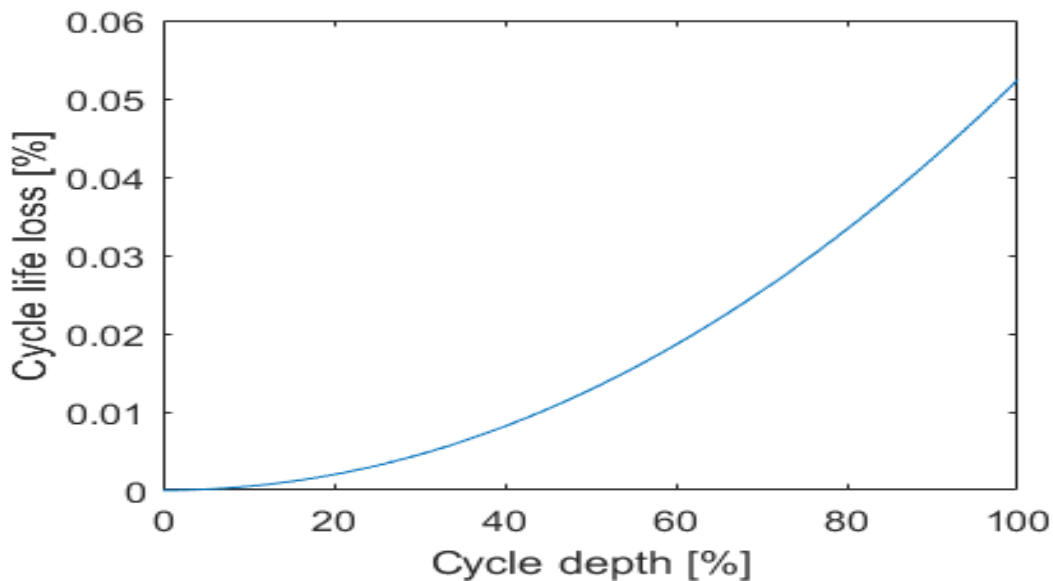


Figure 4-2: Dégradation de durée de vie par cycle en fonction de DOD pour une BAT Li-Ion.

La durée de vie de la BAT est généralement affectée par l'auto-dégradation et la dégradation du cycle. L'auto-dégradation est liée à l'effet de facteurs non opérationnels tels que la température, l'humidité [137]. Et la dégradation du cycle représente l'effet de facteurs opérationnels tels que la profondeur du cycle, les modes de charge et de décharge [138].

Le coût du cycle peut être déterminé en prenant le coût propre du coût d'investissement total par la relation suivante [135]:

$$C_{bat_cyc} = C_{Bat_inv} - C_{SD} \quad (54)$$

Où C_{Bat_inv} représente le coût d'investissement total de la BAT et C_{SD} indique le coût d'auto-dégradation de la BAT sur la période de fonctionnement.

Le coût d'investissement total de la BAT peut être exprimé par la relation suivante:

$$C_{Bat_inv} = N_{Bat} * C_M + N_{Bat} * C_{Bat} * CRF \quad (55)$$

Où N_{Bat} est le nombre de BATs installées, C_M les coûts d'entretien (Dh/kWh), C_{Bat} est le coût d'achat des BATs (Dh/kWh) et CRF est le facteur de récupération du capital et peut être exprimé suivant l'équation (56):

$$CRF = \frac{i(1+i)^n}{(1+i)^n - 1} \quad (56)$$

Où i est le taux d'intérêt réel annuel et n est la durée de vie de la BAT.

4.2.1.3. Considération du coût d'énergie par groupe électrogène et du coût de dégradation d'une batterie dans le SGE des ressources énergétiques d'un micro-réseau isolé

La combinaison de GE et de BAT dans le SGE d'un MG isolé exige la considération de deux fonctions objectif différentes, la première a pour objectif la minimisation du coût du carburant des GEs et la deuxième a pour objectif la minimisation du CDB.

Par conséquent, la FO est reformulée selon la relation suivante:

$$\begin{aligned}
 F &= m * F_1 + n * F_2 \\
 &= m * \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_{DG}} C_i(P_{DG_i}(t)) + n * \sum_{t=1}^T C_{bat_cyc} * TLL(t, D)
 \end{aligned} \tag{57}$$

La FO est soumise aux contraintes du système présentées dans la section suivante. m et n sont les FP's remplissant obligatoirement la condition suivante:

$$m + n = 1 \tag{58}$$

La valeur minimale de la FO représente la répartition optimale des ressources énergétiques du MG isolé tout en prenant en considération la dégradation de la BAT.

4.2.2. Les contraintes du système

Dans ce paragraphe, le MG étudié fonctionne en mode autonome, et équipé de ressources renouvelable PV et WT, d'une BAT de stockage et de GE. Ainsi l'équation qui définit l'équilibre du flux de puissance sera définie ci-dessous. Les contraintes de génération de l'EnR et les contraintes des GE's sont les mêmes que celles représentées au chapitre 3 dans la section 3.3.1.2. Et les contraintes de la BAT sont les mêmes que celles au chapitre 3 dans la section 3.3.2.2.2.

4.2.2.1. Équilibre du flux de puissance

La contrainte d'équilibre du flux de puissance, qui impose que toutes les sources de puissance MG, y compris PV et WT, la BAT de stockage et les GE's doivent nécessairement et à tout instant répondre à la puissance demandée par la charge du MG, peut être exprimée par la relation suivante:

$$\sum_{i=1}^n P_{DG_i}(t) + P_{WT}(t) + P_{PV}(t) + P_{Bat}(t) = P_{load}(t) \tag{59}$$

Où $P_{DG_i}(t)$ est la puissance de sortie instantanée de DG_i , $P_{WT}(t)$ est la puissance instantanée générée par WT, $P_{PV}(t)$ est la puissance de sortie instantanée des panneaux PV,

$P_{Bat}(t)$ est la puissance instantanée de la BAT et $P_{load}(t)$ est la puissance instantanée demandée par la charge.

4.3. Méthode de résolution du problème de SGE des ressources énergétiques d'un micro-réseau isolé

4.3.1. L'algorithme Rainflow

L'algorithme Rainflow est utilisé pour compter les cycles de charge/décharge de la BAT et quantifier leur effet cumulatif afin de prendre en considération la dégradation de la BAT dans la FO. Le Rainflow s'applique pour un profil SOC prédéfini pour le calcul des cycles et leurs amplitudes correspondantes [139].

La figure 4-3 illustre un exemple simple de profil SOC pour l'application du Rainflow qui se base sur les étapes suivantes [136]:

1. Commencer le comptage et la mesure depuis le début du profil SOC de la BAT.
2. Calculer la valeur absolue de la différence entre deux points de retournement successifs comme suit: $\Delta d_1 = |d_1 - d_0|$, $\Delta d_2 = |d_2 - d_1|$, $\Delta d_3 = |d_3 - d_2|$
3. Un cycle complet de profondeur Δd_2 est déterminé si $\Delta d_2 \leq \Delta d_1$ et $\Delta d_2 \leq \Delta d_3$. Ensuite, supprimer d_1 et d_2 du profil et répéter le processus en utilisant des points $d_0, d_3, d_4, d_5 \dots$
4. Si un cycle n'est pas déterminé, déplacer l'identification vers l'avant et répéter le processus en utilisant des points $d_1, d_2, d_3, d_4 \dots$. Le processus d'identification de cycle est répété jusqu'à ce qu'aucun autre cycle complet ne puisse être déterminé dans le profil restant.

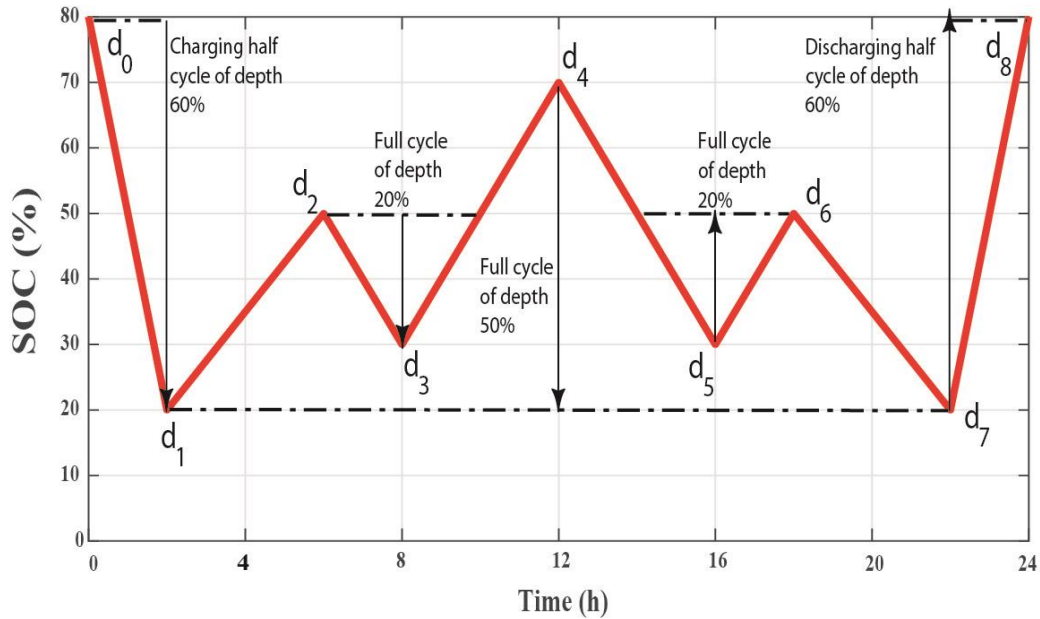


Figure 4-3: Exemple de profil SOC limité entre 20% et 80%.

Le résultat obtenu en appliquant Rainflow à l'exemple de profil SOC représenté sur la figure 4-3 est le suivant : un demi-cycle de décharge de profondeur de 60%, un demi-cycle de charge de profondeur de 60%, un cycle complet de profondeur de 50% et deux cycles complets de profondeur de 20%.

4.3.2. Hybridation de l'algorithme H-PSO-SCAC et l'algorithme Rainflow

Dans ce chapitre, le CDB et le coût du carburant des générateurs conventionnels sont pris en compte dans la FO. Pour résoudre le problème de gestion des ressources énergétiques, une hybridation de deux algorithmes H-PSO-SCAC et Rainflow est appliquée. H-PSO-SCAC est utilisé pour optimiser la FO tandis que l'algorithme Rainflow est utilisé pour déterminer le CDB pendant le processus de recherche. L'organigramme de la mise en œuvre globale de H-PSO-SCAC et Rainflow est illustré à la figure 4-4.

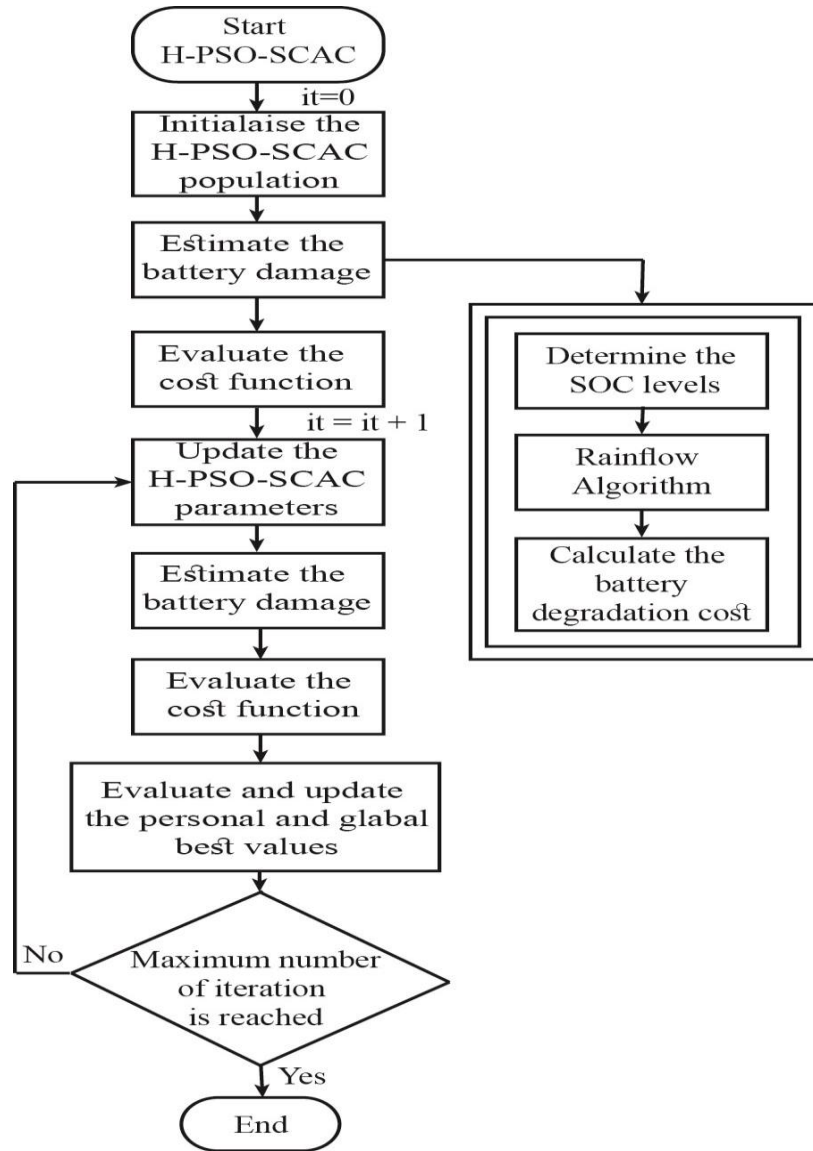


Figure 4-4: L'organigramme d'hybridation de H-PSO-SCAC et l'algorithme Rainflow.

4.4. Méthodologie et simulation

4.4.1. Méthodologie

Dans ce chapitre, le MG rural est isolé et équipé d'un générateur WT, d'un générateur PV, d'une BAT et de deux GEs. Par conséquent, les variables de décision sont $P_{DG1}(t)$, $P_{DG2}(t)$, $P_{Bat}(t)$, $P_{PV}(t)$ et $P_{WT}(t)$. Le MG choisi est situé dans la région de Taza à 879 mètres d'altitude au-dessus du niveau de la mer avec latitude 34,051 °N [126].

Un horizon de 48h est pris comme programme d'ordonnancement et la simulation est calculée avec un intervalle de temps de 1 h. La figure 4-5 montre la demande de charge instantanée durant 48h, qui représente la consommation totale du MG, avec une moyenne journalière est de l'ordre de 6,5 kWh, et une puissance plus élevée entre 19h et 22h.

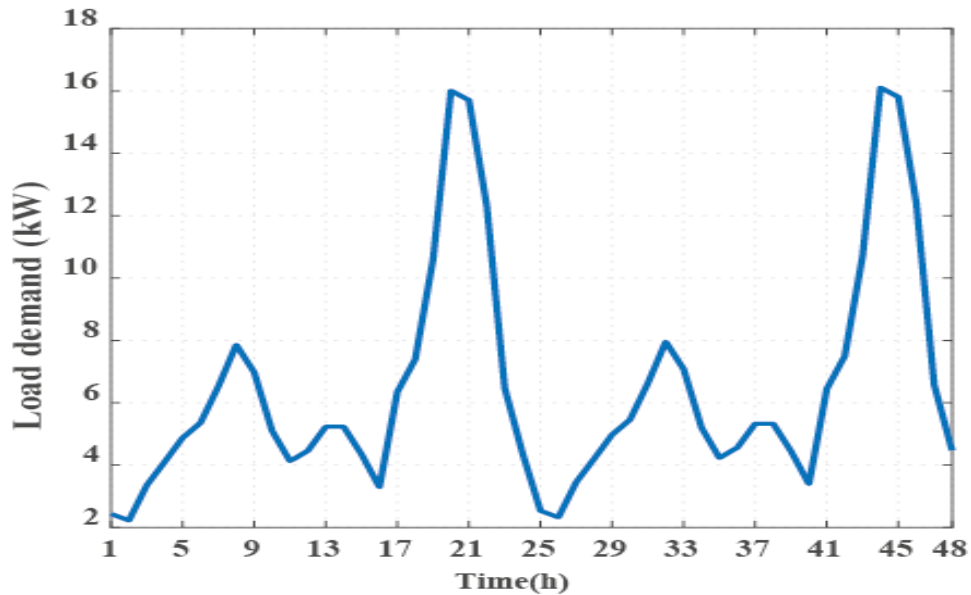


Figure 4-5: Demande de charge horaire du MG rural isolé pendant une période de 48 heures.

L'éolienne installée WT a une capacité nominale de 5 kW correspondant à la vitesse du vent de 10,5 m/s. Les paramètres WT de la zone balayée, de la densité de l'air et de l'efficacité du coefficient sont respectivement considérés comme 19,6, 1,225 et 0,4. La figure 4-6 représente la puissance de sortie de la WT pendant 48 h sur la base des données de vitesse du vent du MG.

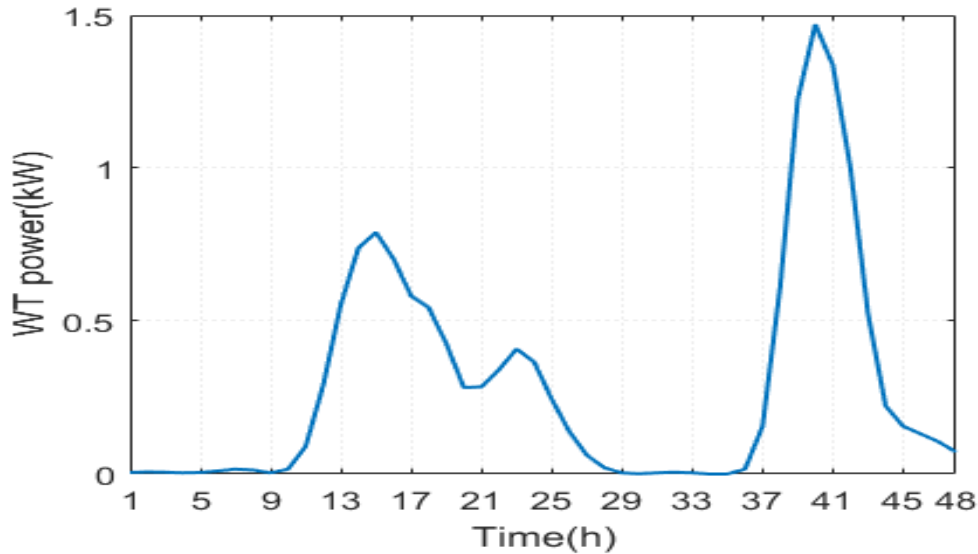


Figure 4-6: Puissance de sortie horaire du générateur éolien pendant une période de 48 heures.

La figure 4-7 représente la puissance de sortie des panneaux PVs pendant 48h sur la base des données de rayonnement solaire du MG. Le solaire PV utilisé a une puissance nominale de 15 kW dans les conditions environnementales nominales (température ambiante et irradiance 1000W/m^2).

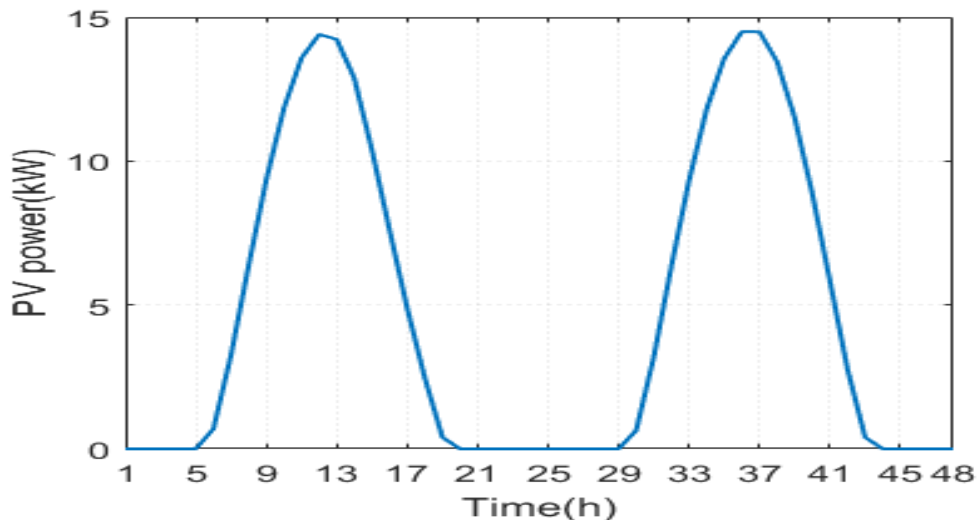


Figure 4-7: Puissance de sortie horaire du PV pendant une période de 48 heures.

Les paramètres de la BAT utilisée dans sont décrits dans le tableau 4-2, on suppose que le SOC initial de la BAT est déjà connu et commence à 50%.

Comme le montre le tableau 4-3, les paramètres des deux GEs sont présentés, y compris les coefficients de coût du carburant, les limites de puissance maximale et minimale et les limites de taux de rampe, les valeurs de ces paramètres sont adoptées dans [120,140].

Tableau 4-2: Les paramètres de la BAT

Paramètre de la BAT	Capacité d'énergie (kWh)	L'énergie utilisable (kWh)	Puissance de charge maximale (kW)	Puissance de décharge maximale (kW)	SOC Initial (%)	SOC _{max} (%)
Valeur	9.8	9.3	7	5	50	80
Paramètre de la BAT	SOC _{min} (%)	Coût de la BAT (Dh)	Coût de maintenance (Dh/year)	Taux d'intérêt (%)	Durée de vie (an)	
Valeur	20	4851	88	6	15	

Tableau 4-3: Les caractéristiques des groupes électrogènes

GE _i	a _i	b _i	P _{DGi,min} (kW)	P _{DGi,max} (kW)	DR _i (kW)	UR _i (kW)
1	0.03	0.25	0	6	5	5
2	0.0001	0.0490	0	10	9	9

Le problème de la Distribution d'Energie (DE) des ressources énergétiques du MG isolé durant une période de 48 heures est résolu par la méthode hybride basée sur l'algorithme H-PSO-SCAC-Rainflow, avec la taille de la population et le nombre maximal d'itérations sont respectivement 50 et 100. L'algorithme est implémenté dans l'environnement Matlab, à l'aide d'un ordinateur personnel avec un processeur 2,59 GHz et 8 Go de RAM, fonctionnant sous Windows 10.

Différentes valeurs de FPs sont utilisées pour évaluer la FO proposée en se basant sur les valeurs du meilleur coût (BC), le mauvais coût (WC) et le moyen coût (MC) de la FO, ainsi sur les indicateurs de dispersion SD et CAP définis par les équations (46) et (47) au chapitre 3 paragraphe 3.5.1.1.

4.4.2. Résultats de simulations

Pour les tests de simulation, différentes valeurs de FP sont examinées dans la FO, dans le but d'évaluer l'impact de l'attribution d'un FP spécifié pour chaque objectif et de visualiser son influence sur la solution obtenue de la fonction fitness du coût.

Ainsi, l'impact de FP est analysé sur le comportement de l'algorithme d'optimisation, sur la FO et sur l'état du SOC de la BAT.

4.4.2.1. Analyse de l'impact de facteur de pondération sur le comportement de l'algorithme d'optimisation et sur la fonction fitness du coût

Le problème DE des ressources énergétiques du MG isolé pendant 48 heures est résolu par la méthode hybride H-PSO-SCAC-Rainflow.

La figure 4-8 illustre la convergence du H-PSO-SCAC- Rainflow utilisé pour l'optimisation de la fonction fitness du coût avec différentes valeurs de FP ($m=0$, $m=0.5$ et $m=1$). Quand $m=1$, la FO se transforme en une FO qui a pour but la minimisation du coût du carburant, sans tenir en compte le CDB. Cependant, lorsque $m=0$, la FO se dévie vers sur la maximisation de la durée de vie de la BAT, sans prendre en considération la minimisation du coût du carburant. Et pour $m=0.5$, les deux objectifs de minimisation du coût du carburant et du CDB sont impliqués dans la FO avec la même importance.

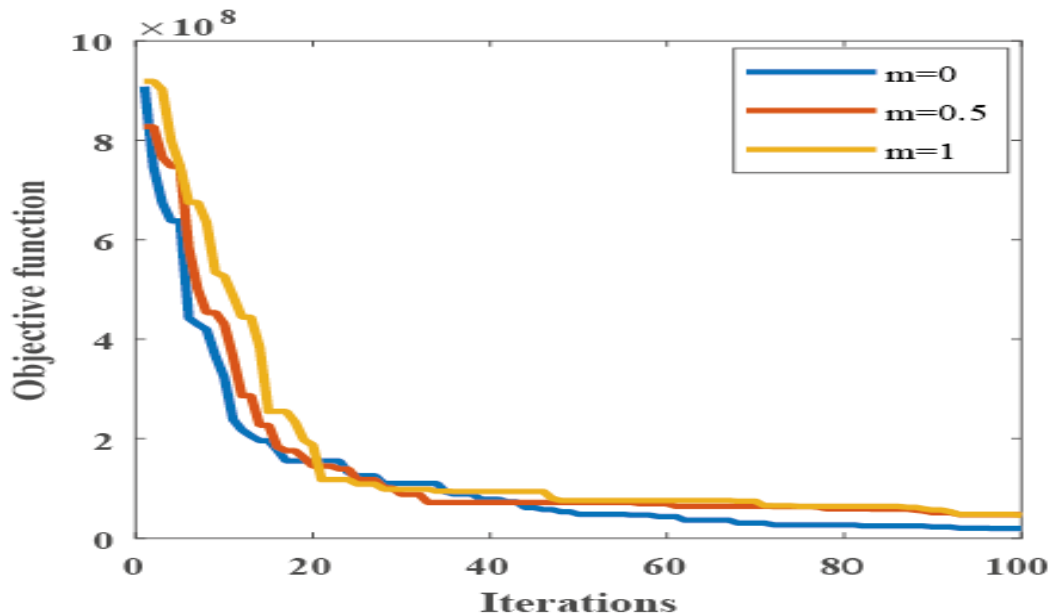


Figure 4-8: La convergence de l'algorithme H-PSO-SCAC- Rainflow pour la fonction objectif sous différentes valeurs de facteur de pondération.

Ainsi d'après la figure 4-8, le processus H-PSO-SCAC a commencé à converger vers une position optimale locale à 20 essais pour $m=1$, et à 33 essais pour $m=0.5$. Cependant, pour $m=0$, le H-PSO-SCAC a pu explorer plus de domaines de recherche afin d'obtenir la meilleure solution. Le graphique prouve l'impact de la valeur FP sur le

comportement de l'algorithme H-PSO-SCAC- Rainflow, donc on peut conclure que plus la valeur de FP est petite, plus la meilleure solution de la FO est obtenue par l'algorithme H-PSO-SCAC- Rainflow.

Le choix du FP peut avoir également impact sur les résultats obtenus par la FO. Ainsi différentes valeurs de FP sont considérées dans la FO, comme démontré dans le tableau 4-4, où plusieurs critères d'optimisation sont examinés afin d'évaluer la FO, en prenant en compte le BC, le WC, le MC, ainsi que les indicateurs de dispersion SD et CAP. Les résultats sont donnés pour $m=0$, $m=0.3$, $m=0.5$, $m=0.7$ et $m=1$. Donc on remarque que la FO enregistre des valeurs plus basses de BC et MC quand $m=0$ le cas où le seul objectif était de minimiser le CDB. De plus, dans le cas de $m=1$ où l'objectif était cette fois ci la minimisation du coût de carburant, la FO atteint le BC le plus bas que $m=0.3$, $m=0.5$, $m=0.7$. Cependant, pour des valeurs de FP où les deux objectifs sont inclus dans la fonction fitness, les valeurs les plus basses de BC et de MC sont enregistrées par la FO pour $m=0.3$ où la balance des deux objectifs est déviée vers la minimisation de CDB. Ainsi les résultats montrent que l'obtention de meilleure solution de BC est liée à la sélection appropriée de la valeur de FP.

Tableau 4-4: Performance de la FO avec différentes valeurs de FP résolue par l'algorithme H-PSO-SCAC- Rainflow avec 100 itérations

	m=0	m=0.3	m=0.5	m=0.7	m=1
BC (Dh/j)	84636799	204034180	207795513	221097061	202762698
MC (Dh/j)	196187670	445189500	766854900	591204600	472399200
WC (Dh/j)	9268056000	9684360000	8912610000	9089892000	8587152000
CAP	1.0850e+04	4.6464e+03	4.1891e+03	4.0113e+03	4.1351e+03
SD	3.0831e+07	6.0359e+07	8.2617e+07	8.2280e+07	5.8032e+07

4.4.2.2. Analyse de l'impact de facteur de pondération sur le comportement de l'état de charge de la batterie

L'état du SOC de la BAT est considéré comme une contrainte du problème d'optimisation qui limite le fonctionnement de la BAT afin d'éviter la surcharge et la décharge excessive. La figure 4-9 illustre l'impact de la valeur FP sur le comportement SOC de la BAT. La FO est testée avec différentes valeurs FP ($m=0$, $m=0.5$ et $m=1$).

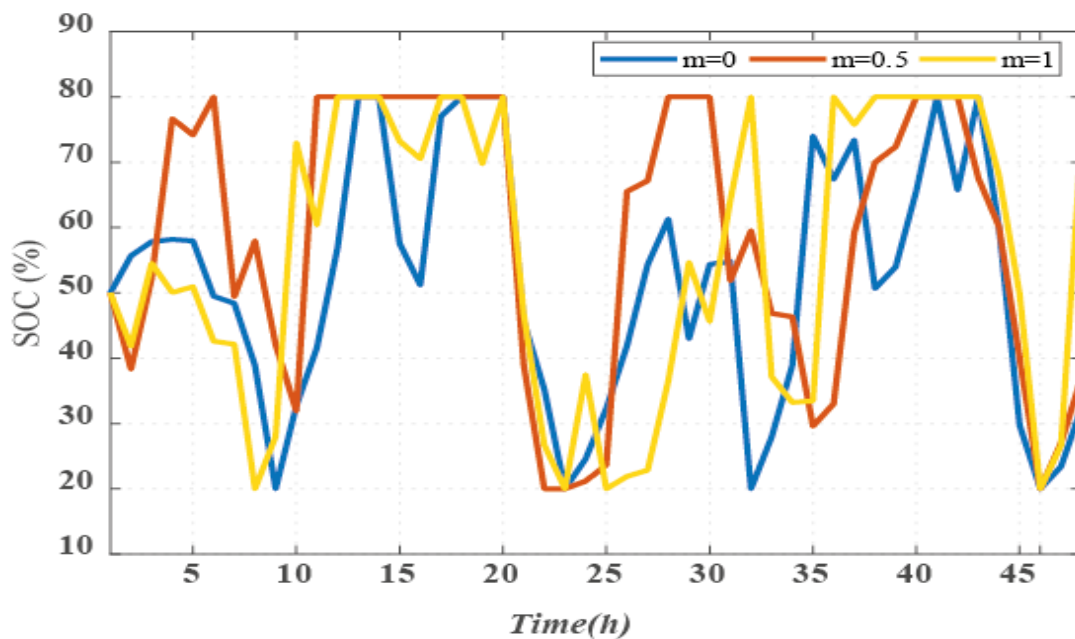


Figure 4-9: L'effet de FP sur le comportement de SOC de la BAT

Lorsque $m=1$, la dégradation de la BAT n'est pas importante, cela est clairement montré par plusieurs cycles de charge et de décharge, ce qui signifie que la BAT fournit une quantité d'énergie importante au MG. Cependant, lorsque $m=0$, de nombreux cycles de décharge de charge sont éliminés et par conséquent la durée de vie de la BAT peut être augmentée. Quand $m=0.5$, la FO équilibre le compromis entre les deux objectifs, et le graphique montre que l'état du SOC est maintenu plus stable et que les cycles de décharge de charge sont nettement réduits, ainsi la quantité d'énergie de la BAT échangée avec le MG est réduite, c'est pourquoi la solution BC obtenue par la FO pour $m=0.5$ est plus élevée que celles obtenues pour $m=0$ et $m=1$ comme indiqué dans le tableau 4-4.

4.4.2.3. La répartition d'énergie optimale du MG isolé issue de la gestion des ressources énergétiques par la méthode proposée pour un FP égal à 0.5

Le problème de distribution d'énergie optimale des ressources énergétiques du MG isolé est résolu pour $m = 0,5$ afin d'équilibrer les compromis entre les deux objectifs.

Le tableau E-11 (voir Annexe E) décrit la puissance optimale produite par les deux GEs installés, obtenue par l'algorithme H-PSO-SCAC-Rainflow. Les GEs sont considérés comme la principale source d'énergie pour le MG isolé, ce qui est montré à partir du tableau E-11 (voir Annexe E) où les deux GEs génèrent de l'énergie tout au long de la période de simulation, avec une production élevée pendant la nuit et faible le matin. Le tableau E-12 (voir Annexe E) montre la puissance échangée optimale entre le MG et la BAT obtenue à partir de l'algorithme H-PSO-SCAC-Rainflow. On peut voir que la BAT est chargée lorsque la demande de charge est faible, cependant la BAT est déchargée lorsque la demande de charge est élevée et que la production d'EnR est faible.

De plus, le tableau E-13 (voir Annexe E) détaille la puissance optimale générée par les RGs $P_{PV}(t)$ et $P_{WT}(t)$ résultante de l'algorithme H-PSO-SCAC-Rainflow. La production d'EnR soutient la production des GEs, en particulier lorsque le générateur PV et le générateur WT commencent à produire de l'énergie, et la plus grande partie de la production d'EnR sert à charger la BAT.

La figure 4-10 représente le tracé de la solution de distribution d'énergie optimale des unités énergétiques du MG isolé pendant le temps de planification de 48 heures comme enregistré dans les tableaux E-11, E-12 et E-13 (voir Annexe E). Il est clairement montré que toutes les unités MG participent à satisfaire la demande de charge. Lorsque le panneau PV et le générateur WT commencent à générer de l'énergie, en raison de la demande de charge inférieure, la BAT est chargée et les GEs réduisent leur production. Comme observé sur la figure 4-10, $P_{Bat}(t)$ peut être positive ou négative. $P_{Bat}(t)$ est négative signifie que le MG charge la BAT, tandis que $P_{Bat}(t)$ est positive signifie que la BAT fournit de l'énergie au MG. Lorsque la demande de charge est inférieure à l'énergie produite par les RE et les GEs, la puissance excédentaire peut charger la BAT. Ensuite, lorsque la production d'EnR est réduite et que le demande de charge nécessite plus d'énergie pendant la période nocturne, les GEs et la BAT peuvent collaborer afin de combler le besoin et satisfaire la demande de charge.

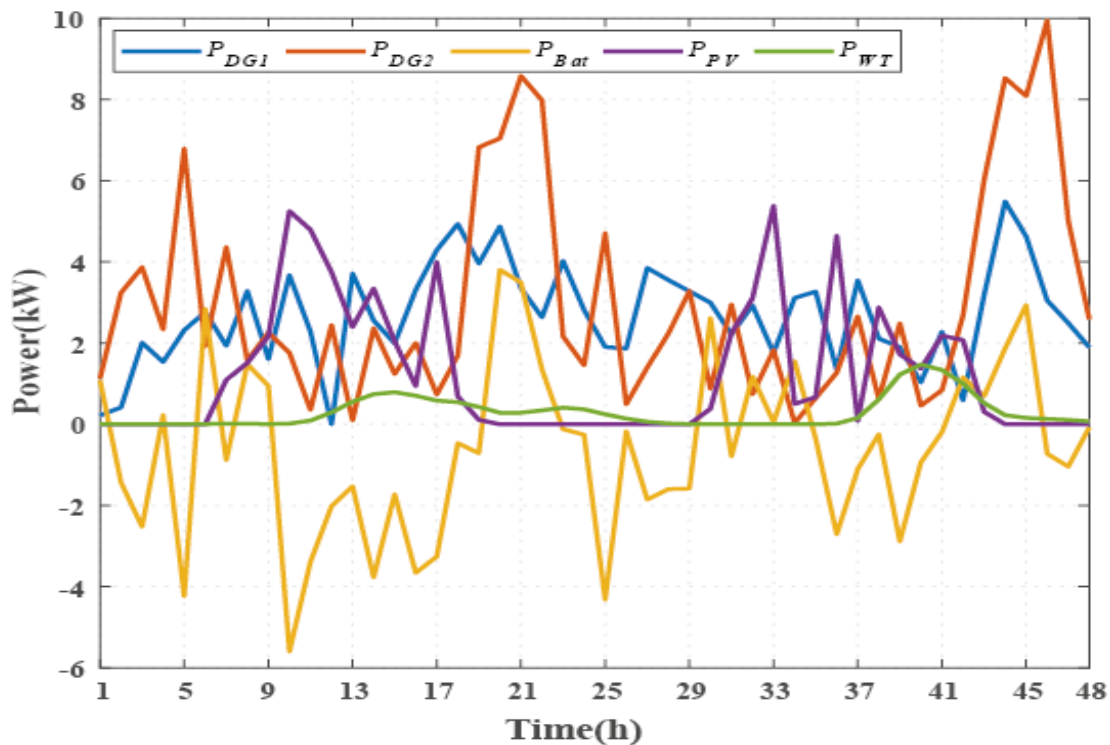


Figure 4-10: La répartition d'énergie optimale du MG isolé issue de la gestion des ressources énergétiques par H-PSO-SCAC-Rainflow pour $m=0.5$

4.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons traité la gestion d'énergie électrique d'un micro-réseau (MG) isolé et équipé de générateurs énergétiques et d'une Batterie (BAT) de stockage, pour une planification de 48 heures. Le Coût de Dégradation de la Batterie (CDB) est pris en considération dans la formulation du problème d'optimisation, qui a été défini par la fonction multi-objectif visant à minimiser le coût du carburant des Groupes Electrogènes (GEs) et le CDB. Un Facteur de Pondération (FP) est implémenté dans la fonction multi-objectif proposée. Le problème de répartition de l'énergie d'un MG isolé comprenant un générateur éolien, un générateur photovoltaïque, deux GEs et une BAT de stockage, est résolu par la méthode hybride proposée optimisation hybride de l'essaim de particules avec coefficients d'accélération sinusoïdale et Rainflow (H-PSO-SCAC-Rainflow). La demande de charge est principalement alimentée par les deux GEs, et les générateurs d'énergie renouvelable et la BAT ont été exploités pour réduire la consommation du carburant. L'impact de FP sur le

comportement de la méthode d'optimisation H-PSO-SCAC-Rainflow est analysé en utilisant le meilleur coût, le mauvais coût et le moyen coût de la fonction multi-objectif, ainsi que les indicateurs de dispersion l'écart type et le pourcentage de précision des coûts. Les résultats illustrent que pour obtenir la solution meilleur coût, la sélection d'une valeur appropriée de FP est nécessaire. L'état du charge (SOC) de la BAT est également influencé par FP. Il est plus stable avec FP égal à 0.5 où les cycles de charge/décharge sont réduits. Ainsi pour équilibrer le compromis entre le CDB et le coût du carburant, le problème de distribution d'énergie des composants énergétiques et de stockage d'un MG est effectué pour un FP égal à 0.5.

Les résultats exposés dans ce chapitre sont publiés dans International Journal of Renewable Energy Research (IJRER,ISSN13090127, a SCOPUS indexed Journal),2020, vol. 10, no 2,p. 704-715, sous le titre : ‘**’ Energy Scheduling of Isolated Microgrid with Battery Degradation Cost using Hybrid Particle Swarm Optimization with Sine Cosine Acceleration Coefficients’’**[6].

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Conclusion générale

Dans ce travail de recherche doctorale, l'idée de base est de résoudre le problème de système de gestion d'énergie par une stratégie multi-objectif pour un micro-réseau (MG) doté d'une installation de production hybride. Dans le cas général, un système de gestion d'énergie a pour rôle de répartir de manière optimale la puissance de sortie des générateurs énergétiques distribués afin d'alimenter économiquement la charge, de maintenir la stabilité du MG et de garantir la transition entre le mode connecté au réseau et le mode îloté.

Dans la littérature, plusieurs méthodes d'optimisation ou de gestion d'énergie ont été utilisées afin de résoudre le problème de système de gestion d'énergie qui assure la répartition de puissance optimale des unités du MG. La majorité de ces méthodes d'optimisation proposées dans la littérature ont du mal à gérer ce type de problème complexe et présentent par conséquent l'inconvénient d'une convergence prématurée au cours du processus de calcul et qui affaiblit considérablement ses performances.

Ce travail de recherche doctorale contribue à établir une stratégie d'optimisation efficace dans le système de gestion d'énergie d'un MG. En effet, la stratégie d'optimisation proposée doit remplir les objectifs suivants :

- Être capable de résoudre les problèmes d'optimisation complexes dont la gestion d'énergie électrique dans un MG fait partie.
- Être facile à mettre en œuvre
- Avoir une convergence rapide mais pas prématurée
- Être capable de fournir la solution optimale globale souhaitée
- S'adapter à la nature aléatoire des données du MG, telles la demande de charge et les données météorologiques.
- Enregistrer des performances remarquables par rapport aux méthodes d'optimisations les plus populaires.

Dans ce sens, on a proposé d'implémenter une méthode d'optimisation hybride l'optimisation par essais particuliers hybride avec coefficients d'accélération sinusoïdale

(H-PSO-SCAC)³⁷ regroupant plusieurs techniques, comme l'initialisation de la population de l'algorithme qui a été réalisée par l'hybridation avec l'apprentissage basé sur l'opposition, et la mise à jour de la vitesse des particules de l'algorithme qui a été définie par l'implémentation des coefficients d'accélération sinusoïdale et par l'utilisation de la carte sinusoïdale pour l'ajustement du poids d'inertie.

Dans ce travail, le problème de système de gestion d'énergie est défini pour les deux modes d'opération d'un MG, en mode connecté au réseau et en mode autonome (isolé).

Dans le premier cas, la gestion de l'énergie s'est concentrée sur la minimisation du coût du carburant des groupes électrogènes et les coûts de transaction de l'énergie échangée entre le MG et le réseau pour une planification journalière. Le MG est composé de générateur éolien (WT), de panneau Photovoltaïque (PV) et de trois groupes électrogènes. La demande de charge a été principalement satisfaite par les trois groupes électrogènes, et les générateurs d'énergie renouvelable ont été utilisées comme sources auxiliaires. Un système d'échange est autorisé entre le MG et le réseau, qui est utilisé pour faire face à la pénurie de la production renouvelable. La performance du H-PSO-SCAC proposé est examinée par comparaison avec l'optimisation des essaims de particules, l'algorithme génétique, la méthode d'optimisation des scénarios et l'algorithme culturel. L'efficacité de ces méthodes est démontrée en utilisant, le meilleur coût, le mauvais coût et le moyen coût de la fonction objectif, l'écart-type, et le pourcentage de précision des coûts. Les résultats de la simulation ont montré que le H-PSO-SCAC proposé est plus robuste que les autres méthodes. La méthode H-PSO-SCAC a de meilleures performances avec une précision de convergence plus élevée, il a une plus grande diversité de population qui aide à obtenir de meilleures performances. La méthode H-PSO-SCAC peut être considéré comme un algorithme d'optimisation très efficace, avec les avantages de son efficacité, précision et fiabilité dans la recherche.

Dans le deuxième cas, la gestion d'énergie électrique concerne un MG isolé, équipé de générateurs énergétiques hybrides renouvelables et conventionnels et d'une batterie de stockage, pour une planification de 48 heures. Le coût de dégradation de la batterie est proposé comme l'un des objectifs à considérer dans le problème d'optimisation, et donc la fonction multi-objectif est définie pour minimiser le coût du carburant des groupes électrogènes et du coût de dégradation de la batterie. Un Facteur de Pondération (FP) est implémenté dans la fonction multi-objectif proposée. Le problème de répartition de l'énergie

³⁷ Hybrid Particle Swarm Optimization with Sine Cosine Acceleration Coefficients

d'un MG isolé comprenant un générateur WT, un générateur PV, deux groupes électrogènes et une batterie de stockage, est résolu par la méthode hybride proposée H-PSO-SCAC-Rainflow. La demande de charge est principalement alimentée par les deux groupes électrogènes, en complément les générateurs renouvelables et la batterie ont été exploités pour réduire la consommation du carburant. L'impact de FP sur le comportement de la méthode d'optimisation H-PSO-SCAC-Rainflow est analysé en utilisant le meilleur coût, le mauvais coût et le moyen coût, l'écart-type, et le pourcentage de précision des coûts de la fonction multi-objectif. Les résultats illustrent que pour obtenir la solution meilleur coût, la sélection d'une valeur appropriée de FP est nécessaire. L'état de charge de la batterie est également influencé par le FP, il est plus stable avec un FP égal à 0,5 pour lequel les cycles de charge/décharge sont réduits. Ainsi pour équilibrer le compromis entre le coût de dégradation de la batterie et le coût du carburant, le problème de distribution d'énergie des composants énergétiques et de stockage d'un MG est résolu pour FP égal à 0,5.

Perspectives

Une amélioration dans la stratégie de gestion d'énergie proposée est souhaitable dans la suite de ce travail de recherche. Afin de prendre en considération le changement brusque de puissance demandée du MG et de puissance de sortie des générateurs d'énergie renouvelable. Des méthodes statistiques seront développées pour le calcul et la prédiction de ces changements. A cet effet, une base de données de la puissance de sortie des générateurs d'énergie renouvelable et de la puissance demandée est donc essentielle.

Une autre perspective importante est de maîtriser la consommation du MG, en utilisant les prévisions des données environnementales et les informations de consommation ainsi que les informations de réseau principal. Eu égard à la difficulté de maîtriser la production dans un MG à cause de la variété des générateurs énergétiques, la gestion des charges dans le MG est devenue essentielle afin de participer à la réduction de l'énergie consommée. La gestion des charges offre la possibilité de minimiser les coûts d'énergie en s'adaptant à la disponibilité de la production énergétique tout en accordant le besoin avec les informations des unités du MG.

BIBLIOGRAPHIHE

1. H. Kirkham, D. Nightingale, and T. Koerner, "Energy management system design with dispersed storage and generation," *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-100, no. 7, pp. 3432–3441,(1981).
2. <https://fr.weatherspark.com/y/35155/M%C3%A9t%C3%A9o-habituelle-%C3%A0-Taza-Maroc>. (Accessed on 23 January 2021).
3. O. Boqtob, H. El Moussaoui, H. El Markhi, and T. Lamhamdi, "Microgrid energy management system: a state-of-the-art review", *Journal of Electrical Systems*, vol. 15, no 1, pp. 53-67, 2019.
4. Boqtob, O., El Moussaoui, H., El Markhi, H., & Lamhamdi, T. (2019, April). Optimal sizing of grid connected microgrid in Morocco using Homer Pro. In *2019 International Conference on Wireless Technologies, Embedded and Intelligent Systems (WITS)* (pp. 1-6). IEEE.
5. O. Boqtob, H. El Moussaoui, H. El Markhi, and T. Lamhamdi, "Optimal Robust Unit Commitment of Microgrid using Hybrid Particle Swarm Optimization with Sine Cosine Acceleration Coefficients", *International Journal of Renewable Energy Research*, vol. 9, no 3, pp. 1125-1134, 2019.
6. Boqtob, O., El Moussaoui, H., El Markhi, H., & Lamhamdi, T. (2020). Energy Scheduling of Isolated Microgrid with Battery Degradation Cost using Hybrid Particle Swarm Optimization with Sine Cosine Acceleration Coefficients. *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, 10(2), 704-715.
7. Peter Asmus & Mackinnon Lawrence. Navigant Research, Report 1Q 2016. Available online: <https://guidehouseinsights.com/reports/market-data-microgrids> (Accessed on 11 July 2017)
8. Syed, I. M., & Raahemifar, K. Predictive energy management, control and communication system for grid tied wind energy conversion systems. *Electric Power Systems Research*, 142, 298-309. (2017).
9. Hemmati, R., Saboori, H., & Jirdehi, M. A. (2017). Stochastic planning and scheduling of energy storage systems for congestion management in electric power systems including renewable energy resources. *Energy*, 133, 380-387.
10. Koltsaklis, N. E., Giannakakis, M., & Georgiadis, M. C. (2018). Optimal energy planning and scheduling of microgrids. *Chemical Engineering Research and Design*, 131, 318-332.
11. Arcos-Aviles, D., Pascual, J., Marroyo, L., Sanchis, P., & Guinjoan, F. (2016). Fuzzy logic-based energy management system design for residential grid-connected microgrids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(2), 530-543.
12. Jabbari-Sabet, R., Moghaddas-Tafreshi, S. M., & Mirhoseini, S. S. (2016). Microgrid operation and management using probabilistic reconfiguration and unit commitment. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 75, 328-336.
13. Upadhyay, S., & Sharma, M. P. (2016). Selection of a suitable energy management strategy for a hybrid energy system in a remote rural area of India. *Energy*, 94, 352-366.
14. Marzband, M., Ghazimirsaeid, S. S., Uppal, H., & Fernando, T. (2017). A real-time evaluation of energy management systems for smart hybrid home Microgrids. *Electric Power Systems Research*, 143, 624-633.
15. Kusakana K. Optimal scheduled power flow for distributed photovoltaic/wind/diesel generators with battery storage system. *IET Renew Power Generation*; 9(8):916–24. (2015).

16. Vishnupriyan, J., & Manoharan, P. S. (2017). Demand side management approach to rural electrification of different climate zones in Indian state of Tamil Nadu. *Energy*, *138*, 799-815.
17. Abedini, M., Moradi, M. H., & Hosseinian, S. M. (2016). Optimal management of microgrids including renewable energy sources using GPSO-GM algorithm. *Renewable Energy*, *90*, 430-439.
18. Zhao, B., Xue, M., Zhang, X., Wang, C., & Zhao, J. (2015). An MAS based energy management system for a stand-alone microgrid at high altitude. *Applied Energy*, *143*, 251-261.
19. Giday, Z. G. Technical and economic assessment of solar PV/diesel hybrid power system for rural school electrification in Ethiopia. *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, *3*(3), 735-744. (2014).
20. Han, Y., Chen, W., & Li, Q. (2017). Energy management strategy based on multiple operating states for a photovoltaic/fuel cell/energy storage DC microgrid. *Energies*, *10*(1), 136.
21. García, P., Torreglosa, J. P., Fernandez, L. M., Jurado, F., Langella, R., & Testa, A. (2016). Energy management system based on techno-economic optimization for microgrids. *Electric Power Systems Research*, *131*, 49-59.
22. Ren, H., Wu, Q., Gao, W., & Zhou, W. (2016). Optimal operation of a grid-connected hybrid PV/fuel cell/battery energy system for residential applications. *Energy*, *113*, 702-712.
23. Thirumalaisamy, B., & Jegannathan, K. A novel energy management scheme using ANFIS for independent microgrid. *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, *6*(3), 735-746. (2016).
24. Panwar, L. K., Reddy, K. S., Kumar, R., Panigrahi, B. K., & Vyas, S. Strategic Energy Management (SEM) in a micro grid with modern grid interactive electric vehicle. *Energy Conversion and Management*, *106*, 41-52. (2015).
25. Fathabadi, H. Novel grid-connected solar/wind powered electric vehicle charging station with vehicle-to-grid technology. *Energy*, *132*, 1-11. (2017).
26. Sbordone, D., Bertini, I., Di Pietra, B., Falvo, M. C., Genovese, A., & Martirano, L. EV fast charging stations and energy storage technologies: A real implementation in the smart micro grid paradigm. *Electric Power Systems Research*, *120*, 96-108. (2015).
27. Balasubramaniam, K., Saraf, P., Hadidi, R., & Makram, E. B. Energy management system for enhanced resiliency of microgrids during islanded operation. *Electric Power Systems Research*, *137*, 133-141. (2016).
28. Wu, Z., Wang, B., & Xia, X. Large-scale building energy efficiency retrofit: Concept, model and control. *Energy*, *109*, 456-465. (2016).
29. Aryanezhad, M. Optimization of grid connected bidirectional V2G charger based on multi-objective algorithm. In *Power Electronics, Drive Systems & Technologies Conference (PEDSTC)*, 2017 8th (pp. 519-524). IEEE. (2017), February.
30. Tabar, V. S., Jirdehi, M. A., & Hemmati, R. (2017). Energy management in microgrid based on the multi objective stochastic programming incorporating portable renewable energy resource as demand response option. *Energy*, *118*, 827-839.

31. Moradi, M. H., Hajinazari, M., Jamasb, S., & Paripour, M. An energy management system (EMS) strategy for combined heat and power (CHP) systems based on a hybrid optimization method employing fuzzy programming. *Energy*, 49, 86-101. (2013).
32. Kneiske, T. M., Braun, M., & Hidalgo-Rodriguez, D. I. A new combined control algorithm for PV-CHP hybrid systems. *Applied Energy*, 210, 964-973. (2018).
33. Waqar, A., Shahbaz Tanveer, M., Ahmad, J., Aamir, M., Yaqoob, M., & Anwar, F. Multi-Objective Analysis of a CHP Plant Integrated Microgrid in Pakistan. *Energies*, 10(10), 1625. (2017).
34. Wang, H., Wang, W., Cui, L., Sun, H., Zhao, J., Wang, Y., & Xue, Y. A hybrid multi-objective firefly algorithm for big data optimization. *Applied Soft Computing*. (2017).
35. Hussain, A., Lee, J. H., & Kim, H. M. An optimal energy management strategy for thermally networked microgrids in grid-connected mode. *Int. J. Smart Home*, 10, 239-258. (2016).
36. Li, M., Zhang, X., Li, G., & Jiang, C. A feasibility study of microgrids for reducing energy use and GHG emissions in an industrial application. *Applied energy*, 176, 138-148. (2016).
37. Marzband, M., Yousefnejad, E., Sumper, A., & Domínguez-García, J. L. Real time experimental implementation of optimum energy management system in standalone microgrid by using multi-layer ant colony optimization. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 75, 265-274. (2016).
38. Adarsh, B. R., Raghunathan, T., Jayabarathi, T., & Yang, X. S. Economic dispatch using chaotic bat algorithm. *Energy*, 96, 666-675. (2016).
39. Kusakana, K. Energy management of a grid-connected hydrokinetic system under Time of Use tariff. *Renewable Energy*, 101, 1325-1333. (2017).
40. Maleki, A., Hafeznia, H., Rosen, M. A., & Pourfayaz, F. Optimization of a grid-connected hybrid solarwind- hydrogen CHP system for residential applications by efficient metaheuristic approaches. *Applied Thermal Engineering*, 123, 1263-1277. (2017).
41. Marzband, M., Alavi, H., Ghazimirsaeid, S. S., Uppal, H., & Fernando, T. Optimal energy management system based on stochastic approach for a home Microgrid with integrated responsive load demand and energy storage. *Sustainable Cities and Society*, 28, 256-264. (2017).
42. Venayagamoorthy, G. K., Sharma, R. K., Gautam, P. K., & Ahmadi, A. (2016). Dynamic energy management system for a smart microgrid. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 27(8), 1643-1656.
43. Lin, M. H., Tsai, J. F., and Yu, C. S. (2012). A review of deterministic optimization methods in engineering and management. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012.
44. Boloukat, M. H. S., and Foroud, A. A. (2016). Stochastic-based resource expansion planning for a grid-connected microgrid using interval linear programming. *Energy*, 113, 776-787.
45. Fioriti, D., Giglioli, R., and Poli, D. (2016, October). Short-term operation of a hybrid minigrid under load and renewable production uncertainty. In *Global Humanitarian Technology Conference (GHTC)*, 2016 (pp. 436-443). IEEE.
46. Luna, A. C., Diaz, N. L., Graells, M., Vasquez, J. C., and Guerrero, J. M. (2017). Mixed-integer-linear-programming-based energy management system for hybrid PV-wind-battery microgrids: Modeling, design, and experimental verification. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 32(4), 2769-2783.

47. Tenfen, D., & Finardi, E. C. (2015). A mixed integer linear programming model for the energy management problem of microgrids. *Electric Power Systems Research*, 122, 19-28.
48. Mohamed, F. A., and Koivo, H. N. (2010). System modelling and online optimal management of microgrid using mesh adaptive direct search. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 32(5), 398-407.
49. Giraldo, J. S., Castrillon, J. A., López, J. C., Rider, M. J., & Castro, C. A. (2018). Microgrids energy management using robust convex programming. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(4), 4520-4530.
50. Tucker, N. (2017). Jump Linear Quadratic Control for Energy Management of an Isolated Microgrid.
51. Jaiswal, S., & Ghose, T. (2017, April). Optimal real power dispatch of centralized micro-grid control operation. In *Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT), 2017 International Conference on* (pp. 1-7). IEEE.
52. Luna, A., Meng, L., Aldana, N. D., Graells, M., Vasquez, J., & Guerrero, J. (2017). Online Energy Management Systems for Microgrids: Experimental Validation and Assessment Framework. *IEEE Transactions on Power Electronics*.
53. Blum, C., & Roli, A. Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 35(3), 268-308. (2003).
54. Merei, G., Berger, C., and Sauer, D. U. (2013). Optimization of an offgrid hybrid PV–Wind–Diesel system with different battery technologies using genetic algorithm. *Solar Energy*, 97, 460-473.
55. Saad, N. H., El-Sattar, A. A., and Mansour, A. E. A. M. (2016). Improved particle swarm optimization for photovoltaic system connected to the grid with low voltage ride through capability. *Renewable Energy*, 85, 181-194.
56. Maleki, A., and Askarzadeh, A. (2014). Artificial bee swarm optimization for optimum sizing of a stand-alone PV/WT/FC hybrid system considering LPSP concept. *Solar Energy*, 107, 227-235.
57. Motevasel, M., and Seifi, A. R. (2014). Expert energy management of a micro-grid considering wind energy uncertainty. *Energy Conversion and Management*, 83, 58-72.
58. Jia, K., Chen, Y., Bi, T., Lin, Y., Thomas, D., and Sumner, M. (2017). Historical data based energy management in a micro-grid with a hybrid energy storage system. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*.
59. Velik, R., and Nicolay, P. (2016). Energy management in storage augmented, grid-connected prosumer buildings and neighborhoods using a modified simulated annealing optimization. *Computers and Operations Research*, 66, 248-257.
60. Yammani, C., & Prabhat, P. (2019). Reliability improvement of future microgrid with mixed load models by optimal dispatch of DGs. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, e2816.
61. Raha, S. B., Mandal, K. K., & Chakraborty, N. (2019). Hybrid SMES based reactive power dispatch by cuckoo search algorithm. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 55(1), 907-917.
62. Sreejith, S., Gandhi, I., Samiappan, D., & Muruganandam, M. (2016). Security Constraint Unit Commitment on Combined Solar Thermal Generating Units Using ABC Algorithm. *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, 6(4), 1361-1372.

63. Mohamed, F., Abdel-Nasser, M., Mahmoud, K., & Kamel, S. (2018, February). Economic dispatch using stochastic whale optimization algorithm. In *Innovative Trends in Computer Engineering (ITCE), 2018 International Conference on* (pp. 19-24). IEEE.
64. Hatata, A. Y., & Hafez, A. A. (2018). Ant lion optimizer versus particle swarm and artificial immune system for economical and eco- friendly power system operation. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, e2803.
65. Nimma, K. S., Al-Falahi, M. D., Nguyen, H. D., Jayasinghe, S. D. G., Mahmoud, T. S., & Negnevitsky, M. (2018). Grey wolf optimization-based optimum energy-management and battery-sizing method for grid-connected microgrids. *Energies*, *11*(4), 847.
66. Hussain, I., Ullah, M., Ullah, I., Bibi, A., Naeem, M., & Singh, M. (2020). Optimizing energy consumption in the home energy management system via a bio-inspired dragonfly algorithm and the genetic algorithm. *Electronics*, *9*(3), 406.
67. Dey, B., García Márquez, F. P., & Basak, S. K. (2020). Smart energy management of residential microgrid system by a novel hybrid mgwoscacs algorithm. *Energies*, *13*(13), 3500.
68. Reddy, P. S. K., Kumar, P. A., & Vaibhav, G. N. S. (2015). Application of BAT algorithm for optimal power dispatch. *Int J Innov Res Adv Eng*, *2*(2), 113-119.
69. X. Yang, "A new metaheuristic bat-inspired algorithm," in *Studies in Computational Intelligence*, vol. 284. Berlin, Germany: Springer, 2010.
70. Rawea, A., & Urooj, S. (2018). Power Energy Management for Grid-Connected Hybrid Renewable Energy System in Yemen Using Fuzzy Logic. In *Smart Computing and Informatics* (pp. 183-191). Springer, Singapore.
71. Gan, L. K., Shek, J. K., & Mueller, M. A. (2016). Optimised operation of an off-grid hybrid wind-diesel-battery system using genetic algorithm. *Energy Conversion and Management*, *126*, 446-462.
72. Rouholamini, M., & Mohammadian, M. (2016). Heuristic-based power management of a grid-connected hybrid energy system combined with hydrogen storage. *Renewable Energy*, *96*, 354-365.
73. Yu, J., Dou, C., & Li, X. MAS-based energy management strategies for a hybrid energy generation system. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, *63*(6), 3756-3764. (2016).
74. Lin, W. M., Tu, C. S., & Tsai, M. T. Energy management strategy for microgrids by using enhanced bee colony optimization. *Energies*, *9*(1), 5. (2015).
75. Naghdi, M., Shafiyi, M. A., & Haghifam, M. R. (2018). A combined probabilistic modeling of renewable generation and system load types to determine allowable DG penetration level in distribution networks. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, e2696.
76. Ahmadi, S., and Abdi, S. (2016). Application of the Hybrid Big Bang–Big Crunch algorithm for optimal sizing of a stand-alone hybrid PV/wind/battery system. *Solar Energy*, *134*, 366-374.
77. Wang, Z., Zhu, Q., Huang, M., & Yang, B. Optimization of economic/environmental operation management for microgrids by using hybrid fireworks algorithm. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, *27*(12). (2017).
78. Roy, K., Mandal, K. K., & Mandal, A. C. Modeling and managing of micro grid connected system using improved artificial bee colony algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, *75*, 50-58. (2016).

79. Dou, C. X., Jia, X. B., Bo, Z. Q., and Zhao, F. (2011, March). Optimal management of microgrid based on a modified particle swarm optimization algorithm. In Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), 2011 Asia-Pacific (pp. 1-8). IEEE.
80. Moghaddam, A. A., Seifi, A., Niknam, T., and Pahlavani, M. R. A. (2011). Multi-objective operation management of a renewable MG (micro-grid) with back-up micro-turbine/fuel cell/battery hybrid power source. *Energy*, 36(11), 6490-6507.
81. Elgamal, M., Korovkin, N., Elmitwally, A., Menaem, A. A., & Chen, Z. (2020). A Framework for Profit Maximization in a Grid-Connected Microgrid With Hybrid Resources Using a Novel Rule Base-BAT Algorithm. *IEEE Access*, 8, 71460-71474.
82. Sureshkumar, K., & Ponnusamy, V. (2019). Power flow management in micro grid through renewable energy sources using a hybrid modified dragonfly algorithm with bat search algorithm. *Energy*, 181, 1166-1178.
83. De Santis, E., Rizzi, A., & Sadeghian, A. (2017). Hierarchical genetic optimization of a fuzzy logic system for energy flows management in microgrids. *Applied Soft Computing*, 60, 135-149.
84. Roy, K., Mandal, K. K., & Mandal, A. C. (2019). Ant-Lion Optimizer algorithm and recurrent neural network for energy management of micro grid connected system. *Energy*, 167, 402-416.
85. Sedighizadeh, M., Mohammadpour, A., & Alavi, S. M. M. (2019). A daytime optimal stochastic energy management for EV commercial parking lots by using approximate dynamic programming and hybrid big bang big crunch algorithm. *Sustainable cities and society*, 45, 486-498.
86. Zhang, J., Wu, Y., Guo, Y., Wang, B., Wang, H., & Liu, H. (2016). A hybrid harmony search algorithm with differential evolution for day-ahead scheduling problem of a microgrid with consideration of power flow constraints. *Applied energy*, 183, 791-804.
87. Li, B., Roche, R., & Miraoui, A. (2017). Microgrid sizing with combined evolutionary algorithm and MILP unit commitment. *Applied energy*, 188, 547-562.
88. Syed, I. M., & Raahemifar, K. (2016). Predictive energy management and control system for PV system connected to power electric grid with periodic load shedding. *Solar Energy*, 136, 278-287.
89. Habib, A. H., Disfani, V. R., Kleissl, J., & de Callafon, R. A. (2017, May). Optimal energy storage sizing and residential load scheduling to improve reliability in islanded operation of distribution grids. In *2017 American Control Conference (ACC)* (pp. 3974-3979). IEEE.
90. Luo, Y., Shi, L., & Tu, G. (2014). Optimal sizing and control strategy of isolated grid with wind power and energy storage system. *Energy Conversion and Management*, 80, 407-415.
91. Hosseinalizadeh, R., Shakouri, H., Amalnick, M. S., & Taghipour, P. (2016). Economic sizing of a hybrid (PV-WT-FC) renewable energy system (HRES) for stand-alone usages by an optimization-simulation model: case study of Iran. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 54, 139-150.
92. Shi, B., Wu, W., & Yan, L. (2017). Size optimization of stand-alone PV/wind/diesel hybrid power generation systems. *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, 73, 93-101.
93. Maleki, A., & Askarzadeh, A. (2014). Optimal sizing of a PV/wind/diesel system with battery storage for electrification to an off-grid remote region: A case study of Rafsanjan, Iran. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 7, 147-153.

94. Zhang, Y., Lundblad, A., Campana, P. E., Benavente, F., & Yan, J. (2017). Battery sizing and rule-based operation of grid-connected photovoltaic-battery system: A case study in Sweden. *Energy conversion and management*, 133, 249-263.
95. Ramli, M. A., Hiendro, A., Sedraoui, K., & Twaha, S. (2015). Optimal sizing of grid-connected photovoltaic energy system in Saudi Arabia. *Renewable Energy*, 75, 489-495.
96. Fathima, A. H., & Palanisamy, K. (2015). Optimization in microgrids with hybrid energy systems—A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 45, 431-446.
97. Rajbongshi, R., Borgohain, D., & Mahapatra, S. (2017). Optimization of PV-biomass-diesel and grid base hybrid energy systems for rural electrification by using HOMER. *Energy*, 126, 461-474.
98. Homer Microgrid NEWS and Insight. Available online: <http://microgridnews.com/homer-optimizer-afaster-path-to-finding-least-cost-microgrid-options/> (Accessed on 23 August 2017).
99. Shahinzadeh, H., Moazzami, M., Fathi, S. H., & Gharehpetian, G. B. (2016, December). Optimal sizing and energy management of a grid-connected microgrid using HOMER software. In *Smart Grids Conference (SGC), 2016* (pp. 1-6). IEEE.
100. Ineichen, P., Guisan, O., & Razafindraibe, A. (1984). *Mesures d'ensoleillement à Genève: publication No 9: Indice de clarté*.
101. <https://gmao.gsfc.nasa.gov/reanalysis/MERRA-2/> (Accessed on 17 December 2018).
102. Al Garni, H. Z., Awasthi, A., & Ramli, M. A. (2018). Optimal design and analysis of grid-connected photovoltaic under different tracking systems using HOMER. *Energy Conversion and Management*, 155, 42-57.
103. Alibaba. 3kw portable small horizontal wind turbine price. https://www.alibaba.com/product-detail/Chinese-3kw-portable-small-horizontal-wind_60482340445.html?spm=a2700.7735675.normalList.1.EmNZqw&s=p. (Accessed on 19 February 2018).
104. Kumar, Y. P., & Bhimasingu, R. (2014, December). Optimal sizing of microgrid for an urban community building in south India using HOMER. In *Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES), 2014 IEEE International Conference on* (pp. 1-6). IEEE.
105. Meng, L., Sanseverino, E. R., Luna, A., Dragicevic, T., Vasquez, J. C., & Guerrero, J. M. (2016). Microgrid supervisory controllers and energy management systems: A literature review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 60, 1263-1273.
106. Bouakkaz, A., Haddad, S., Martín-García, J. A., Mena, A. J. G., & Castañeda, R. J. (2019). Optimal Scheduling of Household Appliances in Off-Grid Hybrid Energy System using PSO Algorithm for Energy Saving. *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, 9(1), 427-436.
107. Kashyap, M., Mittal, A., & Kansal, S. (2019). Optimal Placement of Distributed Generation Using Genetic Algorithm Approach. In *Proceeding of the Second International Conference on Microelectronics, Computing & Communication Systems (MCCS 2017)* (pp. 587-597). Springer, Singapore.
108. Hosseini, S. J. A. D., Moradian, M., Shahinzadeh, H., & Ahmadi, S. (2018). Optimal Placement of Distributed Generators with Regard to Reliability Assessment using Virus Colony Search Algorithm. *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, 8(2), 714-723.

109. KOLA, S. S. (2019). Optimal Allocation of Renewable Distributed Generation and Capacitor Banks in Distribution Systems using Salp Swarm Algorithm. *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, 9(1), 96-107.
110. Vanishree, J., & Ramesh, V. (2018). Optimization of size and cost of static var compensator using dragonfly algorithm for voltage profile improvement in power transmission systems. *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, 8(1), 56-66.
111. Villalva, M. G., Gazoli, J. R., & Ruppert Filho, E. (2009). Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays. *IEEE Transactions on power electronics*, 24(5), 1198-1208.
112. H. Tazvinga, B. Zhu, and X. Xia, "Energy dispatch strategy for a photovoltaic–wind–diesel–battery hybrid power system", *Solar Energy*, vol. 108, pp. 412-420, 2014.
113. E. Koutroulis, D. Kolokotsa, A. Potirakis, and K. Kalaitzakis, "Methodology for optimal sizing of stand-alone photovoltaic/wind-generator systems using genetic algorithms", *Solar energy*, vol. 80, no 9, pp. 1072-1088, 2006.
114. R. N. Farrugia, "The wind shear exponent in a Mediterranean island climate", *Renewable Energy*, vol. 28, no 4, pp. 647-653, 2003.
115. Chiang, Y.H.; Sean, W.Y.; Ke, J.C. Online estimation of internal resistance and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles. *J. Power Sources* 2011, 196, 3921–3932.
116. He, H.; Xiong, R.; Guo, H. Online estimation of model parameters and state-of-charge of LiFePO₄ batteries in electric vehicles. *Appl. Energy* 2012, 89, 413–420.
117. Mu, D., Jiang, J., & Zhang, C. (2013). Online semiparametric identification of Lithium-Ion batteries using the wavelet-based partially linear battery model. *Energies*, 6(5), 2583-2604.
118. DEKKICHE, Abdelillah. Modèle de batterie générique et estimation de l'état de charge. (2008). Thèse de doctorat. École de technologie supérieure.
119. Dolara, A., Grimaccia, F., Magistrati, G., & Marchegiani, G. (2017). Optimization models for islanded micro-grids: A comparative analysis between linear programming and mixed integer programming. *Energies*, 10(2), 241.
120. Nwulu, N. I., & Xia, X. (2017). Optimal dispatch for a microgrid incorporating renewables and demand response. *Renewable Energy*, 101, 16-28.
121. Hossain, M. A., Pota, H. R., Squartini, S., & Abdou, A. F. (2019). Modified PSO algorithm for real-time energy management in grid-connected microgrids. *Renewable energy*, 136, 746-757.
122. Eseye, A. T., Zheng, D., Li, H., & Zhang, J. (2017, March). Grid-price dependent optimal energy storage management strategy for grid-connected industrial microgrids. In 2017 ninth annual IEEE green technologies conference (GreenTech) (pp. 124-131). IEEE.
123. Chen, K., Zhou, F., Yin, L., Wang, S., Wang, Y., & Wan, F. (2018). A hybrid particle swarm optimizer with sine cosine acceleration coefficients. *Information Sciences*, 422, 218-241.
124. M.A. Ahandani , Opposition-based learning in the shuffled bidirectional differential evolution algorithm, *Swarm Evol. Comput* 26 (2016) 64–85.
125. P. Niu , K. Chen , Y. Ma , X Li , A. Liu , G. Li , Model turbine heat rate by fast learning network with tuning based on ameliorated krill herd algorithm, *Knowl.-Based Syst.* 118 (2017) 80–92 .

126. HelioClim-3 Database of Solar Irradiance v5 (derived from satellite data), <http://www.soda-is.com>. (Accessed on 27 February 2018).
127. Murty, V. V. S. N., & Kumar, A. (2020). Multi-objective energy management in microgrids with hybrid energy sources and battery energy storage systems. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 5(1), 1-20.
128. Leonori, S., Paschero, M., Mascioli, F. M. F., & Rizzi, A. (2020). Optimization strategies for Microgrid energy management systems by Genetic Algorithms. *Applied Soft Computing*, 86, 105903.
129. Shang, Y., Wu, W., Guo, J., Ma, Z., Sheng, W., Lv, Z., & Fu, C. (2020). Stochastic dispatch of energy storage in microgrids: An augmented reinforcement learning approach. *Applied Energy*, 261, 114423.
130. Faisal, M., Hannan, M. A., Ker, P. J., & Uddin, M. N. (2019). Backtracking Search Algorithm Based Fuzzy Charging-Discharging Controller for Battery Storage System in Microgrid Applications. *IEEE Access*, 7, 159357-159368.
131. Guo, Y., Sheng, S., Anglani, N., & Lehman, B. (2019, March). Economically optimal power flow management of grid-connected photovoltaic microgrid based on dynamic programming algorithm and grid I/O strategy for different weather scenarios. In *2019 IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC)* (pp. 174-181). IEEE.
132. De, M., Das, G., & Mandal, K. K. (2020). Efficient Energy Management in Microgrids Using Flower Pollination Algorithm. In *Computational Intelligence in Pattern Recognition* (pp. 553-562). Springer, Singapore.
133. Hossain, M. A., Pota, H. R., Squartini, S., & Abdou, A. F. (2019). Modified PSO algorithm for real-time energy management in grid-connected microgrids. *Renewable energy*, 136, 746-757.
134. Xu, B., Oudalov, A., Ulbig, A., Andersson, G., & Kirschen, D. S. (2016). Modeling of lithium-ion battery degradation for cell life assessment. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(2), 1131-1140.
135. Hossain, M. A., Pota, H. R., Squartini, S., Zaman, F., & Guerrero, J. M. (2019). Energy scheduling of community microgrid with battery cost using particle swarm optimisation. *Applied Energy*, 254, 113723.
136. Xu, B., Zhao, J., Zheng, T., Litvinov, E., & Kirschen, D. S. (2017). Factoring the cycle aging cost of batteries participating in electricity markets. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(2), 2248-2259.
137. Kassem, M., Bernard, J., Revel, R., Pelissier, S., Duclaud, F., & Delacourt, C. (2012). Calendar aging of a graphite/LiFePO₄ cell. *Journal of Power Sources*, 208, 296-305.
138. Vetter, J., Novák, P., Wagner, M. R., Veit, C., Möller, K. C., Besenhard, J. O., ... & Hammouche, A. (2005). Ageing mechanisms in lithium-ion batteries. *Journal of power sources*, 147(1-2), 269-281.
139. Amzallag, C., Gerey, J. P., Robert, J. L., & Bahuaud, J. (1994). Standardization of the rainflow counting method for fatigue analysis. *International journal of fatigue*, 16(4), 287-293.
140. Sufyan, M., Rahim, N. A., Tan, C., Muhammad, M. A., & Raihan, S. R. S. (2019). Optimal sizing and energy scheduling of isolated microgrid considering the battery lifetime degradation. *PloS one*, 14(2), e0211642.
141. Weise, T. (2009). *Global optimization algorithms-theory and application*. Self-Published Thomas Weise.
142. Courant, Richard. "Variational methods for the solution of problems of equilibrium and vibrations." *Lecture notes in pure and applied mathematics* (1994): 1-1.

143. Zakian, V. (1996). Perspectives on the principle of matching and the method of inequalities. *International Journal of Control*, 65(1), 147-175.
144. Dussault, J. P. (2019). Optimisation linéaire. Online available at : <http://info.usherbrooke.ca/jpdussault/OptLin.pdf>. (Accessed on 25 November 2020).
145. Maria Güell i Pons, (2009-2010). Cours MATLAB UNIL-FGSE – Hiver 2009-2010. X. Algorithmes d'optimisation. Available online at : <https://wp.unil.ch/risk/files/2015/12/10.-Algorithmes-doptimisation.pdf> (Accessed on 25 November 2020).
146. Michel Pierre et Antoine Henrot (2013-2014). Cours de Takéo Takahashi: Analyse Numérique. Available online at : <https://www-fourier.ujf-grenoble.fr/~parisse/mat249/polyAnaNum.pdf> (Accessed on 2 December 2020).
147. Fouilhoux, P. (2015). Optimisation combinatoire: Programmation linéaire et algorithmes. Université Pierre et Marie Curie. Available online at : <http://www-desir.lip6.fr/~fouilhoux/documents/optcomb.pdf> (Accessed on 25 November 2020).
148. Rondepierre, A. (2017). Méthodes numériques pour l'optimisation non linéaire déterministe, Méthodes numériques pour l'optimisation non linéaire déterministe 4eme année. INSA Toulouse, 2018. Available online at : <http://www.math.univ-toulouse.fr/~rondep/CoursTD/polyGMM4.pdf> (Accessed on 25 November 2020).
149. El Ghali, A. (1992). Méthode du sous-gradient réduit généralisé comme extension du GRG d'Abadie au cas non différentiable. *RAIRO-Operations Research-Recherche Opérationnelle*, 26(3), 237-267.
150. Escoffier, B., & Spanjaard, O. (2005). Programmation dynamique. Available online at: <https://hal.inria.fr/hal-01492595/>. (Accessed on 25 November 2020).
151. Frantz Fournier. Méthodologie d'optimisation dynamique et de commande optimale des réacteurs électrochimiques discontinus. Autre. Institut National Polytechnique de Lorraine, 1998. Français. Available online at : <https://hal.univ-lorraine.fr/tel-01750780>. (Accessed on 29 November 2020).
152. Richard Bellman, *Dynamic Programming*, Princeton, Princeton University Press, 1957. — Réimpression 2003, Dover Publication, Mineola, New-York, (ISBN 0-486-42809-5).
153. Herbert Robbins and Sutton Monro. A stochastic approximation method. *Annals of Mathematical Statistics*, 22(3):400–407, September 1951. doi:10.1214/aoms/1177729586. Online available at <http://projecteuclid.org/euclid.aoms/1177729586> [Accessed 2008-10-11], *Mathematical Reviews* number (MathSciNet): MR42668, *Zentralblatt MATH* identifier: 0054.05901.
154. Richard M. Friedberg. A learning machine: Part i. *IBM Journal of Research and Development*, 2:2–13, November 1958. Online available at <http://www.research.ibm.com/journal/rd/021/ibmrd0201B.pdf> [Accessed 2007-09-06].
155. Didier Müller. (2019). Métaheuristiques. Available online at : <https://www.apprendre-en-ligne.net/info/algo/Metaheuristiques.pdf>. (Accessed on 4 December 2020).
156. E.Talbi P.Preux. Assessing the evolutionary algorithm paradigm to solve hard problems. *Constraint Processing, workshop on really hard problem solving*, September 1995. Available online at : <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.45.2642&rep=rep1&type=pdf>. (Accessed on 4 December 2020).

157. Ahlgrim K.C., D'Arcy S.P., Gorvett R.W. [2005] « Modeling Financial Scenarios: A Framework for the Actuarial Profession », Proceedings of the Casualty Actuarial Society 92.
158. Kouwenberg R. [2001], « Scenario Generation and Stochastic Programming Models for Asset Liability Management », European Journal of Operational Research, vol. 134, 51-64.
159. Reynolds, R. G. (1994, February). An introduction to cultural algorithms. In Proceedings of the third annual conference on evolutionary programming (Vol. 24, pp. 131-139). River Edge, NJ: World Scientific.
160. Yan XS,Wu QH (2012) Function optimization based on cultural algorithms. J Comput Inf Technol 2:152–158.
161. Yan X,Wu Q, Zhang C et al (2012) An efficient function optimization algorithm based on culture evolution.Int J Comput Sci Issues 9:11–18.
162. Yan, X., Song, T., & Wu, Q. (2017). An improved cultural algorithm and its application in image matching. *Multimedia Tools and Applications*, 76(13), 14951-14968.
163. Héliodore, F., Nakib, A., Ismail, B., Ouchraa, S., & Schmitt, L. (2017). *Métaheuristiques pour les réseaux électriques intelligents* (Vol. 3). ISTE Group.
164. Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization, proceedings of IEEE International Conference on neural networks (ICNN'95).
165. Shi, Y., & Eberhart, R. (1998, May). A modified particle swarm optimizer. In *Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence., The 1998 IEEE International Conference on* (pp. 69-73). IEEE.
166. Riviere, E. (2016). Détermination in-situ de l'état de santé de batteries lithium-ion pour un véhicule électrique (Doctoral dissertation, Université Grenoble Alpes). Available online at : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01555463/>. (Accessed on 6 January 2021).
167. MARCHILDON, Jacques. Détermination de l'état de charge et l'état de santé d'une batterie plomb acide par la méthode de deux impulsions. 2014. Thèse de doctorat. Université du Québec à Trois-Rivières. Available online at : <http://depot-e.uqtr.ca/id/eprint/7367/1/030673974.pdf> (Accessed on 6 January 2021).

ANNEXE A : L'OPTIMISATION MATHÉMATIQUE

L'optimisation mathématique, aussi nommée programmation mathématique, traite un ensemble de sujets dans l'étude de problèmes à optimiser. L'optimisation mathématique consiste à analyser une fonction objectif donnée afin de trouver les meilleures solutions possibles qui minimisent (ou maximisent) cette fonction.

A.1. Fonction objectif

A.1.1. Définition

Une Fonction Objectif (FO) est une fonction mathématique sujet d'optimisation, elle peut être définie comme $f : X \mapsto Y$ avec $Y \subseteq \mathbb{R}$ où l'ensemble d'arrivée Y ainsi que sa plage doivent être un sous-ensemble des nombres réels ($Y \subseteq \mathbb{R}$). Le domaine X de f est appelé espace de problème et peut représenter n'importe quel type d'éléments comme des nombres, des listes, des plans de construction, etc. Le domaine X est choisi en fonction du problème à résoudre avec le processus d'optimisation. Les FOs ne sont pas nécessairement de simples expressions mathématiques, mais peuvent être des algorithmes complexes qui, par exemple, impliquent plusieurs simulations. La FO peut être à objectif unique f ou à multi-objectifs $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$.

A.1.2. Fonction mono-objectif

Dans le cas de l'optimisation à objectif unique f , un optimum est soit son maximum, soit son minimum, selon ce que l'on recherche.

En optimisation globale, c'est une convention que les problèmes d'optimisation sont le plus souvent définis comme des minimisations et si la fonction objectif f est soumise à une maximisation, on minimise simplement sa négation ($-f$).

A.1.3. Fonction multi-objectifs

Dans de nombreux problèmes de conception ou de prise de décision du monde réel, l'objectif d'optimisation peut être appliqué à un ensemble F constitué de n fonctions objectif f_i , représentant chacune un critère à optimiser [141]. L'ensemble F peut être défini comme :

$$F = \{f_i : X \mapsto Y_i \text{ avec } i \in [0, n] \text{ et } Y_i \subseteq R\} \quad (60)$$

Où $F(x) = (f_1(x), \dots, f_n(x))$ s'appelle le vecteur des fonctions f_i à optimiser.

Les techniques d'optimisation conçues pour optimiser de tels ensembles de fonctions objectif sont généralement nommés avec le préfixe multi-objectif.

A.1.4. Définitions des points extrêmes

Deux optima sont possibles : locaux et globaux. Un optimum global est un optimum de l'ensemble du domaine X tandis qu'un optimum local est un optimum d'un seul sous-ensemble de X , comme représenté sur la figure A-1.

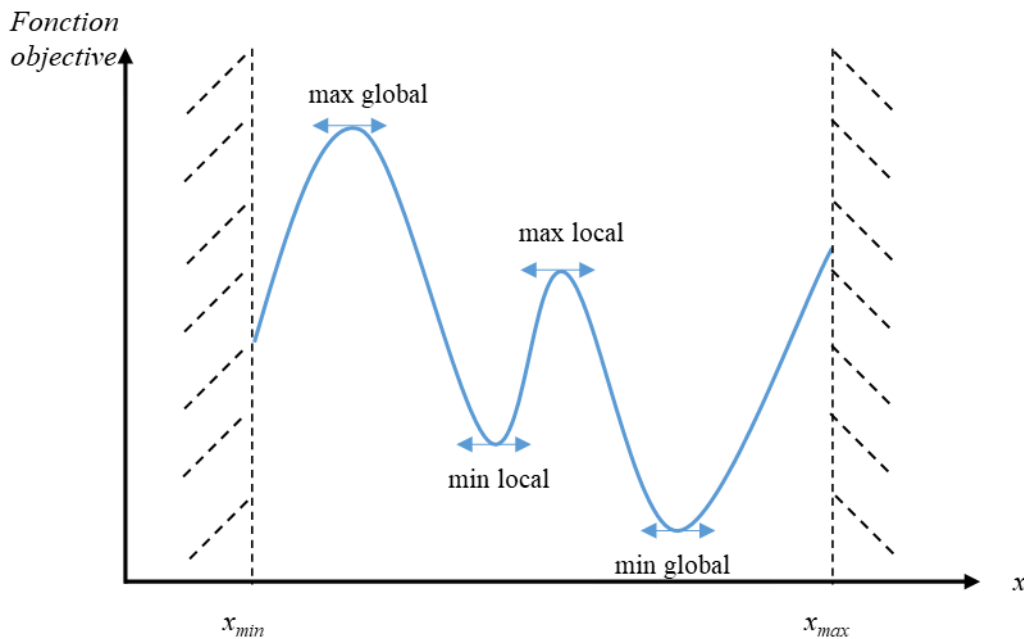


Figure A-1: Maximum et minimum locaux et globaux d'une fonction

A.1.4.1. Un optimum local

Un optimum local $x_{optloc} \in X$ d'une fonction objectif $f : X \mapsto R$ est soit un maximum local, soit un minimum local.

A.1.4.1.1. Un maximum local

Un maximum local $x_{maxloc} \in X$ d'une fonction objectif $f : X \mapsto R$ est un élément d'entrée avec :

$$f(x_{\max loc}) \geq f(x) \text{ pour tout } x \text{ voisin de } x_{ml}. \quad (61)$$

Si $X \subseteq R$, on peut écrire :

$$\forall x_{\max loc} \exists \varepsilon > 0: f(x_{\max loc}) \geq f(x) \forall x \in X, |x - x_{\max loc}| < \varepsilon \quad (62)$$

A.1.4.1.2. Un minimum local

Un minimum local $x_{\min loc} \in X$ d'une fonction objectif $f: X \mapsto R$ est un élément d'entrée avec :

$$f(x_{\min loc}) \leq f(x) \text{ pour tout } x \text{ voisin de } x_{\min loc}. \quad (63)$$

Si $X \subseteq R$, on peut écrire :

$$\forall x_{\min loc} \exists \varepsilon > 0: f(x_{\min loc}) \leq f(x) \forall x \in X, |x - x_{\min loc}| < \varepsilon \quad (64)$$

A.1.4.2. Un optimum global

Un optimum global $x_{opt glo} \in X$ d'une fonction objectif $f: X \mapsto R$ est soit un maximum global, soit un minimum global.

A.1.4.2.1. Un maximum global

Un maximum global $x_{\max glo} \in X$ d'une fonction objectif $f: X \mapsto R$ est un élément d'entrée avec :

$$f(x_{\max glo}) \geq f(x) \forall x \in X. \quad (65)$$

A.1.4.2.2. Un minimum global

Un minimum global $x_{\min glo} \in X$ d'une fonction objectif $f: X \mapsto R$ est un élément d'entrée avec :

$$f(x_{\min glo}) \leq f(x) \forall x \in X. \quad (66)$$

En général, pour trouver les maximums et les minimums d'une fonction, on utilise le calcul différentiel, et là où la dérivée de la fonction s'annule, on aura soit un maximum ou un minimum. Un minimum local est facile à trouver, tandis qu'un minimum global est difficile à trouver.

A.2. Contraintes

A.2.1 Fonctions de pénalité

La fonction de pénalité est l'une des approches les plus populaires pour traiter les contraintes, en particulier dans le domaine de l'optimisation mono-objectif, l'idée des fonctions de pénalité remonte à Courant [142] qui l'a introduit en 1943. Les contraintes sont combinées avec la fonction objectif f , résultant en une nouvelle fonction f^* qui sera sujet d'optimisation. L'idée de base est que cette combinaison est effectuée de manière à garantir qu'une solution candidate irréalisable a toujours une valeur f^* inférieure à une valeur réalisable avec les mêmes valeurs objectives.

Il n'y a pratiquement pas de limites pour la manière d'intégrer une pénalité d'infaisabilité dans les FOs. Plusieurs chercheurs suggèrent des pénalités dynamiques qui intègrent l'indice de l'itération actuelle de l'algorithme d'optimisation ou des pénalités adaptatives qui utilisent en plus les statistiques démographiques [141].

A.2.2. Contraintes comme objectifs supplémentaires

Une autre idée pour gérer les contraintes serait de les considérer comme de nouvelles FOs.

Si $g(x) \geq 0$ doit être vérifiée, par exemple, nous pouvons la transformer en une nouvelle fonction objectif $f(x) = \min\{-g(x), 0\}$ soumise à minimisation [141].

A.2.3. La méthode des inégalités

Les contraintes générales d'inégalité peuvent également être traitées selon la méthode des inégalités introduite par Zakian [143] dans son travail fondateur sur la conception des systèmes de contrôle assisté par ordinateur.

Dans la méthode des inégalités, une zone d'intérêt est spécifiée sous la forme d'une fourchette d'objectifs $[r_i^{\text{inf}}, r_i^{\text{sup}}]$ pour chaque fonction objectif f_i .

Sur la base des inégalités, trois catégories de solutions candidates peuvent être définies et chaque élément $x \in X$ appartient à l'une d'entre elles :

1. Il remplit tous les objectifs, c'est-à-dire : $r_i^{\text{inf}} \leq f_i(x) \leq r_i^{\text{sup}} \quad \forall i \in [1, n]$ (67)

2. Il remplit certains objectifs, c'est à dire :

$$(\exists i \in [1, n] : r_i^{\text{inf}} \leq f_i(x) \leq r_i^{\text{sup}}) \wedge (\exists j \in [1, n] : (f_j(x) < r_j^{\text{inf}}) \vee (f_j(x) > r_j^{\text{sup}})) \quad (68)$$

3. Il ne remplit aucun des objectifs, c'est-à-dire :

$$(f_i(x) < r_i^{\text{inf}}) \vee (f_i(x) > r_i^{\text{sup}}) \quad \forall i \in [1, n] \quad (69)$$

En utilisant ces groupes, un nouveau mécanisme de comparaison est créé :

1. Les solutions candidates qui remplissent tous les objectifs sont préférées au lieu de toutes les autres qui remplissent certains ou pas d'objectifs.

2. Les solution candidates qui ne sont en mesure d'atteindre aucun des objectifs succèdent à ceux qui remplissent au moins certains objectifs.

A.2.4. Conclusion

Généralement, un problème d'optimisation multi-objectifs peut être défini par l'équation :

$$\min F(x) \text{ tel que } F = \{f_i : X \mapsto Y_i \text{ avec } i \in [0, n] \text{ et } Y_i \subseteq R\} \quad (70)$$

Sous contraintes de

$$g_i(x) = 0 \text{ avec } i \in [1, p] \quad (71)$$

$$h_j(x) \leq 0 \text{ avec } j \in [1, q] \quad (72)$$

$$x_k^{\text{min}} \leq x_k \leq x_k^{\text{max}} \text{ avec } k \in [1, m] \quad (73)$$

Avec n est le nombre de fonctions objectif, $\{x_k\}$ représente l'ensemble de variables de décisions, $(g_i(x) = 0, h_j(x) \leq 0, x_k^{\text{min}} \leq x_k \leq x_k^{\text{max}})$ représentent respectivement les contraintes d'égalités, les contraintes d'inégalités et les contraintes de variables de décisions.

ANNEXE B : ALGORITHMES D'OPTIMISATION

Dès que l'on décrit une situation en utilisant des mots : minimum, minimiser, minimal, maximal, maximum, maximiser, il devient possible de considérer la situation comme un problème d'optimisation et de la formuler sous forme mathématique. On parle alors de caractérisation ou de calcul d'une solution optimale. La démarche qui décrit une situation donnée sous forme d'un problème d'optimisation mathématique s'appelle modélisation [144].

B.1 Définition

Un algorithme d'optimisation est une procédure mathématique qui permet de trouver une solution optimale d'une fonction objectif f (minimale ou maximale)

$$\min f(x) \text{ avec } x \in R^n \quad (74)$$

Cette solution est un sous espace $X \in \mathbb{R}^n$ soumis à un ensemble de contraintes qui limitent les variables et sont exprimées en équations d'égalité et inégalité.

Les algorithmes d'optimisation sont des processus répétitifs à base d'itérations que génèrent une séquence de valeurs x_{n+1} à partir d'un point de départ x_0 . Un algorithme est dit convergent quand la séquence arrive à la solution optimale (minimum ou maximum), pour n'importe quel point de départ x_0 [145].

B.2. Éléments d'un algorithme d'optimisation

B.2.1. Initialisation d'un algorithme d'optimisation

Pour initialiser le processus d'un algorithme d'optimisation, il est nécessaire de commencer par une approximation initiale à la solution x_0 , comme un point de départ. Le bon choix de ce point x_0 conditionne la convergence ou pas à la solution optimale.

B.2.2. Nombre d'itérations d'un algorithme d'optimisation

Le processus d'un algorithme d'optimisation utilise une boucle répétitive, calculant à chaque itération une nouvelle approximation à la solution optimale jusqu'à atteindre les critères de convergence. C'est une boucle de répétition où la nouvelle approximation est calculée à partir des approximations antérieures.

B.2.3. Vitesse de convergence d'un algorithme d'optimisation

La vitesse de convergence d'un algorithme d'optimisation est la vitesse à laquelle les termes de la suite des approximations (x_n) converge vers la solution optimale [145] :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{|x_{n+1} - \varepsilon|}{|x_n - \varepsilon|^k} = \alpha, \text{ avec } \alpha > 0 \text{ et } k \text{ est l'ordre de convergence} \quad (75)$$

L'ordre de convergence est en général de type linéaire ($k=1$), quadratiques ($k=2$), cubiques ($k=3$), quartiques ($k=4$)... Un algorithme avec un ordre de convergence supérieur atteint la solution avec peu d'itérations. Par exemple, pour une convergence cubique, on peut dire que le nombre de chiffres corrects est triple à chaque itération. Autrement dit, l'erreur diminue cubiquement à chaque itération [145].

La vitesse de convergence de l'algorithme est différente de sa vitesse réelle, qui prend en compte le temps d'évaluation de la FO que met l'ordinateur.

La non convergence de l'algorithme ne veut pas dire qu'il n'existe pas de solution. En général, la convergence de l'algorithme dépend du choix de l'approximation initial x_0 et des propriétés de la FO.

B.2.4. Critère d'arrêt d'un algorithme d'optimisation

Le processus d'un algorithme d'optimisation utilise un critère d'arrêt pour finaliser le calcul. Il existe plusieurs critères d'arrêt. Les plus populaires sont [145,146]:

- a) préciser un nombre maximal d'itérations $N_{it_{max}}$ avec lequel termine l'algorithme
- b) choisir à priori une tolérance ε et terminer l'algorithme lorsque la différence entre deux approximations successives soit :

$$|x_{n+1} - x_n| < \varepsilon \quad (76)$$

- c) choisir à priori une tolérance ε et arrêter l'algorithme lorsque la valeur de la fonction objectif soit :

$$|f(x_n)| < \varepsilon \quad (77)$$

En général, une tolérance ε est une valeur négligeable de l'ordre de $\varepsilon \approx 10^{-4} - 10^{-6}$.

B.3. Les types des algorithmes d'optimisation

Généralement, les algorithmes d'optimisation peuvent être divisés en deux classes de base : les algorithmes déterministes et probabilistes.

B.3.1. Algorithmes déterministes

B.3.1.1. Définition

Un algorithme déterministe est défini comme un automate fini qui calcule une fonction mathématique, où dans chaque étape d'exécution, il existe au plus une manière de procéder. Quand il n'existe aucun moyen de procéder, l'algorithme s'est arrêté [141].

Les algorithmes déterministes ne contiennent pas d'instructions utilisant des nombres aléatoires pour décider quoi faire ou comment modifier les données.

Les algorithmes déterministes sont le plus souvent utilisés quand il existe une relation claire entre les caractéristiques des solutions possibles et leur utilité pour un problème donné.

B.3.1.2. L'optimisation linéaire

L'optimisation linéaire est utilisée dans un problème mathématique où la FO à optimiser (minimiser ou à maximiser) et les contraintes caractérisant l'ensemble des solutions admissibles sont linéaires. L'optimisation linéaire peut être aussi nommée programmation linéaire discrète (entier ou mixte) ou même Programmation linéaire en nombre entier (ou mixte) (Integer Programming ou Integer Linear Programming ou Mixed Integer Programming). L'optimisation linéaire peut être mathématiquement définie comme [147]:

$$\text{Minimiser } a_1^T x_1 + a_2^T x_2 \quad (78)$$

sous les contraintes

$$C_1 x_1 + C_2 x_2 \leq b \quad (79)$$

$$x_1 \in R^n$$

$$x_2 \in Z^m$$

Où a_1, a_2 sont des vecteurs, C_1 et C_2 sont des matrices et x_1, x_2 sont respectivement la partie continue et la partie entière de la solution.

Les outils de calcul qui soutiennent l'optimisation linéaire sont ceux du calcul matriciel et de l'algèbre linéaire. Et parmi les algorithmes célèbres utilisés pour résoudre les problèmes d'optimisation linéaire, on trouve l'algorithme du simplexe qui a été introduit par George Bernard Dantzig en 1947 [147], il est classé parmi les dix algorithmes les plus importants du vingtième siècle [144].

La forme mathématique standard du simplexe est définie comme [144]:

$$\min ax, x \in R^n \quad (80)$$

$$\begin{aligned} \text{sujet à } & Cx = b \in R^m \\ & x \geq 0 \end{aligned} \quad (81)$$

Où a et x sont des vecteurs de R^n , b est un vecteur de R^m et C est une matrice de $m \times n$. et les variables x sont soumises à des bornes de non négativité.

B.3.1.2. L'optimisation non-linéaire

B.3.1.2.1. Programmation convexe

La programmation convexe apparaît essentiellement dans l'ingénierie pour modéliser de nombreux phénomènes non linéaires, comme le traitement du signal, la théorie des jeux et de l'économie, les statistiques.... Elle permet d'analyser plus facilement leurs propriétés et de les optimiser efficacement [148].

Une fonction objectif est dite convexe si elle vérifie la condition suivante :

$$\begin{aligned} f : S &\mapsto R \\ \forall x_1, x_2 \in S, \forall \alpha \in [0,1], & f(\alpha x_1 + (1-\alpha)x_2) \leq \alpha f(x_1) + (1-\alpha)f(x_2) \end{aligned} \quad (82)$$

Où $S \subset R^n$ est un ensemble convexe.

Et un programme convexe peut être définie comme :

$$\text{Minimiser } f(x), x \in S \quad (83)$$

$$\begin{aligned} \text{sujet à} \\ g_k(x) \leq 0 \quad k = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (84)$$

Où les fonctions g_i définissent les contraintes du problème.

Notant que pour une programmation convexe, tout optimum local est global.

Parmi les algorithmes d'optimisation qui permettent de résoudre un problème d'optimisation convexe, on trouve la méthode de Newton [148] et la méthode de sous-gradient [149], qui sont plus ou moins efficace suivant les propriétés de la FO (continuité, différentiabilité,...) [147].

B.3.1.2.2. Programmation quadratique

La programmation quadratique étudie les problèmes d'optimisation où la FO est une forme quadratique.

On parle de programme quadratique discret si la FO est quadratique et les fonctions contraintes sont linéaires. Et si la FO est quadratique et convexe et les fonctions contraintes sont linéaires, on dit qu'on a un programme quadratique convexe discret.

Un problème d'optimisation quadratique peut être défini par les équations suivantes:

$$\text{Minimiser } x^T Ax + Bx = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n b_i x_i \quad (85)$$

$$\begin{aligned} &\text{sujet à} \\ &g(x) \leq 0, \quad x \in Z^n. \end{aligned} \quad (86)$$

Dans le cas où la matrice A d'un programme quadratique est définie positive, et la FO est convexe alors il existe un optimum local [147].

Parmi les algorithmes qui permettent la résolution d'un problème d'optimisation quadratique, on trouve la méthode de Nelder-Mead qui a été introduit par John Nelder et Roger Mead en 1965. L'algorithme de Nelder-Mead exploite dans sa phase initiale le concept de simplexe qui est un polytope de $N+1$ sommets dans un espace à N dimensions. Au cours des itérations, des transformations simples ont été introduites au simplexe pour qu'il se déplace et se réduit progressivement jusqu'à ce que les sommets se rapprochent d'un point où la FO est localement minimale.

B.3.1.2.3. Programmation dynamique

La programmation dynamique est une technique d'optimisation qui procède par énumération implicite des solutions. C'est une méthode où les calculs se débute de bas en haut : on commence par la résolution des plus petits sous-problèmes. En combinant leur solution pour obtenir les solutions des sous-problèmes de plus en plus grands. Autrement dit, La programmation dynamique consiste à résoudre des problèmes d'optimisation avec une stratégie fondée sur deux points [150]:

- décomposer le problème d'optimisation en une séquence de sous-problèmes,
- définir une relation de récurrence entre les solutions des sous-problèmes.

En général, cette méthode permet de résoudre efficacement des problèmes d'aspect séquentiels. Parmi les techniques d'optimisation dynamique, on trouve le Principe de Bellman, les Méthodes variationnelles et le Principe du Maximum [151].

La programmation dynamique par le principe de Bellman a été introduit au début des années 1950 par Richard Bellman [152]. L'énoncé du Principe de Bellman repose sur une notion qui est intuitivement évidente : Toute trajectoire d'un point A à un point B, extraite d'une trajectoire optimale ABC, est elle-même optimale. Autrement dit, Parmi toutes les trajectoires qui relient les points A à C en passant par une portion de trajectoire quelconque AB, la trajectoire optimale est celle qui suit la sous trajectoire qui relie B et C de manière optimale. Généralement La programmation dynamique basé sur le principe d'optimalité de Bellman est définie comme suit : Soit f une fonction réelle de x et $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$.

Si f est décomposable sous la forme : $f(x, y) = f_1(x, f_2(y))$ alors, on a :

$$\text{Optimum}_{x,y} f(x, y) = \text{Optimum}_x \{f_1(x, \text{Optimum}_y f_2(y))\} \quad (87)$$

où *Optimum* représente minimum ou maximum.

Pour La programmation dynamique par la Méthode variationnelle et le Principe du Maximum, la thèse de référence [151] donne un aperçu sur le principe de chaque méthode.

B.3.1.3. Algorithmes probabilistes

Si la relation entre une solution candidate et la FO n'est pas si évidente ou trop compliquée, ou si la dimensionnalité de l'espace de recherche est très élevée, il devient plus difficile de résoudre un problème de manière déterministe. A cette fin, des algorithmes

probabilistes entrent en jeu. Les premiers travaux dans ce domaine ont débuté il y a environ 70 ans [153,154]. Les algorithmes probabilistes représentent aujourd'hui l'un des domaines de recherche les plus importants en optimisation.

B.3.1.3.1. Définition

Un algorithme probabiliste, appelé aussi algorithme randomisé est un algorithme aléatoire qui utilise au moins une instruction qui comprend une source de hasard et agit sur la base de nombres aléatoires.

Un algorithme probabiliste suit le principe qui dit qu'une solution un peu inférieure à la meilleure possible vaut mieux qu'une solution qui a besoin de 10 à 100 ans pour être trouvée [141]. Ainsi, il échange l'exactitude garantie de la solution contre un temps d'exécution plus court, cela ne signifie pas que la solution obtenue est incorrecte, elle peut-être tout simplement pas la solution optimale globale.

B.3.1.3.2. Les heuristiques

Une heuristique est une méthode approximative qui fait partie d'un algorithme d'optimisation, elle fournit rapidement une solution réalisable, mais pas forcément optimale, pour un problème d'optimisation difficile. Elle utilise les informations recueillies durant le processus de calcul pour aider à décider quelle solution possible doit être examinée ensuite ou comment l'individu suivant peut être produit [141,155]. Autrement dit, c'est une stratégie qui se déplace intelligemment dans l'espace de recherche des solutions, afin de trouver une solution approximative, la meilleure possible, dans une durée de temps raisonnable.

Certains auteurs considèrent une heuristique comme une méthode qui repose sur l'expérimentation plutôt que sur une étude théorique. Pour d'autres auteurs, une heuristique est simplement utilisée lorsqu'on accepte de ne pas nécessairement trouver la solution optimale à un problème donné, tout en fournissant un temps de calcul raisonnable.

En général, on trouve deux types d'heuristiques : les heuristiques de descente qui cherchent un optimum local à partir d'une solution prédéfinie, et les heuristiques de construction qui à l'aide des itérations construisent une solution.

Des heuristiques plus poussées ont été développées pour être appliquée de façon plus élargie, donc de façon indépendante du problème. Dans ce cas, on parle alors de métaheuristiques.

B.3.1.3.3. Les métaheuristique

Une métaheuristique est une méthode pour résoudre des classes très générales de problèmes. Elle combine des fonctions objectif ou des heuristiques d'une manière abstraite et, espérons-le, efficace, généralement sans utiliser une compréhension plus approfondie de leur structure, en les traitant comme des procédures en boîte noire [141].

Le but d'utiliser une métaheuristique est de réussir à obtenir un optimum global pour des problèmes d'optimisation difficile (issus de l'ingénierie, de l'intelligence artificielle ou de la recherche opérationnelle), parce qu'il est difficile de les résoudre efficacement avec une méthode classique. Pour cela, une métaheuristique se caractérise par son attitude de parcourir l'espace de recherche, et d'explorer des zones qui paraissent prometteuses ; et cela en évitant d'être « piégé » par un optimum local. Une méta-heuristique est souvent inspirée d'un processus physique ou d'un phénomène naturel (en biologie). Elle utilise un haut niveau d'abstraction, pour d'être appliquée à une large gamme de problèmes d'optimisation. Les métaheuristiques les plus connues sont les algorithmes évolutifs inspirés de la nature et les algorithmes inspirés des processus physiques [155].

Les algorithmes évolutifs copient le comportement de l'évolution naturelle et traitent les candidats de la solution comme des individus qui se font concurrence dans un environnement virtuel. Ils englobent tous les algorithmes basés sur un ensemble de plusieurs solutions candidates (appelée population) qui sont affinées de manière itérative. Les algorithmes évolutifs les plus importants sont les algorithmes évolutionnaires et intelligence en essaim [141].

Et pour les algorithmes évolutifs qui copient des processus physiques, on trouve la méthode de Recuit Simulé (RS), de trempes parallèles et de goutte de pluie, ainsi que des techniques sans modèle de rôle direct dans le monde réel comme la recherche Tabu et l'optimisation aléatoire [141].

B.3.1.4. Méthodes hybrides

B.3.1.4.1. Généralité

Dans un processus d'optimisation, l'efficacité de résolution d'un problème donné est liée essentiellement des caractéristiques de la méthode d'optimisation à explorer et exploiter efficacement l'espace de recherche. Or il est difficile de trouver une méthode d'optimisation qui est à la fois performante pour exploiter et explorer l'espace de recherche pour raisons de complexités relatives aux propriétés de recherche et de la fonction à optimiser. A cet effet, des méthodes d'optimisation hybrides entrent en vigueur pour une résolution plus efficace. L'hybridation consiste à ajouter des outils d'optimisation complémentaires dans une méthode donnée. L'idée est d'associer un processus de recherche ayant une meilleure exploration avec un processus de recherche ayant des propriétés d'exploitation très élevées. L'hybridation permet à la fois d'élargir le spectre d'utilisation de certaines méthodes d'optimisation et d'augmenter leurs performances à obtenir la solution optimale globale. L'application efficace de cette technique demande d'avoir une bonne connaissance concernant les points forts des méthodes à combiner.

B.3.1.4.2. Les types d'hybridation

La technique d'hybridation peut assembler deux ou plusieurs méthodes pour construire une méthode hybride, où chaque méthode peut être insérée dans n'importe quelle étape du processus d'optimisation.

Les techniques d'hybridation peuvent être divisées en trois catégories [156], hybridation séquentielle, hybridation parallèle synchrone et hybridation parallèle asynchrone.

B.3.1.4.2.1. Hybridation séquentielle

L'hybridation séquentielle est la technique la plus simple, elle exécute d'une manière séquentielle les différentes méthodes d'optimisation à combiner de façon que la (ou les) solution(s) résultante(s) d'une méthode est (sont) interprétée(s) comme solution(s) initiale(s) à la suivante (Figure B-1).

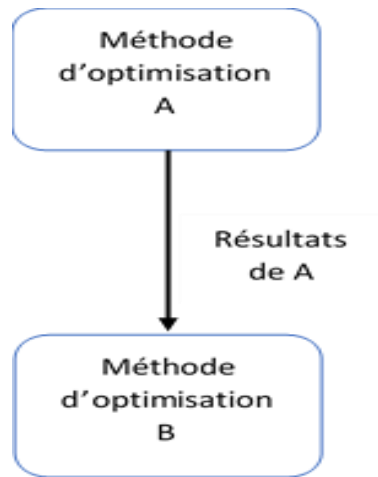


Figure B-1: Hybridation séquentielle

B.3.1.4.2.2. Hybridation parallèle synchrone

L'hybridation parallèle synchrone implémente une méthode d'optimisation dans une autre (Figure B-2). C'est une technique plus compliquée que la précédente. Il faut tenir compte dans sa mise en œuvre des fortes interactions entre les méthodes afin d'avoir le résultat souhaité.

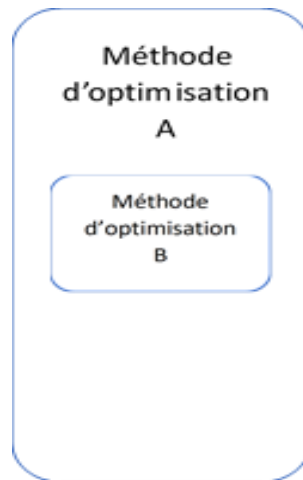


Figure B-2: Hybridation parallèle synchrone

B.3.1.4.2.3. Hybridation parallèle asynchrone

L'hybridation parallèle asynchrone exécute d'une façon parallèle et simultanée différentes méthodes d'optimisation et chacun ajuste l'autre. Les méthodes d'optimisation

partagent et échangent coopérativement de l'information tout au long du processus d'optimisation (Figure B-3).

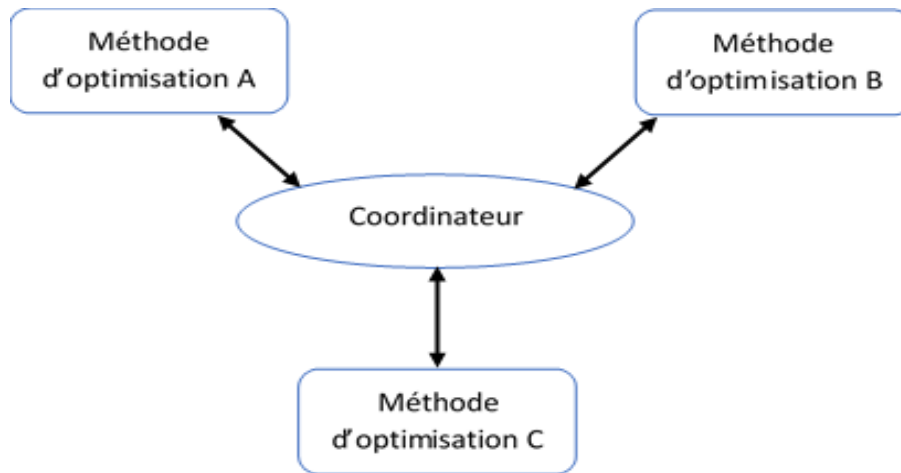


Figure B-3: Hybridation parallèle asynchrone

B.4. Conclusion

D'après ce qui précède, la résolution d'un problème d'optimisation se résume dans la figure B-4, où tous les éléments nécessaires se réunissent, tels la FO qui contient dans sa définition les contraintes du système, ainsi que l'implémentation de l'algorithme d'optimisation et ses éléments.

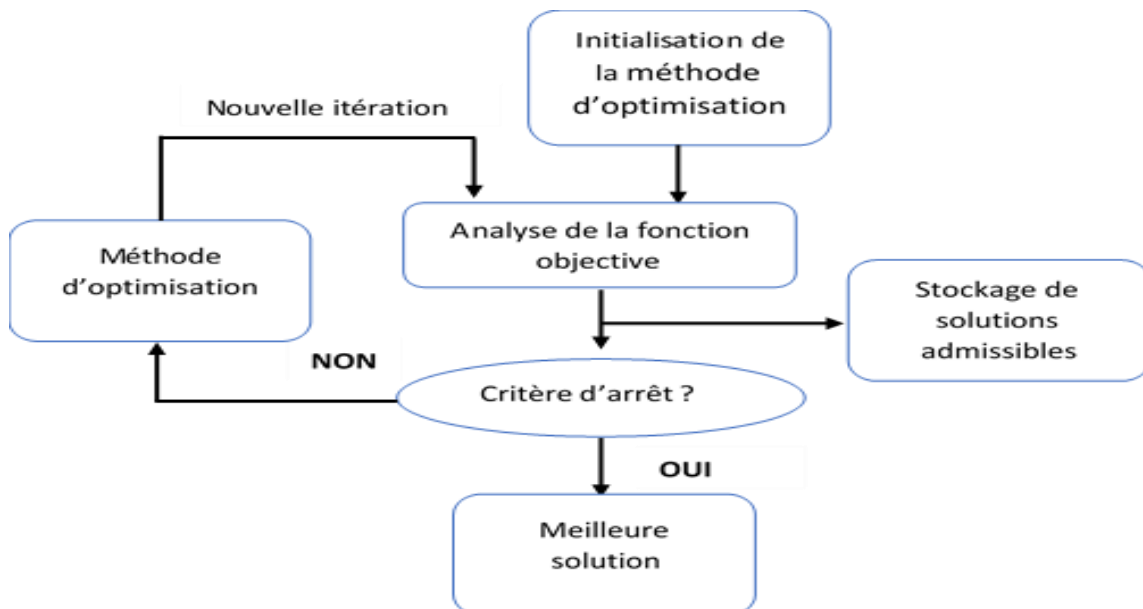


Figure B-4: Organigramme d'un processus d'optimisation

ANNEXE C : L'OPTIMISATION PAR GENERATION DE SCENARIOS, L'ALGORITHME GENETIQUE, L'ALGORITHME CULTUREL, L'OPTIMISATION PAR ESSAIMS PARTICULAIRES

C.1. Optimisation par génération de scénarios

C.1.1. Généralité

La méthode d'optimisation par scénario est une technique d'optimisation dynamique, qui permet d'obtenir des solutions à des problèmes d'optimisation déterministe sous contrainte. Elle est introduite depuis des décennies et concerne en principe le raisonnement inductif dans la modélisation du système et la prise de décision. En optimisation, plusieurs séries d'apports, appelées aussi scénarios, sont générées. Et pour chaque scénario, une politique anticipative de décision est déterminée à l'aide d'une structure d'optimisation déterministe.

L'optimisation par génération de scénarios est basée sur une structure schématique de projection, qui définit le schéma graphique de transition entre deux valeurs successives de la même variable, observées à la date t et $t+1$.

Deux principales structures existent : la structure de projection linéaire [157] et la structure de projection d'arbre ou d'arborescence [158], où la différence se présente au niveau de la nature de relation définie entre les différentes trajectoires simulées.

Pour une structure de projection linéaire, une seule trajectoire d'opération successive est dérivée à partir de chaque nœud. Alors que pour une structure d'arborescence, à partir d'un nœud dérive d'autres nœud-enfants et ainsi différentes trajectoires possibles. La figure C-1 montre bien la différence entre les deux structures.



Figure C-1: (a) Structure de projection d'arbre ; (b) Structure de projection linéaire

Autrement dit, chaque niveau dans la structure de projection représente une date ou un moment de prise de décision. Les nœuds correspondants représentent les réalisations opérationnelles possibles de la variable modélisée à ce moment, et le nombre des nœuds à chaque niveau n'est pas nécessairement égal à celui du niveau précédent ou suivant.

C.1.2. Présentation de la méthode

La structure de projection de la méthode d'optimisation par scénario est définie en fonction de problème à optimiser et les tâches à accomplir. Dans La structure de projection arborescente suivante, on va définir les scénarios opérationnels d'un MG connecté au réseau et fonctionnant avec PV (de puissance P_{PV}), WT (de puissance P_W), et trois GEs (de puissances : P_1 , P_2 et P_3), selon les règles de processus suivantes :

1. le système d'EnR le PV et la WT produit de l'électricité pour satisfaire la demande de la charge. Si la production renouvelable dépasse la demande de la charge, alors on va vendre l'excédent de la production au réseau, sinon on va alimenter le GE 1.
2. si la production des générateurs locaux dépasse la demande, alors on va vendre l'excédent de la production au réseau, sinon on va alimenter le GE 2.
3. si la production des générateurs locaux dépasse la demande, alors on va vendre l'excédent de la production au réseau, sinon on va alimenter le GE 3.
4. si la production des générateurs locaux dépasse la demande, alors on va vendre l'excédent de la production au réseau, sinon on va acheter de l'électricité via le réseau.

La figure C-2 illustre l'organigramme de la méthode d'optimisation par scénario.

Plusieurs combinaisons des scénarios peuvent être définies selon les priorités d'utilisation des éléments du MG et du réseau principal. Dans notre cas, on a opté pour faire fonctionner les générateurs locaux du MG afin de minimiser la dépendance au réseau principal. Ainsi de faire recours premièrement à la production renouvelable afin de réduire les émissions à effet de serre générées par les GEs.

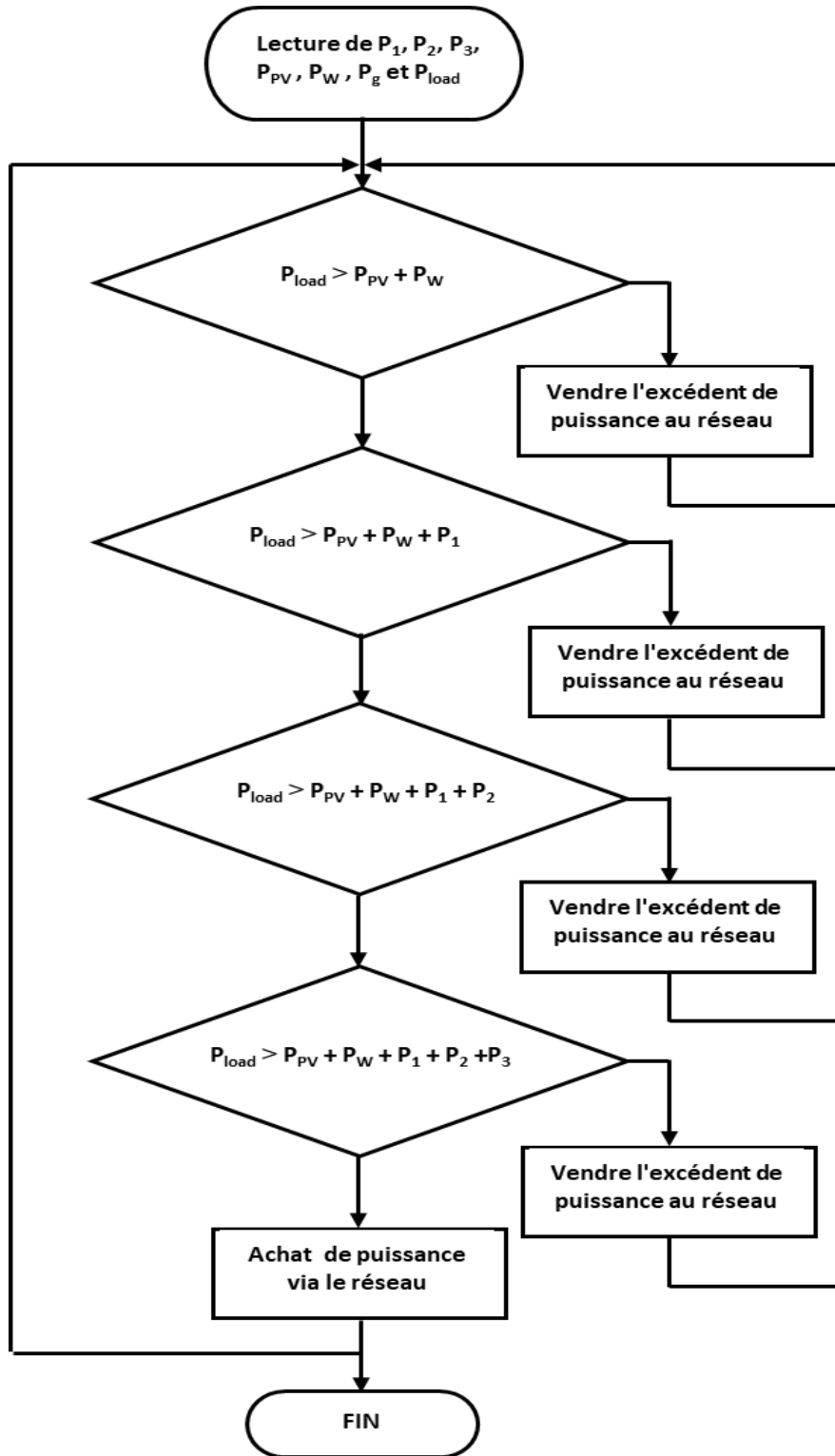


Figure C-2: L'organigramme de la méthode d'optimisation par scénario

C.2. Algorithme génétique

C.2.1. Généralité

Algorithme génétique (GA) appartient à une famille de techniques qui s'inspire de la théorie Darwinienne de l'évolution pour la résolution des problèmes d'optimisation. Cette théorie de l'évolution repose sur trois principes : l'hérédité, la variation et la sélection.

Ainsi, au cours de la reproduction d'un organisme vivant, ses caractéristiques se transmettent à ses descendants, grâce à ses gènes. Et vu que l'hérédité n'est pas parfaite, les gènes peuvent être soumis à des mutations et les descendants peuvent développer des variations de caractères. Ainsi, les différents individus d'une population d'organismes ne sont pas tous identiques, et même certains d'entre eux peuvent développer des variations en leur permettant de mieux survivre et de s'adapter davantage à leur environnement avec certaines conditions. Ces individus ont donc plus de chance avec une capacité sélective de transmettre leurs gènes aux générations futures.

C'est le principe sur lequel reposent les GAs. Tout d'abord, les solutions possibles d'un problème d'optimisation sont représentée sous la forme d'un génome, puis une population de solutions fréquentes au problème donné est générée, ensuite les solutions les plus performantes vis à vis de la fonction à optimiser est sélectionnée, par la suite une nouvelle population est créée en copiant à l'identique les solutions choisisses, enfin des opérateurs de mutation sont appliqués aux génomes de la nouvelle population, pour générer des solutions différentes. Ainsi la population d'enfants prend à son tour les caractéristiques d'une population parentale, et on répète le même processus jusqu'à ce qu'une solution satisfaisante soit obtenue.

Ces algorithmes génétiques permettent de parcourir l'espace de recherche de solutions possibles de façon non exhaustive, afin de trouver une solution globale satisfaisante. Par conséquent, ils sont utiles dans le cas où l'espaces de solutions est de très grande taille, présentant de plusieurs optima locaux et difficiles à résoudre avec des algorithmes d'optimisation déterministes.

C.2.2. Présentation de la méthode

En pratique, les algorithmes génétiques se basent sur les étapes suivantes : initialisation de la population, évaluation, sélection, reproduction par croisement et mutation :

- Initialisation de la population de base : Initialement, de nombreuses solutions sont générées de manière aléatoire pour définir une population de base. Cette population de base explore l'ensemble des solutions possibles de l'espace de recherche.
- Evaluation : dans cette phase, une fonction d'évaluation est définie par le programmeur afin de fixer le score d'adaptation des individus lors de la phase qui suit. Cette étape sert à analyser des individus pour préciser si une solution est disponible.
- Sélection : à chaque génération successive, certains individus de la population existante sont sélectionnés pour produire une nouvelle génération. Les solutions sélectionnées sont choisies selon une condition physique mesurées par la fonction à optimiser, et elles sont généralement plus adaptées au problème d'optimisation et plus enclins à obtenir les meilleures solutions. Plusieurs méthodes de sélection existent, certaines évaluent la pertinence de chaque solution pour sélectionner les meilleures solutions. Alors que d'autres méthodes n'évaluent qu'un échantillon de la population choisi au hasard à cause de temps de calcul qui peut être long. Les méthodes de sélection les plus populaires sont : la sélection par roulette aussi appelée la sélection par roue de la fortune, la sélection par tournois, la sélection par rang et la sélection uniforme.
- Reproduction : la reproduction d'une population de chromosomes de deuxième génération se fait par les opérateurs génétiques suivants : crossover aussi appelé recombinaison et / ou mutation. Ce processus de reproduction aboutit à une deuxième génération de population qui est différente de la génération initiale. Et puisque seuls les meilleurs individus de la première génération sont sélectionnés pour la reproduction, l'aptitude moyenne sera augmentée.

C.3. L'algorithme culturel

C.3.1. Généralité

L'Algorithme Culturel (CA) est une technique qui s'inspire de l'évolution culturelle, introduite par R.G. Reynolds en 1994 [159]. La culture comprend les coutumes, les habitudes, les croyances, les connaissances et la morale d'un membre de la communauté. La culture fait partie de l'environnement avec lequel il interagit à travers des modes de rétroaction positifs

ou négatifs. Le terme écologie culturelle définit une théorie qui a pour objet l'étude de l'interaction de la culture d'une société humaine dans son environnement, afin de découvrir l'effet subi sur les comportements et les modes de vie des membres par leur milieu.

Le CA suit le même principe de l'inspiration. Durant le déroulement du processus, les individus accumulent simultanément des informations sur l'espace de recherche qui sont communiquées directement à d'autres membres de la population. Ce bagage d'informations forme une base de connaissances que les individus de la population peuvent saisir et exploiter. Le mode de rétroaction positive s'est appliqué quand les connaissances culturelles indiquent des champs favorables et utiles de l'environnement, où les informations seront transmises, exploitées et adaptées de génération à autre en fonction des situations environnementales. De plus, le mode de rétroaction négative se produit lorsque les connaissances culturelles communiquent des zones potentiellement dangereuses.

L'algorithme offre une flexibilité dans l'exécution du processus, et peut être utilisé comme algorithme d'optimisation dans une grande variété de problèmes [160,161].

C.3.2. Présentation de l'algorithme culturel

Le CA fonctionne principalement avec trois éléments : une composante de population, une composante de connaissance aussi appelée espace de croyance, et un protocole de communication [162].

C.3.2.1. La composante population

La composante population regroupe la population à évoluer ainsi que tous les mécanismes de son évaluation, de sa reproduction et de sa modification. Cette composante suit le principe d'une recherche évolutive, où les membres de la population représentent des solutions possibles, ils sont généralement distincts et caractérisés par leur valeur correspondante à une FO.

C.3.2.2. L'espace de croyance

L'espace de croyance représente un espace de stockage de toutes les informations acquises par les générations au cours de leur processus de résolution de problèmes, et accessibles à la génération actuelle. Cet espace de croyance contient cinq catégories distinctes de connaissance que la population regroupe de l'espace de recherche : la connaissances normatives qui contient des plages de solutions souhaitables pour les membres de la population, la connaissances spécifiques au domaine du problème, la connaissance de la situation, la connaissances temporelles contenant l'historique de l'espace de recherche, et la connaissance spatiale contenant toutes les informations relatives à la topologie de l'espace de recherche.

A chaque itération, l'algorithme CA met à jour l'espace de croyance par les meilleurs individus candidats de la population, qui ont été sélectionnés après évaluation des performances de chaque membre de la population par la FO.

C.3.2.3. Le protocole de communication

Le protocole de communication est utilisé comme interface d'interaction entre la composante population et l'espace de ses croyances, afin de définir les types d'informations qui peuvent être exploités. Le protocole de communication utilise en principe deux fonctions : une fonction d'acceptance et une fonction d'influence.

La fonction d'acceptance contrôle le flux d'informations dans l'espace de connaissances et sélectionne les individus candidats qui vont contribuer au développement des connaissances.

La fonction d'influence est utilisée pour contrôler, affecter et évoluer la génération de la composante population en fonction des données enregistrées dans l'espace de croyance, par modification du génome ou des actions des membres de la population [163].

C.3.2.4. Pseudocode de CA

L'algorithme CA exécute le processus de calcul selon les étapes suivantes :

- 1- Initialisation de l'espace de population
- 2- Initialisation de l'espace de connaissance

- 3- Lancer la boucle d'itération en précisant la condition d'arrêt, cette phase contient les étapes suivantes :
 - Évaluation de chaque individu de la population en utilisant la fonction fitness pour la sélection des individus candidats ;
 - Application de la connaissance situationnelle des individus candidats ;
 - Application de la fonction d'acceptance à la connaissance situationnelle dans la composante population ;
 - Mettre à jour la connaissance situationnelle d'après l'expérience des individus candidats dans l'espace de connaissance ;
 - Sélection des parents pour la reproduction d'une nouvelle génération de progéniture, et modification de leur génome par l'espace de croyance en utilisant la fonction d'influence ;
 - Sélection de la nouvelle génération contenant les individus ayant les meilleurs comportements ;
 - Application de la connaissance normative des individus candidats ;
 - Application de la fonction d'acceptance à la connaissance normative dans la composante population ;
 - Mettre à jour la connaissance normative d'après l'expérience des individus candidats dans l'espace de connaissance ;
- 4- Fin de la boucle d'itération ;
- 5- Enregistrement de la base de connaissance contenant les meilleures solutions.

C.4. Optimisation par essais particuliers

C.4.1. Généralité

Particle Swarm Optimization (PSO) ou l'optimisation par essais particuliers est une méthode qui s'inspire de la biologie et simule à l'origine le déplacement d'un groupe d'oiseaux afin de résoudre des problèmes d'optimisation. Elle est inventée par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995 [164].

Le PSO peut se généraliser pour simuler le comportement social des particules dans les bancs de poissons, les troupeaux de bovins ou les volées d'oiseaux.

Cet algorithme repose sur le principe d'auto-organisation des particules en les permettant d'agir ensemble de manière complexe, et chaque particule se déplace de manière aléatoire suivant les trois règles ci-dessous :

- La cohésion : les particules sont attirées vers la position centrale de la population ;
- L'alignement : les particules suivent le même chemin que leurs voisins ;
- La séparation : les particules gardent une certaine distance entre eux afin d'éviter les collisions.

C.4.2. Présentation de la méthode

Un groupe d'individus cherche initialement de la nourriture et explore l'espace de recherche de manière aléatoire grâce à des essais successifs de positions de particules, puis cherche à suivre la particule la plus proche de la nourriture. Dans le PSO, chaque particule est une solution potentielle au problème d'optimisation dans l'espace de recherche. Chaque particule a une valeur de fitness qui est calculée par la FO à optimiser, et a une vitesse qui dirige le mouvement de la particule. Ainsi la qualité associée à chaque solution est quantifiée par sa valeur correspondante à la FO, et qui sera optimisée petit à petit selon les positions. Sur la base du comportement social de la particule décrit ci-dessus, le PSO réitère l'exploration et met à jour la position et la vitesse de la particule à chaque itération jusqu'à atteindre une solution satisfaisante.

Sur la figure 4-7, les positions et les vitesses des particules sont représentées comme des vecteurs de nombres, avec la position et la vitesse initiales de chaque particule sont définies aléatoirement.

Et après évaluation de la qualité associé à la position de chaque particule par la FO, le vecteur vitesse de chaque particule X est mis à jour vers une position future en faisant une somme pondérée des vecteurs suivants :

- Le vecteur vitesse partant de la position X et allant vers la position accessible avec la vitesse actuelle ;
- Un vecteur vitesse partant de la position X et allant vers la meilleure position propre à la particule ;
- Un vecteur vitesse partant de la position X et allant vers la meilleure position de toutes les particules.

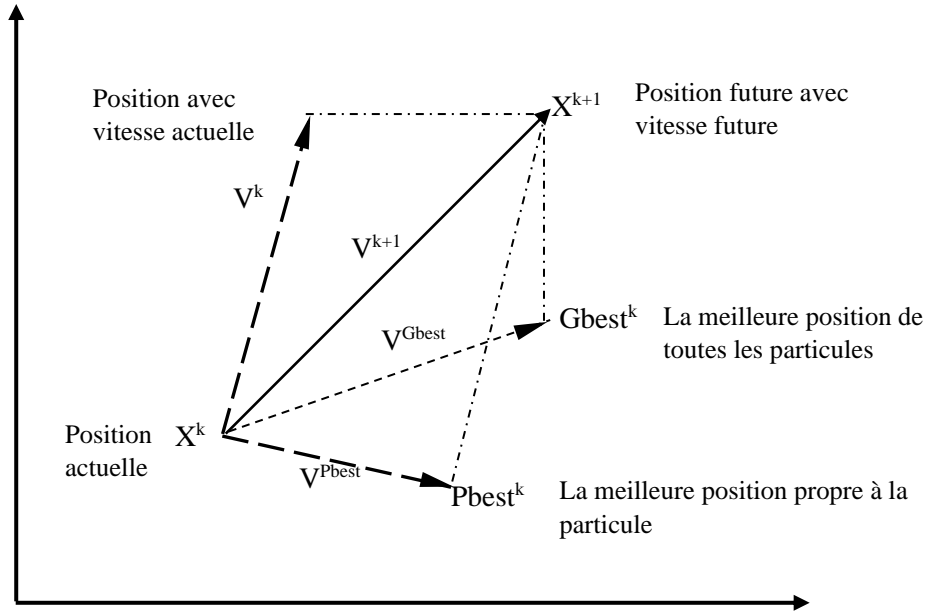


Figure C-3: Principe d'exploration de l'espace de recherche par PSO

C.4.2.1. Exploration

Afin d'éviter la convergence prématurée du PSO original, Shi et Eberhart [165] ont proposé d'ajouter un poids d'inertie linéaire décroissant, et la vitesse et la position sont mises à jour par les équations (88), (89) et (90):

$$V^i(t+1) = w \times V^i(t) + c_1 \times r_1 \times (pbest^i(t) - X^i(t)) + c_2 \times r_2 \times (gbest(t) - X^i(t)) \quad (88)$$

$$X^i(t+1) = X^i(t) + V^i(t+1) \quad (89)$$

$$w = w_0 - \frac{t}{it_{\max}} \times (w_0 - w_n) \quad (90)$$

Où t et it_{\max} sont respectivement l'itération actuelle et l'itération maximale. w_0 et w_n sont respectivement les poids initiaux et les poids finaux.

$r_1, r_2 \in [0,1]$ sont deux nombres distribués uniformes et $c_1 = c_2 = 2$ sont les paramètres d'accélération.

$gbest$ est la meilleure position globale découverte par toutes les particules de la population, et $pbest^i$ est la meilleure position propre à la particule (i).

A l'initialisation, V^i est supposée égale à 0.

C.4.2.2. Exploitation

Chaque particule a sa propre meilleure valeur de la FO (fonction fitness) connue sous le nom de solution Personal Best (pbest), et le PSO suit la meilleure valeur obtenue par toutes les particules de la population connue sous le nom de solution Global Best (gbest). Le PSO met à jour la pbest et la gbest selon le processus suivant : à chaque itération, La position pbest est mise à jour pour chaque particule de la population en fonction de sa valeur de fonction fitness actuelle, et la position gbest de la population est mise à jour en fonction des valeurs actuelles de pbest de toutes les particules de la population, comme indiqué dans les équations (91) et (92):

$$pbest^i(t) = X^i(t) \text{ si } f(X^i(t)) \geq f(pbest^i(t-1)) \quad (91)$$

$$gbest(t) = pbest^i(t) \text{ si } f(pbest^i(t)) \geq f(gbest(t-1)) \quad (92)$$

ANNEXE D : BATTERIE DE STOCKAGE

Le système de stockage par l'accumulateur au plomb ouvert a initialement été inventé par Gaston Planté en 1859, il est évolué par la suite vers le plomb fermé afin d'offrir un fonctionnement sans entretien. En 1909, la BAT Nickel Cadmium (NiCd) venait avec des performances de densité énergétique supérieures à celle du plomb. Cependant, la BAT Nickel Cadmium est caractérisé par la toxicité du cadmium, qui a été remédié par l'invention des BATs Nickel Métal Hydrure (NiMH) dans les années 90.

Contrairement aux techniques précédentes, la BAT au lithium vient apparaitre sur le marché dans les années 2000, avec une densité massique d'énergie significativement supérieure, comme illustré sur le diagramme de Ragone en figure D-1, où chaque type de BAT se positionne en fonction de ses caractéristiques d'énergie et de puissance spécifiques.

Plusieurs types de BATs lithium existent sur le marché selon la caractéristique à privilégier avec haute énergie ou haute puissance, qui dépend principalement de sa constitution interne lié à l'épaisseur et à la surface des électrodes, une BAT de haute énergie sera moins puissante et une BAT à haute puissance sera moins énergétique [166].

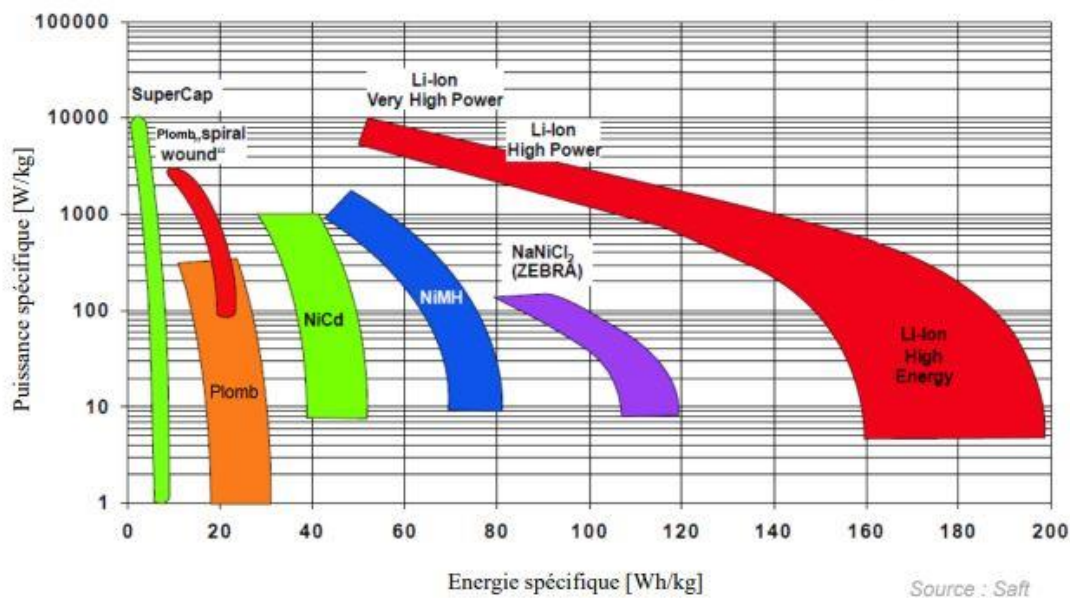


Figure D-1: Diagramme de Ragone de différents types de BATs

Tableau D-1: Comparaison des caractéristiques des quatre types de BATs

	Tension nominale par cellule	Température d'utilisation	Densité d'énergie	Temps de charge	Autodécharge	Cycle de vie
Acide/Plo mb	2 V	-35 à 60 °C	30 à 50 Wh/Kg	8 à 16h	2% par jour	Jusqu'à 800 cycles
Ni-Cd	1.25 V	-20 à 60 °C	45 à 80 Wh/Kg	2 à 4h	0.5% par jour	Jusqu'à 1200 cycles
NIMH	1.25 V	-20 à 60 °C	60 à 120 Wh/Kg	2 à 4h	5% par jour	Jusqu'à 1000 cycles
Li-Ion	3.6 V	-20 à 60 °C	110 à 180 Wh/Kg	2 à 4h	10% par mois	Plus que 1000 cycles

Le tableau D-1 donne une idée sur les caractéristiques de chaque type de BAT, à savoir la tension nominale par cellule, la température d'utilisation, la densité d'énergie, le temps de charge, l'autodécharge et le cycle de vie. Il est clairement remarquable que les BATs Li-Ion est la plus privilégiée en termes de tension nominale, de densité d'énergie, de cycle de vie et d'autodécharge.

D.1. La profondeur de décharge

La profondeur de décharge (DOD) représente la quantité d'énergie qui a été consommée de la BAT. Elle est exprimée en % et calculée par le rapport entre la capacité déchargée et la capacité nominale de la BAT :

$$DOD [\%] = \frac{\text{Capacité déchargée}}{\text{Capacité nominale}} * 100 \quad (51)$$

A noter que la somme des valeurs de DOD et SOC est toujours égale à 100% :

$$DOD + SOC = 100\% \quad (52)$$

La profondeur de décharge peut être appelée le régime de la batterie ou le cycle de décharge et recharge par lequel la BAT passe de décharge à recharge. Les trois régimes les plus utilisables sont:

- Flottant: la BAT est toujours maintenue à sa capacité maximale par compensation de chaque décharge par une recharge immédiate,

- Décharge 50%: la capacité de la BAT est déchargée jusqu'à 50% avant de procéder à une recharge complète,
- Décharge 80%: la capacité de la BAT est déchargée jusqu'à 80% avant de procéder à une recharge complète.

La durée de vie d'une BAT dépend principalement de la profondeur de décharge (régime de charge) et ainsi du nombre de cycles exécuté. En régime flottant, la durée de vie de la BAT est maximale et il n'y a pas de cycles à définir. En régime à 80%, le nombre de cycles possibles est moins qu'en régime 50% [167].

En général, la DOD est souvent utilisée pour la qualification des cycles de décharge. Par exemple, une BAT cyclée avec un régime à 80 % de DOD est donc déchargée de 100 % à 20 % de SOC, et puis rechargée de 20 % à 100 % de SOC [166].

D.2. État de santé

État de santé ou State Of the Heath (SOH) est un paramètre clé pour caractériser le niveau de détérioration d'une BAT. Il est exprimé en pourcentage variant de 100% à 0%, et calculé par le rapport entre la capacité de charge actuelle d'une BAT par rapport à sa capacité de charge initiale :

$$SoH [\%] = \frac{\text{Capacité de charge actuelle}}{\text{Capacité de charge initiale}} * 100 \quad (93)$$

ANNEXE E : TABLEAUX DES RESULTATS DES SIMULATIONS

Tableau E-1: Le coût de l'énergie consommée par heure par les différentes méthodes d'optimisation.

Time(h)	Le coût de l'énergie par H-PSO-SCAC (Dh)	Le coût de l'énergie par PSO (Dh)	Le coût de l'énergie par GA (Dh)	Le coût de l'énergie par les Scénarios (Dh)
1	5,411	7,573	4,736	14,898
2	2,776	4,868	1,657	15,713
3	6,278	9,895	3,146	17,413
4	6,566	6,880	8,435	17,516
5	4,158	11,698	6,680	17,569
6	21,862	18,577	14,235	32,987
7	6,666	12,638	6,072	17,603
8	2,889	6,147	7,785	13,936
9	5,257	7,534	1,480	11,737
10	8,310	5,955	6,557	13,460
11	5,333	10,356	8,087	15,623
12	5,474	6,830	11,889	14,655
13	12,517	27,292	8,832	-0,428
14	7,085	17,532	20,191	-8,866
15	-5,171	-4,144	27,515	-15,876
16	6,156	22,237	40,482	-9,198
17	6,577	0,812	2,010	12,724
18	9,650	10,260	11,605	21,962
19	60,515	56,368	61,485	85,378
20	108,360	108,589	105,006	117,130
21	68,843	70,272	72,545	101,254
22	25,308	36,714	28,278	53,149
23	22,749	25,076	26,922	53,149
24	20,362	26,364	14,688	32,987

Tableau E-2: La répartition optimale des trois GEs obtenue par la méthode proposée H-PSO-SCAC.

Time(h)	P ₁ (kW)	P ₂ (kW)	P ₃ (kW)	Time(h)	P ₁ (kW)	P ₂ (kW)	P ₃ (kW)
1	1,494695	0	1,362238	13	1,012369	2,606259	1,642515
2	0,235273	2,135784	0,358993	14	0	0	1,416264
3	0,12601	0,072348	0,910185	15	0,918105	0,074961	0,016211
4	0,449523	0	1,207137	16	0,611933	1,728849	0,324460
5	0,077147	2,444488	0,422936	17	1,043591	0,025329	0,350446
6	2,966414	0,126718	1,981885	18	0,090329	1,831834	0,354864
7	0,146752	0,603788	1,436219	19	0,949480	1,8715	7,066197
8	0,286075	2,929532	0,440133	20	3,256274	6	8,705664
9	1,324898	1,770919	0,370595	21	1,461655	5,80957	6,451036
10	1,875473	0,394907	0,649399	22	0,819013	2,230569	2,005586
11	0,027281	4,008629	1,415716	23	0	4,853661	0,259287
12	0,087985	1,632865	1,25752	24	2,730402	1,33694	0,176568

Tableau E-3: La puissance optimale P_g(t) échangée entre le MG et le réseau principal obtenue de la méthode proposée H-PSO-SCAC.

Time(h)	P _g (kW)	Time(h)	P _g (kW)
1	-1,668460	13	-1,343400
2	-1,310740	14	0,662547
3	0,718666	15	-2,488250
4	0,193574	16	-0,564300
5	-1,093060	17	0,093667
6	-0,703090	18	0,840730
7	0,013080	19	3,649455
8	-2,111180	20	3,995784
9	-1,833790	21	1,958866
10	-1,159210	22	2,111386
11	-3,106980	23	1,285700
12	-0,783430	24	0,120165

Tableau E-4: La répartition optimale des générateurs renouvelables $P_w(t)$ et $P_{pv}(t)$ obtenues par la méthode proposée H-PSO-SCAC.

Time(h)	P_w (kW)	P_{pv} (kW)	Time(h)	P_w (kW)	P_{pv} (kW)
1	0,036529	0	13	2,021089	0,291171
2	0,015689	0	14	1,695745	2,455444
3	0,027791	0	15	3,471375	1,084559
4	0,004765	0	16	1,246637	0,575387
5	0,003487	0	17	0,80586	0,025691
6	0,003075	0	18	0,212439	0,064404
7	0,011079	0,064082	19	0,067469	0
8	0,047534	0,262902	20	0,046378	0
9	0,059176	0,285703	21	0,022953	0
10	0,010562	0,328865	22	0,137547	0
11	0,343127	1,442226	23	0,076352	0
12	2,224416	1,040645	24	0,010925	0

Tableau E-5: Le coût de l'énergie consommée par heure par PSO et H-PSO-SCAC.

Time(h)	Le coût de l'énergie par H-PSO-SCAC (Dh)	Le coût de l'énergie par PSO (Dh)	Time(h)	Le coût de l'énergie par H-PSO-SCAC (Dh)	Le coût de l'énergie par PSO (Dh)
1	18,184	36,713	13	17,727	35,400
2	0,655	29,043	14	24,760	52,395
3	16,924	36,314	15	32,626	81,102
4	11,436	38,856	16	22,017	68,690
5	19,210	37,718	17	31,937	10,081
6	18,033	51,689	18	11,347	42,631
7	8,185	76,591	19	35,611	36,530
8	14,660	37,878	20	73,617	76,906
9	10,297	32,932	21	43,585	51,445
10	25,576	28,591	22	17,324	73,097
11	16,691	47,519	23	20,795	8,532
12	15,063	52,083	24	10,822	15,159

Tableau E-6: La puissance de sortie optimale des trois GE obtenue par H-PSO-SCAC.

Time(h)	P ₁ (kW)	P ₂ (kW)	P ₃ (kW)	Time(h)	P ₁ (kW)	P ₂ (kW)	P ₃ (kW)
1	2,976224	2,717378	0	13	1,328914	3,624122	1,077341
2	0,573477	1,39436	0	14	1,936022	2,477828	1,985622
3	1,874945	1,275678	0,587458	15	2,139776	3,555330	1,747700
4	1,188544	1,513449	0	16	0,709039	3,757756	1,074125
5	1,148126	0,377076	2,997931	17	2,634885	0,292164	2,596523
6	0,937133	3,30174	0,384687	18	0,602000	1,604587	0,780703
7	0	0,004032	1,626608	19	1,961416	5,943246	0
8	1,918413	2,568434	0,689742	20	2,560307	6	4,828757
9	0,126484	0,491645	1,88036	21	1,803660	6	3,887049
10	1,14141	1,877917	2,231519	22	1,050997	3,273541	0,085756
11	0,033335	1,267233	1,841574	23	2,211367	2,168884	0,446209
12	0,415227	3,220069	1,100303	24	0,773472	2,85897	0

Tableau E-7: La puissance optimale de P_g (t) et P_{BAT} (t) obtenue par H-PSO-SCAC.

Time(h)	P _g (kW)	P _{BAT} (kW)	Time(h)	P _g (kW)	P _{BAT} (kW)
1	-1,908480	-2,585420	13	-0,956110	0,133887
2	-1,420370	0,864392	14	0,127480	-0,732160
3	0,472597	-1,803570	15	0,977798	-5,247900
4	0,378952	-1,240250	16	0,844777	-7
5	0,372003	-0,047500	17	1,694941	-2,674600
6	0,554430	-0,431360	18	0,503908	0,442073
7	0,740352	1,248273	19	0,623395	5
8	-1,297340	-1,862460	20	3,804095	4,716635
9	0,594642	-0,530060	21	-1,124130	5
10	1,793299	-3,577500	22	0,458863	2,504588
11	1,827883	0,065665	23	0,296609	1,758242
12	-0,010550	0,478531	24	-0,345650	1,041940

Tableau E-8: La puissance de sortie optimale des générateurs d'EnR $P_{PV}(t)$ et $P_w(t)$ obtenue par H-PSO-SCAC.

Time(h)	P_{PV} (kW)	P_w (kW)	Time(h)	P_{PV} (kW)	P_w (kW)
1	0	0,025303	13	0,467610	1,631580
2	0	0,023138	14	0,632367	1,788463
3	0	0,035350	15	1,032794	1,767799
4	0	0,014306	16	0,451698	2,266337
5	0	0,005300	17	0,346420	0,050771
6	0,012930	0,000125	18	0,060722	0,181309
7	0,271782	0,010561	19	0	0,076043
8	0,508946	0,019011	20	0	0,094306
9	1,233728	0,061057	21	0	0,137500
10	0,861233	0,003640	22	0	0,016110
11	0,166027	0,769857	23	0	0,039897
12	0,261263	1,095458	24	0	0,046273

Tableau E-9: Le coût d'énergie résultant du SGE dans le cas particulier obtenu par H-PSO-SCAC.

Time(h)	Coût d'énergie par GE1 (Dh)	Coût d'énergie par GE2 (Dh)	Coût d'énergie par GE3 (Dh)	Coût d'échange d'énergie avec le réseau (Dh)	Coût total d'énergie (Dh)
1	8,684	1,177	2,255	-0,108	12,009
2	6,724	4,380	6,682	-0,376	17,409
3	10,761	3,895	0,008	-2,528	12,136
4	4,300	6,517	1,572	3,667	16,055
5	7,750	6,316	4,774	4,483	23,323
6	17,602	0,797	0,004	1,214	19,617
7	3,464	0,890	4,466	-0,911	7,910
8	8,946	1,375	6,486	5,851	22,658
9	0,003	0,213	3,656	0,414	4,285
10	0,000	0,669	4,575	-7,098	-1,854
11	9,822	4,281	2,415	0,123	16,641
12	0,022	5,204	3,364	-1,959	6,630
13	0,000	4,998	5,622	-0,789	9,831
14	2,697	2,892	2,464	2,138	10,190
15	11,245	7,108	0,000	-1,933	16,420
16	2,020	2,143	7,682	5,229	17,074
17	6,337	2,339	5,215	1,887	15,778
18	5,826	8,087	10,306	0,147	24,367
19	9,146	22,756	4,457	5,382	41,740
20	16,498	22,756	16,628	15,876	71,757
21	18,697	22,756	9,172	3,614	54,239
22	8,464	4,282	3,174	-0,456	15,464
23	0,000	10,845	0,938	-3,539	8,245
24	11,432	7,701	2,407	-1,004	20,536

Tableau E-10: Comparaison de la production des générateurs conventionnels dans les deux cas : général et particulier.

Temps (h)	Production des GEs dans le cas particulier (kW)	Production des GEs dans le cas général (kW)	Production des GEs dans le cas particulier - Production des GEs dans le cas général (kW)
1	2,920871408	5,693601771	-2,77273036
2	4,968148305	1,967836219	3,00031209
3	3,473652749	3,738080999	-0,26442825
4	3,748147499	2,701993207	1,04615429
5	5,248149718	4,523133181	0,72501654
6	3,296934308	4,623560104	-1,3266258
7	2,527917077	1,630640018	0,89727706
8	4,216138862	5,176589041	-0,96045018
9	1,288370982	2,498488861	-1,21011788
10	1,742082883	5,250845804	-3,50876292
11	4,274182661	3,142142234	1,13204043
12	3,030946488	4,735599677	-1,70465319
13	3,581006771	6,030376946	-2,44937017
14	2,561962406	6,399472243	-3,83750984
15	4,530362597	7,442806532	-2,91244393
16	3,550775871	5,540918735	-1,99014286
17	3,822199848	5,523571743	-1,7013719
18	6,744361573	2,987290032	3,75707154
19	9,135960377	7,904662001	1,23129838
20	12,87280000	13,38906388	-0,51626388
21	11,67160745	11,69070914	-0,01910160
22	4,285617183	4,410294671	-0,12467749
23	3,811132678	4,826460394	-1,01532772
24	5,545241715	3,632441739	1,91279998

Tableau E-11: La puissance optimale produite par les deux GEs obtenue par l'algorithme H-PSO-SCAC-Rainflow pour m=0.5.

Time (h)	P _{DG1} (kW)	P _{DG2} (kW)	Time (h)	P _{DG1} (kW)	P _{DG2} (kW)	Time(h)	P _{DG1} (kW)	P _{DG2} (kW)
1	0.217857	1.126109	17	4.290849	0.733674	33	1.756027	1.826368
2	0.415510	3.238563	18	4.933234	1.697407	34	3.111227	0.032484
3	2.007180	3.866612	19	3.959647	6.823400	35	3.267334	0.646606
4	1.535267	2.337054	20	4.872569	7.042850	36	1.338725	1.270038
5	2.317106	6.790868	21	3.349535	8.579052	37	3.546229	2.658267
6	2.767133	1.919401	22	2.636031	7.979110	38	2.112662	0.625007
7	1.934837	4.363621	23	4.022178	2.164111	39	1.899601	2.485883
8	3.285469	1.568873	24	2.812477	1.453110	40	1.03026	0.458643
9	1.603434	2.256644	25	1.904528	4.709048	41	2.280025	0.838275
10	3.673490	1.759593	26	1.863599	0.492047	42	0.587025	2.677349
11	2.280909	0.355728	27	3.849791	1.398528	43	3.172846	6.007136
12	0	2.442830	28	3.553457	2.230391	44	5.488163	8.526166
13	3.710850	0.096471	29	3.276081	3.279156	45	4.627881	8.085471
14	2.555105	2.363928	30	2.995072	0.876219	46	3.049077	9.949099
15	1.993236	1.241036	31	2.212200	2.950293	47	2.494461	5.018957
16	3.310866	1.998961	32	2.928534	0.739797	48	1.895278	2.586261

Tableau E-12: La puissance optimale de la BAT obtenue par l'algorithme H-PSO-SCAC-Rainflow pour $m=0.5$.

Time(h)	P _{Bat} (kW)	Time(h)	P _{Bat} (kW)	Time(h)	P _{Bat} (kW)	Time(h)	P _{Bat} (kW)
1	1.086034	13	-1.52839	25	-4.32458	37	-1.10921
2	-1.43607	14	-3.77244	26	-0.17065	38	-0.24767
3	-2.52479	15	-1.72286	27	-1.85440	39	-2.88876
4	0.228678	16	-3.66012	28	-1.59903	40	-0.93912
5	-4.23797	17	-3.2583	29	-1.58424	41	-0.19310
6	2.845105	18	-0.46632	30	2.618075	42	1.15452
7	-0.88431	19	-0.71294	31	-0.79301	43	0.690862
8	1.478395	20	3.80558	32	1.177009	44	1.866671
9	0.945756	21	3.490413	33	0.049985	45	2.934648
10	-5.59993	22	1.347859	34	1.555535	46	-0.72518
11	-3.38707	23	-0.12129	35	-0.35182	47	-1.04442
12	-2.01944	24	-0.25759	36	-2.71099	48	-0.07854

Tableau E-13: La puissance optimale des générateurs renouvelables P_{PV} (kW) et P_{WT} (kW) obtenue par l'algorithme H-PSO-SCAC-Rainflow pour $m=0.5$.

Time (h)	P_{PV} (kW)	P_{WT} (kW)	Time (h)	P_{PV} (kW)	P_{WT} (kW)	Time (h)	P_{PV} (kW)	P_{WT} (kW)
1	0	0.005000	17	3.995774	0.582000	33	5.383937	0.004000
2	0	0.007000	18	0.685681	0.544000	34	0.500754	0
3	0	0.006000	19	0.107896	0.426000	35	0.667876	0
4	0	0.004000	20	0	0.283000	36	4.646229	0.016000
5	0	0.005000	21	0	0.285000	37	0.078713	0.156000
6	0	0.005018	22	0	0.341000	38	2.878142	0.611000
7	1.093852	0.017000	23	0	0.410000	39	1.723273	1.224000
8	1.509264	0.013000	24	0	0.367000	40	1.374222	1.470000
9	2.167166	0.004000	25	0	0.246000	41	2.181803	1.337000
10	5.250850	0.016000	26	0	0.140000	42	2.074106	1.001000
11	4.790160	0.090272	27	0	0.061080	43	0.309156	0.524000
12	3.745608	0.291000	28	0	0.020183	44	0	0.223000
13	2.396065	0.555000	29	0	0.004000	45	0	0.156000
14	3.343408	0.740000	30	0.380989	0.001000	46	0	0.131000
15	2.042591	0.790000	31	2.251519	0.004000	47	0	0.106000
16	0.941290	0.703000	32	3.103661	0.006000	48	0	0.072000

LISTE DES TRAVAUX

Publications :

- **Boqtob, O.**, El Moussaoui, H., El Markhi, H., & Lamhamdi, T. (2020). Energy Scheduling of Isolated Microgrid with Battery Degradation Cost using Hybrid Particle Swarm Optimization with Sine Cosine Acceleration Coefficients. *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)*, 10(2), 704-715.
- **O. Boqtob**, H. El Moussaoui, H. El Markhi, and T. Lamhamdi, “Optimal Robust Unit Commitment of Microgrid using Hybrid Particle Swarm Optimization with Sine Cosine Acceleration Coefficients”, *International Journal of Renewable Energy Research*, vol. 9, no 3, pp. 1125-1134, 2019.
- **O. Boqtob**, H. El Moussaoui, H. El Markhi, and T. Lamhamdi, “Microgrid energy management system: a state-of-the-art review”, *Journal of Electrical Systems*, vol. 15, no 1, pp. 53-67, 2019.
- **Boqtob, O.**, El Moussaoui, H., El Markhi, H., & Lamhamdi, T. (2019, April). Optimal sizing of grid connected microgrid in Morocco using Homer Pro. In *2019 International Conference on Wireless Technologies, Embedded and Intelligent Systems (WITS)* (pp. 1-6). IEEE.

Communications :

- **Ouassima Boqtob**, Hassan El Moussaoui, Hassane El Markhi and Tijani Lamhamdi “Optimal sizing of grid connected microgrid in Morocco using Homer Pro” The 5th IEEE international conference on Wireless Technologies, embedded and intelligent Systems-WITS’2019, Fès, 03-04 Avril, 2019.
- **Ouassima Boqtob**, Hassan El Moussaoui, Hassane El Markhi and Tijani Lamhamdi “Concept of microgrid energy management system” 1ère Rencontre Scientifique des Jeunes Chercheurs en Énergies Renouvelables (RSJCER’18) EST, Fès, 10 Octobre 2018.
- **Ouassima Boqtob**, Hanane HEMI, Hassan El Moussaoui, Hassane El Markhi and Tijani Lamhamdi “A review of optimization algorithms and controllers based energy

management system of microgrids'' Congrès International sur l'Energie et l'Environnement, Fès, 28-29 Mars 2018.

- **Ouassima Boqtob**, Hanane HEMI, Hassan El Moussaoui, Hassane El Markhi and Tijani Lamhamdi ''MPPT basé sur la logique floue pour un système photovoltaïque'' la 3ème Rencontre Nationale des Jeunes Chercheurs en sciences de l'ingénieur, FST, Fès, 29-30 Novembre 2017.
- **Ouassima Boqtob**, Hanane HEMI, Hassan El Moussaoui, Hassane El Markhi and Tijani Lamhamdi ''A literature review of energy management system in microgrids'' The International Conference on Renewable Energy and Energy Efficiency», Fès, 8-9 Novembre 2017.
- **Ouassima Boqtob**, Hanane HEMI, Hassan El Moussaoui, Hassane El Markhi and Tijani Lamhamdi ''MPPT method based on fuzzy logic for photovoltaic system'' The 3rd International Conference on Optimization and Applications, Meknès, 27-28 Avril 2017.
- **Ouassima Boqtob**, Hanane HEMI, Hassan El Moussaoui, Hassane El Markhi and Tijani Lamhamdi ''Fuzzy logic based on P&O MPPT technique for a photovoltaic system'' 2ème Colloque franco-marocain sur les Energies Renouvelables et leur intégration aux réseaux de transport et de distribution, Fès, 11-13 Avril 2017.



Centre d'Etudes Doctorales : Sciences et Techniques de l'Ingénieur

Titre de la thèse : Gestion d'énergie des installations hybrides dans un micro-réseau.

Nom et prénom du candidat : BOQTOB Ouassima

Spécialité : Energies Renouvelables

Résumé de la thèse

Cette thèse porte sur la gestion d'énergie des installations hybrides dans un micro-réseau (MG), qui représente un concept approprié pour intégrer une variété de ressources énergétiques capables de couvrir la demande du client dans toutes les conditions. La gestion de ces installations nécessite l'implémentation d'un Système de Gestion de l'Energie (SGE).

Dans ce cadre, le premier objectif est l'élaboration d'une étude bibliographique détaillant l'état de l'art de la gestion de l'énergie dans un MG, dans le but de découvrir les travaux récemment étudiés. Le deuxième objectif concerne la résolution de la configuration optimale des composants du MG contenant des sources renouvelables hybrides (solaire-éolien), des groupes électrogènes et un système de stockage électrique, afin de minimiser le coût net actuel du MG. Le troisième objectif porte sur la résolution du problème d'optimisation de l'engagement unitaire pour une planification journalière optimale d'un MG connecté au réseau, qui est composé de générateur éolien, de panneau Photovoltaïque et de groupes électrogènes. L'engagement unitaire est résolu pour deux cas du MG connecté au réseau avec et sans système de stockage par batterie. A cet effet, l'Optimisation par Essaims Particulaires Hybride à Coefficients d'Accélération Sinusoïdale (H-PSO-SCAC) est proposée. Le quatrième objectif de cette thèse est la résolution du problème de distribution d'énergie des unités d'un MG isolé sur un horizon de 48 heures, contenant un générateur WT éolien, un panneau photovoltaïque, des groupes électrogènes et des batteries de stockage. Dans ce cadre une nouvelle fonction multi-objectif avec un Facteur de Pondération (FP) est proposée, concernant la minimisation du coût du carburant des groupes électrogènes et du coût de dégradation de la batterie. Une méthode d'optimisation hybride H-PSO-SCAC-Rainflow est développée pour la résolution de ce problème d'optimisation en analysant l'impact de FP sur le comportement de l'algorithme et sur l'état de charge de la batterie.

Mots clés : Micro-réseau, Micro-réseau connecté au réseau, Micro-réseau isolé, Gestion d'énergie, Energie renouvelable, Batterie de stockage, Algorithme d'optimisation, Optimisation par essaims particulaires, Fonction multi-objective, Facteur de pondération, Optimisation par essaims particulaires hybride avec coefficients d'accélération sinusoïdale, Algorithme Rainflow.