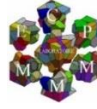




الشعبية الديمقراطية الجزائرية الجمهورية  
People's Democratic Republic of Algeria  
العلمي البحث و العالي التعليم وزارة  
Ministry of Higher Education and Scientific Research  
مستغانم - باديس الحميدابن عبد جامعة  
Abdelhamid Ibn Badis University of Mostaganem  
التكنولوجيا و العلوم كلية  
Faculty of Science and Technology



# THÈSE DE DOCTORAT

## TROISIÈME CYCLE

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Electrotechnique industrielle

Laboratoire : : Laboratoire d'Elaboration et Caractérisation Physico Mécanique et  
Métallurgique des Matériaux (ECP3M)

### Thème

## Conception d'un système de gestion d'énergie pour le fonctionnement optimal d'un micro- réseau électrique

Présentée par

**KHEITER Amel**

Soutenue publiquement le 16 Février 2023 à 10h00 au niveau de la salle des  
conférence 18 bureaux

devant le jury :

Président :	<b>MERAH Mustapha</b>	Professeur	Université de Mostaganem (UMAB)
Examineurs :	<b>EL KEBIR Abdelkader</b>	Professeur	Université de Mascara
	<b>BOUTLILIS Fatima</b>	MCA	Université de Mostaganem
	<b>GHOMRI Leila</b>	MCA	Université de Mostaganem (UMAB)
Encadrant :	<b>CHAOUCH Abdellah</b>	MCA	Université de Mostaganem (UMAB)
Co-encadrant :	<b>SOUAG Slimane</b>	MCB	Université de Mostaganem (UMAB)

Année universitaire 2022/2023

# Résumé

## Résumé

Cette thèse présente un travail de conception et d'amélioration d'un système de gestion d'énergie (SGE) dans le but d'optimiser un micro-réseau électrique selon plusieurs étapes : modélisation, simulation, ainsi l'évaluation économique, technique et écologique du micro-réseau hybride (éolien-photovoltaïque-batterie) connecté au réseau national. Nous avons conçu un système de gestion d'énergie (SGE) qui a été développé et amélioré en menant trois études différentes. Le problème de la répartition économique pour un système de micro-réseau qui couvre la demande d'électricité d'un immeuble commercial en Algérie est résolu à l'aide de l'algorithme des prédateurs marins, après avoir prévu les énergies renouvelables un jour à l'avance en utilisant le réseau de neurones perceptron multicouche, le SGE proposé a assuré un fonctionnement optimal tout en maintenant le moindre coût d'exploitation quotidien, de plus, différentes configurations de micro-réseaux sont étudiés dans trois scénarios. La deuxième étude a été une comparaison entre les algorithmes de prévision par l'apprentissage profond en compensant l'erreur de la prévision dont nous avons déterminé l'impact de cette erreur sur l'optimisation du fonctionnement du micro-réseau. Par la suite, nous avons réussi à concevoir un système de management dynamique de l'énergie qui assure une simultanéité entre la prédiction et l'optimisation de la répartition d'énergie, le SGE est capable d'assurer la meilleure optimisation en tenant compte de l'état passé, présent et futur du système d'énergie. Enfin, le micro-réseau est modélisé en utilisant logiciel National Instruments LabVIEW avec le SGE développé. L'interface graphique du micro-réseau étudié par le logiciel LabVIEW nous a permis de visualiser et de contrôler clairement le flux de puissance des différents nœuds du micro-réseau étudié.

**Mots clés :** Système hybride ; Photovoltaïque ; Système éolien ; Stratégie de gestion de l'énergie ; Intelligence artificielle ; Algorithmes d'apprentissage profond

## Abstract

### **Design of an energy management system for the optimal operation of an electrical microgrid**

This thesis presents a work of design and improvement of an energy management system (EMS) with the aim of optimizing an electrical micro-grid according to several stages: modeling, simulation, as well as the economic, technical and ecological evaluation of the hybrid micro-grid (wind-photovoltaic-battery) connected to the national grid. We have designed an energy management system which was developed and improved by conducting three different studies. The economic dispatch problem for a microgrid system that covers the electricity demand of a commercial building in Algeria is solved using the marine predator algorithm, after forecasting renewable energies one day ahead using multi-layer perceptron neural network, the proposed EMS ensured optimal operation while maintaining the least daily operation cost, moreover, different microgrid configurations under three scenarios are investigated. The second study was a comparison between the forecasting algorithms by deep learning while compensating the error of the forecast of which we determined the impact of this error on the optimization of the operation microgrid. Subsequently, we succeeded in designing a dynamic energy management system that ensures simultaneity between the forecast and the optimization of the energy distribution, the EMS is able to ensure the best optimization taking into account the state of the past, present and future of the energy system. Finally, the microgrid is modeled using National Instruments LabVIEW software with the developed EMS. The graphic interface of the microgrid studied under the LabVIEW software offered us a clear visualization and control of the energy flow of the different microgrid studied nodes.

**Keywords** : Hybrid system ; Photovoltaic; Wind system; Energy management strategy; Artificial intelligence ; Deep Learning algorithms

## ملخص

### تصميم نظام إدارة الطاقة للتشغيل الأمثل لشبكة كهربائية صغيرة

تقدم هذه الأطروحة عملاً لتصميم وتحسين نظام إدارة الطاقة (EMS) بهدف تحسين الشبكة الكهربائية الدقيقة وفقاً لعدة مراحل: النمذجة والمحاكاة ، وكذلك التقييم الاقتصادي والتقني والبيئي للشبكة الدقيقة الهجينة (بطارية ، مولد كهروضوئي هوائي) متصلة بالشبكة الوطنية. قمنا بتصميم نظام إدارة الطاقة (EMS) الذي تم تطويره وتحسينه من خلال إجراء ثلاث دراسات مختلفة. تم حل مشكلة التوزيع الاقتصادي للطاقة لنظام microgrid الذي يغطي الطلب على الكهرباء لمبنى تجاري في الجزائر باستخدام خوارزمية الحيوانات البحرية المفترسة، بعد التنبؤ بالطاقة المتجددة لليوم التالي باستخدام شبكة عصبية متعددة الطبقات MLP، حقق نظام إدارة الطاقة المقترح التشغيل الأمثل مع الحفاظ على أقل تكلفة تشغيل يومية ، علاوة على ذلك ، تم فحص تكوينات مختلفة للشبكة الصغيرة في إطار ثلاثة سيناريوهات. الدراسة الثانية كانت عبارة عن مقارنة بين خوارزميات التنبؤ بالتعلم العميق عن طريق تحسين خطأ التنبؤ الذي كان له تأثير على تحسين تشغيل الشبكة الصغيرة. بعد ذلك ، نجحنا في تصميم نظام ديناميكي لإدارة الطاقة يضمن التزامن بين التوقعات وتحسين توزيع الطاقة ، ويمكن لنظام إدارة الطاقة ضمان أفضل تحسين لتوزيع الطاقة مع مراعاة حالة الماضي والحاضر والمستقبل لنظام الطاقة. أخيراً ، تم تصميم الشبكة المصغرة باستخدام برنامج National Instruments LabVIEW مع نظام إدارة الطاقة المطور. قدمت لنا الواجهة الرسومية للشبكة الصغيرة التي تمت دراستها في إطار برنامج LabVIEW تصوراً واضحاً وتحكماً في تدفق الطاقة للعقد المختلفة للشبكة الصغيرة المدروسة.

**الكلمات المفتاحية:** نظام هجين. الكهروضوئية؛ نظام الرياح ؛ استراتيجية إدارة الطاقة ؛ الذكاء الاصطناعي خوارزميات التعلم العميق

## Abréviations

GES	Gaz à effet de serre	MPA	Algorithme des prédateurs marins
SGE	Système de gestion d'énergie	RMSE	Erreur quadratique moyenne
PC	Convertisseur de puissance	MAPE	Erreur absolue moyenne en pourcentage
DG	Générateur distribué	LPSP	Probabilité d'insatisfaction de la demande
MG	Micro-réseau électrique	LOEE	Probabilité de perte de charge
DER	Ressource énergétique distribuée		
PV	Photovoltaïque		
WT	Eolienne		
BESS	Système de stockage d'énergie par batterie		
SOC	Etat de charge du système de stockage		

## Nomenclature

$C_{PV}$	Coût d'exploitation et maintenance du système PV (\$/kW)	$C_{O\&M,i}$	Coût d'exploitation et maintenance du $i^{\text{ème}}$ générateur d'énergie renouvelable
$C_{WT}$	Coût d'exploitation et maintenance du système WT (\$/kW)	$C_{rep,i}$	Coût de remplacement de la $i^{\text{ème}}$ unité
$P_{load,t}$	Puissance de la demande de charge (kW)	$P_{chpic}$	Pic de la demande de charge (kW)
$P_{PV,t}$	Puissance du générateur PV à l'instant t (kW)		
$P_{WT,t}$	Puissance du générateur WT à l'instant t (kW)		
$P_{dis,t}$	Capacité de décharge du BESS à chaque instant t (kW)		
$P_{ch,t}$	Capacité de charge du BESS à chaque instant t (kW)		
$E_{BESS,t}$	Energie stockée au niveau du BESS à l'instant t (kWh)		
$P_{PV\_out}$	Puissance de sortie du générateur PV (kW)		
$P_{ninv}$	Puissance nominale de l'onduleur principale ( kW)		

# Dédicace

*Je dédie ce travail :*

*A celle qui m'a transmis la vie, l'amour, le courage à toi ma chère maman toute mes joies, mon amour et ma reconnaissance.*

*A la lumière qui éclaire ma vie ma grande sœur Sarah*

*A tous mes amis et mes collègues avec qui j'ai passé mes plus belles années d'étude.*

# Remerciement

Je remercie Allah tout puissant pour m'avoir aidé à réaliser mon projet de thèse avec courage et patience.

Je voudrais tout d'abord remercier la personne qui m'a tout donné, l'amour l'amitié l'affection et le courage, celle qui s'est sacrifiée durant de longues années sans jamais rien demander en revanche, à celle qui m'a donné la vie, **ma chère Maman**, aucune langue ne peut exprimer tout ce que mon cœur est rempli d'amour et d'affection envers elle, c'est grâce à vous que j'ai réussi, ce n'est point ma réussite c'est la nôtre.

Je remercie également **ma Grande sœur**, la couronne en émeraude que je porte sur ma tête, tu as toujours été celle que j'aurais aimé être et c'est avec ton courage, ta patience, ta force et plus précisément ton amitié que j'ai réussie.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance envers nous deux chers professeurs : **Mrs BEKKOUCHE Benaissa** et **BOUKKORT Abdelkader**, professeurs à l'université de Mostaganem. Je les remercie plus particulièrement pour leurs disponibilités et la qualité de leurs conseils, aussi bien scientifique et humanitaires.

J'adresse aussi mes sincères remerciements envers **Dr CHAOUCH Abdellah** pour son soutien et son encadrement, ses discussions pédagogiques, pour tout le savoir qu'il n'a jamais retenu envers ses doctorants. Je tiens ici à lui témoigner mon respect et la joie pour moi d'avoir été sa doctorante.

Je tiens particulièrement à exprimer, mon profond respect, ma gratitude et bien sûr je mesure la chance qui m'a été donnée d'être Co-encadré par **Dr SOUAG Slimane** pour son orientation, sa patience envers moi, sa confiance envers moi qui a constitué un apport considérable dans lequel cette thèse n'aurait pas dû être menée à bon port, je le remercie infiniment d'avoir cru que je pouvais arriver à réaliser notre projet, qu'il trouve dans ce travail un hommage vivant à sa haute personnalité.

Je tiens sincèrement aussi à remercier **Mr MERAH Mustapha** professeur à l'Université de Mostaganem, et **Mr EL KEBIR Abdelkader** professeur à l'Université de Mascara, et **Mme GHOMRI Leila** maître de conférences à l'Université de Mostaganem, et **Mme**

**BEKKOUCHE Fatima** maitre de conférences de l'Université de Mostaganem, d'avoir accepté d'évaluer et d'expertiser notre travail.

Je tiens à remercier **Dr GUEZGOUZ Mohammed** , chercheur à l'université de Mälardalen, pour toutes nos discussions et ses conseils qui m'ont accompagné tout au long de ma recherche. Qu'il soit aussi remercié pour sa gentillesse, sa disponibilité permanente et pour les nombreux encouragements et conseils qu'il m'a prodigués.

Je remercie de tout mon cœur toutes les personnes que j'ai rencontrées durant toute mes longues années d'études, qui m'ont de loin ou de près conseiller ,aider et encourager (de l'Université de Mustapha Stambouli Mascara et de l'Université de Abd El Hamid Ibn Badiss Mostaganem).

Encore merci pour tous.

# Table des matières

<b>Dédicace</b> .....	<b>I</b>
<b>Remerciement</b> .....	<b>II</b>
<b>Table des matières</b> .....	<b>IV</b>
<b>Liste des figures</b> .....	<b>VIII</b>
<b>Liste des tableaux</b> .....	<b>XII</b>
<b>Introduction générale</b> .....	<b>1</b>
Energies renouvelables dans le monde .....	2
Le potentiel des énergies renouvelables en Algérie.....	4
Problématique de la recherche .....	5
Objectifs de la recherche.....	6
<b>Chapitre I Etat de l’art sur les micro-réseaux électrique</b> .....	<b>8</b>
I.1 Introduction .....	9
I.2 Introduction aux micro-réseaux électriques .....	9
I.3 Histoire et émergence du micro-réseau.....	10
I.4 Structure générale d’un micro-réseau électrique.....	12
I.5 Architectures des micro-réseaux électriques.....	13
I.5.1 Micro-réseau AC.....	14
I.5.2 Micro-réseau CC.....	15
I.5.3 Micro-réseau hybride AC-CC.....	15
I.5.4 Micro-réseau AC avec stockage CC.....	16
I.5.5 Micro-réseau CC-zonal.....	17
I.5.6 Micro-réseau basé sur un transformateur à semi-conducteurs.....	18
I.6 Caractéristiques du micro-réseau .....	19

I.6.1	Options de génération et de stockage.....	19
I.6.2	Electronique de puissance.....	20
I.6.3	Contrôles et fonctionnalités .....	20
I.6.4	Communication.....	23
I.7	Intérêt des micro-réseaux électrique .....	23
I.7.1	Intérêt technique.....	23
I.7.2	Intérêt environnemental .....	24
I.7.3	Intérêt économique.....	24
I.7.4	Intérêt social.....	24
I.8	Défis technico-économiques des micro-réseaux .....	25
I.9	Indicateurs technico-économiques d'optimisation d'un micro-réseau.....	25
I.9.1	Performances énergétiques .....	26
I.9.2	Performance économique.....	29
I.9.3	Protection environnementale .....	31
I.10	Conclusion.....	32
<b>Chapitre II</b>	<b>Système de gestion d'énergie intelligent du micro-réseaux électrique ....</b>	<b>34</b>
II.1	Introduction .....	35
II.2	Système de gestion de l'énergie du micro-réseau.....	35
II.3	Classification des techniques d'optimisation en système de gestion d'énergie.....	36
II.3.1	SGE basé sur l'IA .....	37
II.3.2	SGE basé sur les métaheuristiques .....	40
II.3.3	EMS hybride .....	43
II.4	Prévision du flux d'énergie du micro-réseaux .....	44
II.4.1	Horizons de prévision .....	45
II.4.2	Méthodologie de prévision par l'apprentissage profond .....	46
II.4.3	Réseau de neurones perceptrons multicouches.....	49

II.4.4	Algorithme de mémoire longue à court terme LSTM .....	51
II.4.5	Algorithme d'unité récurrente fermée GRU .....	53
II.4.6	Algorithme de réseau neuronal convolutif CNN .....	54
II.4.7	Algorithme de réseau de neurones à mémoire convolutive à long court terme CNN-LSTM .....	56
II.5	Optimisation de la répartition du flux d'énergie du micro-réseaux.....	57
II.5.1	Formulation de la fonction objective .....	58
II.5.2	Contraintes d'égalité.....	59
II.5.3	Contraintes d'inégalité.....	60
II.5.4	Algorithme des prédateurs marins « MPA ».....	61
II.6	Conclusion.....	65
<b>Chapitre III</b>	<b>Modélisation des micro-réseaux étudiés.....</b>	<b>66</b>
III.1	Introduction .....	67
III.2	Description du processus de l'étude.....	67
III.3	Description des micro-réseaux étudiés .....	69
III.3.1	Micro-réseau sur site commercial.....	69
III.3.2	Micro-réseau sur site industriel.....	70
III.4	Collecte et estimation des données météorologiques .....	71
III.4.1	La vitesse du vent au niveau de l'éolienne .....	71
III.4.2	L'irradiance solaire sur un plan incliné .....	73
III.4.3	Température du site d'étude .....	75
III.5	Modélisation des éléments du micro-réseau étudié.....	76
III.5.1	Modélisation du système éolien.....	76
III.5.2	Modélisation du système photovoltaïque.....	82
III.5.3	Modélisation du système de stockage batterie.....	89
III.5.4	Modélisation du convertisseur .....	92

III.5.5	Groupe électrogène .....	93
III.6	Conclusion .....	94
<b>Chapitre IV</b>	<b>Méthodologie et validation du système de gestion d'énergie proposé .....</b>	<b>95</b>
IV.1	Introduction .....	96
IV.2	Optimisation du fonctionnement d'un micro-réseau hypothétique à l'aide de l'MPA et MLPNN.....	96
IV.2.1	Stratégie de la gestion d'énergie du micro-réseaux proposée.....	97
IV.2.2	Données historiques et architectures de MLPNN .....	98
IV.2.3	Limites des puissances et paramètre d'optimisation de la répartition d'énergie du 1 <sup>er</sup> micro-réseau étudié.....	99
IV.2.4	Résultats et discussions.....	101
IV.2.5	Performances de l'MPA .....	110
IV.3	La gestion du flux d'énergie au temps réel avec la compensation de l'erreur de prévision.....	111
IV.3.1	Données historiques et architectures des modèles de prévision les plus récemment utilisés .....	111
IV.3.2	Limites des puissances et paramètre d'optimisation de la répartition d'énergie du 2 <sup>ème</sup> micro-réseau étudié .....	114
IV.3.3	Résultats et discussions.....	114
IV.3.4	Compensation de l'erreur de prévision lors de la répartition d'énergie en temps réel	118
IV.4	Système de gestion d'énergie dynamique .....	123
IV.4.1	Validation du système de gestion d'énergie dynamique par différents profils de charge	129
IV.5	Modélisation système de gestion d'énergie sous LabVIEW .....	131
IV.6	Conclusion .....	137
	<b>Conclusion générale et perspectives .....</b>	<b>138</b>
	<b>Bibliographie .....</b>	<b>142</b>

# Liste des figures

Figure 1 : Carte du monde démontrant la distribution de l'énergie solaire [7].....	3
Figure 2 : Capacité mondiale de l' énergie éolienne et ajouts annuels de l'année 2009 à 2019.4	
Figure I-1: Structure générale d'un micro-réseau électrique .....	13
Figure I-2: Architecture de micro-réseau AC .....	14
Figure I-3: Architecture de micro-réseau CC .....	15
Figure I-4: Architecture de micro-réseau hybride AC-CC .....	16
Figure I-5: Architecture de micro-réseau AC avec stockage CC .....	17
Figure I-6: Architecture de micro-réseau CC zonal.....	18
Figure I-7: Architecture de micro-réseau basé sur un transformateur à semi-conducteurs .....	19
Figure II-1: Les composants de base du micro-réseau avec son système de gestion de l'énergie .....	36
Figure II-2: Les techniques d'optimisation utilisées dans les SGE .....	37
Figure II-3: Types de techniques d'optimisation basées sur l'IA utilisées dans les SGE.....	37
Figure II-4: Architecture d'un perceptron multicouche avec une seule couche cachée .....	49
Figure II-5: Structure de la mémoire longue à court terme (LSTM)[121] .....	52
Figure II-6: Structure du modèle GRU .....	54
Figure II-7: Structure du réseau de neurones convolutifs.....	56
Figure II-8: Structure topologique utilisée pour construire le modèle hybride CLSTM dans le problème de prévision.....	57
Figure II-9 : Prix de vente et d'achat de l'électricité du réseau national .....	59
Figure III-1: La charge commerciale étudiée alimentée par le réseau électrique national .....	70
Figure III-2: Profil de la charge industrielle de l'année 2018 jusqu'à la fin de l'année 2020...	71
Figure III-3: Variation de la vitesse du vent de l'année 2018 jusqu'à la fin de l'année 2020.	72

Figure III-4: L'irradiation solaire sur un plan incliné de l'année 2018 jusqu'à la fin de l'année 2020.....	75
Figure III-5: Température ambiante dans le site étudié de l'année 2018 jusqu'à la fin de l'année 2020.....	75
Figure III-6: Courbe de puissance de l'éolienne (Enercon E-18/80kW) en fonction de la vitesse du vent.....	77
Figure III-7: Courbe de puissance de l'éolienne (Enercon E-16/55kW) en fonction de la vitesse du vent.....	77
Figure III-8: Comparaison de la courbe de puissance obtenue à partir du modèle linéaire avec la courbe de puissance réelle d'Enercon (E18/80 kW).....	79
Figure III-9: Comparaison de la courbe de puissance obtenue à partir du modèle de la loi cubique avec la courbe de puissance réelle d'éolienne Enercon (E-18/80 kW).....	80
Figure III-10: Comparaison de la courbe de puissance obtenue à partir du modèle de paramètre de Weibull avec la courbe de puissance réelle d'éolienne Enercon (E18/80 kW).....	81
Figure III-11: Comparaison de la courbe de puissance obtenue à partir de l'ajustement de courbe de puissance avec la courbe de puissance réelle d'Enercon (E-18/80kW).....	82
Figure III-12: Configuration physique de la cellule photovoltaïque (a), de la chaîne de série de cellules (b), du module (c) et du générateur photovoltaïque (d).....	83
Figure III-13: Circuits électriques équivalents d'un modèle idéal à une seule diode.....	84
Figure III-14: Circuits électriques équivalents d'un modèle à une diode ne prenant en compte que $R_s$ .....	85
Figure III-15: Circuits électriques équivalents d'un modèle à une diode prenant en compte $R_s$ et $R_p$ .....	86
Figure III-16: Circuits électriques équivalents d'un modèle à deux diodes.....	87
Figure III-17: Cycles jusqu'à la défaillance par rapport à la profondeur de décharge.....	92
Figure IV-1: Architecture du système micro-réseau proposé.....	97
Figure IV-2: Organigramme de la stratégie de gestion de l'énergie du micro-réseau à l'aide de MPA.....	101

Figure IV-3: Valeurs réelles et prévues : (a) irradiance solaire. (b) température. (c) la vitesse du vent.....	102
Figure IV-4:Répartition économique des puissances du micro-réseau basée sur l'MPA pour scénario 1 .....	104
Figure IV-5: État de charge du BESS pour le scénario 1 .....	104
Figure IV-6:Répartition économique des puissances du micro-réseau (kW) basée sur l'MPA pour scénario 2.....	106
Figure IV-7:État de charge du BESS pour le scénario 2 .....	106
Figure IV-8:Répartition économique des puissances du micro-réseau (kW) basée sur l'MPA pour scénario 3.....	107
Figure IV-9:Vente et achat d'électricité à partir du réseau national pour le scénario 3 .....	108
Figure IV-10:État de charge du BESS pour le scénario 3 .....	108
Figure IV-11:Part des sources quotidiennes couvrant la demande de charge .....	109
Figure IV-12:Coût d'exploitation journalier du micro-réseau et sa réduction pour chaque ..	111
Figure IV-13:Les courbes de convergence de MPA, PSO, GA et GSA.....	111
Figure IV-14:Puissance PV réelle et prévue avec différents algorithmes d'apprentissage profond.....	115
Figure IV-15:Puissance WT réelle et prévue avec différents algorithmes d'apprentissage profond.....	116
Figure IV-16:Puissance de la charge réelle et prévue avec différents algorithmes d'apprentissage profond .....	116
Figure IV-17: L'organigramme du système de gestion d'énergie proposé au temps réel .....	121
Figure IV-18: La répartition optimale du flux d'énergies prévues à l'aide de l'algorithme CNN-LSTM.....	122
Figure IV-19: Achat vente d'électricité à partir au réseau national selon la 2 <sup>ème</sup> étude.....	123
Figure IV-20:Comparaison du coût d'exploitation quotidien et RMSE .....	123
Figure IV-21: Organigramme de l'optimisation dynamique de la répartition d'énergie .....	125

Figure IV-22: Répartition optimale du flux d'énergies via le système de gestion d'énergie. (a) :dynamique.(b) : simple.....	126
Figure IV-23: Achat vente d'électricité à partir au réseau national via le système de gestion d'énergie.(a) dynamique.(b) simple.....	127
Figure IV-24: Mise à jour de la prévision de puissance PV .....	128
Figure IV-25: Répartition optimale du flux d'énergies durant un jour nuageux.....	129
Figure IV-26: Répartition optimale du flux d'énergies de la charge 1. (a) SGE dynamique. (b) SGE simple .....	130
Figure IV-27: Répartition optimale du flux d'énergies de la charge 2. (a) SGE dynamique. (b) SGE simple .....	130
Figure IV-28: Répartition optimale du flux d'énergies de la charge 3. (a) SGE dynamique. (b) SGE simple .....	131
Figure IV-29:Interface graphique du micro-réseau étudié sous LabVIEW.....	132
Figure IV-30:Interface graphique du module d'optimisation d'énergie sous LabVIEW .....	132
Figure IV-31: Système de stockage d'énergie par batterie sous LabVIEW. (a) : Diagramme. (b) : Interface graphique .....	133
Figure IV-32: Système éolien sous LabVIEW. (a) : Interface graphique. (b) : Diagramme..	134
Figure IV-33: Système PV sous LabVIEW. (a) : Diagramme. (b) : Interface graphique.....	135
Figure IV-34: Interface graphique du réseau principale sous LabVIEW .....	136
Figure IV-35: Interface graphique du générateur diesel sous LabVIEW .....	136

# Liste des tableaux

Tableau II-1: Horizons de prévision d'énergie.....	45
Tableau IV-1:Modèle de prévision des données météorologiques en séries chronologiques pour la 1ère étude .....	99
Tableau IV-2: Architecture de MLPNN entraîné par l'algorithme de rétropropagation.....	99
Tableau IV-3: Limites des générateurs distribués et BESS .....	100
Tableau IV-4: Taux de charge et de décharge du BESS.....	100
Tableau IV-5: paramètres de l'algorithme MPA .....	101
Tableau IV-6:Erreurs statistiques pour les données météorologiques .....	103
Tableau IV-7:Coût d'exploitation quotidien du micro-réseau obtenu par différents algorithmes méta-heuristiques .....	110
Tableau IV-8 : Ségrégation des données pour la conception de modèles prédictifs .....	112
Tableau IV-9: Architectures des modèles prédictifs : CNN-LSTM , CNN-GRU ,CNN, LSTM et GRU .....	113
Tableau IV-10: Limites des générateurs distribués et BESS .....	114
Tableau IV-11: Taux de charge et de décharge du BESS.....	114
Tableau IV-12: Erreurs statistiques pour les données de prévision de puissance.....	117
Tableau IV-13:Coût d'exploitation quotidien en utilisant la puissance PV, éolienne et de charge prévue par les cinq algorithmes d'apprentissage en profond .....	120
Tableau IV-14: Comparaison du cout d'exploitation quotidien des différentes charges .....	131

# **Introduction générale**

L'électricité produite à partir de combustibles fossiles a un impact majeur sur l'environnement en raison d'émission de gaz à effet de serre. On estime que 24 % des émissions de gaz à effet de serre dans l'atmosphère sont causées par la production d'électricité [1]. Ces émissions doivent être réduites pour éviter les effets désastreux du réchauffement climatique. Ce scénario va s'aggraver avec l'augmentation de la demande mondiale d'électricité, où il est devrait passer de 145 milliards de MW en 2007 à 218 milliards de MW en 2035 [2].

Pour répondre à cette demande, davantage de centrales électriques sont nécessaires pour être développé. Cependant, les centrales électriques au charbon, au pétrole ou au gaz naturel contribué à l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre. Abaisser les émissions de CO<sub>2</sub> en une décennie, dans des économies industrielles complexes est-il véritablement possible, et surtout, comment ? Peut-on modifier radicalement les modes de production énergétiques sans affecter durablement l'économie ? Toutes ces questions ont trouvé pour l'heure une réponse résumée en deux mots : "croissance verte". Cette théorie (pour les programmes mondiaux) considère que le passage de la production d'énergie fossile (principalement pétrole et charbon) aux énergies renouvelables (éolien, photovoltaïque, hydraulique) produira de la richesse tout en réduisant le pourcentage de carbone des sociétés [1, 3].

Les Objectifs de développement durable (ODD), adoptés par l'Assemblée générale des Nations Unies (AGNU) en 2015, fournissent un cadre solide pour la coopération internationale afin de parvenir à un avenir durable pour la planète. L'objectif mondial sur l'énergie englobe trois cibles clés [3]:

- Garantir des services abordables, fiables et l'accès universel aux services énergétiques modernes;
- Augmenter sensiblement la part des énergies renouvelables dans le mix énergétique mondial ;
- Doubler le taux global d'amélioration de l'efficacité énergétique.

## **Energies renouvelables dans le monde**

Le besoin urgent de répondre à la demande mondiale d'électricité avec un avenir énergétique durable et de protéger l'environnement des gaz à effet de serre a encouragé l'exploitation des ressources énergétiques renouvelables ces dernières années. Selon le rapport 2020 du REN21, les énergies renouvelables représentent plus de 200 GW de production

d'électricité en 2019, portant le total à 2588 GW à travers le monde [4]. Les progrès contemporains de la technologie et des outils de production d'électricité à partir d'énergie éolienne et plus particulièrement solaire ont fourni une alternative compétente et raisonnable aux combustibles fossiles.

L'énergie solaire est l'une des sources d'énergie renouvelable les plus abondantes mais sous-utilisées qui peut produire une puissance massive [5]. La surface de la terre reçoit un rayonnement solaire moyen de 1367 W/m<sup>2</sup>, ce qui équivaut à environ 1,8×10<sup>11</sup> MW tout au long de l'année [6]. La figure 1 représente la distribution globale des rayonnements solaires reçus à la surface de la terre [7]. Une forme d'énergie aussi vaste et illimitée est plus que suffisante pour répondre à toutes les demandes d'énergie à travers le monde. Ces dernières années, l'énergie solaire est apparue comme une source prometteuse de production d'énergie en remplacement des sources conventionnelles. Les systèmes solaires photovoltaïques (PV) utilisent des cellules PV pour convertir l'énergie solaire en énergie PV ou en énergie électrique [8]. Ces dernières années, la taille et le nombre de systèmes solaires photovoltaïques ont considérablement augmenté. La part du solaire photovoltaïque mondial a augmenté de 115 GW en 2019, représentant environ 57 % de la production totale d'énergie renouvelable la même année [4].

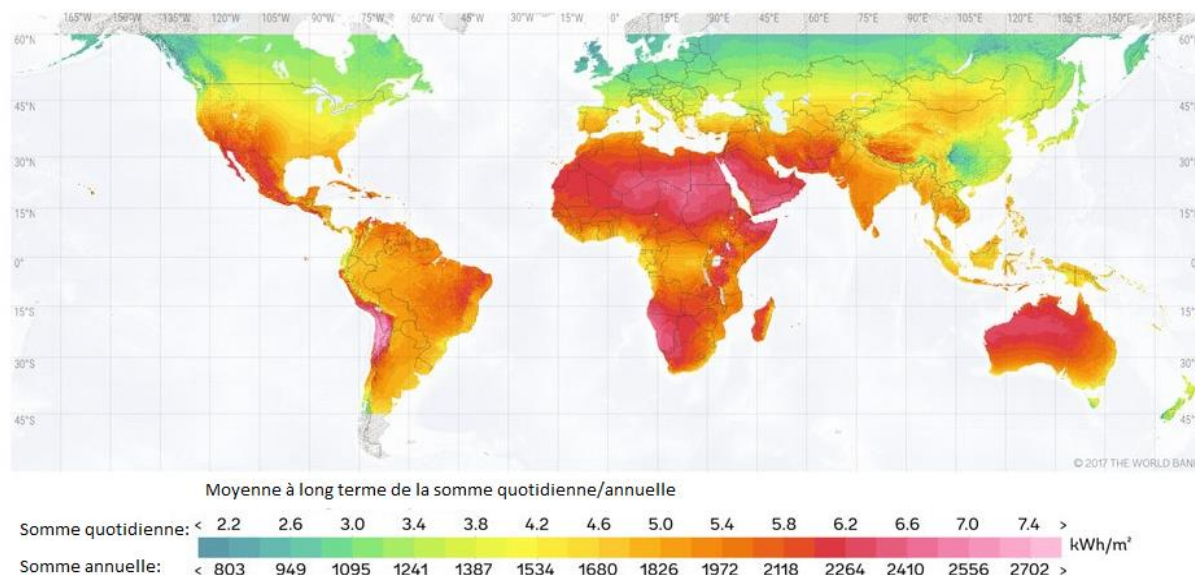


Figure 1 : Carte du monde démontrant la distribution de l'énergie solaire[7]

La deuxième place la plus populaire dans le classement des sources d'énergie renouvelables dans le monde après les centrales de production d'énergie solaire est la production d'énergie éolienne [7].

Au cours de ces dernières années, il y a eu une augmentation rapide de la capacité installée des parcs éoliens dans le monde et en Europe en particulier [4], comme il est montré dans la Figure 2. Le marché mondial de l'énergie éolienne a augmenté de 19 % en 2019, avec environ 60 GW de nouvelles capacités ajoutées aux réseaux électriques mondiaux (dont plus de 54 GW à terre et plus de 6 GW en mer). Il s'agissait de la deuxième augmentation annuelle de capacité la plus importante jamais enregistrée, et faisait suite à trois années consécutives de baisse après le pic de 2015 (63,8 GW).

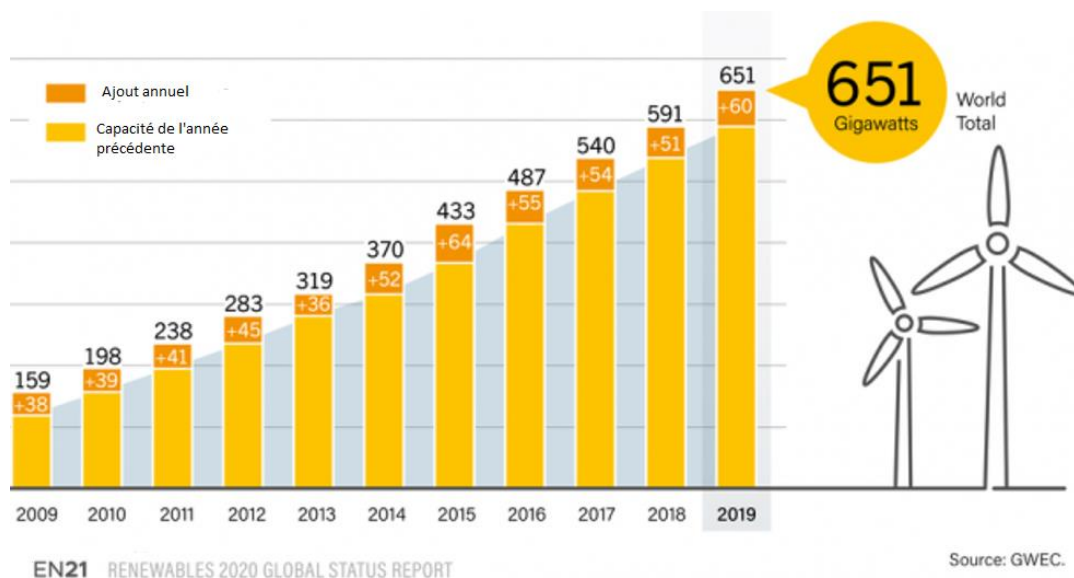


Figure 2 : Capacité mondiale de l' énergie éolienne et ajouts annuels de l'année 2009 à 2019 [9]

La chute rapide des coûts par kilowattheure ( éolienne installée sur terre et en mer) a rendu l'énergie éolienne de plus en plus compétitive et a permis à l'énergie éolienne terrestre de concurrencer directement la production de combustibles fossiles sur un nombre important et croissant de marchés dans le monde, souvent sans aide financière. L'économie de l'énergie éolienne est devenue le principal moteur des nouvelles installations [9].

## **Le potentiel des énergies renouvelables en Algérie**

Le gouvernement algérien a lancé des politiques et des fonds pour le développement des énergies renouvelables dans le pays depuis 1998 [10]. L'Algérie dispose de sources d'énergies renouvelables prometteuses, telles que l'hydroélectricité, l'éolien, la géothermie, la biomasse et le solaire, en raison de sa situation géographique. Le pays reçoit une irradiation directe estimée à 169 440 kW/m<sup>2</sup>/an avec une production potentielle de 3000 kWh/an [10, 11]. Le désert du pays est considéré comme l'une des zones à irradiation solaire et température

moyennes élevées à l'échelle mondiale , la durée d'insolation est d'environ 2 000 à 3 900 h par an, avec un rayonnement de surface horizontal d'environ 3 à 5 kWh/m<sup>2</sup>. La zone désertique du pays couvre 2 048,297 km<sup>2</sup> de terres [11], cette zone a le potentiel de générer 168 × 10<sup>12</sup> kWh/an.

D'autre part, la ressource éolienne en Algérie varie d'un endroit à l'autre en fonction de la topographie et du climat. Le pays est divisé en deux zones géographiques distinctes, la région nord du pays a un littoral de plus de 1600 km<sup>2</sup> avec une topographie montagneuse, alors que le désert se trouve dans la région sud du pays. Plusieurs études ont été menées pour analyser le potentiel de production d'énergie éolienne dans le pays. Récemment, Himri et al [12] ont mené une étude pour déterminer la faisabilité de la production éolienne dans la région sud-ouest du pays. De plus, Djamila Abdeslame [13] a étudié les données de vent mesurées sur dix ans à partir de quatre endroits du pays. Lina Wang et al [14] du Centre de développement des énergies renouvelables (CDER) a mené une étude pour déterminer les emplacements optimaux pour la production éolienne dans le pays , ils ont proposé une étude complète du potentiel éolien du pays à partir de 74 stations météorologiques.

Sur la base de ces études, l'Algérie dispose d'un bon potentiel de production éolienne dans plusieurs régions, telles que M'Sila, Bou Chekif, Djelfa et Mecheria. Ces endroits ont des conditions venteuses tout au long de l'année, avec des vitesses allant de 6 à 7 m/s. Bien qu'il existe d'autres endroits avec des vitesses de vent élevées, comme In Salah et Adrar, ces endroits ne sont pas adaptés à l'installation de production éolienne en raison des conditions géographiques et de l'indisponibilité du réseau de transport électrique. D'autre part, des températures extrêmes jusqu'à 50 °C limitent l'installation dans les régions désertiques du sud du pays.

## **Problématique de la recherche**

L'application des énergies renouvelables est un concept compliqué qui nécessite une optimisation de plusieurs facteurs pour aboutir à un système adapté à l'objectif. Les micro-réseaux peuvent être considérés comme un moyen de connecter un certain nombre de systèmes d'énergie renouvelable indépendants et hétérogènes pour former un système énergétique intégré complexe et dynamique.

La mise en place de systèmes de micro-réseaux pour répondre aux besoins en électricité est une option intéressante pour réduire la dépendance du secteur de l'électricité à l'égard des centrales électriques conventionnelles en exploitant les différentes énergies renouvelables. Les

micro-réseaux se positionnent en alternative au renforcement des réseaux pour intégrer plus d'énergies renouvelables. Outre les bénéfices environnementaux et l'utilisation optimale des énergies renouvelables.

L'intégration de ressources renouvelables et le contrôle de ses fluctuations inattendues sont l'introduction à la gérabilité et celle de la contrôlabilité, qui visent à atteindre l'équilibrage du système énergétique et la gestion des énergies renouvelables dans le but d'assurer l'adéquation entre la production et la demande.

En outre, le flux d'énergie doit être prévue et optimisé afin d'assurer le fonctionnement optimal du système micro-réseau. Il est donc nécessaire de concevoir un système de gestion d'énergie intelligent (SGE) pour maintenir l'équilibre entre production et consommation à chaque instant. De plus, le SGE doit garantir la continuité de l'alimentation de la charge tout en minimisant les coûts d'exploitation et le pouvoir d'achat au réseau électrique national dans le cas de micro-réseau connectés au réseau national.

## **Objectifs de la recherche**

L'objectif de nos travaux de recherche est de concevoir un système de gestion d'énergie d'un micro-réseau électrique, dans le but d'optimiser la répartition de son flux d'énergie tout en minimisant les coûts d'exploitation quotidiens de ce dernier. Il est important dans un premier temps de pouvoir construire une unité de prévision des énergies renouvelables et de la charge, suivie d'une optimisation de la répartition de l'énergie, afin d'assurer l'efficacité énergétique et la fiabilité du système électrique.

Cette thèse sera composée des axes suivants :

- ✓ Le premier axe présentera le contexte des micro-réseaux électriques, les architectures possibles et les moyens de contrôle et l'intérêt de tel système électrique. L'historique et les défis technico-économique des micro-réseaux seront alors défini. les critères d'optimisation des micro-réseaux seront détaillé.
- ✓ Le deuxième axe concrétisera un état de l'art des différentes techniques d'optimisation utilisées afin d'obtenir un fiable système de gestion de l'énergie du micro-réseau. La méthodologie de prévision par l'apprentissage profond ainsi qu'une approche analytique des algorithmes d'apprentissage profond que nous avons utilisé dans notre étude seront présentée. Ensuite, l'optimisation de

la répartition d'énergie y compris la formulation de la fonction objective et l'algorithme d'optimisation utilisé seront étalés.

- ✓ La troisième orientation sera consacrée à la description du processus de l'étude, ainsi qu'une analyse des micro-réseaux étudiés. L'estimation des données météorologiques et l'énergie photovoltaïque, éolienne ainsi que la demande de la charge seront décrites. D'autre part les outils et méthodes de modélisation des différents éléments des micro-réseaux étudiés seront présentés dans cet axe.
- ✓ Dans le quatrième axe, nous présenterons un système de gestion d'énergie qui sera développé et amélioré avec l'application des études différentes. Une optimisation du fonctionnement d'un micro-réseau hypothétique sera réalisée à l'aide de l'algorithme des prédateurs marins après avoir prévu les énergies renouvelables. Ainsi nous allons étudier l'impact de la prévision par différents algorithmes d'apprentissage profond sur l'optimisation du coût d'exploitation quotidien du micro-réseau au temps réel avec la compensation de l'erreur de la prévision d'énergie. La troisième étude sera dédiée au système de gestion d'énergie dynamique qui assure une simultanéité entre la prévision et l'optimisation de la répartition d'énergie. Le micro-réseau électrique avec son système de gestion de l'énergie développé sera modélisé à l'aide du logiciel de simulation NI LabVIEW.

Cette thèse, sera clôturé par une conclusion générale, donnant un bilan des travaux réalisés et des perspectives des futurs travaux de recherche.

# **Chapitre I Etat de l'art sur les micro-réseaux électrique**

## **I.1 Introduction**

Aujourd'hui, la production de l'électricité à partir de ressources propres et vertes est devenue une nécessité. En effet, les centrales thermiques classiques, du fait de l'utilisation d'énergies fossiles, ont pollué l'environnement et détruit de nombreuses ressources naturelles [15]. Ces graves préoccupations ont conduit des chercheurs et des investisseurs dans le domaine de l'énergie à rechercher et à développer les micro-réseaux électriques de génération qui réduisent la dépendance aux combustibles fossiles et réduisent les répercussions d'environnement [16]. Il est important de remplacer les centrales classiques pour minimiser les effets environnementaux défavorables. Dans cette optique, l'accent est mis sur les micro-réseaux électriques qui font le sujet de cette thèse.

Dans un premier temps, un contexte sur les micro-réseaux électrique et son concept sont donnés afin de mieux comprendre les enjeux de tels systèmes électriques, les architectures existantes et les moyens de contrôle et l'intérêt des micro-réseaux. Ensuite, une synthèse sur l'historique et les défis technico-économique des micro-réseaux sont présentée, ainsi les critères d'optimisation des micro-réseaux sont discutés.

## **I.2 Introduction aux micro-réseaux électriques**

Les micro-réseaux sont des réseaux électriques, conçus pour fournir un approvisionnement électrique fiable et de meilleure qualité à un petit nombre de consommateurs [17]. Ils agrègent de multiples installations de production locales et diffuses qui comprennent à la fois des sources renouvelables (vent, PV solaire, micro-hydroélectricité...) et des sources conventionnelles (Gazole, réservoirs de carburant, générateurs à induction monophasés et triphasés...), des installations de consommation, des installations de stockage et des outils de supervision et de gestion de la demande [18].

Les micro-réseaux peuvent généralement être définis selon deux exigences de base indiquées ci-dessous [19] :

- i. Il doit comprendre à la fois des sources et des puits gérés sous contrôle local.
- ii. Il devrait avoir la capacité de fonctionner à la fois en mode connecté au réseau et en mode îloté.

### **I.3 Histoire et émergence du micro-réseau**

Les micro-réseaux ont une longue histoire. En fait, la première centrale électrique de Thomas Edison construite en 1882 la Manhattan Pearl Street Station était essentiellement un micro-réseau puisqu'un réseau centralisé n'avait pas encore été établi.

En 1886, l'entreprise d'Edison avait installé cinquante-huit micro-réseaux à courant continu (CC). Cependant, peu de temps après, l'évolution de l'industrie des services électriques a évolué vers un marché monopolistique réglementé par l'État, supprimant ainsi les incitations au développement des micro-réseaux.

Il a été noté récemment que les systèmes électriques mondiaux sont commencés à « décentraliser, décarboner et démocratiser », dans de nombreux cas de bas en haut [20]. Ces tendances sont motivées par la nécessité de maîtriser les coûts de l'électricité, de remplacer les infrastructures vieillissantes, d'améliorer la résilience et la fiabilité, de réduire les émissions de CO<sub>2</sub> pour atténuer le changement climatique et fournir une électricité fiable aux zones manquant d'infrastructures électriques. Alors que l'équilibre des facteurs déterminants et les détails de la solution particulière peuvent différer d'un endroit à l'autre, les micro-réseaux sont apparus comme une architecture flexible pour le déploiement de ressources énergétiques distribuées (RED) qui peuvent répondre aux besoins très variés de différentes communautés de la métropole de New York à l'Inde rurale [21].

Depuis des années 1920 aux années 1970, la fiabilité accrue offerte par la connexion de plusieurs groupes électrogènes à diverses charges, la diminution des coûts de construction par kilowatt (kW) et la capacité à puiser de l'énergie à partir de grandes ressources de production éloignées comme l'hydroélectricité ont conduit le développement du réseau que nous voyons aujourd'hui [22]. Cependant, ces avantages semblent avoir atteint leurs limites et sont de plus en plus fragilisés par les préoccupations économiques. Poussé par la restructuration des services publics, l'amélioration des technologies des énergies renouvelables, et les risques économiques qui accompagnent la construction d'installations de production massives et d'infrastructures de transmission, les entreprises qui produisent de l'électricité se sont progressivement tournées vers des entreprises plus petites, unités décentralisées dans le temps [23]. Cette transition est motivée par une série des avantages des énergies renouvelables qui ont été étudiés en détail ; comme le report des investissements dans les capacités de production, de transport et de distribution, contrôle de la tension ou alimentation VAR (puissance réactive), services auxiliaires, avantages en matière d'émissions environnementales, réduction

des pertes du système, énergie économisée de production, fiabilité accrue, amélioration de la qualité de l'énergie, production combinée de chaleur et d'électricité, réduction de la demande et génération de secours.

À partir de la fin des années 1990, des scientifiques et des ingénieurs aux États-Unis et en Europe ont commencé à explorer des solutions décentralisées capables de gérer l'intégration de milliers ou des dizaines de milliers de ressources énergétiques distribuées d'une manière qui maximise la fiabilité et la résilience face aux catastrophes naturelles, les attaques physiques et cybernétiques et les pannes de courant en cascade[24]. Ils ont opté pour une architecture de réseau capable de gérer l'électricité la production et la demande localement dans les sous-sections du réseau qui pourraient être automatiquement isolé du réseau plus large pour fournir des services critiques même lorsque le réseau dans son ensemble tombe en panne, cette approche a reçu le nom "Micro-réseau"[25].

Des programmes de recherche et développement systématiques [25] ont commencé avec l'effort du Consortium (Consortium for Electric Reliability Technology Solutions CERTS ) pour les solutions technologiques de fiabilité électrique aux États-Unis et le projet MICROGRIDS en Europe [26]. En 1999, le CERTS a été reconnu comme l'origine du concept moderne de micro-réseaux connectés au réseau. Il envisageait un micro-réseau qui pourrait intégrer plusieurs énergies renouvelables distribuées tout en se présentant au réseau existant comme un client typique ou un petit générateur, afin de supprimer les défis perçus à l'intégration des énergies renouvelables distribuées (DER) [27].

Les micro-réseaux ont été et continuent d'être un objectif majeur pour de nombreux chercheurs dans les domaines de la production distribuée, des systèmes énergétiques, de l'énergie durable et de l'électrification des régions éloignées. Des pays comme les États-Unis, le Japon, la Chine, le Canada et le Royaume-Uni sont impliqués dans la recherche sur les micro-réseaux pour les communautés isolées et plusieurs articles ont été publiés sur ce domaine [28].

Dans [29], l'état des micro-réseaux en Chine en se basant sur le passé, le présent et le futur est discuté, l'auteur note que les micro-réseaux sont un élément essentiel du futur réseau intelligent qui doit offrir une flexibilité de contrôle, une fiabilité améliorée et une meilleure qualité de l'énergie. Ceci est encore souligné par [30] dans lequel des micro-réseaux expérimentaux et de test ont été passés en revue. Les résultats de l'étude montrent que les micro-réseaux ont un rôle essentiel à jouer dans l'évolution des réseaux intelligents. Cependant, il a été identifié qu'il est nécessaire de poursuivre les recherches sur la méthode de détection

d'îlotage pour la rendre plus fiable et plus rapide, en plus du développement d'un outil de simulation générique qui faciliterait des recherches supplémentaires sur les performances de stabilité transitoire, les stratégies de protection et de contrôle et le développement. des normes de directives de conception pour les micro-réseaux [30].

Les micro-réseaux se multiplient dans le monde. La 16<sup>ème</sup> édition du Microgrid Deployment Tracker en 2019 a trouvé 4475 projets totalisant 26 965 MW de capacité électrique prévue et installée [31].

En 2020, la 17<sup>ème</sup> édition a identifié 6610 projets représentant 31 784,6 MW de capacité électrique prévue et installée [32]. L'adoption de ces solutions au fil du temps a prouvé qu'elles étaient faisables, mais pas financièrement abordables sans soutien externe.

## **I.4 Structure générale d'un micro-réseau électrique**

Un exemple d'un système de micro-réseau est montré dans la Figure I-1. Il intègre une variété de composants, notamment des consommateurs d'énergie (charges), des convertisseurs de puissance (PC) et des ressources énergétiques distribuées telles que des sources d'énergie renouvelables et des sources de production conventionnelles et des systèmes de stockage d'énergie [33] .

En mode connecté au réseau, le micro-réseau échange l'énergie excédentaire avec le réseau principal pour augmenter ses revenus, mais il fonctionne en mode îloté en cas de perturbations ou de panne du réseau principal pour fournir l'alimentation aux charges critiques tout en assurant la stabilité du système.

Le micro-réseau assure une alimentation continue des charges critiques en mode îloté grâce à la gestion efficace des ressources énergétiques distribuées, du délestage et de la réponse à la demande. Le contrôleur central et les contrôleurs locaux (LC) sont utilisés pour la supervision du fonctionnement du système de micro-réseau [34].

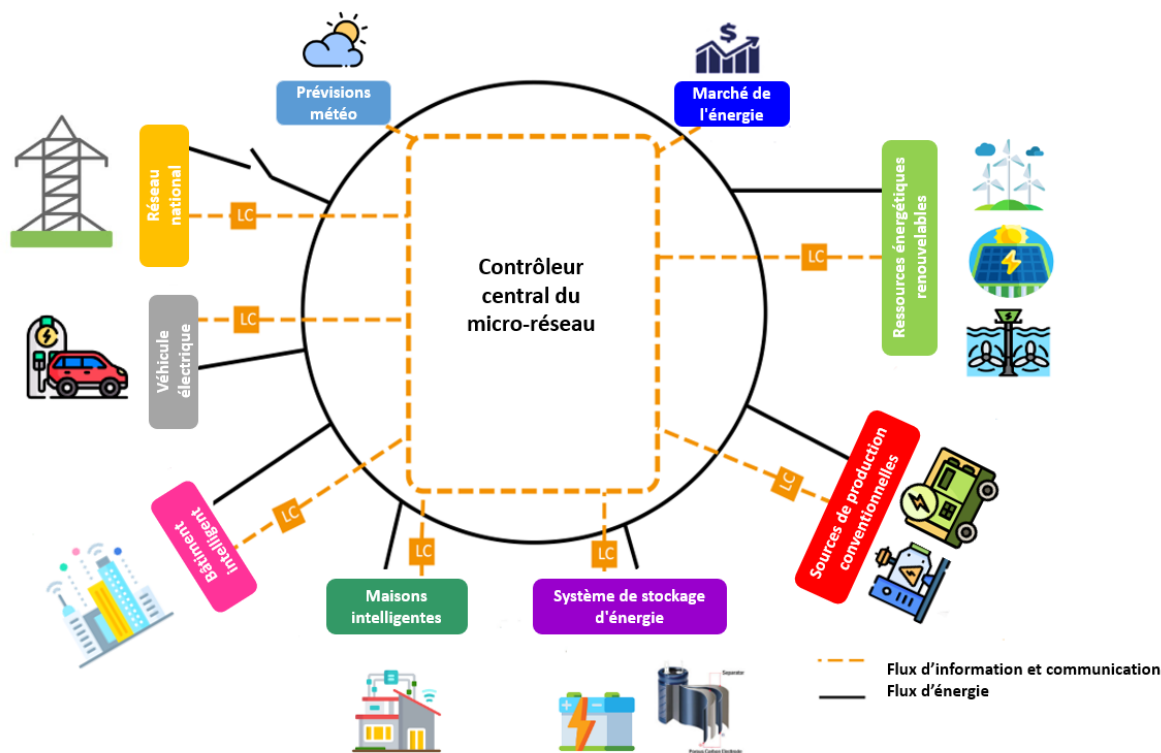


Figure I-1: Structure générale d'un micro-réseau électrique

Lors de l'évaluation des systèmes d'alimentation électrique, la production, la distribution, la transmission, le stockage et la gestion de l'énergie sont traditionnellement réalisés via un système centralisé. Étant donné que la gestion de l'énergie est aujourd'hui l'un des sommets clés des pays du monde entier, de nouvelles approches pour fournir cette ressource cruciale ont émergé. Pour faciliter la distribution centralisée, des unités de production compactes telles que la production combinée de chaleur et d'électricité (CHP), le biogaz de décharge et les énergies renouvelables ont été décentralisées et placées plus près des clients. Ce type de production est appelé production distribuée (DG) et les ressources qui la fournissent sont des ressources énergétiques distribuées (DER).

## I.5 Architectures des micro-réseaux électriques

Les micro-réseaux peuvent être classés en six groupes principaux, selon la manière dont les bus AC et CC sont connectés. La classification proposée est la suivante : micro-réseau CA, micro-réseau CC, micro-réseau hybride AC-CC, micro-réseau AC avec stockage CC, micro-réseau CC-zonal et micro-réseau basé sur un transformateur à semi-conducteurs (SST). Dans ce qui suit, ces architectures seront expliquées et discutées.

### I.5.1 Micro-réseau AC

Le micro-réseau AC présente un ou plusieurs bus AC et tout appareil doit être connecté au micro-réseau au moyen d'une interface AC, de sorte que la plupart des générateurs distribués nécessitent des interfaces électroniques de puissance CC/AC [35, 36]. Le micro-réseau illustré par la Figure I-2 est composé de trois départs AC ; les départs 1 et 2 contiennent les générateurs répartis et les charges critiques, tandis que les charges non critiques sont connectées au départ3. Chaque départ contient des charges, des générateurs répartis et des dispositifs de stockage d'énergie. Les disjoncteurs reconfigurent le micro-réseau pour adapter la production et les consommations à toutes les conditions de fonctionnement. Le switch statique gère le raccordement du microgrid au réseau de distribution . Si la qualité du réseau de distribution électrique est mauvaise, le commutateur statique peut être déconnecté du micro-réseau, laissant le micro-réseau en mode de fonctionnement îloté [37].

Le micro-réseau AC est particulièrement adapté à l'intégration du concept de micro-réseau dans les installations existantes et, probablement, sera l'architecture de micro-réseau la plus courante dans un avenir proche.

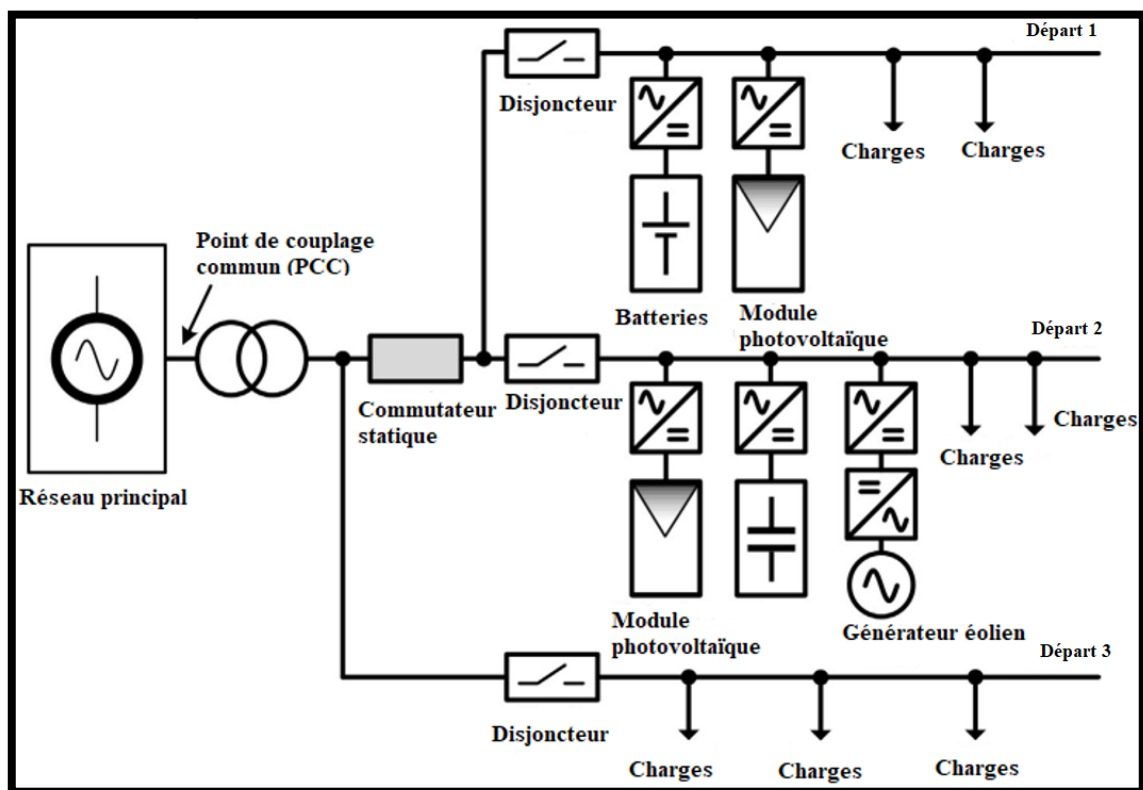


Figure I-2: Architecture de micro-réseau AC

## I.5.2 Micro-réseau CC

Un exemple de l'architecture du micro-réseau CC est présenté dans la Figure I-3. Le micro-réseau CC est connecté au réseau via un convertisseur CA/CC ; si l'on souhaite que le micro-réseau exporte l'excédent de puissance générée, cette interface électronique de puissance doit être bidirectionnelle. Le micro-réseau CC présente un bus CC avec une tension régulée [38].

L'architecture du micro-réseau CC présente certains avantages par rapport au microgrid AC: un nombre réduit (et plus simple) de convertisseurs de puissance (CC/CC et redresseurs), la possibilité d'adapter la tension du bus CC aux besoins du micro-réseau et une très haute qualité du CC tension du bus continu, de sorte que certaines charges CC puissent être connectées directement au bus CC. Le principal inconvénient de cette architecture est l'AC/CC bidirectionnel connecté en série gérant l'ensemble flux d'énergie depuis/vers le réseau de distribution, car cela réduit la fiabilité.

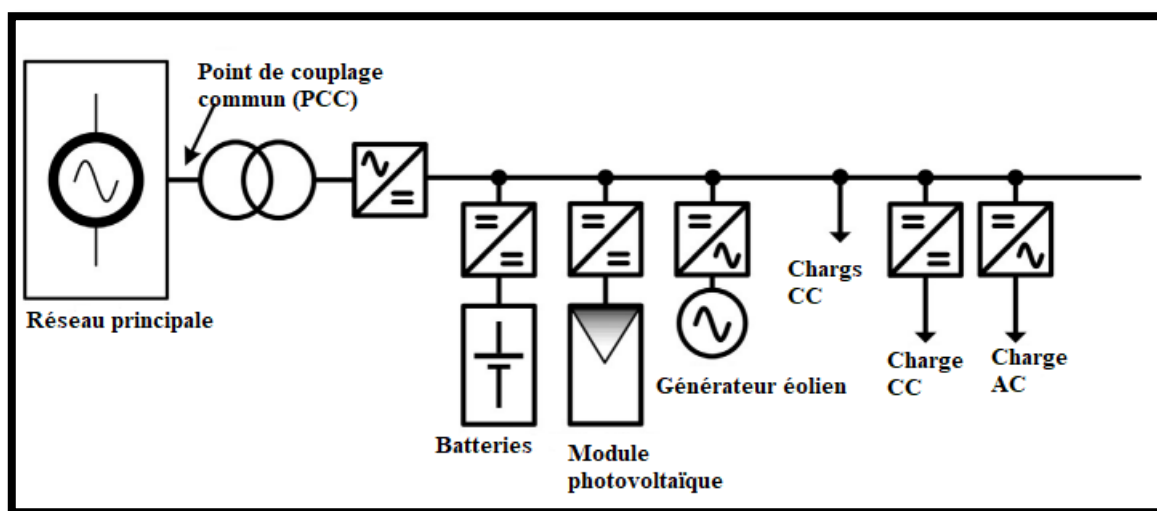


Figure I-3: Architecture de micro-réseau CC

## I.5.3 Micro-réseau hybride AC-CC

L'architecture de micro-réseau hybride AC-CC consiste en un micro-réseau AC avec un sous-réseau CC, reliés entre eux par un convertisseur AC/CC bidirectionnel comme il est illustré dans la Figure I-4 [39]. Le sous-réseau CC peut agir comme un générateur ou une charge du micro-réseau CA, en fonction de l'équilibre de puissance au niveau du départ CC. Cette architecture combine les avantages des micro-réseaux AC et CC. Il y a une connexion directe

au réseau, présentant ainsi une grande fiabilité ; le départ AC permet d'utiliser les équipements existants ; le départ CC permet l'utilisation d'un nombre réduit de convertisseurs plus simples.

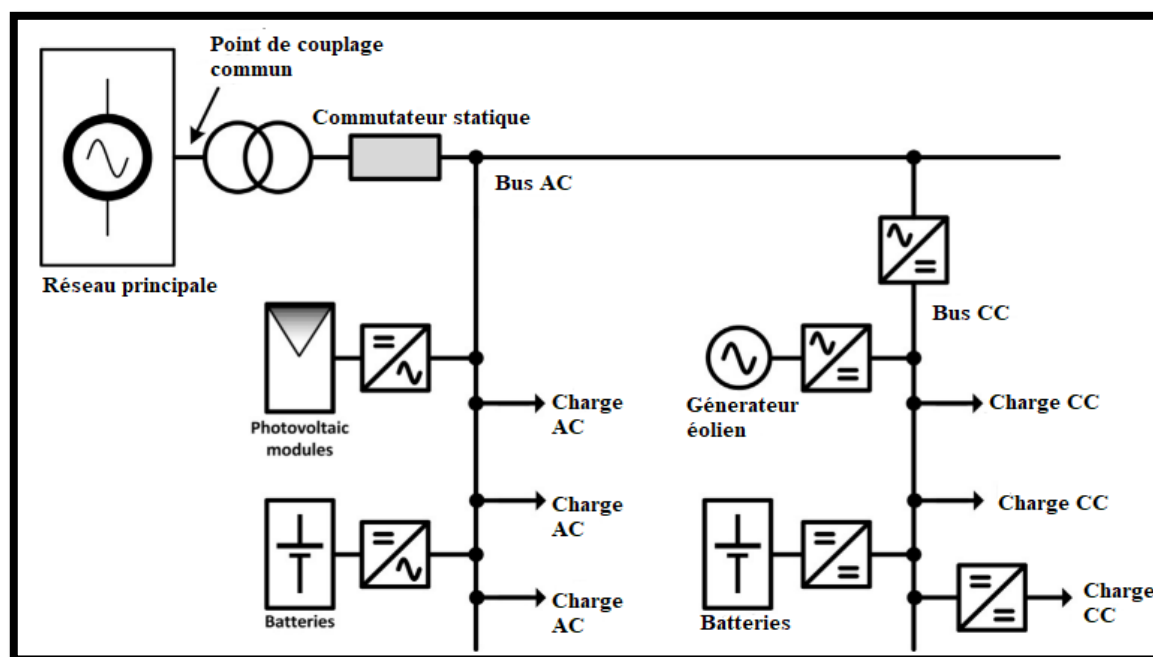


Figure I-4: Architecture de micro-réseau hybride AC-CC

#### I.5.4 Micro-réseau AC avec stockage CC

Pour améliorer la flexibilité du micro-réseau AC, il est possible de placer les dispositifs de stockage d'énergie sur un bus CC séparé [40], tandis que les générateurs distribués et les charges AC sont placés sur un bus AC conventionnel. L'interconnexion avec le réseau se fait au moyen d'un commutateur statique, qui gère le passage des modes de fonctionnement îloté au mode de fonctionnement connecté au réseau et vice versa. Un exemple de cette configuration est illustré par la Figure I-5.

Puisqu'il est plus facile et plus robuste de connecter en parallèle plusieurs dispositifs de stockage d'énergie à un bus CC, cette architecture regroupe tous ces dispositifs et, par conséquent, le microgrid voit un système de stockage d'énergie global et unique. Les performances de cette architecture de micro-réseau sont similaires à celles de l'hybride AC-CC, avec une gestion plus facile du stockage de l'énergie. Cependant, le stockage d'énergie doit être centralisé à n'importe quel point physique du micro-réseau, afin que cette architecture de micro-réseau puisse être utile dans des installations avec un stockage d'énergie centralisé, c'est-à-dire une zone résidentielle avec des services énergétiques communautaires.

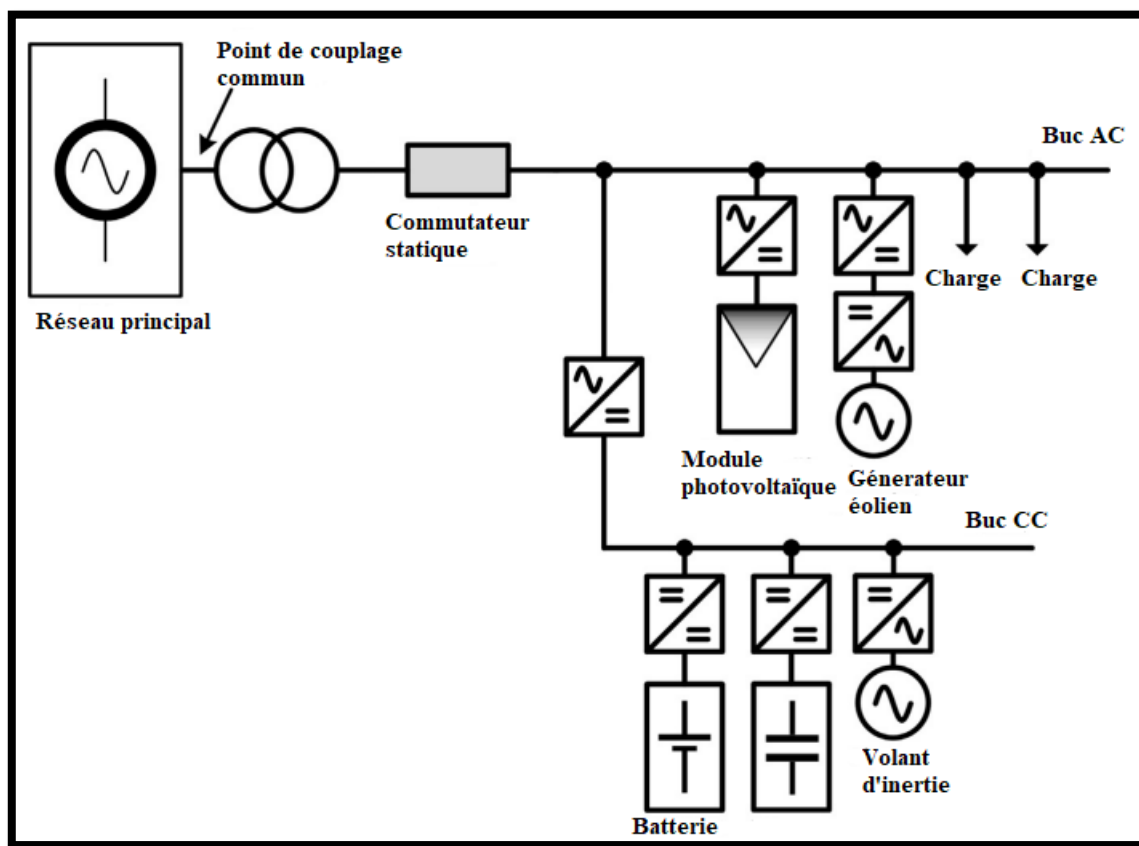


Figure I-5: Architecture de micro-réseau AC avec stockage CC

### I.5.5 Micro-réseau CC-zonal

Dans le micro-réseau CC-zonal, plusieurs départs CC sont connectés au bus AC principal via des convertisseurs AC/CC bidirectionnels centralisés [41]. Un schéma fonctionnel de cette architecture est illustré dans la Figure I-6. Les générateurs et les charges distribués sont connectés aux départs CC avec l'interface électronique de puissance appropriée. Dans cette architecture, les départs CC peuvent fournir différents niveaux de tension, améliorant ainsi les performances du micro-réseau.

Cette architecture offre les mêmes avantages et inconvénients que le micro-réseau CC, mais le micro-réseau CC zonal permet différentes tensions de bus CC et techniques de gestion à chaque départ. Le principal inconvénient de cette architecture est la complexité accrue du fait de l'interconnexion entre départs. Ce micro-réseau peut convenir aux installations où la qualité et la fiabilité de la tension la plus élevée sont requises.

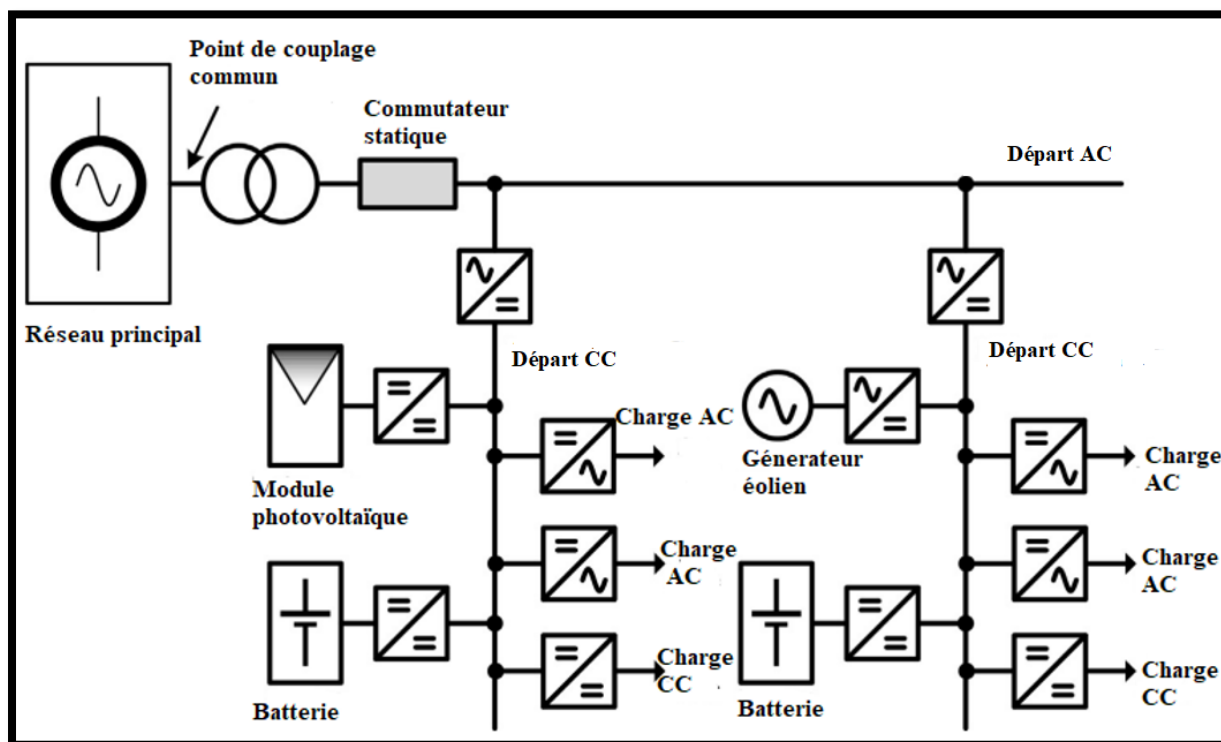


Figure I-6: Architecture de micro-réseau CC zonal

### I.5.6 Micro-réseau basé sur un transformateur à semi-conducteurs

Dans ce type d'architecture, le transformateur de fréquence du réseau est remplacé par un transformateur à semi-conducteurs (SST). Le SST peut être un transformateur haute fréquence, réduisant à la fois la taille et le poids par rapport aux transformateurs de fréquence du réseau, et fournit des alimentations AC et CC au micro-réseau. De plus, le SST gère le flux de puissance entre les départs et le réseau. Les charges AC sont connectées directement à l'alimentation AC et les charges CC sont connectées au chargeur CC [42]. Il est préférable que les générateurs distribués soient connectés à l'alimentation CC, car les interfaces électroniques et l'algorithme de contrôle sont plus simples et robustes. Un schéma de cette architecture est illustré à la Figure I-7.

L'architecture micro-réseau basée sur SST présente les avantages suivants : une énergie de très haute qualité, des interfaces électroniques simples, une connexion simple des charges CC, une compatibilité avec les charges du réseau AC et une gestion robuste des dispositifs de stockage d'énergie. Son principal inconvénient est le transformateur à semi-conducteurs, car il s'agit d'un convertisseur de puissance connecté en série, ce qui réduit la fiabilité et l'efficacité du système.

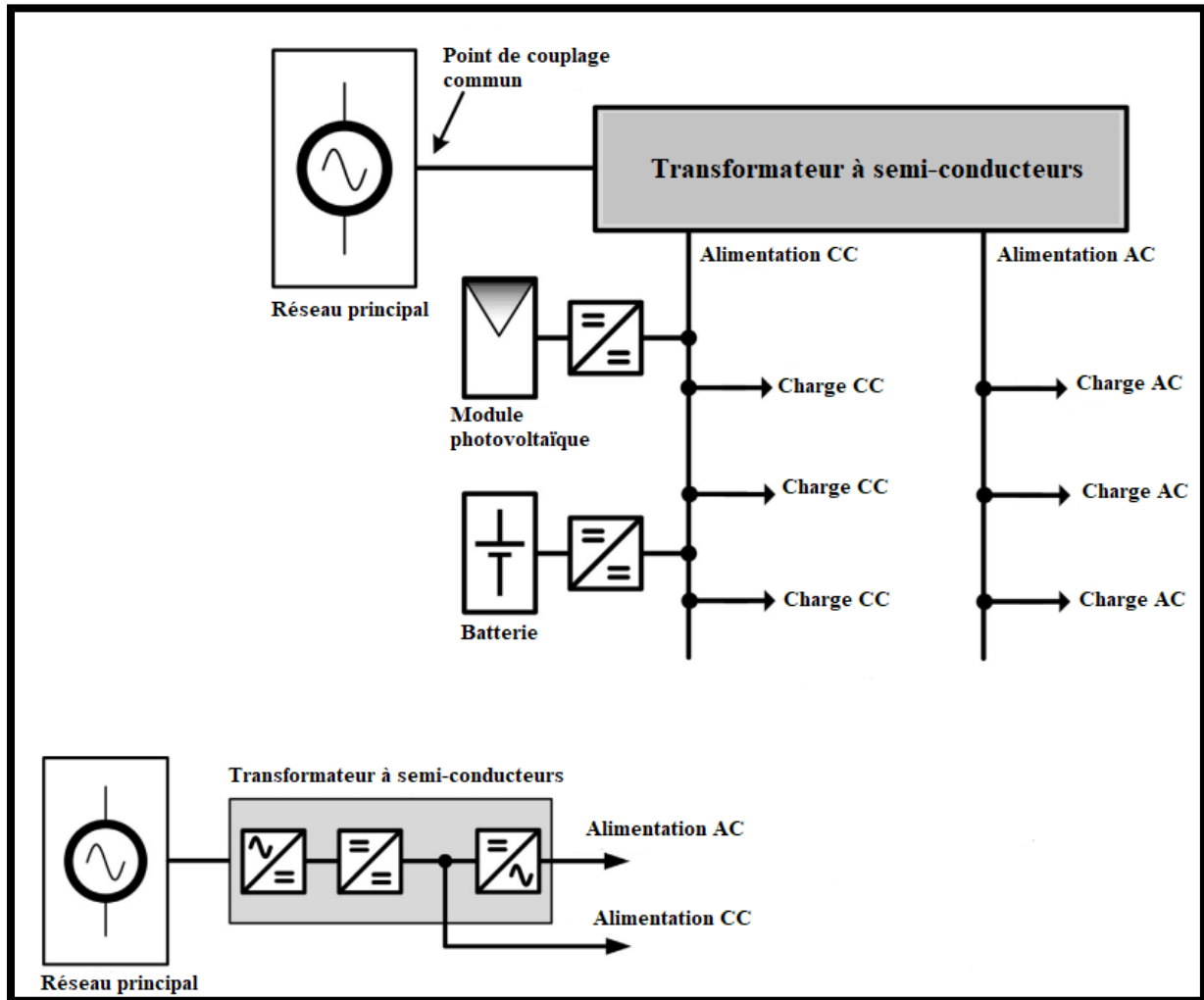


Figure I-7: Architecture de micro-réseau basé sur un transformateur à semi-conducteurs

## I.6 Caractéristiques du micro-réseau

### I.6.1 Options de génération et de stockage

En général, les micro-réseaux sont quelque peu « indépendants de la technologie » et les choix de conception dépendront des exigences spécifiques au projet et des considérations économiques. Bien que cela ne soit pas strictement requis, l'incorporation d'un stockage d'énergie aidera à prévenir les défaillances du micro-réseau [43, 44]. Les micro-réseaux n'ont pas non plus la diversité de charge des régions géographiques plus vastes, ils doivent donc faire face à beaucoup plus grande variabilité relative. L'éventail des technologies pour le stockage de l'énergie actuellement en cours de développement qui pourraient potentiellement jouer un grand rôle dans les micro-réseaux est [45, 46]. Une grande partie de l'attention est portée sur le stockage de l'électricité ; cependant. La capacité de stockage technologies pour fournir des

services auxiliaires tels que le contrôle de la tension, les réserves tournantes, le suivi de charge et l'écrêtage des pics, entre autres, ont également été analysés [47].

## **I.6.2 Electronique de puissance**

Les micro-réseaux incluent souvent des technologies telles que le PV solaire (qui produit courant continu) ou micro-turbines (courant alternatif haute fréquence) qui nécessitent des interfaces électroniques de puissance telles que des convertisseurs CC/CA ou CC/CA/CC pour s'interfacer avec le système électrique. Le commutateur de déconnexion statique (SDS) est un composant clé du micro-réseau pour l'îlotage et la synchronisation ; il peut être programmé pour se déclencher très rapidement en cas de surtension, sous-tension, surfréquence, sous-fréquence ou directionnel surintensité [48]. L'interface avec le réseau principal peut être une connexion AC synchrone ou une connexion asynchrone utilisant un convertisseur de puissance électronique couplé en courant continu.

Étant donné que la plupart des ressources énergétiques distribuées (y compris les piles à combustible, l'énergie solaire PV et batteries) fournissent ou acceptent de l'électricité CC et de nombreuses charges d'extrémité, y compris l'électronique de puissance, l'éclairage et les variateurs de vitesse pour chauffage, ventilation et climatisation, utiliser le courant continu en interne, des micro-réseaux tout-CC ont été proposés pour éviter les pertes de conversion entre le courant continu et le courant alternatif (et souvent de retour au courant continu) [49, 50], ces pertes peuvent gaspiller de 5% à 15% de la production d'électricité selon le nombre de conversions aller-retour.

## **I.6.3 Contrôles et fonctionnalités**

Les micro-réseaux présentent des exigences et des stratégies de contrôle spéciales pour réaliser un équilibrage local et maximiser leurs bénéfices économiques [51]. Il existe un accord général sur le fait que les contrôles des micro-réseaux doivent fournir les exigences fonctionnelles suivantes :

- présenter le micro-réseau au réseau électrique comme une seule entité autocontrôlée afin qu'il puisse fournir un contrôle de fréquence comme un générateur synchrone [52] ;
- Éviter que le flux de puissance ne dépasse les valeurs nominales de la ligne, réguler la tension et la fréquence dans les limites acceptables pendant l'îlotage ;

- Répartir les ressources pour maintenir l'énergie solde ; île en douceur ; et se reconnecter et se resynchroniser en toute sécurité avec la grille principale.

### **I.6.3.1 Architectures de contrôle**

Les systèmes de contrôle des micro-réseaux sont donc organisés comme un schéma de contrôle hiérarchique. Dans une structure de contrôle hiérarchique, le contrôle est divisé en niveaux, dans certaines sources de la littérature, il s'agit de deux ou quatre niveaux [53], mais dans la plupart, il s'agit de trois [54, 55]. Différents niveaux correspondent à différentes échelles de temps des tâches de contrôle à exécuter à chaque niveau. Ces échelles de temps dépendent des fonctions de contrôle exécutées à chaque niveau hiérarchique, les contrôle des micro-réseaux peuvent être classés en quatre niveaux, à savoir : Contrôle primaire, contrôle secondaire, contrôle tertiaire.

### **I.6.3.2 Contrôle primaire des micro-réseaux**

Le niveau de contrôle principal, fonctionnant le plus rapidement sur les trois niveaux, contrôle la tension et le courant de sortie des convertisseurs de puissance et le partage de puissance. Le contrôle de la sortie des convertisseurs de puissance est bien étudié dans la littérature non directement liée aux MG mais applicable également à ces convertisseurs. Le contrôle de sortie de l'onduleur consiste généralement en une boucle externe pour le contrôle de la tension et une boucle interne de régulation du courant [55], le contrôle primaire est un contrôle décentralisé, intégré à chaque unité de production.

Le contrôle primaire au sein d'un microgrid vise à atteindre les objectifs suivants :

- Assurer l'équilibre entre la production et la consommation ;
- Stabiliser la fréquence et la tension ;
- Déterminer la répartition de charge entre les différents générateurs ;
- Garder la Synchronisation des générateurs à la même fréquence ;
- Minimiser les courants circulants pouvant endommager l'électronique.

### **I.6.3.3 Niveau de contrôle secondaire**

Le contrôle de la fréquence de charge fait partie du niveau de contrôle secondaire du micro-réseau avec le contrôle de la tension, le contrôle de la qualité de l'alimentation, contrôle des tâches liées au système de gestion d'énergie telles que l'optimisation et le délestage. Le

niveau secondaire est en quelque sorte un modérateur entre le tertiaire et le primaire, corrigeant l'inadéquation entre les valeurs de consigne données au niveau tertiaire et la puissance disponible en micro-réseau mesurée au niveau primaire [55].

Le contrôle secondaire responsable de la répartition d'énergie en temps réel des différents générateurs. Il réalise le calcul des consignes sur un pas de temps inférieur à la seconde en fonction des mesures remontées des équipements.

#### **I.6.3.4 Niveau de contrôle tertiaire**

Le contrôle tertiaire est le niveau de contrôle hiérarchique le plus élevé dans le contrôle du micro-réseau et le plus controversé dans la littérature. Le contrôle tertiaire est la partie la moins étudiée des micro-réseaux, mais de plus en plus d'auteurs le placent dans le cadre du contrôle des micro-réseaux, d'où plus de littérature traite de cette question. Il est souvent appelé chez fournisseurs de solutions microgrid avec le terme « système de gestion d'énergie EMS ».

L'un des problèmes de contrôle appartenant au niveau de contrôle tertiaire est le flux de puissance bidirectionnel entre micro-réseau et le réseau principal [55]. Les marchés de l'énergie sont un problème important lié à la fois au flux d'énergie bidirectionnel, suscitent un intérêt croissant des chercheurs et constituent une source importante d'avantages économiques possibles pour le propriétaire du micro-réseau. Les marchés de services auxiliaires traitent de l'échange de puissance active et de puissance réactive en cas de besoin pour l'un des acteurs du marché [55].

Le contrôle tertiaire traite de problèmes tels que :

- L'excès de production par rapport à la demande d'énergie au niveau micro-réseau ;
- À quel prix micro-réseau est-il prêt à l'échanger sur le marché de l'énergie ;
- Les points de consigne optimaux à long terme pour micro-réseau en fonction des exigences du réseau principal ;
- Les besoins du micro-réseau concernant la régulation de la tension et de la fréquence par le réseau principal en mode connecté au réseau ;
- La gestion de la puissance réactive dans le cluster micro-réseau ;
- La gestion du stockage d'énergie

Le contrôle tertiaire est identifié comme une couche de contrôle additionnelle qui introduit de l'intelligence à la gestion d'énergie dans le micro-réseau, le contrôle secondaire étant alors une couche inférieure avec des lois de gestion basiques.

#### **I.6.4 Communication**

La manière dont un micro-réseau ou plusieurs micro-réseaux transmettent les informations entre eux et le réseau électrique est un facteur essentiel dans l'optimisation de l'ensemble du système. Cet élément clé est la manière dont les données en temps réel sont dispersées et surveillées, en plus de la manière dont les décisions de gestion sont diffusées sur l'ensemble du réseau. Selon la taille, le type, la topologie, les options de mode, le type de structure de contrôle, les schémas de protection, les énergies renouvelables distribuées et les exigences du réseau du micro-réseau, le choix d'un moyen de communication peut être difficile. Il est courant d'utiliser le même protocole que le contrôleur principal.

Les micro-réseaux existants utilisent plusieurs méthodes de communication telles que [56]:

- Fibres optiques ;
- Sans fil ;
- GPS ;
- Système mondial de communications mobiles (GSM) ;
- Les lignes électriques ;
- Téléphone ;
- Combinaisons de ce qui précède.

### **I.7 Intérêt des micro-réseaux électrique**

L'installation d'un microgrid s'intègre parfaitement dans une démarche de transition énergétique et permet de piloter l'énergie le plus efficacement possible. Les possibilités qu'offrent les micro-réseaux peuvent être résumé dans les points suivants [57] :

#### **I.7.1 Intérêt technique**

- ✓ La fiabilité de l'électricité comparée à celle apportée du réseau national qui peut être sujet à une fiabilité et qualité réduite ;

- ✓ Grace à la production d'électricité que se fait plus près des sites de consommation, les pertes sur le réseau de distribution et transport, et des problèmes de congestion sont minimisées ;
- ✓ Une contribution à la régulation de la tension par l'apport de puissance réactive par les sources distribuées.

### **I.7.2 Intérêt environnemental**

- ✓ L'exploitation des ressources renouvelables locales afin de produire de l'électricité ;
- ✓ La réduction des émissions de gaz à effet de serre ;
- ✓ La minimisation de la pollution sonore et atmosphérique ;
- ✓ les consommateurs sont sensibilisés à adapter la manière de consommer en fonction de la disponibilité de la ressource.

### **I.7.3 Intérêt économique**

- ✓ La réduction des coûts d'exploitation grâce à l'utilisation des ressources renouvelables gratuite et l'économies de carburant ;
- ✓ L'augmentation de la qualité et fiabilité du réseau offre une réduction des coûts de maintenance ;
- ✓ la stabilisation des coûts de l'énergie en limitant la dépendance à des exportations de carburant à un coût volatile ;
- ✓ La création de services grâce à l'accès à l'électricité qui assure le développement économique.

### **I.7.4 Intérêt social**

- ✓ Les micro-réseaux représentent une solution de plus en plus employée pour électrifier les zones rurales ;
- ✓ L'accès à une électricité stable permettant d'améliorer les conditions de vie des habitants et la création d'emplois ;
- ✓ La création d'un secteur d'activité autour de l'installation et la maintenance des systèmes ;
- ✓ L'accès à un savoir-faire autour de la production et gestion d'énergie renouvelable ;

## **I.8 Défis technico-économiques des micro-réseaux**

Les micro-réseaux dans leur histoire évolutive sont réalisables, mais ce n'est qu'avec le temps et une intégration plus poussée qu'ils deviendront abordables vu que ces réseaux sont de petits projets gouvernementaux de tous types, axés sur les clients, et sont considérés comme un outil énergétique supplémentaire à utiliser. Les micro-réseaux apparaissent comme des solutions derrière le compteur, mais comme chaque défi qu'ils relèvent est unique, chaque solution est différente. La variabilité qui anime les solutions de micro-réseaux est la même chose qui les empêche d'être catégorisées et reproductibles [58].

Les stratégies d'exploitation et de contrôle des ressources énergétiques distribuées intégrées expliquent que ces DER lorsqu'ils sont intégrés dans des systèmes électriques modernisés, diminuent les émissions et les pertes résistives tout en augmentant la fiabilité et la sécurité des réseaux électriques [59]. Chaque pays fait face à divers défis avec des infrastructures centralisées telles que :

- Des quantités élevées d'émissions du CO<sub>2</sub> ;
- Coûts de production élevés ;
- Fluctuations et intermittences des énergies renouvelables ;
- Écarts de tension ;
- Problèmes de stabilité statique, dynamique et transitoire ;
- Niveaux élevés de pertes résistives ;
- Interruptions de service.

## **I.9 Indicateurs technico-économiques d'optimisation d'un micro-réseau**

En raison de la nature variable de la disponibilité des ressources énergétiques renouvelables en heures d'un an, de nombreuses études portent sur cette question. Les éléments suivants sont les plus importants et problèmes majeurs auxquels est confronté le développement de la technologie des micro-réseaux hybrides renouvelables [60] :

- a) Le potentiel des sources d'énergie renouvelables dépend des conditions et de la situation environnementale.
- b) Les coûts d'investissement, d'installation et de maintenance de ces micro-réseaux sont élevés.
- c) Ces systèmes de production d'électricité propre sont moins fiables que les systèmes de production d'électricité traditionnels.

C'est pourquoi l'optimisation du fonctionnement des micro-réseaux est devenue un domaine de recherche important. La recherche sur l'optimisation des micro-réseaux simplifie principalement de multiples objectifs en un seul objectif d'optimisation, mais généralement on peut classer ces objectifs en trois catégories, à savoir : performances énergétiques, performance économique et protection environnementale.

Les différents indicateurs utilisés pour l'optimisation des micro-réseaux sont présentés dans les sous-sections suivantes.

## **I.9.1 Performances énergétiques**

### **I.9.1.1 Fiabilité du micro-réseau**

L'accès ininterrompu à l'énergie électrique est devenu le besoin fondamental du monde d'aujourd'hui. En générale, il existe de nombreuses méthodes différentes pour estimer la fiabilité d'un micro-réseau, telles que :

- La probabilité de perte de l'énergie (Loss of energy expectation LOEE) ;
- La probabilité d'insatisfaction de la demande (Loss of power supply probability LPSP) ;
- La probabilité de perte de charge (Loss of load expectation LOLE) ;
- La probabilité d'approvisionnement du manque de puissance (Deficiency of power supply probability DPSP).

Ces indicateurs sont les critères les plus largement optimisés par les chercheurs que les on peut citer.

### a. Probabilité de perte d'énergie

La probabilité de perte de charge représente l'énergie prévue qui n'a pas été fournie par le système de production, qui se traduit par l'incapacité de répondre à la demande de charge horaire [61]. Elle est calculée en utilisant l'équation suivante :

$$LOEE = \sum_{t=i}^T \sum_{i \in S} P_i \times LOE_i \quad (I.1)$$

Avec :

- ✓ S est l'ensemble des états de perte d'énergie du système ;
- ✓  $P_i$  est la probabilité que le système rencontre l'état i ;
- ✓  $LOE_i$  est la quantité d'énergie perdue (kWh) lorsque le système n'a pas pu fournir l'énergie attendue au pas de temps.

### b. Probabilité d'insatisfaction de la demande

La probabilité d'insatisfaction de la demande est la probabilité qu'une alimentation électrique inadéquate se produise lorsque les générateurs distribués du micro-réseau ne sont pas en mesure de satisfaire la demande de charge [61]. LPSP est calculée à base de l'équation suivante :

$$LPSP = \frac{LOEE}{\sum_{t=1}^T P_i(t)} \quad (I.2)$$

Avec :

- ✓  $P_i$  est la demande de charge (kWh) à pas de temps t ;
- ✓ T généralement est le nombre des périodes de l'étude faite.

### c. Probabilité de perte de charge

Probabilité de perte de charge est le nombre moyen d'heures pendant lesquelles la charge du système devrait dépasser la capacité de production disponible [heure/an], LOLE est calculée à base de l'équation suivante [62]:

$$LOLE = \sum_{i=1}^T \sum_{i \in S} P_i \times N_i \quad (I.3)$$

- ✓ S est la perte totale des états de charge du système ;
- ✓  $P_i$  est la probabilité que le système rencontrant l'état i
- ✓  $N_i$  est le temps où la charge est supérieure à la capacité de production ;
- ✓ T est généralement pris comme le temps annuel en heures.

#### d. Probabilité d'approvisionnement du manque de puissance

Probabilité d'approvisionnement du manque de puissance représente une condition qui se produit lorsque les principaux générateurs de production d'énergie du micro-réseau et/ou les énergies renouvelables ne peuvent pas répondre à la demande de charge [62].

$$DPSP = \frac{\sum_{t=1}^T P_l(t) - E_{RE}(t)}{\sum_{t=1}^T P_l(t)} \quad (I.4)$$

$E_{RE}(t)$  (kWh/an) signifie l'énergie fournie à partir des énergies renouvelables à la période de temps t.

#### I.9.1.2 Gestion du flux d'énergies

L'analyse et la gestion du flux d'énergie pour les micro-réseaux est la clé qui assure la distribution de la puissance requise aux clients de manière fiable et économique, il existe de multiples indicateurs ciblés pour améliorer la gestion d'énergie tel que : le comblement de la demande de charge à tout moment sans interruption, la réduction des coûts d'exploitation quotidien du micro-réseau, la compensation des fluctuations des énergies renouvelables et la bonne gestion de la charge et la décharge des systèmes du stockage d'énergie. La gestion du flux d'énergie du micro-réseau fait le sujet de notre thèse dont nous allons concevoir un système gestion qui assure l'optimisation des indices cités ci-dessus.

## **I.9.2 Performance économique**

### **I.9.2.1 Dimensionnement du micro-réseau**

Afin de déterminer la taille optimale d'un micro-réseau vert hybride, il est nécessaire tenir compte de plusieurs facteurs importants, y compris le coût du capital, de l'entretien, de l'exploitation et du remplacement. Le but d'optimiser la taille des générateurs distribués du micro-réseaux est d'estimer la taille de chaque composant de ce système afin de fournir la charge requise de l'unité consommant de l'électricité. Les énergies renouvelables ont également le plus faible coût.

Diverses méthodes sont utilisées pour optimiser la taille du système de production d'électricité, telles que comme l'intelligence artificielle (IA), la méthode analytique, l'approche probabiliste et l'approche basée sur le logiciel. La méthode classique utilise généralement des méthodes analytiques, graphiques et techniques probabilistes d'optimisation ; elle utilise également des méthodes mathématiques et le calcul différentiel pour obtenir les résultats optimaux d'une fonction objectif.

La méthode moderne, qui est également largement utilisé aujourd'hui, utilise des techniques d'intelligence artificielle. La raison de la forte utilisation de cette méthode est la grande précision et la rapidité des résultats obtenus par cette méthode.

De plus, la dernière méthode est basée sur un logiciel, utilisée pour optimiser les systèmes à énergies renouvelables hybrides tels que les micro-réseaux éoliens-solaires, y compris le modèle d'optimisation hybride pour l'électricité renouvelable (HOMER) et le programme de simulation des systèmes transitoires (TRNSYS).

### **I.9.2.2 Coût actuel net du micro-réseau**

Le coût actuel net (NPC) des composants du système micro-réseau est peut-être appelé le coût du cycle de vie du système, il comprend le coût du capital, est le coût d'investissement, est le coût de maintenance, le coût d'installation et le coût du carburant (si le système contient des générateurs diesel) et le facteur de récupération du capital pendant la durée de vie du système. Il est calculé comme suit :

$$NPC = (CC + RC + MC \times \frac{1}{CRF}) \quad (I.5)$$

Avec

CC : est le coût en capital pour la production d'électricité et le stockage d'énergie MG comprend le coût de l'équipement et les coûts associés à son installation qui peut être calculé comme suit :

$$CC = \sum (C_{inv,i} \times P_i) \times CRF_i \quad (I.6)$$

- ✓  $C_{inv,i}$  est le coût d'investissement de la ième unité (\$/kW) ;
- ✓  $P_i$  est la puissance de sortie de la ième unité ;
- ✓  $CRF_i$  est le facteur de recouvrement du capital de la ième unité, qui s'exprime comme suit :

$$CRF_i = \frac{r \times (1+r)^y}{(1+r)^y - 1} \quad (I.7)$$

Avec

- ✓  $r$  est le taux d'intérêt ;
- ✓  $y$  est la durée de vie du système.

RC : c'est le coût de remplacement, ce coût est encouru puisque la durée de vie des unités diffère de la durée du projet.

$$RC = \sum C_{rep,i} \times \frac{r}{(1+r)^t - 1} \quad (I.8)$$

Avec

- ✓  $C_{rep,i}$  : est le coût de remplacement de la ième unité
- ✓  $r$  : est le taux d'intérêt de la ième unité ;
- ✓  $t$  : est la durée de vie de la ième unité.

MC : c'est le coût de maintenance qui est généralement lié directement à la puissance de sortie. Il est supposé d'avoir une relation proportionnelle du coût de maintenance avec la puissance produite. Il peut être calculé par l'équation suivante :

$$MC = \sum KOM_i \times P_i \times \Delta T \quad (I.9)$$

Avec

- ✓  $KOM_i$  : est la constante de proportionnalité (\$/kWh) de la ième unité ;
- ✓  $P_i$  : est la puissance de sortie de la ième unité ;
- ✓  $\Delta T$  : est le temps d'échantillonnage.

### I.9.2.3 Coût d'exploitation quotidien du micro-réseau

Les critères économiques et environnementaux sont les plus étudiés de nos jours, afin de parvenir à une mise en place massive de micro-réseaux. Bien sûr, la qualité et la fiabilité doivent être considérées dans le processus de conception, mais uniquement comme des contraintes ou des conditions cadres, l'optimisation du micro-réseau fonctionnement en réduisant les coûts d'exploitation quotidien et l'un des sujets de recherches récents que nous avons optimisé dans notre thèse afin de concevoir un système de gestion micro-réseau fiable et efficace. En général, le coût d'exploitation quotidien micro-réseau peut être exprimer comme l'équation suivante :

$$OC = \sum_{t=1}^T \left( \left( \sum_{i=1}^N C_{O\&M,i} \times P_{RE,i}(t) \right) + C_{O\&M,ESS} \times P_{ESS}(t) + COST_{grid,t} \right) \quad (I.10)$$

Avec

$OC$  : est le coût d'exploitation quotidien micro-réseau ;

$N$  : est le nombre des générateurs d'énergie renouvelable ;

$i$  : est le  $i^{ème}$  générateur d'énergie renouvelable ;

$C_{O\&M,i}$  : est le coût d'exploitation et maintenance du  $i^{ème}$  générateur d'énergie renouvelable ;

$P_{RE,i}$  : est la puissance fournie par le  $i^{ème}$  générateur d'énergie renouvelable à l'instant  $t$  ;

$C_{O\&M,ESS}$  : est le coût d'exploitation et maintenance du système de stockage ;

$P_{ESS}(t)$  : est la puissance fournie par le système de stockage à l'instant  $t$  ;

$COST_{grid,t}$  : est le coût d'électricité achetée ou vendu au réseau national.

### I.9.3 Protection environnementale

Dans la recherche sur la protection de l'environnement, une partie organique d'un micro-réseau présente les caractéristiques de compatibilité, de flexibilité, d'économie et d'autonomie. Il peut utiliser de manière flexible et efficace les équipements de production et de stockage d'énergie distribués, maximiser les avantages de la production distribuée, tirer pleinement parti de ses avantages environnementaux et atteindre l'objectif de réduction des émissions du CO<sub>2</sub>.

Plusieurs chercheurs ont analysé le coût d'investissement du micro-réseau et de la réduction des émissions du carbone [63]. En termes de réduction des émissions de CO<sub>2</sub>, une fonction objective a été établie avec l'investissement le plus rentable en matière d'économie d'énergie et de réduction des émissions pour l'opérateur de micro-réseau, comme suit [64] :

$$F = \frac{C_I + C_O - P_M}{E_O - E_M} \quad (\text{I.11})$$

Où  $C_I$  est le coût total de construction du micro-réseau ;  $C_O$  est le coût total d'exploitation et de maintenance du micro-réseau ;  $P_M$  est le revenu total du micro-réseau ;  $E_O$  est l'émission de CO<sub>2</sub> générée par la production d'électricité lorsque l'énergie thermique est utilisée pour répondre à la demande de charge du réseau ;  $E_M$  est l'émission de CO<sub>2</sub> générée par le côté de la production d'électricité après l'ajout du micro-réseau. Les émissions totales de CO<sub>2</sub> peuvent être calculées comme suit :

$$E_{CO_2} = E_{FCO_2} \times E_E \quad (\text{I.12})$$

Où  $E_{CO_2}$  est le total des émissions de CO<sub>2</sub> ;  $E_E$  est la production totale d'électricité ;  $E_{FCO_2}$  est le facteur d'émission de carbone et l'unité est kg/kW/H. En analysant la fonction objective de la réduction des émissions du micro-réseau, le rapport de capacité optimal de production distribuée dans le micro-réseau est calculé pour réduire le gaspillage des ressources et réaliser les avantages d'économie d'énergie et de réduction des émissions du micro-réseau [64].

## **I.10 Conclusion**

Le contexte de recherche et l'état de l'art du micro-réseau est donné dans ce chapitre. Le micro-réseau est une technologie d'innovation pour construire le réseau intelligent d'énergie électrique. Donc il est devenu un focus de recherche du monde entier depuis environ 20 ans.

Une revue des principaux aspects techniques des micro-réseaux a été dressée dans ce chapitre, les différents indicateurs technico-économiques d'optimisation des micro-réseaux électriques ont été discutés permettant d'une part de définir clairement le périmètre d'étude qui sera suivi dans cette thèse, et d'autre part de cerner les principaux verrous associés à la conception des systèmes micro-réseaux.

# **Chapitre II Système de gestion d'énergie intelligent du micro-réseaux électrique**

## **II.1 Introduction**

L'urbanisation rapide, la croissance démographique et les progrès technologiques de la dernière décennie ont eu un impact significatif sur l'augmentation de la demande d'énergie dans le monde. L'atténuation des impacts environnementaux et les avantages socio-économiques associés aux systèmes micro-réseaux préconisent une plus grande intégration des systèmes énergétiques distribués dans les réseaux électriques conventionnels [65]. Cependant, l'augmentation de la production d'énergie renouvelable augmente considérablement la nature intermittente et stochastique du problème de gestion de l'énergie. Par conséquent, une gestion stratégique de l'énergie du micro-réseau est un moyen efficace pour celui-ci de mieux contrôler leurs coûts de fonctionnement, de mieux gérer les risques liés aux contraintes environnementales, sociales et d'approvisionnement, de maintenir la fiabilité du système ainsi que de développer de nouveaux marchés [66].

Dans ce chapitre, nous présenterons l'état de l'art des différentes techniques d'optimisation utilisées pour concevoir un fiable système de gestion de l'énergie du micro-réseau, en particulier en ce qui concerne la prévision, la gestion de la demande, la répartition économique, sont identifiées et analysées de manière critique dans ce chapitre. La méthodologie de prévision par l'apprentissage profond ainsi qu'une approche analytique des algorithmes d'apprentissage profond que nous avons utilisé dans notre étude seront présentées. Ensuite, l'optimisation de la répartition d'énergie y compris la formulation de la fonction objective et l'algorithme d'optimisation utilisé seront présentés.

## **II.2 Système de gestion de l'énergie du micro-réseau**

En raison du caractère aléatoire ou des caractéristiques d'intermittence de la production d'énergie renouvelable, les problèmes de fiabilité et de stabilité causés dans le système électrique ont induit un inconvénient de l'intégration des énergies renouvelables dans les micro-réseaux. Afin de remédier à cet inconvénient, un système de gestion du flux d'énergie (SGE) efficace avec un algorithme de prévision et d'optimisation de la répartition d'énergie appropriés sont nécessaires [67].

Différentes techniques d'optimisation du système de gestion ont été proposées pour résoudre ce problème en programmant efficacement les ressources énergétiques alternatives et le stockage d'énergie pour maintenir la stabilité tout en répartissant de manière optimale la puissance générée pour augmenter le bénéfice économique [68].

La Figure II-1 met en lumière un modèle de micro-réseau de base avec les différentes sources de production d'énergie renouvelable, les charges et le système de gestion de l'énergie.

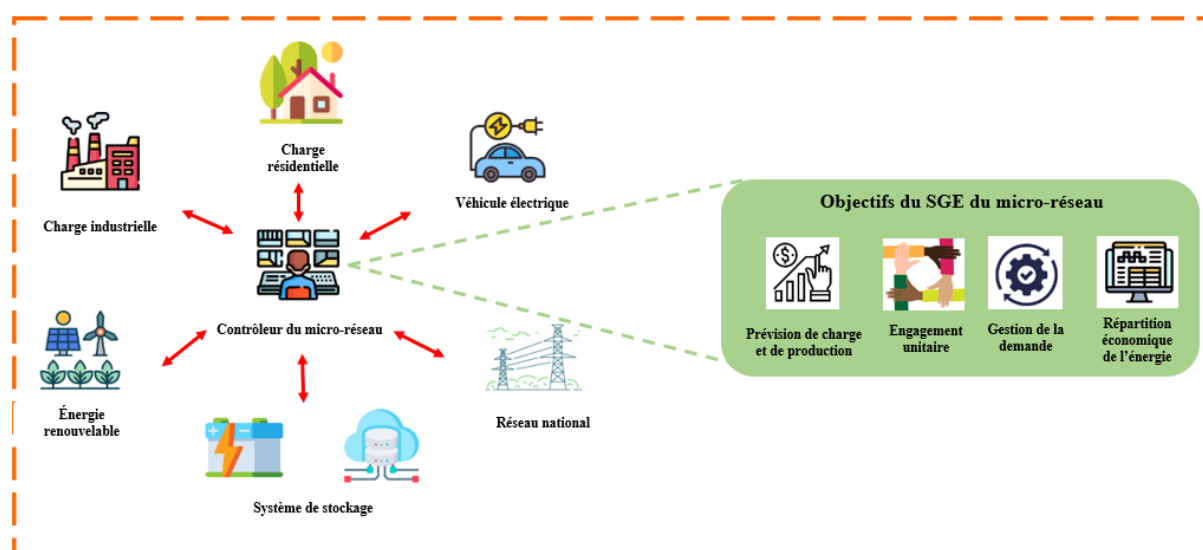


Figure II-1: Les composants de base du micro-réseau avec son système de gestion de l'énergie

### **II.3 Classification des techniques d'optimisation en système de gestion d'énergie**

En général, les techniques d'optimisation dans l'SGE des micro-réseaux sont classées en quatre types principaux, comme le montre la Figure II-2. Bien que les techniques conventionnelles soient fréquemment utilisées pour résoudre le problème de la gestion d'énergie, cette section de synthèse se concentre davantage sur les techniques non conventionnelles et tente de couvrir le domaine inexploré des techniques hybrides, méta-heuristiques et intelligence artificielle. Un examen complet des différents types de techniques d'optimisation utilisées pour traiter le SGE des micro-réseaux est présenté. Un aperçu détaillé des articles les plus cités dans les techniques d'optimisation couramment utilisées et les nouvelles techniques utilisées pour résoudre ce problème est présenté dans la section suivante.

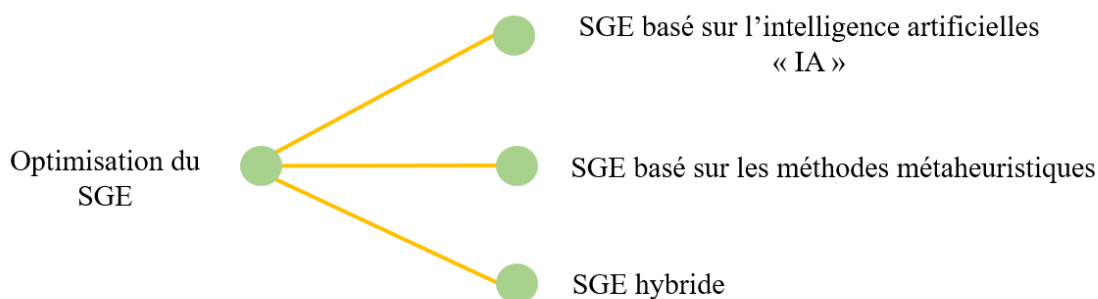


Figure II-2: Les techniques d'optimisation utilisées dans les SGE

### II.3.1 SGE basé sur l'IA

Les systèmes de gestion d'énergie basés sur l'intelligence artificielle utilisés dans les systèmes micro-réseaux sont principalement classés en cinq grands groupes et la Figure II-3 illustre la représentation graphique de ces types. Un aperçu détaillé de l'utilisation de techniques spécifiques est présenté dans les sous-sections suivantes.

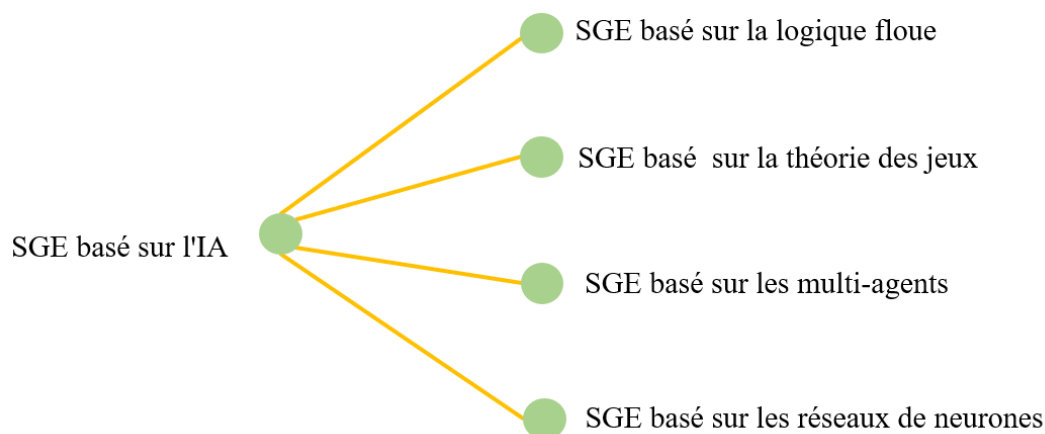


Figure II-3: Types de techniques d'optimisation basées sur l'IA utilisées dans les SGE

#### II.3.1.1 SGE basé sur la logique floue

Chaouachi et al [69] ont formulé un contrôle de gestion de l'énergie intelligent multi-objectifs d'un système de micro-réseaux qui vise à minimiser les coûts d'exploitation et le niveau d'émission de carbone. Un système de gestion de batterie basé sur la logique floue (FL)

visant à optimiser le problème de planification de la batterie ainsi qu'un nouveau prévisionniste météorologique basé sur un ensemble de réseaux neuronaux ont été proposés. Le schéma de planification de la batterie basé sur FL a eu un impact significatif sur le coût de maintenance des batteries en augmentant la durée de vie du système de stockage d'énergie. Chen et al ont proposé un EMS basé sur un contrôleur flou utilisant LabVIEW pour contrôler et surveiller un système de micro-réseau CC [70], l'amélioration du cycle de vie de la batterie en fonction de son état de charge souhaité était l'un des principaux objectifs du SGE proposé, qui utilisait également un Interface de communication réseau RS-485/ZigBee dans la mise en œuvre en temps réel du système.

Un nouveau système de gestion horaire de l'énergie d'un micro-réseau CC îloté avec des sources d'énergie renouvelables distribuées hybrides a été proposé dans [71], le SGE proposé envisage d'optimiser le coût de fonctionnement et la durée de vie de la batterie du système, le contrôle FL établit une zone tampon de segments logiques dans la plage de zéro et un pour utiliser un ensemble prédéfini de règles pour atteindre l'objectif du système, et il est largement utilisé pour l'optimisation de la gestion de la batterie.

Arcos Aviles et al [72] ont examiné expérimentalement les performances du SGE basé sur la logique floue pour un système de micro-réseau résidentiel. Le contrôleur proposé a minimisé les fluctuations du réseau tout en maintenant l'état de charge (SOC) du stockage de la batterie dans une plage sécurisée.

### **II.3.1.2 SGE basé sur la théorie des jeux**

Une théorie mathématique formulée pour étudier le comportement rationnel d'un décideur qui résout les conflits et la coopération d'un système dans le but d'atteindre un objectif commun bien défini est connue sous le nom de théorie des jeux (GT). Tuchar et al. [73] ont proposé un système de gestion de la demande décentralisée en temps réel d'un micro-réseau résidentiel connecté au réseau avec un nouveau modèle d'un véhicule électrique avec un système de stockage d'énergie et énergies renouvelables, chaque client interconnecté dans le micro-réseau prédit une demande de charge journalière et sur la base de la valeur prévue, le SGE aidera l'opérateur de micro-réseau à mieux gérer les incertitudes du système grâce à une meilleure planification de sa production et de son achat d'électricité pour la journée, en augmentant ainsi la qualité de la génération d'électricité au client.

Plus tôt, en 2010 Mohamed et al. [74] ont présenté une approche optimale d'un SGE multi-objectifs basée sur GT généralisée qui répond à la demande de charge et minimise le coût

et les émissions du micro-réseau effectivement et plus tard en 2015. Belgana et al [75] ont démontré une approche de jeu de Stackelberg considérant les interactions avec les micro-sources et les consommateurs considérés dans le modèle. La nature décentralisée du système SGE du micro-réseau bénéficie des caractéristiques des algorithmes basés sur GT pour la communauté micro-réseau a été identifiée comme la solution la plus efficace pour résoudre les problèmes d'intégration des énergies renouvelables dans les micro-réseaux.

### **II.3.1.3 SGE multi-agents**

Un système multi-agents (SMA) est généralement un système informatisé composé de plusieurs agents interactifs et intelligents. La nature distribuée de l'architecture de l'agent permettra l'utilisation de cette technique d'optimisation comme stratégie de contrôle distribué utilisée dans le SGE des micro-réseaux. Un aperçu critique des stratégies de contrôle distribué utilisant SMA a été présenté par Yazdanian et al. [76].

Zhao et al. [77] ont mis en évidence un système de gestion de l'énergie du bâtiment semi-centralisé basé sur le SMA qui optimise la production et la distribution d'énergie du système de refroidissement, de chauffage et d'électricité du bâtiment. Un contrôle hiérarchique basé sur SMA d'un micro-réseau autonome visant à maintenir une tension fixe avec la maximisation des avantages économiques et environnementaux est proposé par Dou et al. [78]. Nuna et al. [79] ont proposé un modèle de gestion de l'énergie utilisant un système basé sur SMA développé avec le framework de développement d'agent Java (JADE) pour réduire les pics du système et la réponse à la demande intégrée avec un stockage distribué.

Dong et al [80], ont optimisé le SME d'un système de micro-réseau composé de systèmes PV, éolien, micro turbine et batterie, basé sur un système multi-agents et un algorithme de théorie des jeux hiérarchique. Leurs découvertes ont montré les coûts-avantages de la méthode proposée.

### **II.3.1.4 SGE basé sur les réseaux de neurone**

Baghaee et al. ont présenté une nouvelle stratégie robuste de répartition de puissance dans des conditions de charge non linéaires déséquilibrées en mode isolé et connecté au réseau [81]. La validation expérimentale de la stratégie de gestion de l'énergie proposée à l'aide du simulateur numérique temps réel a été un temps fort de ce travail. Chaudhary et al. ont présenté un système intelligent de gestion de l'énergie basé sur un réseau neuronal général (NN) et une

méthode de transformation en ondelettes en se concentrant sur les charges statiques flexibles et le système de stockage hydroélectrique pompé [82].

En général, l'algorithme de prévision basé sur les réseaux de neurones pour prédire la production d'énergie renouvelable stochastique est largement utilisé. Alors que les algorithmes de gestion de l'énergie basés sur les réseaux de neurones dépendent également de la composante de prévision dans la planification des modèles de répartition de puissance et de réponse à la charge. En outre, les réseaux de neurones sont également utilisés dans les systèmes SGE axés sur la répartition économique et le fonctionnement optimal de l'intégration des énergies renouvelables [82]. Dans [82], les auteurs ont proposé un système de gestion de l'énergie basé sur les réseaux de neurones récurrents ainsi qu'une technique de prévision météorologique qui est considérée comme une contribution unique de la recherche présentée.

### **II.3.2 SGE basé sur les métaheuristiques**

Les systèmes de gestion d'énergie basés sur la méthode métaheuristique utilisés dans les systèmes micro-réseaux sont principalement classés en trois grands groupes, et la Figure II-4 illustre la représentation picturale de ces représentations catégorielles. Un aperçu détaillé de l'utilisation des méthodes métaheuristiques est présenté dans les sous-sections suivantes.

#### **II.3.2.1 SGE basé sur les algorithmes évolutifs**

Des algorithmes inspirés du mécanisme des évolutions biologiques telles que la reproduction, la mutation, la recombinaison et la sélection sont communément appelés algorithmes évolutionnaires. Les applications des algorithmes évolutifs sont bien diversifiées et une poignée de solutions de gestion de l'énergie basées sur des algorithmes évolutifs sont examinées de manière critique dans la section suivante. L'augmentation significative de la production d'énergie distribuée à partir des énergies renouvelables dans les réseaux intelligents a introduit une intermittence stochastique dans le système micro-réseau, la prévision précise des informations météorologiques et des schémas de charge est une composante essentielle du SGE.

Dans [83], un algorithme de prévision de charge à court terme à deux niveaux utilisant un algorithme d'évolution différentielle (DE) est présenté, la prévision de la charge à court terme est une tâche de prévision complexe, compte tenu de la non-linéarité élevée des données de la série chronologique. Le problème d'optimisation de la planification des batteries est l'un des inconvénients généraux des systèmes de gestion d'énergie du micro-réseau, une solution

basée sur l'algorithme d'optimisation des récifs coralliens a été présentée par Salcedo-Sanz et al [84].

L'algorithme génétique (GA) est l'algorithme évolutionnaire le plus couramment utilisé, Chen et al. ont illustré l'évaluation des performances du SGE intelligent utilisant GA déployé pour une répartition économique optimale [85]. La gestion de l'exploitation d'un système micro-réseau avec des unités de production distribuées et un système de stockage d'énergie utilisant l'algorithme du cycle de l'eau pour optimiser le coût d'exploitation et le coût des émissions a été présentée dans [86].

De nouveaux algorithmes de calcul évolutifs inspirés des phénomènes physiques comme l'algorithme du trou noir (BHA), l'algorithme de recherche de retour en arrière (BSA), l'algorithme du big bang big crunch (BBBCA), et l'algorithme concurrentiel impérialiste (ICA) sont également utilisés pour résoudre les problèmes diversifiés de gestion de l'énergie des micro-réseaux. Dans [87], un contrôleur proportionnel-intégral dérivé (PID) adaptatif d'ordre fractionnaire utilisant un algorithme d'optimisation de trou noir modifié a été proposé pour le contrôle de la fréquence de charge d'un micro-réseau îloté. Sedighzadeh et al. [88] ont développé une technique d'optimisation de la gestion de l'énergie en deux étapes pour planifier idéalement la production d'électricité et mettre en œuvre un problème de réponse à la demande en utilisant la programmation dynamique approximative (ADP) et l'algorithme hybride big bang big crunch (HBB-BC).

### **II.3.2.2 SGE basé sur l'intelligence en essaim**

L'intelligence en essaim s'inspire des systèmes d'essaims naturels, qui consistent en un comportement collectif d'agents décentralisés visant à résoudre automatiquement des problèmes complexes tels que les colonies de fourmis, le vol d'oiseaux, l'élevage d'animaux, la chasse aux faucons, le banc de poissons, etc. Moghaddam et al. ont illustré l'utilisation d'optimisation des essaims de particules (PSO) pour traiter l'algorithme multi-objectifs afin d'optimiser l'ordonnancement du système de stockage d'énergie batterie (BESS) [89]. Le taux de convergence rapide et la faible exigence de calcul de la technique PSO ont encouragé de nombreux chercheurs à travers le monde à utiliser cette technique pour résoudre des problèmes de gestion d'énergie diversifiés.

Karthik et al [90] ont proposé une approche multi-objectifs basée sur l'algorithme de vol Levy afin d'optimiser le flux de puissance d'un système éolien-solaire couplé à une source d'énergie thermique conventionnelle, leurs résultats ont indiqué la supériorité de la méthode

proposée en termes d'exploration de l'espace de recherche et de convergence vers une solution optimale. Pour les mêmes composants de micro-réseau, Nimma et al. [91] ont optimisé le dimensionnement et l'SGE du système à l'aide de Gray Wolf Optimiser. Leurs résultats ont confirmé la surperformance de GWO par rapport aux algorithmes les plus connus, dans le même esprit, Iqbal et al, ont exploré les performances de plusieurs algorithmes méta-heuristiques dans la résolution du dispatch économique d'un système de microgrid couvrant la charge d'une maison intelligente, les résultats de cette étude comparative confirment la capacité de ces méthodes à minimiser le coût de l'électricité [92].

Tayab et al. [93] ont étudié le problème de planification journalière à l'aide de l'optimisation de l'essaim de particules pour le système de batterie PV, la méthode proposée basée sur l'intelligence des essaims ainsi que le module de prévision ont été examinés la simulation sous MATLAB Simulink. En utilisant le même algorithme, Wang et al, ont optimisé l'EMG pour le système de micro-réseau dans le système de bus IEEE-9 [94].

Vergara et al. introduit un SGE en temps réel basé sur un algorithme génétique, où les paramètres de croisement et de mutation ont été adaptés afin d'obtenir des performances plus élevées [95]. Ahmad Eid et al. [96] algorithme amélioré des prédateurs marins (MPA) pour contrôler la puissance active et réactive injecté dans deux systèmes de test de distribution standard et pour minimiser les pertes du système. Les résultats de la simulation ont montré que l'AMP se caractérise par une meilleure convergence vers des solutions optimales. De plus, MPA surpasse ses homologues en termes de fiabilité du système testé.

Soby et al. [97] ont optimisé une conception de contrôleurs modernes proportionnels-intégraux-dérivés (PID) utilisant MPA. Encore une fois, une comparaison d'optimisation de l'MPA par rapport à d'autres méthodes concurrentes a été effectuée. De plus, les résultats ont mis en évidence le rôle des unités de stockage d'énergie dans l'amélioration des réponses transitoires dans le domaine temporel.

### **II.3.2.3 Autres SGE basés sur des métaheuristiques**

Outre l'optimisation en essaim et les techniques métaheuristiques basées sur des algorithmes évolutionnaires, il existe peu d'autres algorithmes métaheuristiques utilisés pour optimiser l'EMS du micro-réseau. Niknam et al. [98] a présenté une configuration micro-réseau avec la charge électrique et/ou thermique du cluster avec les énergies renouvelables, un algorithme de recherche gravitationnelle (GSA) a également été utilisée dans une autre étude

de cas qui a mis en évidence la conception et la gestion optimales d'un système de stockage d'énergie renouvelable dans les océans sur l'île de Kish en Iran [99].

Lazar et al. ont présenté un SGE basé sur un algorithme de recherche d'harmonie (HSA) pour résoudre le problème de répartition d'énergie un jour à l'avance dans une micro-réseau isolé, l'utilisation d'une nouvelle interface utilisateur graphique (GUI) innovante pour présenter les résultats était une des principales réalisations de la recherche présentée dans [100].

Une optimisation du dimensionnement basée sur l'optimisation Levy-Harmony (LH) du SGE dans un micro-réseau est présentée dans [101], prouvant la haute précision et la vitesse de recherche. Luu Ngoc et Tran [102] ont optimisé un SME de micro-réseau comprenant un éolien PV-BESS en utilisant une méthode Brunch et Bound pour minimiser les coûts d'exploitation, les émissions de CO<sub>2</sub> et l'électricité achetée auprès du réseau électrique principal. La méthode Brunch et Bound atteint la valeur optimale de l'état de charge qui permet un flux de trésorerie minimum.

De nombreuses nouvelles techniques d'optimisation ont été développées pour résoudre le problème de la gestion de l'énergie et il est clair que les algorithmes basés sur les essaims et évolutifs ont été beaucoup explorés dans la littérature. Le principal inconvénient de toutes ces techniques est que la plupart des travaux sont limités aux études de simulation et que l'application en temps réel de ces systèmes est très limitée dans le monde. La littérature actuelle encourage à travailler sur l'évaluation expérimentale des techniques pour utiliser l'impact réel de ces algorithmes à pleine puissance pour résoudre le problème de gestion de l'énergie dans les MG

### **II.3.3 EMS hybride**

La combinaison des algorithmes existants sous la forme de techniques SGE hybrides s'avère plus efficace et plus performante dans de nombreux cas. Murug et al [103] ont proposé un outil efficace de modélisation du système et de gestion de l'énergie visant à réduire le coût opérationnel du micro-réseau, un système adaptatif d'interférence neuro floue (ANFIS), ainsi qu'un algorithme de libellule modifié (MDA), ils ont été utilisés pour résoudre le problème à objectifs multiples dans le micro-réseau proposé, l'algorithme ANFMDA optimise la configuration du micro-réseau pour répondre efficacement à la demande de charge tout en réduisant le coût du carburant du système.

Dans [104], un algorithme de recherche gravitationnelle hybride d'optimisation d'essaim de particules et d'apprentissage basé sur l'opposition (PSO-OGSA) a été utilisé pour résoudre le problème de répartition en deux étapes du micro-réseau pratique basé sur une planification journalière et une planification en temps réel. De même, dans [105], une technique d'optimisation heuristique hybride basée sur le recuit simulé et l'optimisation des essaims de particules (SA et PSO) a été proposée pour résoudre le problème de répartition de la génération.

Shaheen et al [106] ont utilisé un algorithme de prédateur marin amélioré et un algorithme d'essaim de particules (IMPAPSO) pour résoudre le problème de distribution de puissance optimale (ORPD) pour les réseaux standard, les bus IEEE 30 et les bus IEEE 57. Il a été rapporté que l'algorithme amélioré se caractérise par sa convergence rapide par rapport à ses homologues. De plus, il y a eu une grande amélioration du fonctionnement du réseau électrique après avoir minimisé les pertes de puissance active et l'écart de tension.

## **II.4 Prédiction du flux d'énergie du micro-réseaux**

Le plus grand obstacle qui empêche l'augmentation de la pénétration des énergies renouvelables dans les réseaux électriques en général est les incertitudes et les fluctuations de ces énergies. Par conséquent, la prédiction précise des énergies renouvelables est une tâche difficile, qui peut avoir un impact significatif sur la prise de décisions liées à l'exploitation et à la gestion des systèmes micro-réseaux. Une prédiction précise de la production d'énergie renouvelable et la demande est essentielle pour assurer la fiabilité et la permanence du micro-réseau et réduire les risques et les coûts du marché et des systèmes énergétiques [107, 108]. À ce jour, diverses méthodes de prédiction ont été développées, notamment des modèles physiques, des méthodes statistiques, des techniques d'intelligence artificielle et leurs hybrides pour améliorer la précision des prévisions des énergies renouvelables. Parmi eux, l'apprentissage profond « deep learning », en tant que type prometteur d'apprentissage automatique capable de découvrir les caractéristiques non linéaires inhérentes et les structures invariantes de haut niveau dans les données, a été fréquemment rapporté dans la littérature.

Le succès récent du deep learning dans de nombreuses applications nous a attiré vers ce domaine et son potentiel prometteur se manifeste dans la richesse des méthodes proposées et le nombre croissant de publications, nous présentons dans la section suivante la méthodologie de la prédiction et une approche analytique des algorithmes d'apprentissage profond que nous avons utilisé pour concevoir un robuste module de prédiction des énergies renouvelables et la demande de charge.

## II.4.1 Horizons de prévision

En fonction des différentes exigences fonctionnelles, les horizons prédictifs peuvent être divisés en quatre grandes échelles de temps, qui sont résumées dans le tableau II-1. Il convient de noter que les erreurs de prévision augmentent avec une augmentation des horizons temporels [109].

Tableau II-1: Horizons de prévision d'énergie

Horizon temporel	Intervalle	Applications
<b>Très court terme</b>	Quelques minutes à 30 min	<ul style="list-style-type: none"><li>• Actions de régulation ;</li><li>• Exploitation du réseau en temps réel ;</li><li>• Contrôle des turbines.</li></ul>
<b>Court terme</b>	30 min à 6h	<ul style="list-style-type: none"><li>• Planification de la répartition des charges ;</li><li>• Décisions intelligentes de la demande de charge</li></ul>
<b>Moyen terme</b>	6h à 1 jour	<ul style="list-style-type: none"><li>• Sécurité opérationnelle sur le marché de l'électricité ;</li><li>• Négociation d'énergie ;</li><li>• Génération de décisions en ligne et hors ligne.</li></ul>
<b>Long terme</b>	1 jour à un mois	<ul style="list-style-type: none"><li>• Calendriers d'entretien ;</li><li>• Coût d'exploitation optimal ;</li><li>• Gestion du fonctionnement.</li></ul>

## II.4.2 Méthodologie de prévision par l'apprentissage profond

Dans notre travail, nous avons prévu l'irradiance, la température et la vitesse du vent dans un jour à l'avance, par conséquent, la puissance de sortie des sources d'énergie renouvelables sera estimée afin d'être fournie plus tard au module d'optimisation [107, 108].

Chaque modèle sera évalué à l'aide des mesures de validation. Par conséquent, le cadre de prévision des énergies renouvelables et la consommation d'énergie comprendra quatre étapes, qui sont :

**Étape 1** : Préparation des données historiques ;

**Étape 2** : Pré-traitement des données ;

**Étape 3** : Développement du modèle (formation) ;

**Étape 4** : Évaluation du modèle (test).

### A. Préparation des données

Soit des données météorologiques au temps  $t$ , en utilisant des données réelles et précédemment observées. La prévision à étapes multiples estime les valeurs futures des données météorologiques à partir du temps  $(t + 1)$  jusqu'à  $(t + H)$  et peut être exprimée comme suit [110]:

$$\{x_{t+1}, x_{t+2}, \dots, x_{t+H}\} = f(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-k+1}) \quad (\text{II.1})$$

Où :  $f$  est le modèle de prévision utilisé,  $H$  représente l'horizon de prévision, qui est considéré dans notre cas comme 96 pas de temps dans cet article,  $k$  est le nombre d'entrées qui sont les échantillons collectés, est les résultats de sortie du modèle de prévision. En prenant un cas de 4 entrées ( $k = 4$ ) et un pas de temps d'horizon de 3 ( $H = 3$ ), l'arrangement de la matrice d'apprentissage doit être énoncé comme suit :

$$\begin{pmatrix} x_5 & x_6 & x_7 \\ x_6 & x_7 & x_8 \\ x_7 & x_8 & x_9 \\ x_8 & x_9 & x_{10} \\ x_9 & x_{10} & x_{11} \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \end{pmatrix} = f \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & x_4 \\ x_2 & x_3 & x_4 & x_5 \\ x_3 & x_4 & x_5 & x_6 \\ x_4 & x_5 & x_6 & x_7 \\ x_5 & x_6 & x_7 & x_8 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \end{pmatrix} \quad (\text{II.2})$$

### B. Pré-traitement des données

Le processus préliminaire de l'apprentissage automatique comprend le prétraitement des données pour la préparation des données, et il consomme généralement beaucoup de temps et de puissance de calcul. Ce processus est nécessaire car l'ensemble de données se compose généralement d'une valeur manquante et d'une échelle de valeur incohérente entre les caractéristiques [111].

Le prétraitement des données vise à transformer les données brutes en un format plus facile et plus efficace à utiliser pour les étapes de traitement futures. Dans la phase initiale, nous normalisons les données à l'aide de la méthode minmax. La normalisation peut améliorer le temps de formation car toutes les données utilisées dans la formation ont la même échelle, par exemple, dans la plage de 0 et 1. Pour cela, nous implémentons l'équation (II.3) comme prévu dans [112].

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (\text{II.3})$$

Où

$X_{norm}$  : est le résultat de normalisation ;

$X$  : est la valeur initiale avant d'être normalisée ;

$X_{max}$  et  $X_{min}$  : représentent respectivement les valeurs maximale et minimale de chaque caractéristique.

### C. Développement du modèle (formation)

Nous avons utilisé plusieurs algorithmes d'apprentissage profond pour prévoir les énergies renouvelables et la consommation d'énergie. Une fois les données préparées, elles ont ensuite été entrées dans l'algorithme d'apprentissage, différentes combinaisons de caractéristiques ont été introduites dans l'algorithme pour générer un candidat pour le modèle prédictif. Avant d'utiliser les données pour créer et former le modèle, le partitionnement des données a été effectué pour séparer les données en deux groupes : un groupe de formation et un groupe de test.

Six algorithmes d'apprentissage profond ont été utilisés pour cette recherche, à savoir le réseau de neurones perceptrons multicouches (Multilayer perceptron neural network MLPNN), mémoire longue à court terme (Long short term memory LSTM), unité récurrente fermée (Gated recurrent unit GRU), réseau de neurones convolutifs (Convolutional neural network CNN), réseau de neurones à mémoire convolutive à long court terme (Convolutional Long Short-Term Memory neural network CNN-LSTM) et réseau de neurones d'unités récurrentes fermées convolutif (Convolutional gated recurrent unit neural network CNN-GRU).

#### **D. Évaluation du modèle (test)**

Avant de saisir les données dans l'algorithme d'apprentissage profond, les données ont été divisées en deux groupes, une partie de l'ensemble de données étant utilisé pour l'entraînement et les données restantes étant divisées en groupes de données de test. Les groupes de données d'entraînement ont été utilisés pour former chaque algorithme d'apprentissage et générer un modèle prédictif qui pourrait produire une valeur qui correspond aux données de demande maximale enregistrées tandis que le reste des données a été retenu pour être utilisé pour tester le modèle prédictif formé.

Au cours d'entraînement du modèle, plusieurs modèles ont été créés avec différents paramètres de réglage pour chaque méthode, une fois le réglage répété terminé jusqu'à ses paramètres maximaux respectifs, chaque modèle a été évalué en fonction de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), du R au carré ( $R^2$ ) et l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE). Les formules sont telles qu'indiquées dans les équations suivantes :

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{H_i^* - H_i}{H_i} \right| \quad (II.4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (H_i^* - H)^2} \quad (II.5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (H_i^* - H)^2}{\sum_{i=1}^N (\bar{H} - H)^2} \quad (II.6)$$

Où  $H_i^*$  est les valeurs prédites des données  $i$ ,  $H_i$  est les valeurs réelles des données  $i$  et  $\bar{H}$  est la moyenne de  $H_i$ . La plage normale du  $R^2$  est  $[0, 1]$ , et plus proche de 1, plus le pouvoir explicatif du modèle est fort.

### II.4.3 Réseau de neurones perceptrons multicouches

Le réseau de neurones perceptrons multicouches est introduit par Rosenblatt[113], il permet l'interconnexion d'un ensemble de neurones en couches. MLPNN est composé de trois couches principales, à savoir une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie comme le montre la Figure II-4.

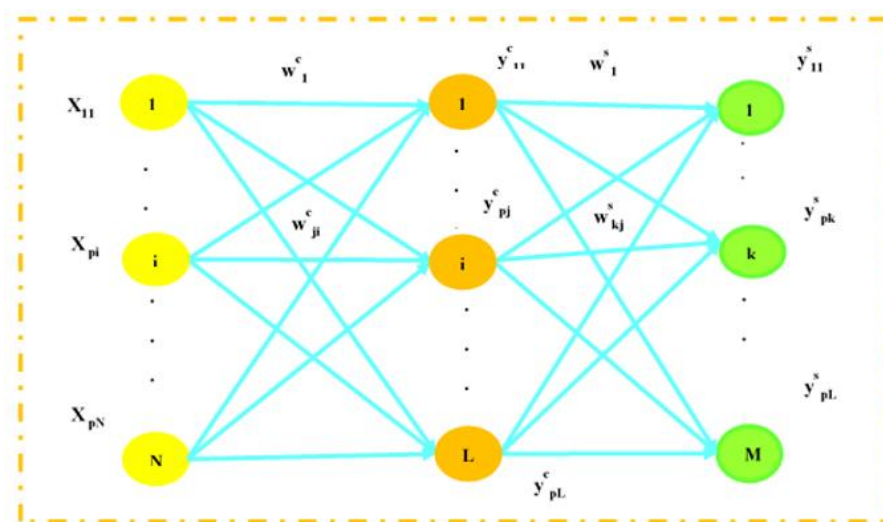


Figure II-4: Architecture d'un perceptron multicouche avec une seule couche cachée

Où :

$X_{pi}$  : l'entrée du  $i$ ème neurone de la couche d'entrée (entrée d'apprentissage).

$w_{ji}$  : le poids reliant le  $i$ ème neurone de la couche d'entrée au  $j$ ème neurone de la couche cachée.

$y_{cpj}$  : la sortie du  $j$ ème neurone de la couche cachée.

$w_{skj}$  : le poids reliant le  $j$ ème neurone de la couche cachée au  $k$ ème de la couche de sortie.

$y_{spk}$  : la sortie du  $k$ ème neurone de la couche de sortie.

La méthode de rétropropagation est employée dans ce travail pour entraîner le réseau de neurones artificiels. Le processus d'apprentissage peut être organisé comme suit [114] :

- Présentez un exemple de l'ensemble d'apprentissage.
- Déterminer la sortie du réseau.
- Calculez les gradients d'erreur.
- Modifier les poids synaptiques.
- Atteindre un critère d'arrêt.

### Algorithme de rétropropagation

Les principales étapes de l'algorithme de rétropropagation sont résumées comme suit :

i. Définissez un vecteur d'entrée.

ii. Calculez les valeurs qui relient les neurones d'entrée à celui de la couche cachée selon l'équation suivante :

$$y_{pj}^c = f\left(\sum_{i=1}^N w_{ji} \times x_{pi}\right) \quad (\text{II.7})$$

Passez à la couche de sortie et calculez la sortie de chaque neurone :

$$y_{pk}^s = f\left(\sum_{j=1}^L w_{kj} \times y_{pj}^c\right) \quad (\text{II.8})$$

iii. calculez le gradient d'erreur en commençant par le gradient d'erreur de la couche de sortie, puis le gradient de la couche cachée comme indiqué dans les équations (II.9) et (II.10) :

$$\partial_{pk} = (y_{pk}^d - y_{pk}^s) \times f'\left(\sum_{j=1}^L w_{kj} \times y_{pj}^c\right) \quad (\text{II.9})$$

$$\partial_{pj} = f'\left(\sum_{i=1}^N w_{ji} \times x_{pi}\right) \times \sum_{k=1}^M w_{kj} \times \partial_{pk} \quad (\text{II.10})$$

iv. Ajustez les poids synaptiques en suivant les équations (II.11) et (II.12) :

$$w_{kj}(p+1) = w_{kj}(p) + \Delta w_{kj}(p) \quad (\text{II.11})$$

$$w_{ji}(p+1) = w_{ji}(p) + \Delta w_{ji}(p) \quad (\text{II.12})$$

v. Répétez le processus pour chaque exemple de la base d'apprentissage jusqu'à ce que vous atteigniez un critère d'arrêt [115].

#### **II.4.4 Algorithme de mémoire longue à court terme LSTM**

Comme avantage significatif, les LSTM qui prennent en compte la dépendance entre les événements consécutifs sur un horodatage pertinent (par exemple, minutes ou heures) du même jour ou d'une autre période de prévision sont bien adaptés à la prévision séquentielle de l'énergie. Il s'agit d'un type particulier de réseau de neurone récurrent RNN [116] qui a trouvé des applications dans le domaine des énergies renouvelables [117].

En tant que type distinctif de RNN, les LSTM utilisent des unités spéciales (c'est-à-dire des blocs de mémoire) qui remplacent un neurone traditionnel [118]. Dans les LSTM, il existe des unités définies comme la porte d'entrée, de sortie et d'oubli dans les blocs de mémoire qui donnent aux LSTM la capacité de mettre à jour et de contrôler le flux d'informations dans des blocs séparés [119]. Cette capacité des LSTM peut être relativement avantageuse pour un modèle de prévision à court terme et en temps quasi réel pour les énergies renouvelables, car elle est susceptible de permettre à un système de réseau de mettre à jour en continu la prochaine prévision grâce à l'utilisation de ses informations d'entrée, de sortie et d'oubli dans les blocs de mémoire respectifs. Les calculs de base effectués dans les LSTM sont illustrés à la figure II-5, comme décrit en 4 étapes distinctes [120]:

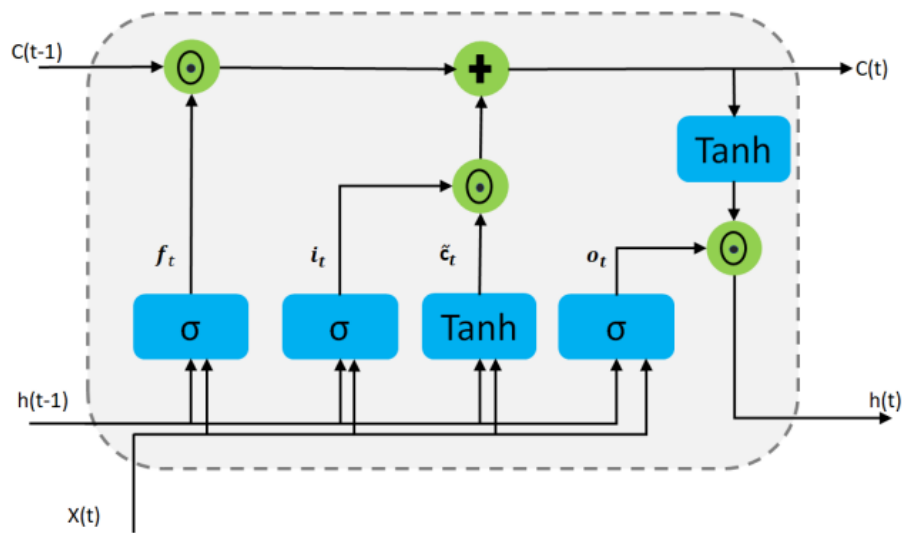


Figure II-5: Structure de la mémoire longue à court terme (LSTM)[121]

- I. Selon le dernier état caché,  $h_{t-1}$  et la nouvelle entrée  $x_t$ , LSTM est capable de déterminer l'information qui doit être rejetée de l'état de la cellule représenté par la "porte oubliée"  $f_t$ :

$$f_t = \sigma(W_f \times [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (\text{II.13})$$

$h_{t-1}$  désigne le dernier état précédent ;  $x_t$  est la nouvelle entrée ;  $W_f$  est les matrices de pondération ;  $b_f$  est le vecteur de biais et  $\sigma(\dots)$  est la fonction sig moid logistique

- II. L'étape suivante consiste à décider quelles informations seront stockées dans l'état de la cellule. Cela a un nouvel état de cellule candidat  $C_t$  qui est généré, mis à l'échelle par la "porte d'entrée" :

$$C_t = \tanh(W_c \times [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (\text{II.14})$$

$$i_t = \sigma(W_i \times [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (\text{II.15})$$

Dans l'équation (II-14),  $\tanh(\dots)$  est la fonction tangente hyperbolique.

- III. Le nouvel état de cellule  $C_t$  est mis à jour, en combinant l'état de cellule précédent  $C_{t-1}$  et le nouvel état de cellule candidat  $C_t$ , où le premier est

affecté par la "porte oubliée"  $f_t$  et le second est mis à l'échelle par la "porte d'entrée"  $i_t$  :

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times C_t \quad (\text{II.16})$$

IV. Enfin, le processus de sortie est divisé en deux étapes. Une nouvelle porte appelée "porte de sortie"  $o_t$  est construite pour décider quelles parties de l'état de la cellule doivent être sorties. L'état cellulaire  $C_t$  activé par la fonction tanh est filtré en multipliant par  $o_t$ . Le résultat de la multiplication est la sortie souhaitée  $h_t$  :

$$o_t = \sigma(W_o [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (\text{II.17})$$

$$h_t = o_t \times \tanh(C_t) \quad (\text{II.18})$$

#### **II.4.5 Algorithme d'unité récurrente fermée GRU**

GRU a été proposé pour la première fois par Cho et al. [122] comme une architecture RNN plus simple par rapport à LSTM, ce qui facilite le calcul et la mise en œuvre. Le réseau GRU consiste à concevoir plusieurs cellules qui se souviennent et oublient de manière adaptative des informations à mesure que de nouvelles informations sont reçues.

Les boucles de rétroaction du réseau GRU sont déroulées dans le temps de sorte que la sortie d'une cellule précédente est utilisée comme entrée pour la cellule suivante en plus de l'exemple d'entrée actuel, cette fonction clé permet au GRU de comprendre et prédire avec précision les données séquentielles au fil du temps. Les cellules GRU sont similaires configuré pour les cellules LSTM ; cependant, puisque les cellules GRU ne contiennent que deux portes contre trois portes dans LSTM, GRU nécessite globalement moins de calculs [122]. Les cellules GRU contiennent une réinitialisation (r) et une mise à jour (u) porte, comme le montre la figure II-6. La porte de mise à jour décide de la quantité d'informations à mémoriser, tandis que la porte de réinitialisation détermine si de nouvelles informations seront ajoutées à l'état précédent [122]. Les cellules GRU sont maintenues à l'aide des équations suivantes :

$$r_i = \sigma(W_i^r x_i + Z_i^r h_i^{t-1}) \quad (\text{II.19})$$

$$u_i = \sigma(W_i^u x_i + Z_i^u h_i^{t-1}) \quad (\text{II.20})$$

$$h_i = \sigma(W_i x_i + U_i (h_{i-1} * r_i)) \quad (II.21)$$

Où  $i$  représente la  $i^{\text{ème}}$  unité cachée,  $W$ ,  $Z$  et  $U$  sont les matrices de poids entraînés,  $x$  représente le vecteur d'entrée de série chronologique,  $\sigma$  désigne la fonction d'activation choisie,  $t$  représente le temps et  $h_{i-1}$  représente la sortie précédente. Ces formules sont de nature similaire à LSTM et plus d'explications sont données dans [122].

En raison de sa capacité à gérer les dépendances à long terme dans les données séquentielles, GRU fonctionne bien pour problèmes de prévision de séries chronologiques, la figure (II-6) illustre la structure générale du modèle GRU.

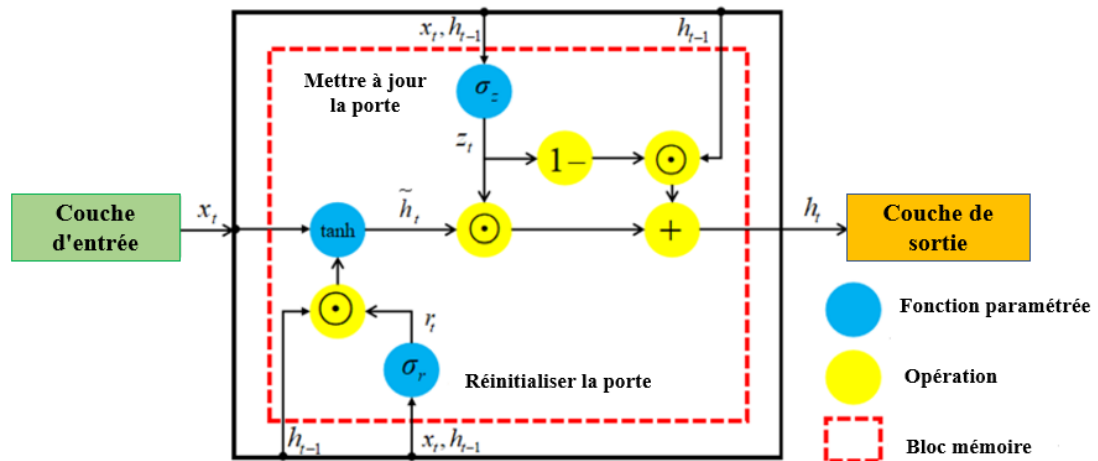


Figure II-6: Structure du modèle GRU

#### II.4.6 Algorithme de réseau neuronal convolutif CNN

Le réseau neuronal convolutif (CNN) peut être présenté comme un type particulier de réseaux neuronaux qui traitent des données structurées en forme de grille. Bien que les CNN aient été appliqués avec succès dans de nombreuses applications pratiques, très peu d'études ont appliqué CNN dans les applications énergétiques [123], et en fait, il n'y en a pas pour la prédiction à court terme. Pour augmenter son efficacité de modélisation de données complexes, l'algorithme CNN utilise généralement 3 couches de mappage, à savoir la couche convolutive, la couche de regroupement et la couche entièrement connectée, la couche convolutive utilise un concept mathématique nommé « convolution », qui est utilisée pour extraire les caractéristiques locales dans les données d'entrée, tandis que la couche de regroupement est

utilisée pour réduire la dimension des données d'entrée. Enfin, sur la base des caractéristiques extraites, une couche entièrement connectée utilisée à la fin du CNN prédit la sortie. En règle générale, un CNN a plusieurs niveaux de couches de regroupement convolutif et dans chacun,

Les CNN sont populaires en tant que technique fiable qui extrait efficacement les fonctionnalités cachées et crée des filtres en fonction des modèles de données. Le partage de poids et la connexion locale sont deux caractéristiques principales des réseaux de neurones convolutifs [124].

Chaque couche convolutive est ciblée pour extraire des modèles spatiaux de la variable cible et ses variables d'entrée associées (c'est-à-dire données historiques) sont démontrées comme suit [125]:

$$h_{ij}^k = f\left(\left(W^k * x\right)_{ij} + b_k\right) \quad (\text{II.22})$$

Où  $f$  désigne la fonction d'activation,  $W^k$  est le poids du noyau connecté à la  $k$ ème carte de caractéristiques et l'étoile  $*$  est un opérateur du processus convolutif.

Dans notre travail, les 3 couches convolutives sont considérées comme Des canaux sélectionnés par une recherche grille. Ils utilisent des unités linéaires rectifiées (ReLU) et une estimation de moment adaptative (Adam) comme algorithmes d'activation et d'optimisation, respectivement avec ReLU définie comme suit :

$$f(x) = \max(0, x) \quad (\text{II.23})$$

La structure de base d'un CNN expliquant les opérations de convolution et de regroupement est illustrée à la figure II-7, où  $*$  le noyau désigne la taille du noyau de convolution [126].

Pour simplifier les processus de la prévision des énergies renouvelables et la consommation d'énergie, un opérateur de convolution unidimensionnel (1-D) a été utilisé.

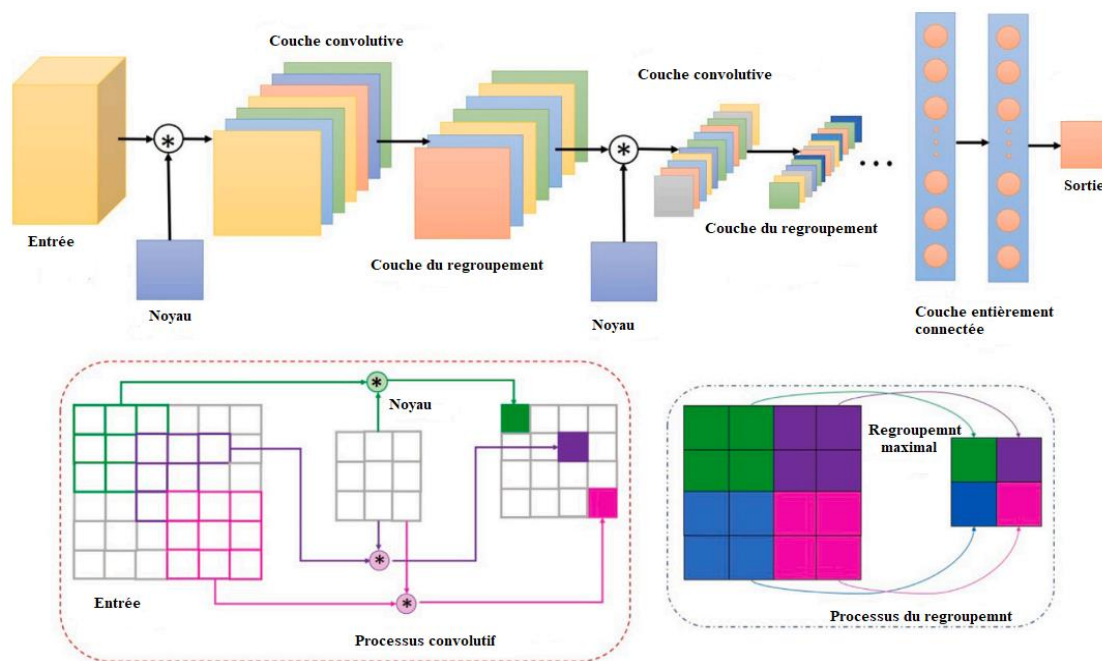


Figure II-7: Structure du réseau de neurones convolutifs

#### **II.4.7 Algorithme de réseau de neurones à mémoire convolutive à long court terme CNN-LSTM**

Généralement, les modèles hybrides fonctionnent mieux que les modèles simples. En gardant à l'esprit l'utilité de LSTM et de CNN, nous avons utilisé les forces complémentaires des deux modèles pour développer un nouveau modèle fonctionnel d'extraction de caractéristiques temporelles et spatiales afin de prévoir les énergies renouvelables et la charge du micro-réseau avec plus de précision.

Dans notre recherche, nous avons conçu un modèle hybride, à savoir CNN-LSTM consiste en une connexion en série de CNN et LSTM, est proposé pour prédire les énergies renouvelables et la consommation horaire de la charge, comme le montre la figure (II-8). Le modèle proposé est hautement capable d'extraire des caractéristiques et des modèles complexes à partir des données historiques collectées. Les couches CNN sont utilisées pour extraire des caractéristiques liées aux futurs changements des énergies renouvelables et la charge, par la suite, la couche LSTM est utilisée pour incorporer ces caractéristiques pour la prévision des données de séries chronologiques des énergies.

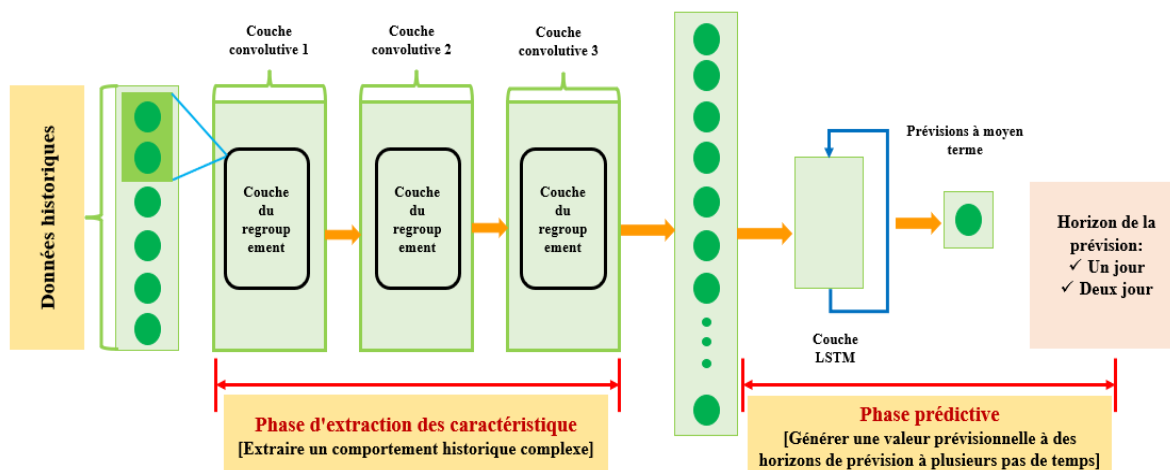


Figure II-8: Structure topologique utilisée pour construire le modèle hybride CLSTM dans le problème de prévision

Nous avons aussi proposé un modèle CNN-GRU qui consiste en une connexion en série de CNN et GRU. Le CNN-GRU est similaire au modèle CNN-LSTM dans les tâches à exécutées, en remplaçant le modèle LSTM par GRU.

## **II.5 Optimisation de la répartition du flux d'énergie du micro-réseaux**

L'optimisation de la répartition d'énergie des micro-réseaux est l'un des objectifs les plus importants et les plus ambitieux dans le domaine de la recherche. Afin de réduire l'énergie importée du réseau national et d'améliorer l'économie et la fiabilité du système, de nombreuses études ont été menées pour déterminer la répartition optimale du flux d'énergie des systèmes micro-réseaux. Tant que la distribution économique des flux d'énergie est un problème non linéaire et une tâche difficile à résoudre, il est préférable d'utiliser l'intelligence artificielle comme outil d'optimisation [127], de nombreux chercheurs explorent en profondeur les performances des algorithmes méta-heuristiques et ils ont réalisé des études comparatives entre ces algorithmes [128, 129]. Par conséquent, nous avons utilisé l'algorithme de prédateur marine (MPA) dans le système de gestion proposé dans le but d'optimiser le flux d'énergie du micro-réseau étudié.

Dans les sous-sections suivantes, la fonction objective, les contraintes et la méthode d'optimisation sont présentées et expliquées

## II.5.1 Formulation de la fonction objective

Couvrir efficacement la demande de charge à l'aide de systèmes de micro-réseaux nécessite l'optimisation de son coût d'exploitation. Pour cet objectif, un certain nombre de problèmes doivent être simultanément pris en compte dans l'optimisation. Premièrement, la fluctuation du PV et du WT provoque une inadéquation entre la demande et l'offre. De plus, le prix d'achat de l'électricité du réseau électrique est plus élevé pendant la pointe de charge. En conséquence, le coût total d'exploitation du système pourrait être augmenté de manière significative. Par conséquent, il est nécessaire d'appliquer un système de gestion d'énergie approprié basé sur un algorithme puissant qui effectue la répartition de l'énergie, assure le bilan énergétique et réduit les coûts d'exploitation[93, 128].

L'objectif principal de notre étude est de minimiser le coût d'exploitation du microgrid en réduisant la dépendance du secteur de l'électricité aux réseaux nationaux (Les centrales électriques conventionnelles). La fonction objective peut être décrite par l'équation (II.24) comme suit :

$$F = \min \sum_{(t=1)}^T [(COST_{(PV,t)} + COST_{(WT,t)} + COST_{(grid,t)} + COST_{(BESS,t)}) \times T_{per} + COST_{(gen,t)}] \quad (II.24)$$

$$COST_{PV,t} = C_{PV} P_{PV,t} \quad (II.25)$$

$$COST_{WT,t} = C_{WT} P_{WT,t} \quad (II.26)$$

$$COST_{grid,t} = C_{grid,t} P_{grid,t} \quad (II.27)$$

$$COST_{BESS,t} = C_{BESS} P_{BESS,t} \quad (II.28)$$

$$COST_{gen,t} = a + b \times P_{gen,t} + c \times P_{gen,t}^2 \quad (II.29)$$

Où :

T est le nombre de périodes d'une même journée pendant lesquelles les 24 heures de la journée sont divisées en 96 périodes ; chaque période durera 15 minutes.

$COST_{(PV,t)}$ ,  $COST_{(WT,t)}$ ,  $COST_{(BESS,t)}$  : sont les coûts d'exploitation et de maintenance du générateur PV, du générateur WT, du système de stockage d'énergie de la batterie, respectivement, qui sont répertoriés dans le tableau III-2 (chapitre III).

L'équation (II-29) est utilisée pour calculer le coût de l'énergie fournie du générateur diesel. Où a,b,c sont les coefficients de la fonction de coût du générateur :

$a=500$  \$/MWh,  $b=5,3$  \$/MWh , $c=0,004$  \$/MWh.

$COST_{(grid,t)}$  : est le coût de l'énergie électrique achetée ou vendue au réseau pour couvrir les besoins énergétiques du micro-réseau.

$C_{grid,t}$  : est le prix de l'électricité achetée sur le réseau à un moment précis, qui varie selon la figure II-8. Le prix le plus élevé est pendant la période de pointe et il diminue pendant la période de faible charge. La période de charge moyenne est caractérisée par un prix moyen.

Il n'y a pas encore la possibilité de vendre l'énergie supplémentaire au réseau électrique national dans notre pays, mais nous avons ajouté cette possibilité dans notre étude pour montrer l'intelligence du système de gestion auquel l'achat, la vente et le stockage sera optimisé au bon moment. Basé sur les études similaires, nous avons estimé une courbe de vente de l'énergie au réseaux national. La variation des prix de vente et d'achat du réseau électrique national est illustrée à Figure II-8.

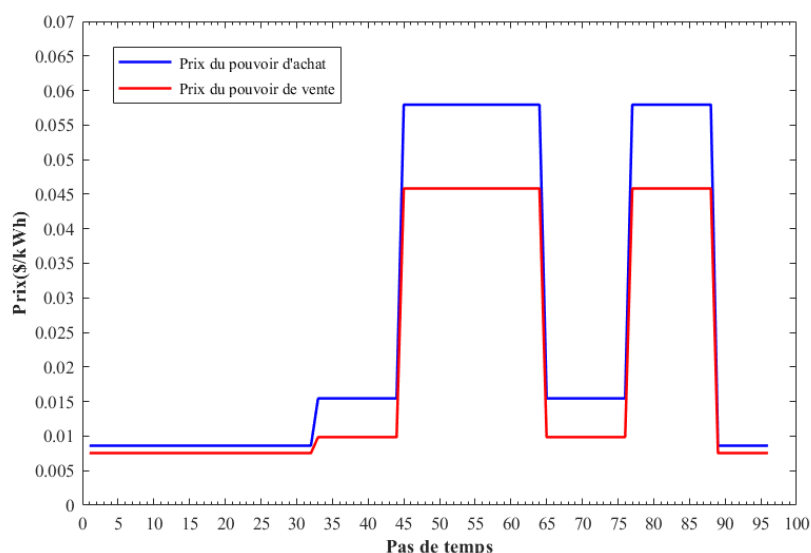


Figure II-9 : Prix de vente et d'achat de l'électricité du réseau national

## II.5.2 Contraintes d'égalité

Pour assurer la fiabilité et le bon fonctionnement du système électrique, il est nécessaire d'affirmer les contraintes du bilan énergétique telles que le bilan de puissance, les limitations des générateurs et des batteries. Il a été supposé que les lignes électriques du micro-réseau sont

relativement courtes par rapport aux réseaux de distribution et aux utilisateurs finaux. Par conséquent, les pertes des lignes ne sont pas prises en compte dans le calcul et la modélisation du micro-réseau. La contrainte d'équilibre entre la demande de charge et la production dans le micro-réseau peut être exprimée comme suit par l'équation (II.30) [130]:

$$P_{load,t} = P_{PV,t} \times \eta_{PV} + P_{WT,t} \times \eta_{WT} + P_{gen,t} + P_{grid,t} + P_{BESS,t} \quad (II.30)$$

Où :  $P_{load,t}$ ,  $P_{PV,t}$ ,  $P_{WT,t}$ , sont la puissance appelée, la puissance du générateur photovoltaïque, la puissance de l'éolienne prévues un jour à l'avance à un instant (t), respectivement.

$P_{gen,t}$ ,  $P_{BESS,t}$ , sont les puissances fournies par le générateur et le système de stockage d'énergie par batterie  $P_{grid,t}$  est la puissance générée par le réseau national.

Aucune perte de la probabilité d'alimentation électrique (LPSP) a été assurée en mettant en œuvre une planification intelligente prenant en compte l'intermittence des sources renouvelables.

### **II.5.3 Contraintes d'inégalité**

L'optimisation de la fonction objectif est mise en œuvre par rapport aux contraintes de puissance maximale et minimale de chaque source, qui sont définies dans les équations suivantes[128] :

$$P_{grid,min} \leq P_{grid,t} \leq P_{grid,max} \quad (II.31)$$

$$P_{gen,min} \leq P_{gen,t} \leq P_{gen,max} \quad (II.32)$$

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

$$P_{WT,min} \leq P_{WT,t} \leq P_{WT,max} \quad (II.34)$$

Les contraintes du système de stockage d'énergie batterie (BESS) peuvent être présentées dans les équations suivantes [128, 131]:

$$P_{BESS,min} \leq P_{BESS,t} \leq P_{BESS,max} \quad (II.35)$$

$$E_{BESS,min} \leq E_{BESS,t} \leq E_{BESS,max} \quad (II.36)$$

La capacité de charge et de décharge des batteries pour chaque période de temps (15min) est limitée comme indiqué dans les équations (II.37) (II.38) [131]:

$$P_{dis,min} \leq P_{dis,t} \leq P_{dis,max} \quad (II.37)$$

$$P_{ch,min} \leq P_{ch,t} \leq P_{ch,max} \quad (II.38)$$

### II.5.4 Algorithme des prédateurs marins « MPA »

L'algorithme des prédateurs marins est un nouvel algorithme proposé pour l'optimisation d'un problème d'ingénierie à objectif unique. Cette étude propose cette méthode pour résoudre le problème de répartition économique du système de micro-réseaux considéré.

#### A. Formulation prédateur marin

L'algorithme MPA est une méthode méta-heuristique basée sur l'intelligence en essaim. Sur l'espace de recherche, la première solution est uniformément distribuée selon l'équation suivante [127]:

$$X_0 = X_{min} + rand(X_{max} - X_{min}) \quad (II.39)$$

Où  $X_{min}$  et  $X_{max}$  désignent les limites inférieure et supérieure des variables de décision, et  $rand$  est un vecteur et leurs valeurs aléatoires uniformes sont comprises entre 0 et 1.

Une matrice Elite est construite par le prédateur supérieur qui est considéré comme la solution la plus adaptée basée sur la survie de la théorie la plus adaptée (la plus talentueuse pour les prédateurs en quête de nourriture). Les tableaux de cette matrice jouent le rôle de rechercher et de trouver la solution optimale (proie) en fonction des emplacements de la proie [127].

$$Elite = \begin{bmatrix} X_{1.1}^l & X_{1.2}^l & \cdots & X_{1.d}^l \\ X_{2.1}^l & X_{2.2}^l & \cdots & X_{2.d}^l \\ X_{3.1}^l & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{n.1}^l & X_{n.2}^l & \cdots & X_{n.d}^l \end{bmatrix}_{n \times d} \quad (II.40)$$

Où : est le vecteur du prédateur supérieur, qui est imité n fois pour constituer la matrice Elite. n désigne le nombre de populations de prédateurs (agents de recherche), tandis que d présente la dimension des variables de décision [96, 127].

Étant donné que la proie recherche sa nourriture, tandis que les prédateurs recherchent une proie, le prédateur et la proie sont supposés être des agents de recherche dans ce processus. Si un autre prédateur le plus apte à la fin de chaque itération remplace le prédateur supérieur, la matrice Elite sera reconstruite. Basé sur une autre matrice appelée Prey avec la même dimension qu'Elite, les prédateurs changent leurs emplacements en fonction de celle-ci [96]. En d'autres termes, selon le prédateur le plus apte qui construit l'Elite, le processus d'initialisation crée une matrice de proie initiale qui se présente comme suit [127]:

$$Prey = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \cdots & X_{1,d} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \cdots & X_{2,d} \\ X_{3,1} & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{n,1} & X_{n,2} & \cdots & X_{n,d} \end{bmatrix}_{n \times d} \quad (II.41)$$

Où,  $X_{i,j}$  est la  $j$  ième dimension de la  $i$  ième proie. Il convient de mentionner que le processus d'optimisation est essentiellement lié à ces deux matrices.

## B. Scénarios d'optimisation des MPA

Afin de simuler les différents rapports de vitesse et la vie entière d'un prédateur et d'une proie, le processus d'optimisation de l'MPA peut être séparé en trois étapes principales :

1. Rapport de vitesse élevé, ou le prédateur se déplace plus lentement que la proie ;
2. Le rapport de vitesse unitaire, ou le prédateur et la proie ont presque le même rythme ;
3. Faible rapport de vitesse, ou le prédateur se déplace plus rapidement que la proie [127].

Ces trois groupes comprennent :

**Étape 1 :** Tout en imitant le déplacement des prédateurs et des proies, une période d'itération précise est sélectionnée et attribuée pour chacune des phases susmentionnées, en fonction des lois de la nature qui contrôlent les proies et les prédateurs. La première phase se produit dans les premiers stades de l'optimisation, dans laquelle l'exploration de l'espace de recherche a une grande importance. Naturellement, le prédateur cesse de se déplacer dans un rapport de vitesse élevé ( $v \geq 10$ ). Ce comportement est modélisé mathématiquement comme suit [127]:

$$\begin{aligned}
 & \text{While } \text{Iter} < \frac{1}{3} \text{Max\_iter} \\
 & \overrightarrow{\text{stepsize}}_i = \overrightarrow{R}_b \otimes \left( \overrightarrow{\text{Elite}}_i - \overrightarrow{R}_b \otimes \overrightarrow{\text{Prey}}_i \right) \quad i = 1, \dots, n \\
 & \overrightarrow{\text{Prey}}_i = \overrightarrow{\text{Prey}}_i + P \times \overrightarrow{R}_b \otimes \overrightarrow{\text{stepsize}}_i
 \end{aligned} \tag{II.42}$$

Dans l'équation (II.42), présente un vecteur et leurs éléments sont des nombres aléatoires basés sur la distribution normale représentant le mouvement brownien. La notation indique la multiplication par entrée. Dans le premier tiers de l'itération, la proie est multipliée par pour simuler le mouvement de la proie pour une capacité d'exploration élevée. Iter et Max\_iter sont respectivement l'itération actuelle et l'itération maximale [96, 127].

P est un nombre constant égal à 0,5, et R désigne un vecteur contenant des nombres aléatoires uniformes dans l'intervalle [0,1].

**Étape 2 :** Dans la deuxième étape, le prédateur et la proie recherchent leur proie. Dans cette phase intermédiaire, tant l'exploration que l'exploitation sont d'une grande importance afin de trouver une solution optimale. Par conséquent, la moitié de la population est consacrée à l'exploration, où la proie est responsable et la seconde moitié de la population de prédateurs est sélectionnée pour le processus d'exploration. Naturellement, si la proie se déplace à Lévy, la meilleure approche pour le prédateur est le brownien. Alors que le numéro d'itération est compris entre le premier tiers et le deuxième tiers. Pour la première moitié de la population [127].

$$\begin{aligned}
 & \overrightarrow{\text{stepsize}}_i = \overrightarrow{R}_L \otimes \left( \overrightarrow{\text{Elite}}_i - \overrightarrow{R}_L \otimes \overrightarrow{\text{Prey}}_i \right) \quad i = 1, \dots, n/2 \\
 & \overrightarrow{\text{Prey}}_i = \overrightarrow{\text{Prey}}_i + P \times \overrightarrow{CF} \otimes \overrightarrow{\text{stepsize}}_i
 \end{aligned} \tag{II.43}$$

Où  $\overrightarrow{R}_L$  présente le mouvement de Lévy par un vecteur de nombres aléatoires basé sur la distribution de Lévy. De même, à la phase précédente, la multiplication de  $\overrightarrow{R}_L$  et des proies et mime le comportement des proies à Lévy. Étant donné que la distribution de Lévy a de petites étapes, cette phase améliore le processus d'exploitation [127].

$$\begin{aligned}
 & \overrightarrow{\text{stepsize}}_i = \overrightarrow{R}_b \otimes \left( \overrightarrow{\text{Elite}}_i - \overrightarrow{R}_b \otimes \overrightarrow{\text{Prey}}_i \right) \quad i = n/2, \dots, n \\
 & \overrightarrow{\text{Prey}}_i = \overrightarrow{\text{Prey}}_i + P \times \overrightarrow{CF} \otimes \overrightarrow{\text{stepsize}}_i
 \end{aligned} \tag{II.44}$$

CF est considéré comme un facteur adaptatif afin de contrôler la taille du pas pour le mouvement du prédateur alors qu'il est égal à  $CF = \left(1 - \frac{Iter}{Max\_Iter}\right)^{\left(\frac{2 \cdot Iter}{Max\_Iter}\right)}$ .

Dans la même ligne que la simulation du mouvement des proies en deuxième phase, le déplacement du prédateur dans le comportement brownien est simulé par la multiplication de et Elite, tandis que les proies changent d'emplacement en fonction du déplacement des prédateurs dans le mouvement brownien [96, 97, 127].

**Etape 3** : Dans la dernière étape, la haute capacité d'exploitation associe le parcours d'optimisation. Par conséquent, le prédateur est Lévy en ration de faible vélocité. Cette étape peut être présentée comme suit [97]:

$$\begin{aligned} & \text{While } Iter > \frac{2}{3} Max\_iter \\ & \overrightarrow{stepsize}_i = \overrightarrow{R}_L \otimes \left( \overrightarrow{R}_L \otimes \overrightarrow{Elite}_i - \overrightarrow{Prey}_i \right) \quad i = 1, \dots, n \\ & \overrightarrow{Prey}_i = \overrightarrow{Elite}_i + P \times CF \otimes \overrightarrow{stepsize}_i \end{aligned} \quad (II.45)$$

### C. Formation de tourbillons et effet des FAD's

Inspiré des longs sauts des requins pour trouver un autre environnement avec une autre proie possible, en cas de formation de tourbillons ou d'effets de dispositifs de concentration de poissons (FAD's), ce comportement est modélisé mathématiquement afin d'éviter la stagnation des optima locaux. La présentation mathématique de l'effet FAD's est la suivante [127].

$$\overrightarrow{Prey}_i = \begin{cases} \overrightarrow{Prey}_i + CF \left[ X_{\min} + \overrightarrow{R} \otimes (X_{\max} - X_{\min}) \right] \otimes \overrightarrow{U} & \text{if } r \leq FADs \\ \overrightarrow{Prey}_i + [FADs(1-r) + r] \left( \overrightarrow{Prey}_{r_1} - \overrightarrow{Prey}_{r_2} \right) & \text{if } r > FADs \end{cases} \quad (II.46)$$

Où FADs = 0,2 indique l'éventualité d'un effet des FADs sur le processus d'optimisation. est le vecteur binaire aléatoire avec des tableaux comprenant zéro et un [127], son tableau est modifié s'il est inférieur à 0,2 et un s'il est supérieur à 0,2. r1 et r2 indiquent les indices aléatoires de la matrice des proies. r est le nombre aléatoire uniforme dans [0,1].

### D. Mémoire des prédateurs marins

Selon les points mis en évidence, les prédateurs marins se distinguent par leur bonne mémoire de rappel de l'endroit où ils ont réussi à se nourrir. Une mise à jour des effets des proies et des DCP est effectuée pour évaluer la capacité de cette matrice de fitness à mettre à

jour l'Elite [96]. A chaque nouvelle itération, la valeur fitness actuelle est comparée à son équivalent de l'itération précédente. Si la solution actuelle est plus adaptée, elle remplace la solution précédente. Suite à ce processus itératif, la qualité de la solution sera améliorée au fil de l'itération [127].

## **II.6 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons réalisé une étude de l'art sur les systèmes de gestion d'énergie des micro-réseaux pour optimiser leurs coûts d'exploitations quotidiens. Nous avons abordé les méthodes de prévision d'énergie à l'aide des algorithmes d'apprentissage profond, et l'optimisation de la répartition d'énergie utilisant des méthodes métaheuristiques.

Le but de cette recherche est d'expertiser et perfectionner un système de gestion du flux d'énergie d'un micro-réseau à travers la prévision de ces énergies et l'optimisation de la répartition d'énergie en minimisant le coût d'exploitation quotidien, dans ce contexte nous avons pu de concevoir ce système de gestion d'énergie à la base des algorithmes que nous avons abordé dans ce chapitre.

# **Chapitre III Modélisation des micro-réseaux étudiés**

### **III.1 Introduction**

Les micro-réseaux sont les éléments constitutifs du futur réseau intelligent, le moyen d'intégrer davantage de sources renouvelables dans le réseau électrique. Les principaux défis consistent à maintenir le micro-réseau sûr, fiable, économique et sous contrôle total. De nombreuses références concernant la gestion de l'énergie des micro-réseaux sont publiées, le chapitre précédent a montré le contexte du système de gestion de l'énergie qui assure la fiabilité et l'efficacité énergétique des micro-réseaux électriques en utilisant l'intelligence artificielle, ce qui nous a inspiré pour concevoir un système de gestion robuste de l'énergie du micro-réseau.

L'objectif de cette partie est de décrire le processus d'étude, les outils et méthodes de modélisation des différents éléments des micro-réseaux étudiés dans ce travail. Ce chapitre est divisé en quatre parties. Une première partie est consacrée à la description du processus de l'étude et le système de gestion d'énergie conçu, ainsi qu'une analyse des micro-réseaux étudiés. Nous avons abordé dans la troisième partie l'estimation et la collection des données météorologiques et les énergies renouvelables. Les modélisations des principaux systèmes énergétique du micro-réseau (PV, éolienne, système de stockage batterie, convertisseur, générateur diesel) sont présentées dans la dernière partie.

### **III.2 Description du processus de l'étude**

L'Algérie est un grand pays qui se caractérise par une topologie géographique et des conditions climatiques différentes. Il dispose d'un potentiel d'énergie renouvelable abondant spatialement en termes de rayonnement solaire et de potentiel éolien [132-134]. Par conséquent, la mise en place de systèmes de micro-réseaux pour répondre à la demande d'électricité au moindre coût est une option intéressante afin de réduire les émissions de carbone et de minimiser la dépendance du secteur électrique aux centrales électriques conventionnelles [24, 135]. La présente étude se caractérise par la conception d'un système de gestion d'énergie intelligent pour optimiser les performances des deux micro-réseaux connectés au réseau principal un jour à l'avance. Le système de gestion d'énergie a été développé et amélioré en menant trois études différentes qui peuvent être résumées sous les rubriques suivantes :

1. Optimisation du fonctionnement d'un micro-réseau hypothétique à l'aide de l'algorithme des prédateurs marins et le réseau de neurones perceptrons multicouches.

2. La gestion du flux d'énergie au temps réel avec l'amélioration du module de prévision.
3. Un système de gestion d'énergie dynamique qui assure une simultanéité entre la prévision et l'optimisation de la répartition d'énergie.

Pour chaque étude, le système de gestion d'énergie micro-réseau assure la prévision des énergies renouvelables, le control et l'optimisation de la répartition du flux d'énergie, dont les procédures des études peuvent être résumé dans les points ci-dessous :

**1<sup>ère</sup> étude :**

- a. Obtenir les données réelles historiques météorologiques via le site web Copernicus Atmosphere Monitoring Service (CAMS) et Modern-Era Retrospective analysis for Research and Application (MERRA).
- b. Organisation et traitement des données acquises afin de prévoir les données météorologiques (l'irradiance solaire, la température et la vitesse du vent).
- c. L'utilisation des résultats de la prévision des données météorologiques pour estimer l'énergie PV et éolienne à l'aide de la modélisation mathématique présentés dans les sections suivantes, effectuer une optimisation de la répartition du flux d'énergie du micro-réseau étudié.

Cette étude est faite pour une seule journée dont les 24 heures du ce jour sont divisées en 96 périodes ; chaque période durera 15 minutes.

**2<sup>ème</sup> et 3<sup>ème</sup> étude :**

- a. Collecter les données réelles historiques de la consommation électrique des charges à partir de la direction de Sonelgaz et les données météorologiques via le site web CAMS et MERRA.
- b. Utiliser les données météorologiques acquises afin d'estimer l'énergie PV et éolienne à l'aide de la modélisation mathématique des énergies renouvelables utilisées dans la 1<sup>ère</sup> étude.
- c. Organiser et traiter les puissances PV et WT estimées pour construire une base de données historiques de ces puissances que nous avons utilisées dans le but de prévoir l'énergie PV et WT. Prévoir la demande de charge en utilisant les données réelles historiques acquises.

- d. Utiliser les énergies prévues pour optimiser le flux d'énergie du micro-réseau au temps réel.

### **III.3 Description des micro-réseaux étudiés**

Les micro-réseaux étudiés dans cette thèse sont des petits réseaux électriques destinés à alimenter des zones commerciale et industrielle ayant de raccordement possible au réseau de distribution national. Un système de gestion d'énergie est proposé pour les deux micro-réseaux étudiés pour gérer le flux d'énergies d'une manière optimale et efficace, les micro-réseaux étudiés se caractérisent par l'intégration d'un générateur PV, générateur éolien et un système de stockage par batteries pour répondre à la demande de la charge comme il est indiqué dans la section suivante.

#### **III.3.1 Micro-réseau sur site commercial**

La mise en place de systèmes de micro-réseaux pour répondre à la demande d'électricité au moindre coût est une option intéressante pour réduire les émissions de carbone et réduire la dépendance du secteur électrique vis-à-vis des centrales électriques conventionnelles.

Dans ce contexte, le premier micro-réseau est un micro-réseau hypothétique réalisé sur une zone commerciale avec une charge typique à l'ouest de l'Algérie alimentée en électricité par le réseau électrique principal et un groupe électrogène diesel de secours comme le montre la figure III.1. Cette étude vise à convertir la zone commerciale en micro-réseau en intégrant un système PV, WT et BESS. Un système intelligent de gestion de l'énergie est mis en œuvre afin que le bilan énergétique soit assuré et que les coûts d'exploitation quotidiens soient minimisés.

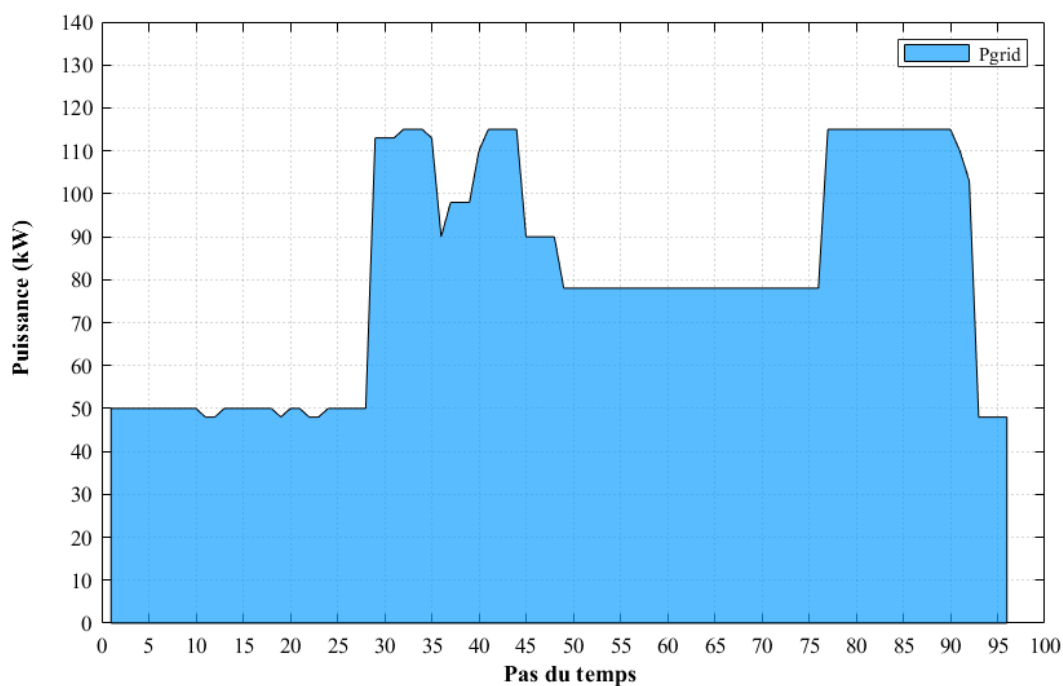


Figure III-1: La charge commerciale étudiée alimentée par le réseau électrique national

### III.3.2 Micro-réseau sur site industriel

En raison du grand potentiel solaire en Algérie, plusieurs zones industrielles ont installé des systèmes photovoltaïques pour contribuer afin de répondre à la demande de charge électrique. Notre deuxième étude est faite sur un micro-réseau industriel connecté au réseau principal et situé dans le Nord-ouest de la capitale, la majorité de sa charge est assuré par le réseau principal, il se caractérise par une petite installation PV avec un système de stockage par batterie. Nous avons ajouté un système éolien comme un générateur distribué dans le but d'encourager l'intégration des énergie renouvelables.

Nous avons obtenu les données réelles de la charge électrique industrielle à partir de la société Sonelgaz. La figure III-2 illustre la variation de données du profil de la charge industrielle depuis le début de l'année 2018 jusqu'à la fin de l'année 2020 (trois ans) que nous avons utilisé comme données historiques pour la prévision de la charge. Comme montre la figure III-2, le profil de charge a considérablement diminué depuis le début de la pandémie de

Covid-19.

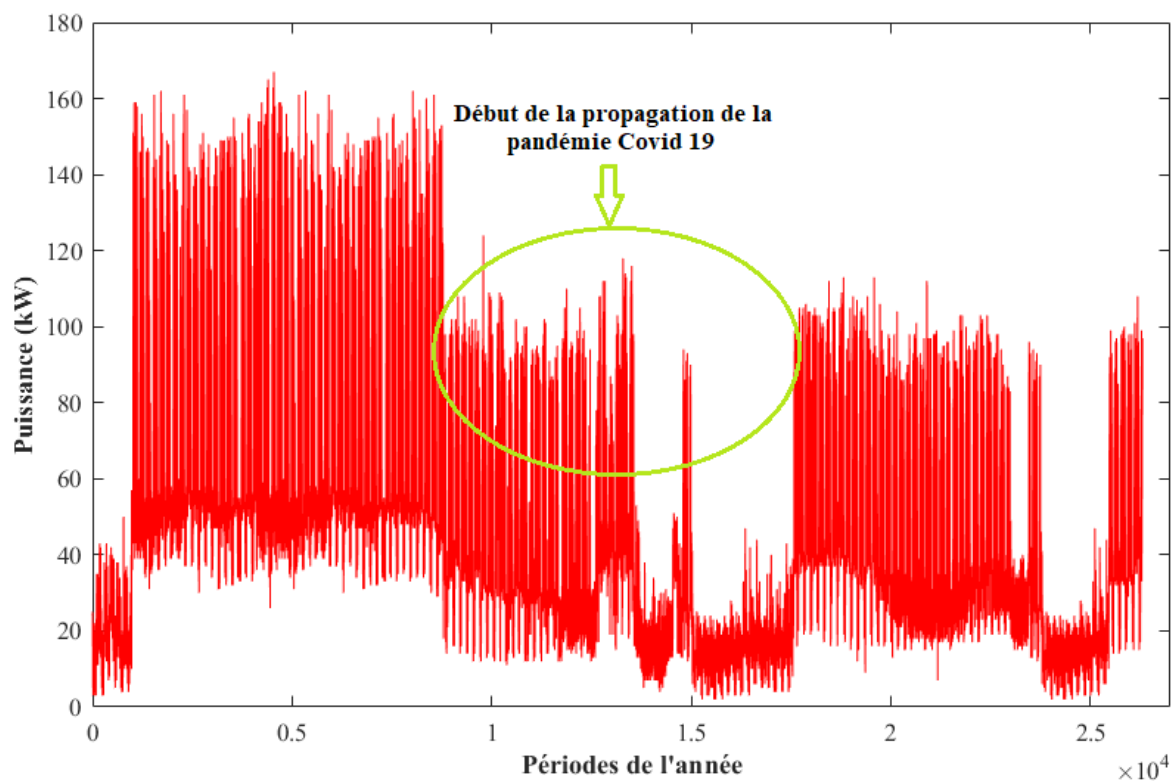


Figure III-2: Profil de la charge industrielle de l'année 2018 jusqu'à la fin de l'année 2020

### **III.4 Collecte et estimation des données météorologiques**

#### **III.4.1 La vitesse du vent au niveau de l'éolienne**

Afin d'évaluer la puissance du vent à la hauteur du moyeu, il est nécessaire de mesurer la vitesse du vent à cette altitude. Ceci est cependant pratiquement irréalisable, car les mesures ou les simulations de profils de vent verticaux complets ne sont généralement pas disponibles. Au lieu de mesures directes, nous visons à développer des relations statistiques reliant les vitesses du vent de surface à la vitesse du vent à la hauteur du moyeu, capables de tenir compte de la variabilité spatiale et temporelle (horaire). Il existe une vaste littérature sur les méthodes d'extrapolation [136]. Si pour un emplacement générique nous indiquons par  $V(h_1, t)$  et  $V(h_2, t)$  les vitesses du vent à la hauteur  $h_1$  et  $h_2$ , respectivement, au temps  $t$ , l'approche la plus populaire que nous avons utilisé consiste à modéliser le profil de vitesse verticale du vent sous la forme de la loi suivante :

$$V(h_2, t) = V(h_1, t) \times \left( \frac{h_2}{h_1} \right)^k \quad (\text{III.1})$$

Dans laquelle :

- $V(h_2, t)$  : est la vitesse du vent à la hauteur du moyeu de l'éolien  $h_2$  ;
- $V(h_1, t)$  : est la vitesse du vent mesurée à la hauteur de référence  $h_1$  ;
- $k$  : est un facteur de rugosité et sa valeur dépend des caractéristiques du site, généralement elle est égale à 0.1428.

La hauteur de mesure standard est généralement de 10 m, mais lors d'une prospection d'un site, afin d'établir un projet éolien, il est préférable de prendre des mesures à deux ou trois niveaux pendant une période d'au moins un an afin de connaître l'évolution de la vitesse du vent à des altitudes représentant un intérêt énergétique [137].

Les données historiques de la vitesse du vent en fonction du temps utilisée pour les deux études effectuée dans ce travail sont obtenues de Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications [138], la figure III-3 illustre les données historiques de la vitesse du vent utilisé pour la prévision de cette dernière de l'année 2018 jusqu'à la fin de l'année 2020.

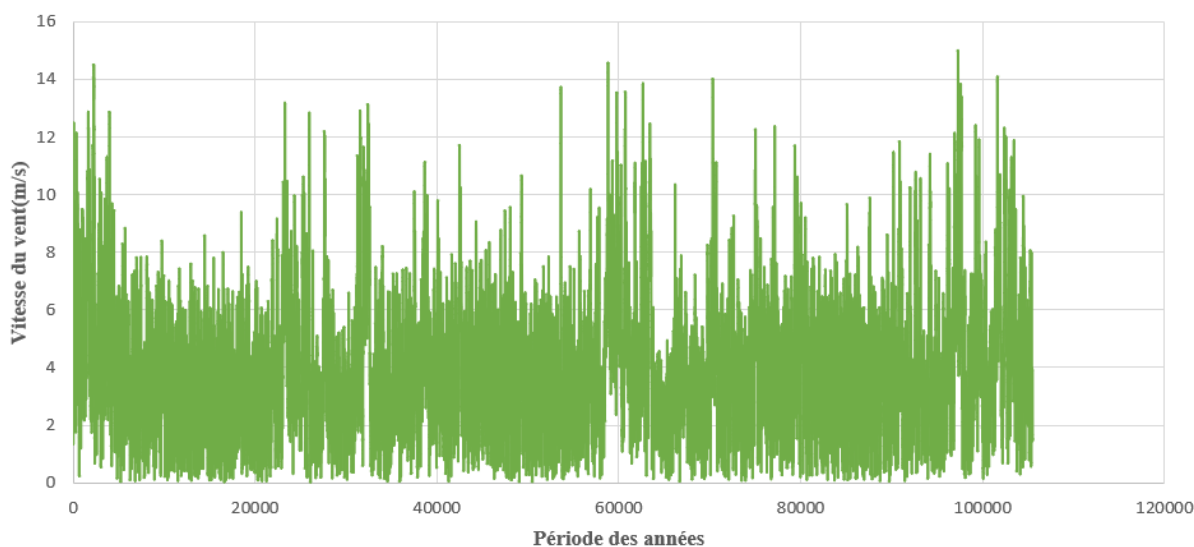


Figure III-3: Variation de la vitesse du vent de l'année 2018 jusqu'à la fin de l'année 2020

### III.4.2 L'irradiance solaire sur un plan incliné

Les facteurs clés qui influencent la puissance de sortie du réseau photovoltaïque sont l'angle d'inclinaison, l'efficacité de la transformation photoélectrique et la propreté de surface du réseau photovoltaïque. Ainsi, avant la construction du système, pour que le réseau photovoltaïque obtienne l'irradiance maximale, sur la base des données météorologiques de l'endroit spécifié, le calcul et la conception de l'angle d'inclinaison du réseau sont importants.

L'irradiance solaire est une condition préalable à la prévision de la puissance PV, mais la plupart des stations météorologiques ne fournissent que l'irradiance horizontale globale et moins d'observations de l'irradiance normale directe ou de l'irradiance horizontale diffuse et l'irradiation réfléchi par le sol [139]. Par conséquent, il est indispensable d'estimer le rayonnement solaire total sur une surface inclinée qui est généralement calculé par la sommation des composants d'éclairement direct, diffus et réfléchi sur un plan incliné comme décrit dans l'équation III-2 suivante [140]:

$$G_c = B_c + D_g + D_c \quad (\text{III.2})$$

Avec :

$G_c$  : est le rayonnement total sur une plan inclinée (Global titled irradiance) ;

$B_c$  : est la composante du rayonnement directe (Beam tilted irradiance) qui est calculé comme suit :

$$B_c = B_n \cos \varphi = B_h \cdot \frac{\cos \varphi}{\cos \varphi_z} \quad (\text{III.3})$$

Où  $B_n$  est le rayonnement normal du faisceau,  $B_h$  est l'irradiance directe sur un plan horizontal,  $\varphi$  est l'angle d'incidence,  $\varphi_z$  est l'angle zénithal.

$D_g$  : est la composante du rayonnement due à la réflexion du sol (Irradiance due to ground reflection) qui est calculé comme suit :

$$D_g = \rho G_h R_r = \rho G_h \frac{1 - \cos \varphi_s}{2} \quad (\text{III.4})$$

Où  $G_h$  est l'irradiance horizontale globale (Global horizontal irradiance),  $R_r$  est connu comme le facteur de transposition pour la réflexion au sol,  $\varphi_s$  est l'angle d'inclinaison de la surface inclinée,  $\rho$  est l'albédo du premier plan.

$D_c$  : est la composante du rayonnement diffus incliné (Diffuse tilted irradiance) qui est calculé comme suit :

$$D_c = D_h R_d \quad (\text{III.5})$$

Où  $D_h$  est l'irradiance horizontale diffuse (Diffuse horizontal irradiance),  $R_d$  est connu comme le facteur de transposition diffuse.

$G_h$  dans l'équation (III.4) peut être exprimé comme la somme de  $B_n$  et  $D_h$ , comme suit :

$$G_h = B_n + D_h = B_n \cos \varphi_z + D_h \quad (\text{III.6})$$

Par conséquent, en combinant les équations. (III.2) – (III.6) :

$$G_c = B_n \cos \varphi + \rho (B_n \cos \varphi_z + D_h) \times \frac{1 - \cos \varphi_s}{2} + D_h R_d \quad (\text{III.7})$$

De toute évidence, les mesures de  $B_n$  et  $D_h$  sont nécessaires pour prédire  $G_c$ . La meilleure pratique pour obtenir des données  $B_n$  et  $D_h$  consiste à effectuer des mesures directes à l'aide d'un pyréliomètre à thermopile et d'un pyranomètre à thermopile (avec une teinte de suivi), au lieu de dériver l'un ou les deux à l'aide de mesures de  $G_h$  [140].

Dans notre travail, les données historiques de rayonnement solaire global sur un plan incliné sont collectées directement à partir le site web de Copernicus Atmosphere Monitoring Service (CAMS) [141] comme il est montré dans la figure (III-4).

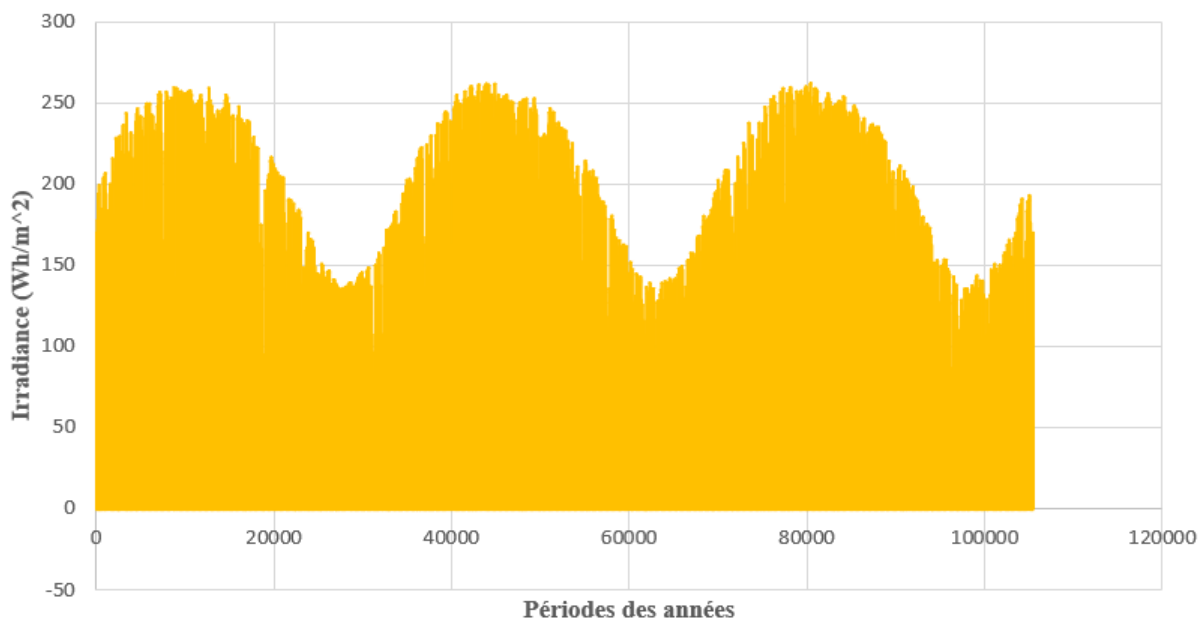


Figure III-4: L'irradiation solaire sur un plan incliné de l'année 2018 jusqu'à la fin de l'année 2020

### III.4.3 Température du site d'étude

Les données historiques de la température ambiante sont obtenues à partir de Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications [77], et présentée dans la Figure IV-5.

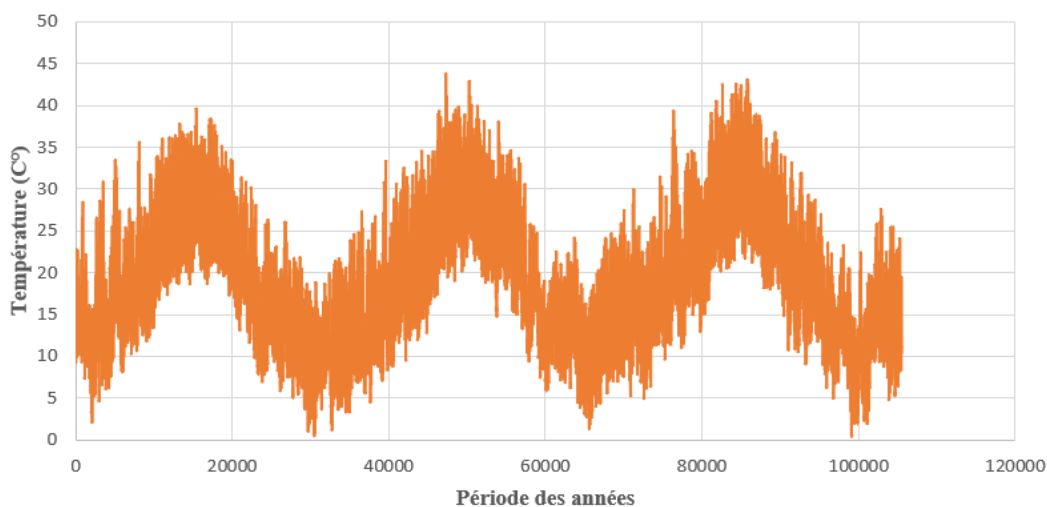


Figure III-5: Température ambiante dans le site étudié de l'année 2018 jusqu'à la fin de l'année 2020

## **III.5 Modélisation des éléments du micro-réseau étudié**

Un système énergétique bien conçu et optimal sera rentable et fiable, la modélisation précise de tous les composants d'un système est une étape critique pour son optimisation. Évidemment, la connaissance de tous les facteurs qui influencent les performances de ce système est une condition préalable à une modélisation précise [142]. Dans la sous-section suivante nous discuterons toutes les modélisations possibles des différents composants du micro-réseau électrique, et nous présenterons les modèles mathématiques utilisés dans notre travail.

### **III.5.1 Modélisation du système éolien**

Une modélisation précise est cruciale dans la conception d'un système optimal. La distribution de la vitesse du vent du site sélectionné, la hauteur du moyeu et la courbe de puissance de l'éolienne choisie sont les principaux facteurs qui influencent la performance des éoliennes, et par conséquent, ceux-ci doivent être correctement pris en compte lors de la modélisation des éoliennes [143]. La puissance de sortie d'une éolienne varie considérablement avec la vitesse du vent et, par conséquent, chaque éolienne a une courbe de performance de puissance très unique. Une courbe de puissance facilite la prévision de l'énergie éolienne sans les détails techniques des composants du système de production d'éoliennes [144]. La puissance électrique produite en fonction de la vitesse du vent à la hauteur du moyeu est capturée par la courbe de puissance. La vitesse minimale à laquelle la turbine délivre de la puissance utile est appelée vitesse de démarrage ( $V_d$ ) qui généralement une vitesse de 3 m/s. La vitesse nominale ( $V_r$ ) est la vitesse du vent à laquelle la puissance nominale, qui est la puissance de sortie maximale du générateur électrique, est obtenue. Dès que la vitesse du vent dépasse  $V_r$ , l'excès de puissance dans le vent doit être rejeté en faisant varier l'angle de tangage ou en contrôlant le décrochage des pales pour éviter la surcharge de la turbine. La puissance de sortie est maintenue à sa valeur nominale, si la vitesse du vent arrive à une certaine vitesse de coupure ( $V_a$ ), quand la structure de la turbine ne peut plus résister à des forces extrêmes du vent, la turbine éolienne s'arrêtera complètement [145]. Ce principe de fonctionnement est indiqué dans la Figure III-6 et Figure III-7 en prenant exemple des deux éoliennes intégrées dans les micro-réseaux proposé dans notre étude.

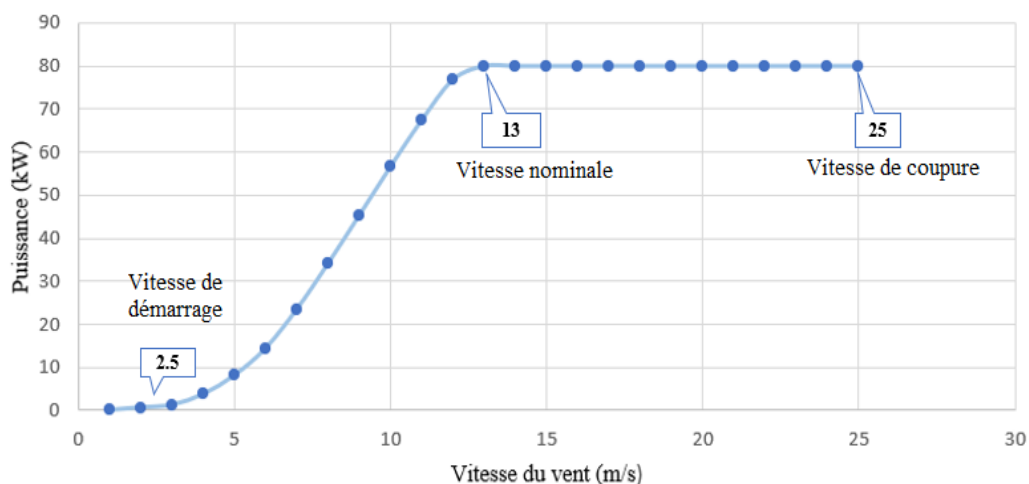


Figure III-6: Courbe de puissance de l'éolienne (Enercon E-18/80kW) en fonction de la vitesse du vent

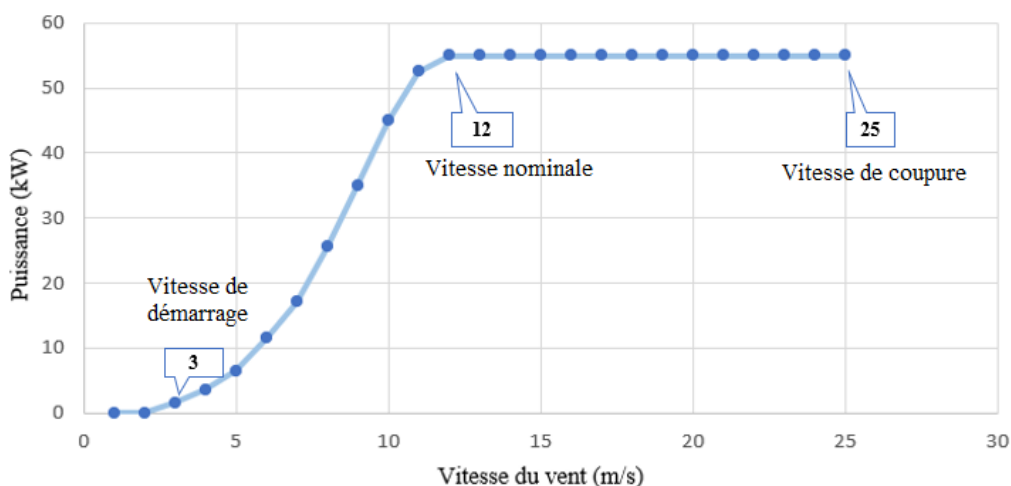


Figure III-7: Courbe de puissance de l'éolienne (Enercon E-16/55kW) en fonction de la vitesse du vent

L'énergie éolienne est transformée en énergie mécanique et elle est donc convertie en énergie électrique. La puissance éolienne instantanée disponible dans une section transversale  $A$  perpendiculaire à un courant de vent se déplaçant à une vitesse de  $V$ (m/s) est calculée en utilisant l'équation suivante [146]:

$$P_{wt}(t) = \frac{1}{2} \rho C_p A v^3(t) E_{wt} \quad (\text{III.8})$$

Dans laquelle :

$C_p$  : est le rendement de la turbine ;

$\rho$  : est la densité d'air ;

$v$  : est la vitesse du vent [m/s] ;

$A$  : est la surface balayée par le rotor de la turbine éolienne ;

$E_{wt}$  : est le rendement global du variateur de vitesse et de la génératrice.

Une analyse critique des différentes méthodes utilisées pour la modélisation mathématique des éoliennes a été présentée dans [146]. Les deux différents types de modèles développés par eux sont des modèles basés sur l'équation fondamentale de la puissance disponible dans le vent et des modèles basés sur le concept de courbe de puissance de l'éolienne. Il a été conclu que l'utilisation des modèles basés sur l'équation de puissance est lourde et à ce titre ne donne pas de résultats précis.

Les méthodes proposées pour la modélisation des éoliennes, basées sur des équations fondamentales de puissance disponible dans le vent, sont non seulement lourdes à utiliser mais aussi ne reproduisent pas correctement le comportement des éoliennes. D'autre part, les performances d'une éolienne peuvent être très facilement modélisées en utilisant le concept de courbe de puissance.

Dans cette approche, la courbe de puissance de l'éolienne est supposée suivre une forme typique. En conséquence, un ensemble d'équations caractéristiques est développé pour prédire la sortie de l'éolienne pour différentes vitesses de vent allant de zéro à la vitesse de coupure. Par la suite nous présenterons les modèles les plus reconnues qui ont été développés par divers chercheurs basés sur ce concept.

### III.5.1.1 Modèle linéaire

C'est un simple modèle proposé par Yang et al, [147] et Abouzaher et al, [148] dont la puissance augmente linéairement avec la vitesse du vent à partir de la vitesse de démarrage jusqu'à la vitesse du nominale. Avant que la vitesse de coupure ne soit atteinte, la puissance reste constante. Ce modèle est décrit par l'équation suivante [80] :

$$P_w(V) = \begin{cases} 0 & V < V_d; V > V_r \\ P_n \frac{(V - V_d)}{(V_r - V_d)} & V_d < V < V_r \\ P_n & V_r < V < V_a \\ 0 & V_a < V \end{cases} \quad (III.9)$$

Où

$V$  : est la vitesse du vent à la hauteur du moyeu ;

$P_n$  : est la puissance nominale de l'éolienne ;

La courbe de puissance d'une éolienne est rarement linéaire surtout dans la plage de démarrage à la vitesse nominale, par conséquent les valeurs obtenus par ce modèle s'éloignent de la courbe réelle comme il est indiqué dans Figure III-8 pour une éolienne fabriquée par Enercon (E-18/80kW) que nous avons modélisé dans le micro-réseau étudié par la suite.

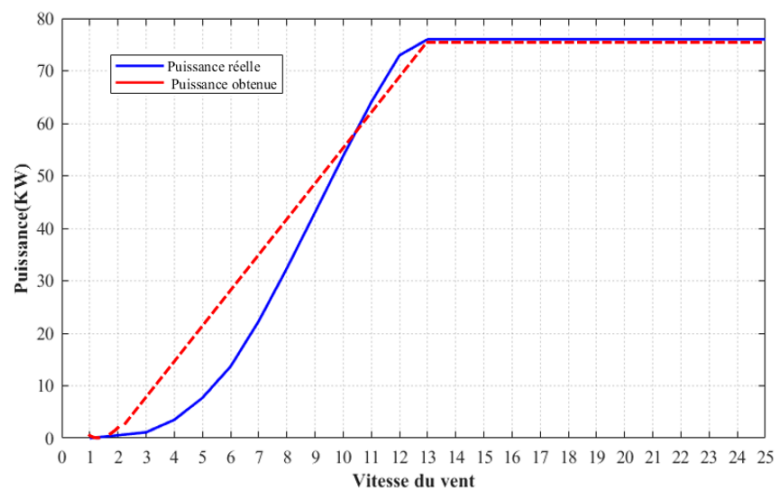


Figure III-8: Comparaison de la courbe de puissance obtenue à partir du modèle linéaire avec la courbe de puissance réelle d'Enercon (E18/80 kW)

### III.5.1.2 Modèle cubique

D'autres modèles ont exprimé la puissance produite par l'éolienne par un polynôme d'ordre trois fonction de la vitesse du vent comme montré ci-dessous [146]:

$$P_w(V) = \begin{cases} 0 & \dots\dots\dots V_d \leq V \leq V_r \\ A \times \eta_0 (a \times V^3 - b \times P_n) & \dots\dots\dots V_r \leq V \leq V_a \\ A \times \eta_0 P_n & \dots\dots\dots V \leq V_d \text{ et } V \geq V_a \end{cases} \quad (\text{III.10})$$

Où :

$\eta_0$  : efficacité globale du système de conversion de l'énergie éolienne ;

A : surface balayée par les pales du rotor (m<sup>2</sup>).

a et b sont des constants, qui peuvent être calculé par l'équation suivante :

$$a = \frac{P_n}{V_r^3 - V_d^3}; b = \frac{V_d^3}{V_r^3 - V_d^3} \quad (\text{III.11})$$

Ce modèle souffre de l'inconvénient que l'évaluation de  $\eta_0$  est lourde en raison de l'interdépendance de  $\eta_0$  sur divers paramètres (vitesse du vent, la vitesse de rotation de la turbine, les paramètres des pales de la turbine, l'efficacité de la transmission mécanique, l'efficacité du générateur, etc.) et aboutit à des résultats inexacts. En dehors de cela, l'inexactitude se glisse également en raison de l'écart entre la forme réelle et supposée de la courbe de puissance (Figure III-9).

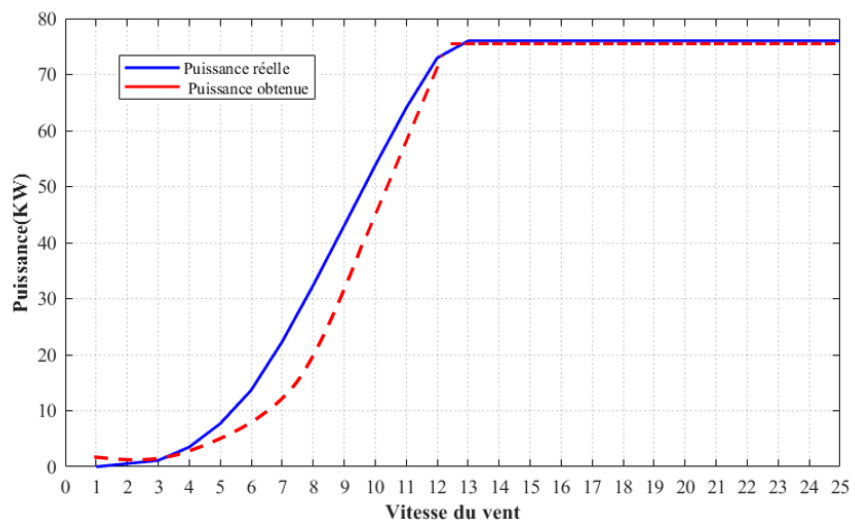


Figure III-9: Comparaison de la courbe de puissance obtenue à partir du modèle de la loi cubique avec la courbe de puissance réelle d'éolienne Enercon (E-18/80 kW)

### III.5.1.3 Modèle basé sur les paramètres de Weibull

En utilisant le modèle proposé par Powell [24], Karaki et al. [25], Lu et al. [4] et Borowy et al. [5,6], la production électrique moyenne d'une éolienne peut être estimée par des équations suivantes :

$$P_w(V) = \begin{cases} 0 & V \leq V_d \\ a + b \times V^k & V_d \leq V \leq V_r \\ P_n & V_r \leq V \leq V_a \\ 0 & V_a \leq V \end{cases} \quad (\text{III.12})$$

Avec

$$a = \frac{P_n \times V_d^k}{V_d^k - V_r^k}; b = \frac{P_n}{V_r^k - V_d^k}$$

Où k : est le paramètre de forme de Weibull ;

Figure III-10 montre la comparaison entre la courbe de puissance réelle fournie par le fabricant et la courbe de puissance obtenue en utilisant ce modèle. On observe que l'équation III-5 ne représente pas avec précision la forme de la courbe de puissance réelle de l'éolienne dans la plage de démarrage à la vitesse nominale. Ce modèle manque donc de précision dans cette gamme de vitesse du vent.

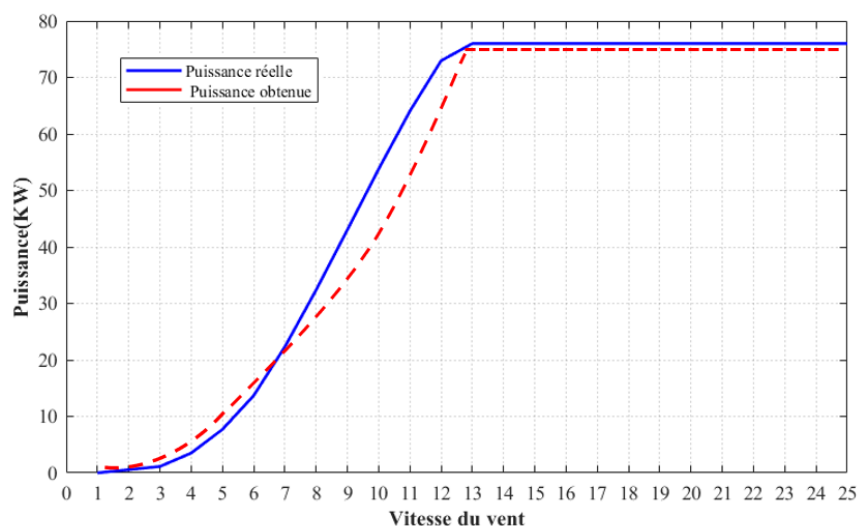


Figure III-10: Comparaison de la courbe de puissance obtenue à partir du modèle de paramètre de Weibull avec la courbe de puissance réelle d'éolienne Enercon (E18/80 kW)

### III.5.1.4 Modèle basé sur les courbes de puissance réelle fournies par le fabricant

Compte tenu des limites des modèles cités ci-dessus, les chercheurs [145, 146] ont proposé des modèles dans lesquels la courbe de puissance réelle d'une éolienne individuelle est utilisée pour développer des équations caractéristiques, en utilisant diverses techniques d'ajustement de courbe, pour prédire avec précision la puissance de sortie de cette éolienne.

Dans notre cas d'étude, nous avons adopté l'équation extraite de la courbe d'ajustement à l'aide du logiciel Excel pour modéliser et simuler le système éolien étudié. Nous avons pu d'extraire une équation polynomiale d'ordre 5 qui nous a permis d'estimer la courbe de puissance d'éolienne avec une très bonne précision, Figure III-11 montre que les deux courbes de puissance (puissance réelle fournies par le fabricant et la puissance obtenue par cet ajustement) correspondent exactement l'une à l'autre.

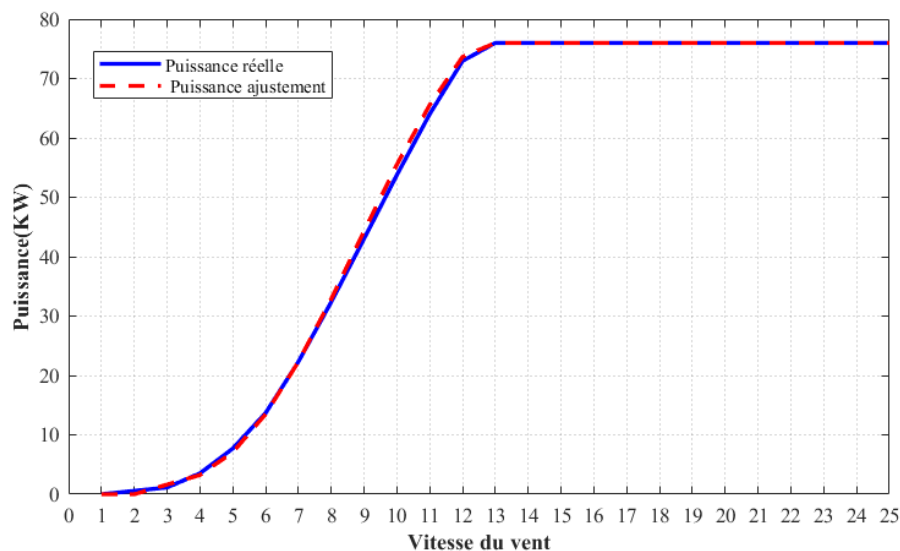


Figure III-11: Comparaison de la courbe de puissance obtenue à partir de l'ajustement de courbe de puissance avec la courbe de puissance réelle d'Enercon (E-18/80kW)

## III.5.2 Modélisation du système photovoltaïque

Comme illustré à la Figure III-12, l'unité de base d'un système PV est la cellule PV. Des dizaines de cellules photovoltaïques sont interconnectées en série pour former la chaîne de série de cellules. Un groupe d'une ou plusieurs chaînes en série est ensuite encapsulé pour produire un module PV. Les modules sont connectés en série pour augmenter la tension du système et former une chaîne de modules. Un générateur PV est alors composé d'un certain nombre de chaînes de modules connectées en parallèle, pour augmenter le courant du générateur.

Généralement, une installation photovoltaïque est composée d'un seul ou de plusieurs générateurs photovoltaïques [149].

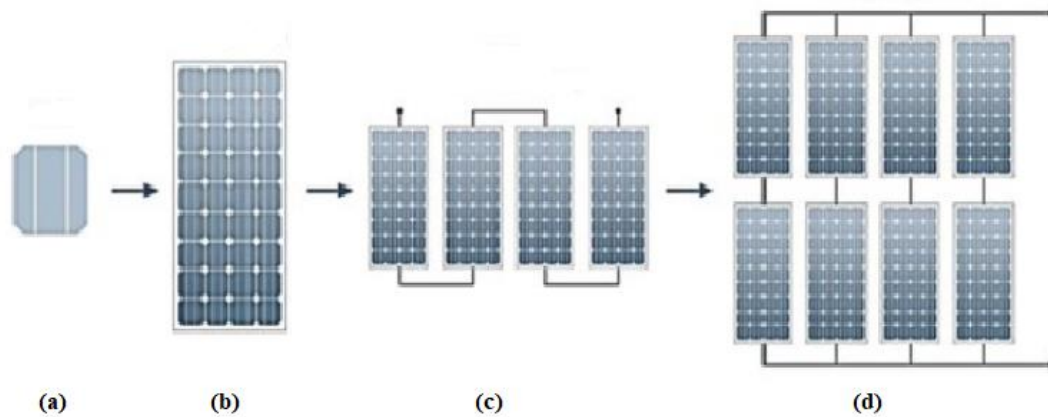


Figure III-12: Configuration physique de la cellule photovoltaïque (a), de la chaîne de série de cellules (b), du module (c) et du générateur photovoltaïque (d)

La capacité de modéliser les sorties des générateurs PV est essentielle à l'analyse des performances du système. Une cellule PV est traditionnellement représentée par un circuit équivalent composé d'une source de courant, d'une ou deux diodes antiparallèles (D), avec ou sans une résistance série interne ( $R_s$ ) et une résistance shunt/parallèle ( $R_p$ ). Les circuits électriques de cellule PV équivalents basés sur le modèle idéal, un modèle à une diode et un modèle à deux diodes sont présentés dans les sous-sections suivantes, ces modèles de puissance électrique de cellule PV ont été largement décrits dans la littérature [150].

Les sorties de ces modèles sont les points de données de courant et de tension, qui peuvent être connectés pour produire la courbe I-V. L'un des principaux objectifs de la recherche est d'adapter les courbes I-V prédites aux courbes expérimentales du système pratique, en particulier aux trois points caractéristiques : court-circuit ( $0, I_{sc}$ ), point de puissance maximale MPP ( $V_m, I_m$ ) et circuit ouvert. ( $C_{ov}, 0$ ). La sous-section suivante passe en revue les recherches pertinentes liées aux modèles mathématiques et de simulation PV.

### III.5.2.1 Modèle idéal

Comme présenté sur la Figure III-13, le modèle de cellule PV idéal a la forme la plus simple car il ne tient pas compte de l'effet des résistances électriques série internes et de la résistance parallèle. Sur la base de la théorie de Shockley, la recombinaison dans la zone de

charge d'espace peut être négligée et le deuxième terme de diode peut donc être omis [151]. Il est reconnu que la cellule PV n'est ni une source de tension constante ni une source de courant constant. Le courant mesuré en externe peut être lié à la tension et la relation entre eux a été étudiée. Sur la base de l'équation de diode de Shockley et Queisser (SQ), le modèle mathématique idéal pour une cellule PV individuelle est exprimé par [152] :

$$I = I_{ph} - I_D = I_{ph} - I_0 \left[ \exp\left(\frac{qV}{nKT} - 1\right) \right] \quad (\text{III.13})$$

Où

$I_{ph}$  : est le photo courant (A), supposé constant le long de la courbe I–V et proportionnel à l'irradiance, avec seulement une faible dépendance à la température ;

$I_0$  : est le courant de saturation de la diode (A) ;

$n$  : est le facteur d'idéalité de la diode ;

$K$  : est la constante de Boltzmann (1,381 1023 J/K) ;

$q$  : est la valeur absolue de la charge d'un électron (1,602 1019 C) ;

$T$  : est la température de cellule (K), supposée égale à la température de la jonction P–N [27].

Certaines études ont été menées sur les modèles simples impliquant une source de courant linéaire indépendante parallèle à une diode [153]. Cependant, la revue de la littérature démontre que le modèle de cellule idéal, en l'absence de reconnaissance des effets de résistance interne, n'est pas adapté à la modélisation de la relation actuelle entre le courant et la tension de la cellule PV [154].

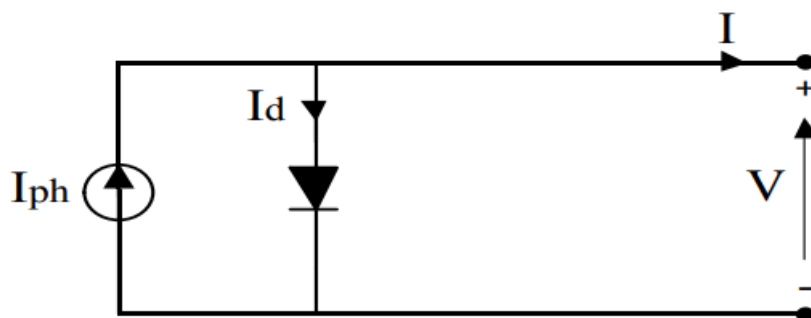


Figure III-13: Circuits électriques équivalents d'un modèle idéal à une seule diode

### III.5.2.2 Modèle à une diode ne prenant en compte que $R_s$

Figure III-14 illustre le circuit électrique de cellule PV équivalent pour le cas de résistance série. Il s'agit du modèle dit à quatre paramètres (4-p) [155, 156], dans lequel la résistance parallèle est considérée comme infinie et donc son effet n'est pas pris en compte. Son modèle mathématique se présente comme suit :

$$I = I_{ph} - I_D = I_{ph} - I_0 \left[ \exp \left( \frac{q(V + IR_s)}{nKT} - 1 \right) \right] \quad (\text{III.14})$$

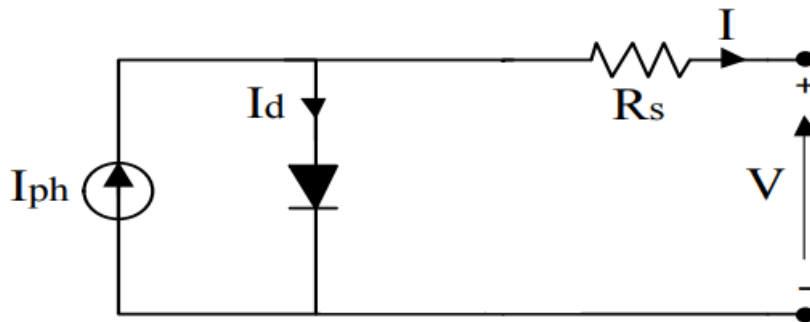


Figure III-14: Circuits électriques équivalents d'un modèle à une diode ne prenant en compte que  $R_s$

Dans Réf. [157], le modèle PV 4-p a été proposé et intégré au programme de simulation transitoire TRNSYS. Ce modèle a été utilisé pour estimer et optimiser les performances d'une installation PV de système de pompage. Le modèle, basé sur quatre paramètres, a été utilisé pour simuler trois types de panneaux PV, chacun construit différemment, l'un avec un film mince, un autre avec du silicium polycristallin et le troisième avec des matériaux en silicium monocristallin [158].

Une autre étude de recherche montre que le modèle 4-p qui ignore les effets de la résistance shunt est inadéquat pour ajuster les données expérimentales I-V et P-V dans le fonctionnement de la source de courant. De plus, les modèles analytiques PV à quatre et cinq paramètres sont comparés [159], démontrant que le modèle simplifié à quatre paramètres ne reflète pas de manière satisfaisante l'effet de la température élevée sur le courant et conduit à une prédiction moins précise du courant que le modèle à cinq paramètres.

### III.5.2.3 Modèle à une diode prenant en compte $R_s$ et $R_p$ (modèle 5-p)

Pour améliorer la précision du modèle de simulation, une résistance parallèle est donc introduite dans le modèle à une diode. Il s'agit du modèle bien connu à cinq paramètres (5-p), illustré à la Figure III-15 et représenté par l'équation III-8

$$I = I_{ph} - I_D = I_{ph} - I_0 \left[ \exp\left(\frac{q(V + R_s I)}{nKT} - 1\right) - \frac{V + R_s I}{R_p} \right] \quad (\text{III.15})$$

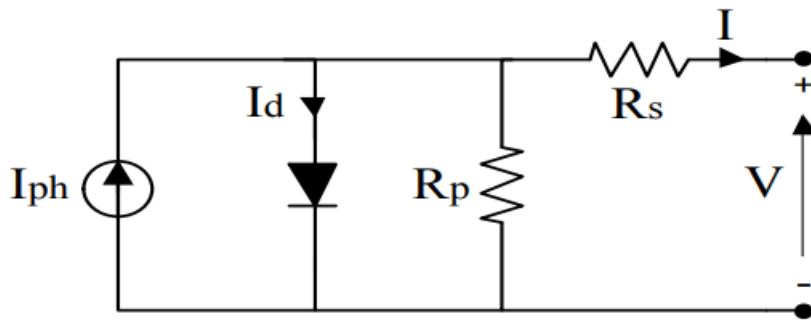


Figure III-15: Circuits électriques équivalents d'un modèle à une diode prenant en compte \$R\_s\$ et \$R\_p\$

Il est largement reconnu que la résistance série \$R\_s\$ et la résistance parallèle \$R\_p\$ peuvent affecter les caractéristiques I-V d'un appareil PV. En général, la résistance parallèle réduit le courant électrique disponible et la résistance série affecte la tension de sortie [160]. Le comportement dynamique d'un système photovoltaïque de 3,2 kWc a été évalué dans des conditions réelles à l'aide du modèle 5-p [161], et la sortie d'un module PV partiellement ombragé a également été modélisée sur la base du modèle 5-p [162]

La littérature révèle également que le modèle à une diode prenant en compte \$R\_s\$ et \$R\_p\$ est le plus couramment utilisé [163], car il peut être représenté par un modèle de simulation simple et précis, c'est pourquoi nous avons utilisé ce modèle pour modéliser le générateur PV sous logiciel LabVIEW par la suite de notre étude.

#### III.5.2.4 Modèle à deux diodes

Le modèle à une diode couramment utilisé peut atteindre une précision acceptable, mais la réalité est que le courant de saturation de la cellule PV est le résultat d'une superposition linéaire de diffusion de charge et de recombinaison dans la couche de charge d'espace. Cela

signifie que le courant de saturation est contribué par deux termes de Shockley, c'est-à-dire deux diodes. C'est pourquoi le modèle à deux diodes, également appelé modèle à double diode, a été proposé [164]. Le schéma de principe du circuit électrique équivalent est illustré à la Figure III-16 et le modèle mathématique est exprimé comme suit :

$$\begin{aligned}
 I &= I_{ph} - I_{D1} - I_{D2} - \left( \frac{V + IR_s}{R_p} \right) \\
 &= I_{ph} - I_{01} \left[ \exp\left( \frac{V + IR_s}{V_{T1}} \right) - 1 \right] - I_{02} \left[ \exp\left( \frac{V + IR_s}{V_{T2}} \right) - 1 \right] - \left( \frac{V + IR_s}{R_p} \right)
 \end{aligned}
 \tag{III.16}$$

Avec

$I_{D1}$  et  $I_{D2}$  sont les courants traversant les diodes correspondantes.

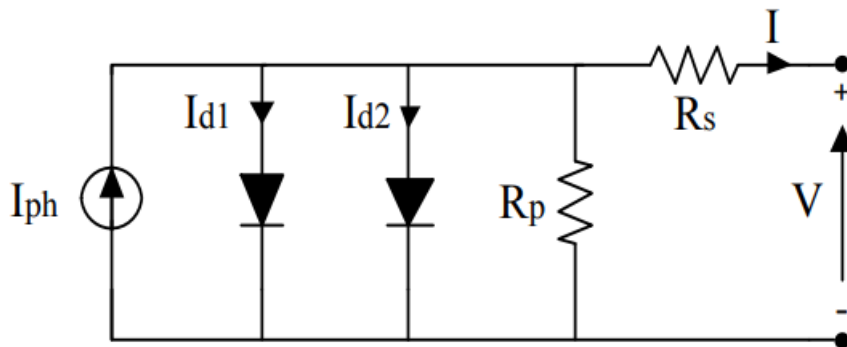


Figure III-16: Circuits électriques équivalents d'un modèle à deux diodes

Le modèle à deux diodes peut atteindre une plus grande précision, en particulier à faible niveau d'éclairage et dans des conditions d'ombrage partiel [165]. L'inclusion d'une diode supplémentaire augmente cependant le nombre de paramètres calculés. L'équation III-9 indique que ce modèle est assez complexe, étant une équation non linéaire et implicite avec deux termes exponentiels et jusqu'à sept paramètres inconnus., Le temps de calcul est donc relativement long ; de plus, d'autres nouveaux coefficients sont introduits dans les équations, augmentant encore la charge de calcul.

Le modèle à deux diodes offre une plus grande précision de modélisation des cellules PV, mais il n'a pas été sélectionné pour notre étude pour les deux raisons suivantes : La première est que la recombinaison induite par la deuxième diode domine à basse tension et à faible éclairement [166], conditions rarement sélectionnées pour les études de simulation, l'autre raison est que la détermination des paramètres serait très compliquée car une autre diode a été ajoutée.

Lors de la conception de notre système de gestion d'énergie, le modèle mathématique proposé par le Laboratoire national des énergies renouvelables (NREL) présenté dans l'équation III-10 est utilisé pour estimer la puissance de sortie  $P_{PV\_out}$  d'un générateur PV en fonction de l'irradiation solaire et de la température [167].

$$P_{PV\_out}(t, r) = P_{Pv} \times \frac{r}{r_{ref}} \times [1 + k_t(t_c - t_{ref})] \times f_{Pv} \quad (III.17)$$

Où

$P_{Pv}$  : la puissance nominale (kW) du champ PV ;

$r$  : rayonnement solaire (kW/m<sup>2</sup>) reçu par un plan incliné ;

$r_{ref}$  : rayonnement solaire dans les conditions de référence (STD), (1000 W/m<sup>2</sup>) ;

$k_t$  : coefficient de température et sa valeur égale à  $-3,7 \times 10^{-3}$  (1/°C) ;

$f_{Pv}$  : facteur de pertes dues à la poussière, à l'ombre et aux pertes par effet Joule ;

$t_{ref}$  : température dans les conditions STD (25°C) ;

$t_c$  : température de cellule (°C), exprimée par l'équation suivante [168]:

$$t_c = t_{em} + \left( \frac{NOCT - 20}{800} \right) \times r \quad (III.18)$$

Avec

$t_{em}$  : température ambiante (°C) ;

$NOCT$  : température nominale de fonctionnement du module PV (°C).

### **III.5.3 Modélisation du système de stockage batterie**

Le stockage d'énergie par batterie devient un élément important des systèmes électriques modernes. En tant que tel, son modèle d'exploitation doit être intégré dans les modèles de pointe de compensation du marché, d'exploitation du système et d'investissement [169].

De nombreuses parties prenantes de l'industrie, de l'élaboration des politiques et de la recherche sont intéressées par la simulation du fonctionnement du BESS. La batterie numérique et les modèles BESS sont des outils flexibles pour cela. Différents modèles pour diverses applications sont disponibles [170]. Les modèles électrochimiques traitent des réactions se produisant dans chaque cellule, pour modéliser précisément la nature de la batterie. Ils se caractérisent par une précision extrêmement élevée et un grand effort de calcul : ils conviennent à la conception de nouvelles chimies ou de nouveaux matériaux pour batteries. Un meilleur compromis entre précision et temps de calcul peut être offert par des modèles de circuits équivalents (ECM) [171]. Comme leur nom l'indique, ils représentent la batterie comme un circuit électrique comportant une source de tension ou un condensateur et une série d'impédances. Plus il y a d'impédances (généralement des résistances ou des parallèles RC), mieux les phénomènes se produisant dans une cellule pendant le fonctionnement peuvent être modélisés. Ce type de modèle est utilisé dans un domaine d'applications plus large, parmi lesquels il convient de mentionner les systèmes de gestion de batterie (BMS) qui garantissent la supervision et le contrôle du fonctionnement sûr du BESS [172].

Dans le cas où il n'est pas nécessaire de traiter des grandeurs électriques, des modèles empiriques peuvent être intéressants. Ils utilisent des données expérimentales passées pour estimer le comportement futur de BESS. Les fonctions polynomiales sont généralement utilisées comme modèles empiriques. Des modèles empiriques ont déjà montré une réduction de l'effort de calcul et une précision acceptable dans la prédiction du comportement de la batterie [173]. La littérature montre que les erreurs moyennes sur l'état de charge (SOC) sont estimées à environ 1 à 4 % pour les ECM et à 5 à 15 % pour les modèles empiriques [173, 174]. Étant donné que les modèles empiriques permettent un effort de calcul (et ensuite un temps de simulation) encore 20 à 50 fois inférieur.

Dans [175], une méthode d'évaluation des performances du BESS fournissant des services (et de l'adéquation du service pour le BESS) via l'estimation de la distribution de l'état de charge (SOC) et du niveau de puissance en fonctionnement est suggérée. Effectuer dans une zone de confort en termes de puissance et de SOC entraîne également une augmentation de l'espérance de vie de la batterie, néanmoins, le fonctionnement contraignant du BESS (par exemple, la diminution de la puissance de fonctionnement moyenne) pourrait être économiquement défavorable.

Puisque le SOC est un facteur très important dans la gestion de la charge et la décharge du BESS, nous avons utilisé un modèle à base de l'état de charge SOC dans notre étude. Le système de stockage d'énergie de la batterie est modélisé sur la base de la charge et de la décharge de son énergie stockée qui s'exprime par la différence entre l'énergie produite et la consommation de la charge. Lors de la charge du BESS en cas de phase de surplus d'énergie, l'état de charge (SOC) du BESS est calculé par l'équation suivante [176] :

$$SOC(t) = SOC(t-1) + \frac{[(E_{prod}(t) - E_{load}(t) / \eta_{inv}) \times \eta_{ch}] \times 100}{E_{BESS,max}} \quad (III.19)$$

Où :

$E_{load}$  : est la puissance de la charge (kW) ;

$E_{BESS,max}$  : est la puissance maximale du BESS ;

$\eta_{inv}$  : est le rendement d'onduleur et sa valeur égale à 95 % ;

$\eta_{ch}$  : est le rendement cyclique de charge de batterie qui égal à 90%.

Dans le cas de l'incapacité des générateurs distribués (PV, WT...) à couvrir la totalité de la demande de charge, l'énergie stockée dans les BESS contribuent à couvrir la pénurie d'énergie. Pendant la phase de décharge, le SOC de BESS peut être décrit comme suit [176, 177]:

$$SOC(t) = SOC(t-1) - \frac{[(E_{load}(t) / \eta_{inv} - E_{prod}(t)) / \eta_{dis}] \times 100}{E_{BESS,max}} \quad (III.20)$$

Avec

$\eta_{dis}$  : est le rendement de décharge.

La capacité totale de la batterie (Wh) nécessaire pour une application particulière peut être calculée selon l'équation suivante

$$C_{bat} = \frac{D_d \times E_L}{\eta_{bat} \times \eta_{inv} \times DOD \times V_s} \quad (III.21)$$

Où

$D_d$  : est le nombre de jours d'autonomie ;

$E_L$  : est la demande énergétique totale estimée ;

$\eta_{bat}$  : est le rendement de la batterie ;

$\eta_{inv}$  : est le rendement d'onduleur ;

$V$  : est la tension du système ;

$DOD$  : DOD (Depth of Discharge) est le taux de décharge de la batterie.

La durée de vie de la batterie est affectée par le nombre et la profondeur des cycles de charge et de décharge. Plus la batterie est chargée ou déchargée fréquemment, plus la profondeur de charge et de décharge est grande, plus la durée de vie de la batterie est courte. L'algorithme de comptage Rain-flow est utilisé pour enregistrer le nombre de cycles de charge et de décharge et le DOD correspondant de la batterie. Pour un lot uniforme de batteries, le fabricant de la batterie donne un ensemble de données de durée de vie, c'est-à-dire la relation entre les cycles jusqu'à la défaillance (CTF) et le DOD de la batterie à une certaine vitesse de décharge, comme indiqué sur la Fig.9, l'équation FCD est illustrée dans l'équation III-17. Après ajustement de la courbe, les coefficients de la formule (  $a$  et  $c$  ) peuvent être définis.

$$CTF = FCD(DOD) = a \times DOD^c \quad (III.22)$$

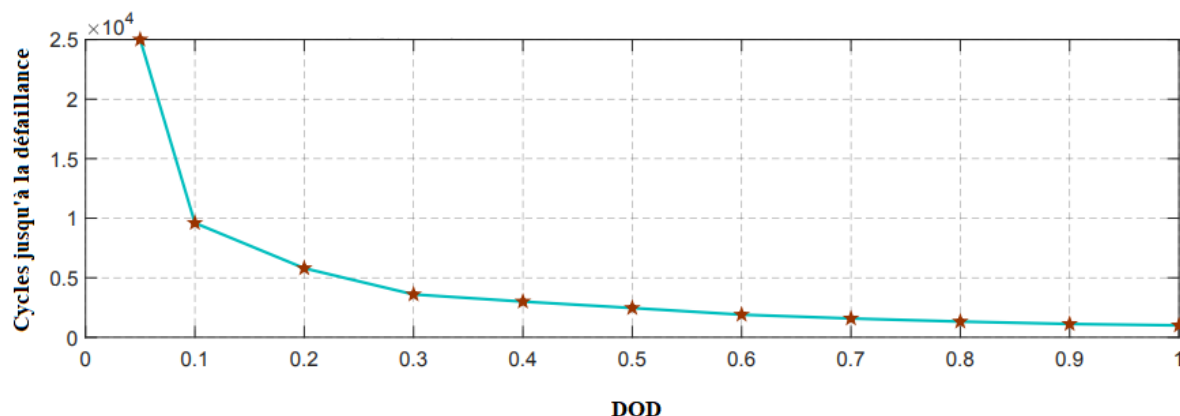


Figure III-17: Cycles jusqu'à la défaillance par rapport à la profondeur de décharge

La relation entre le facteur de vieillissement de la durée de vie de la batterie  $\eta$ , qui est affecté par le nombre de cycles de batterie et le DOD correspondant, peut être décrite comme suit :

$$\eta = \frac{1}{CTF} \quad (\text{III.23})$$

Selon les nombres de cycles globaux obtenus par l'algorithme de comptage Rain-flow et les données DOD correspondantes, le vieillissement total de la batterie peut être calculé par l'équation suivante :

$$D = \sum_{i=1}^n \eta_i \quad (\text{III.24})$$

La durée de vie des batteries peut être améliorée en limitant le DOD, de même le chargement des batteries avant qu'elle ne soit complètement déchargée contribue à prolonger la durée de vie des batteries, cela peut être obtenu en assurant une gestion d'énergie intelligente efficace comme nous avons effectué dans notre étude.

### III.5.4 Modélisation du convertisseur

De nos jours, un intérêt croissant a été consacré au développement de micro-réseaux pour améliorer l'efficacité et la fiabilité du système électrique [178]. Les onduleurs connectés au réseau sont des éléments essentiels pour convertir le courant continu généré dans les centrales de production distribuées en un courant alternatif de haute qualité et l'injecter dans le réseau de manière fiable [179]. Les normes applicables imposent des exigences en matière de qualité de l'alimentation et de fonction de support du réseau pour les convertisseurs qui

interfacent les ressources énergétiques de nature CC avec le réseau électrique CA. Comme nous avons indiqué dans le chapitre I, les micro-réseaux hybrides nécessitent un control avec une flexibilité étendue permettant l'intégration efficace des sources d'énergies hybrides (c'est-à-dire CC ou CA).

Comme le micro-réseau étudié est un micro-réseau connecté au réseau national, alimente un charge CA, nous avons associé toutes les énergies renouvelables et le système de stockage autour d'un bus CC avec un onduleur CC/AC, et de même nous avons associé le réseau national et le générateur diesel autour d'un bus CA, pour alimenter à la fois la charge alternative. Par ailleurs, la tension alternative de sortie du générateur éolien est reliée à un convertisseur AC/CC pour pouvoir l'injecter au Bus DC, le générateur PV est relié à un hacheur pour la commande MPPT (Maximum Power Point Tracking), dans le but d'injecter par la suite sa tension de sortie dans le Bus CC.

Après la détermination du couplage, le dimensionnement du l'onduleur est nécessaire. Du fait que l'onduleur doit répondre aux exigences de la charge, sa puissance nominale doit être dimensionnée avec une certaine marge de sécurité par rapport au pic maximale de la charge. Par conséquent, l'équation suivante est utilisée pour déterminer la puissance nominale de l'onduleur principal [180]:

$$P_{n_{inv}}(t) = P_{ch_{pic}}(t) / \eta_{inv} \quad (III.25)$$

Avec :

- $P_{ch_{pic}}$  est le pic de charge ;
- $\eta_{inv}$  est le rendement d'onduleur et sa valeur est calculé par l'équation suivante :

$$\eta_{inv} = \frac{P}{P + P_0 + kP^2} \quad (III.26)$$

Où :

- $P$  est la puissance de sortie devisée par la puissance nominale ( $P_{n_{inv}} / P_n$ ) ;
- $P_0$  et  $k$  sont les paramètres caractéristiques de chaque type d'onduleur.

### **III.5.5 Groupe électrogène**

Le groupe électrogène est modélisé comme un générateur de puissance consiste à produire une puissance active en fonction des capacités de production minimales et maximales que peut autoriser le groupe. Ces capacités de production dépendent des limites du générateur que nous avons indiqué dans le chapitre II. Puisque notre travail est d'optimiser un facteur économique qui est le coût d'exploitation quotidien du micro-réseau, nous avons utilisé la courbe de coût du combustible afin de relever les coefficients du coût du générateur diesel qui nous a permis de calculer les coûts d'opération du générateur diesel comme nous avons expliqué dans chapitre II. Les émissions de polluants ne sont pas modélisées car l'indicateur environnemental choisi dans l'optimisation a été le taux d'intégration d'énergie renouvelable.

### **III.6 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons fait une description du processus de l'étude et des micro-réseaux étudiés, ensuite nous avons élaboré une analyse des données météorologiques que nous avons utilisé pour estimer le potentiel des énergies renouvelables intégrées dans le micro-réseau. Nous avons aussi décrit les formules mathématiques nécessaires pour la modélisation des différents composants du micro-réseaux électrique, d'après notre évaluation nous avons finalement opté pour le modèle basé sur la courbe d'ajustement afin de simuler le système éolien et le modèle proposé par le Laboratoire national des énergies renouvelables pour estimer la puissance de sortie du module photovoltaïque, qui dépend de son efficacité, de sa surface et de l'intensité du rayonnement solaire. Ces considérations seront mises en application dans les études développées dans le chapitre IV.

# **Chapitre IV Méthodologie et validation du système de gestion d'énergie proposé**

## **IV.1 Introduction**

Les sources d'énergie renouvelables sont perçues comme le meilleur moyen de réduire avec succès les émissions de gaz à effet de serre (GES) du secteur de l'électricité [181]. Par la suite, le monde assiste à une transition vers un avenir énergétique durable, qui conduit à la prospérité économique et à la limitation des GES [182]. Outre les avantages environnementaux et l'abondance de la disponibilité des énergies renouvelables, leur intermittence est un inconvénient majeur qui empêche l'utilisation optimale de ces énergies. L'utilisation d'un système de micro-réseaux est l'une des meilleures solutions à ce problème puisque l'intégration d'un certain nombre de ressources pourrait partiellement atténuer la variabilité des énergies renouvelables. De plus, le flux de puissance doit être optimisé afin d'assurer le fonctionnement optimal du système [183]. Il est donc nécessaire de concevoir un système de gestion d'énergie intelligent pour maintenir l'équilibre entre la production et la consommation à chaque instant. De plus, le SGE doit garantir la continuité de l'alimentation électrique tout en minimisant les coûts d'exploitation et le pouvoir d'achat auprès du réseau électrique national [19]. Dans ce chapitre, nous présentons notre système de gestion d'énergie du micro-réseau qui a été développé et amélioré en menant trois études différentes.

Tout d'abord, une optimisation du fonctionnement d'un micro-réseau hypothétique sera présenté à l'aide de l'algorithme des prédateurs marins après avoir estimé les énergies renouvelables un jour l'avance. Ainsi, l'impact de la prévision par différents algorithmes d'apprentissage profond sur l'optimisation du coût d'exploitation quotidien du micro-réseau au temps réel sera étudié. La troisième étude sera dédiée à concevoir un système de gestion d'énergie dynamique qui assure une simultanéité entre la prévision et l'optimisation de la répartition d'énergie.

Enfin, le système de gestion de l'énergie des micro-réseaux sera modélisé à l'aide de NI LabVIEW qui comprend des schémas fonctionnels contenant le code SGE pour modéliser les différents systèmes énergétiques ainsi que les modules de prévision et d'optimisation de la répartition du flux d'énergie.

## **IV.2 Optimisation du fonctionnement d'un micro-réseau hypothétique à l'aide de l'MPA et MLPNN**

L'Algérie est un grand pays qui se caractérise par une topologie géographique et des conditions climatiques différentes. Il dispose d'un potentiel d'énergie renouvelable abondant

spécialement en termes de rayonnement solaire et du potentiel éolien [132, 184]. Par conséquent, la mise en place de systèmes micro-réseaux pour répondre à la demande d'électricité au moindre coût est une option intéressante, qui contribue à réduire la dépendance du secteur de l'électricité à l'égard des centrales électriques conventionnelles [24, 185].

Notre 1<sup>er</sup> travail est une étude hypothétique réalisée sur un centre commercial avec une charge typique en Algérie alimentée par le réseau électrique principal et un générateur diesel de secours comme il est montré dans la figure IV-1. Dans cette étude, nous avons proposé d'intégrer un système micro-réseau pour couvrir partiellement la demande du centre commercial.

La principale contribution de cette étude est de proposer une stratégie de gestion d'énergie intelligente basée à la fois sur des algorithmes d'apprentissage profond et d'intelligence artificielle. La méthode proposée offre une distribution d'énergie du micro-réseau rentable, tout en maintenant la continuité de l'alimentation électrique. Dans ce contexte, nous avons exploré trois scénarios différents où nous avons intégré les énergies renouvelables comme générateurs distribués pour couvrir la demande électrique du centre commercial.

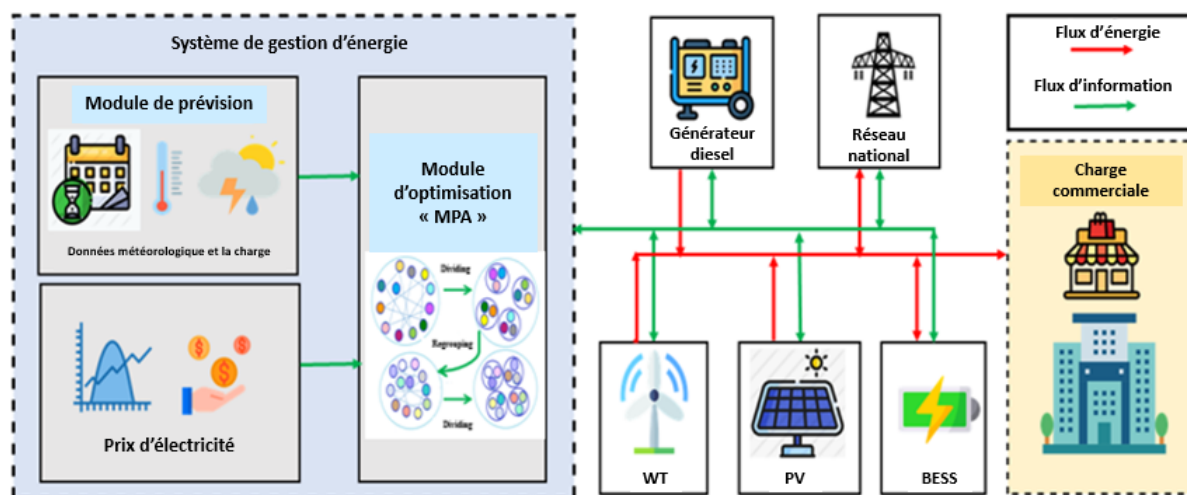


Figure IV-1: Architecture du système micro-réseau proposé

#### IV.2.1 Stratégie de la gestion d'énergie du micro-réseaux proposée

Étant donné que le micro-réseau est connecté au réseau principal, il est possible de vendre et d'acheter de l'électricité à partir de celui-ci, sachant que le prix de l'électricité varie selon la figure II-9 (Chapitre II). Par ailleurs, l'énergie photovoltaïque et éolienne sont intermittentes et dépendent des conditions météorologiques, pour prédire la puissance de sortie

de ces systèmes, MLPNN est formé sur la base de données météorologiques historiques. La sortie de cet algorithme est transmise au modèle de simulation du système PV et WT, où les puissances de sortie sont estimées.

Il est difficile de prendre la décision optimale au bon moment, pour acheter ou vendre de l'électricité au réseau national, décharger ou charger le système de stockage (les batteries dans notre étude). Par conséquent, MPA est proposé pour optimiser le fonctionnement du système micro-réseau en répartissant la puissance disponible et en réduisant ainsi les coûts d'exploitation quotidiens.

#### **IV.2.2 Données historiques et architectures de MLPNN**

Afin de prévoir les données météorologiques dans cette étude, nous avons appliqué un modèle du réseau de neurones perceptron multicouche entraîné par l'algorithme de rétropropagation (MLPNN\_Bp) [186].

Les données historiques de la température et de la vitesse du vent sont obtenues à partir de MERRA [138], pour la série chronologique d'irradiation solaire, les données historiques sont collectées auprès du CAMS [141] avec un pas de temps de 15 min ( $T_{per} = \frac{1}{4}$ ). Après avoir traité les données météorologiques, les données du 02 mars 2013 au 03 mars 2016 (3 ans) sont introduites dans le MLPNN\_Bp qui est caractérisé par 4 couches cachées, chacune contenant 10 neurones. Le MLPNN\_Bp conçu nécessite 35 040 entrées afin de prévoir les 96 sorties suivantes (une journée). Selon notre étude, pour avoir une prévision des données météorologiques du 04 avril 2020, les données du 03 avril 2017 au 03 avril 2020 sont considérées comme des entrées. Le tableau IV-1 montre les données météorologiques historiques utilisées dans cette étude, y compris la taille des données d'entrée et de sortie, données d'entraînement et du teste.

Tableau IV-1:Modèle de prévision des données météorologiques en séries chronologiques pour la 1ère étude

Caractéristiques d'entrée	Modèle de prévision	Taille des données d'entrée	Données du traitement	Données du test	Taille des données de sortie
Irradiance	MLPNN	3 années	Du 02 Mars 2013	Du 03 Avril 2017	24 heures d'avance
Température			au 03 Mars 2016	au 03 Avril 2020	
Vitesse du vent					

Afin d'entraîner le réseau, 60 % des échantillons sont affectés aléatoirement à l'ensemble d'apprentissage, tandis que les 40 % restants sont répartis équitablement entre l'ensemble de validation et du test. L'architecture de MLPNN entraîné par l'algorithme de rétropropagation est présentée dans le tableau IV-2.

Tableau IV-2: Architecture de MLPNN entraîné par l'algorithme de rétropropagation

Modèle	Optimiseur	Fonction d'activation	Alpha $\alpha$	Epsilon $\epsilon$
MLPNN	Adam	ReLU	0.001	0.0000001

Où

$\alpha$  : est taux d'apprentissage, la proportion de mises à jour des poids ;

$\epsilon$  : est un très petit nombre pour éviter toute division par zéro dans l'implémentation du modèle ;

ReLU : est les unités linéaires rectifiées.

### **IV.2.3 Limites des puissances et paramètre d'optimisation de la répartition d'énergie du 1<sup>er</sup> micro-réseau étudié**

Le 1<sup>er</sup> micro-réseau (Site commercial) analysé est connecté au réseau électrique national et il est composés d'un système PV, d'un système WT, d'un système de stockage d'énergie par

batterie (BESS) et du générateur diesel, dont les limites des puissances générées sont indiquées dans le tableau IV-3.

Tableau IV-3: Limites des générateurs distribués et BESS

Type	Puissance minimale (kW)	Puissance maximale (kW)
PV	0	150
WT	0	80
Diesel gen	0	200
Réseau national	-50	150
BESS	18	90

Les limites de la capacité de charge et de décharge du BESS du 1<sup>er</sup> micro-réseau étudié sont présentées dans Tableau IV-4 :

Tableau IV-4: Taux de charge et de décharge du BESS

Modes de fonctionnement	Puissance minimale (kW)	Puissance maximale (kW)
Charge	0	-10
Décharge	0	10

La meilleure planification de puissance dans un ensemble de solutions possibles de la fonction objectif est donnée dans l'équation (II.24) (Chapitre II), dans laquelle la solution la plus adaptée doit être trouvée à l'aide d'une méthode d'optimisation. Par conséquent, la répartition économique du flux d'énergie des deux micro-réseaux étudiés est assurée à l'aide d'algorithme de prédateur marine MPA, dans lequel l'énergie importée du réseau national est réduite tout en maximisant l'utilisation des énergies renouvelables. Les paramètres de l'algorithme MPA utilisé dans nos trois études sont identifiés dans le tableau IV-5

Tableau IV-5: paramètres de l'algorithme MPA

Algorithme	Agents de recherche	Itération
MPA	500	1000

L'organigramme présenté à la figure IV-2 résume les principales étapes de la stratégie de gestion de l'énergie du micro-réseau proposée en utilisant MLPNN et MPA.

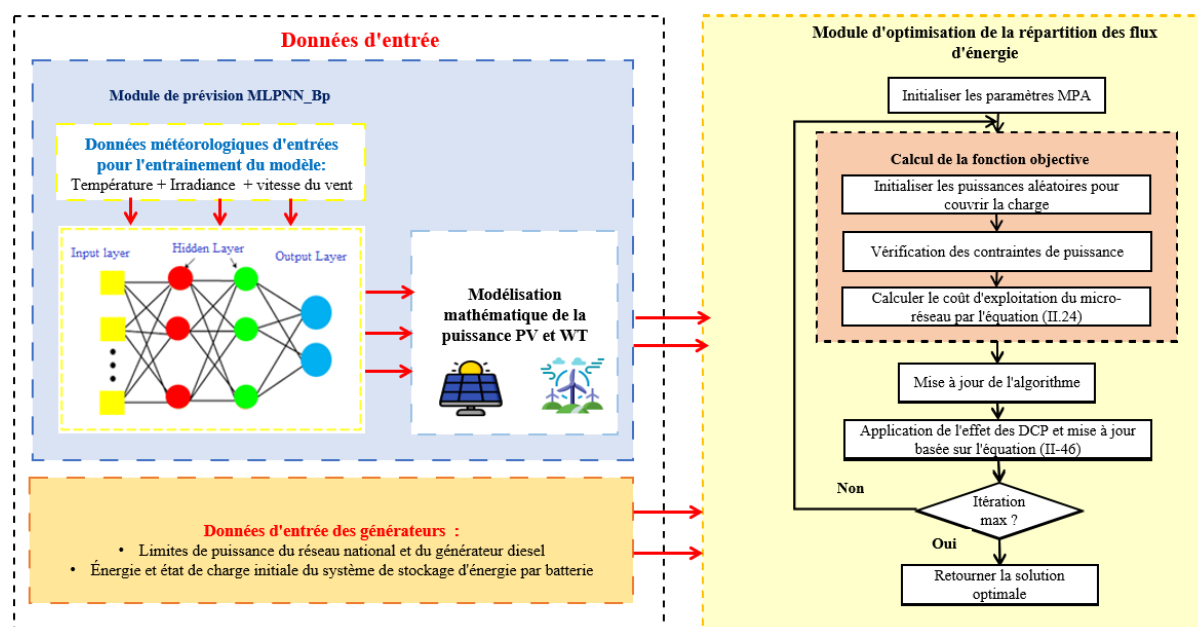
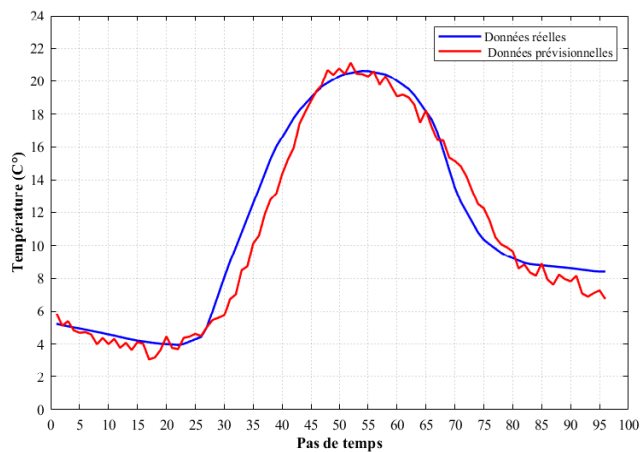


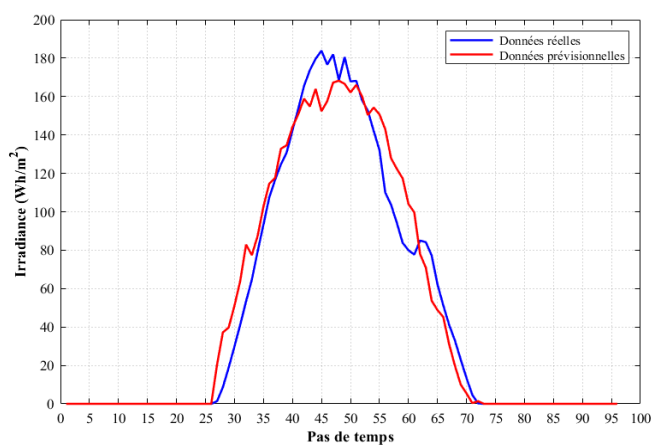
Figure IV-2: Organigramme de la stratégie de gestion de l'énergie du micro-réseau à l'aide de MPA

#### IV.2.4 Résultats et discussions

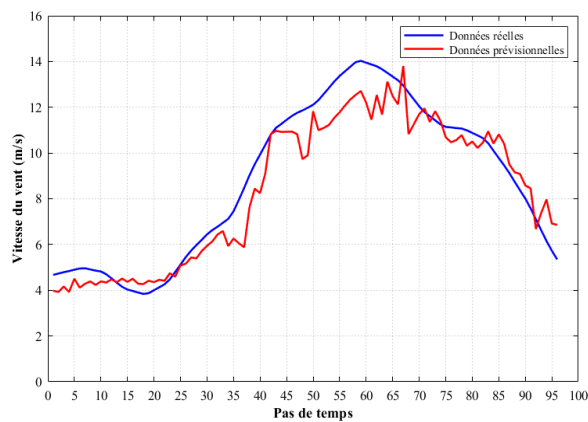
Avant de procéder à l'optimisation des coûts d'exploitation, la prévision de la température, d'irradiance solaire et de la vitesse du vent est effectuée à l'aide de l'algorithme MLPNN\_Bp. Les résultats de l'erreur quadratique moyennent (RMSE), du coefficient de régression (Roh) et de l'erreur absolue moyennent en pourcentage (MAPE) sont répertoriés dans Tableau IV-6. On peut observer que le MLPNN\_Bp a une RMSE acceptable, ce qui assure une bonne prévision de la température, de l'irradiance solaire et de la vitesse du vent. Par la suite, il sera possible d'avoir une estimation approximative des puissances de sortie des système PV et WT. Figure IV-3 présente une comparaison entre les données météorologiques réelles et les valeurs prévues.



(a)



(b)



(c)

Figure IV-3: Valeurs réelles et prévues : (a) irradiance solaire. (b) température. (c) la vitesse du vent

Auparavant, le réseau national couvrait la charge du centre commercial, où son coût d'exploitation quotidien était d'environ 32296.35 DA (229.051 \$). Dans ce travail, nous proposons l'intégration du système micro-réseau pour couvrir la demande de cette charge comme il est montré dans la figure IV-1. Trois scénarios sont réalisés dans lesquels différentes sources d'énergie renouvelables seront intégrées afin de montrer l'effet d'intégration de ces dernières sur le coût d'exploitation quotidien du réseau étudié. De plus, un module d'optimisation basé sur MPA est appliqué pour assurer une répartition économique du flux d'énergie du micro-réseau.

Tableau IV-6: Erreurs statistiques pour les données météorologiques

Données météorologiques	RMSE	Roh	MAPE
Température	1.45	0.979	0.105
Irradiance	25.00	0.914	0.323
Vitesse du vent	0.73	0.953	0.049

**Scénario 1 : Système de stockage d'énergie batterie, système PV, générateur diesel et réseau national (uniquement la possibilité d'achat de l'électricité à partir du réseau national)**

Les résultats de la répartition économique d'énergie pour le premier scénario sont présentés dans la Figure IV-4. Nous constatons que l'énergie PV est entièrement utilisée tant qu'elle est disponible. La puissance PV excédentaire est stockée dans le BESS après avoir satisfait la demande d'électricité. Afin de minimiser la consommation d'électricité du réseau principal, le générateur diesel participe à couvrir la demande d'électricité pendant les heures de pointe lorsque le prix de l'électricité est élevé.

Le BESS est chargé à partir du réseau national durant les périodes de faible charge qui se caractérisent par le prix d'achat de l'électricité le plus bas, pour qu'il puisse contribuer à couvrir la demande de charge durant les heures de moyenne charge. Cependant le BESS n'a pas pu participer à couvrir la charge pendant les heures de pointe car il a déjà atteint sa limite de puissance inférieure comme la figure IV-5 montre.

Le coût de fonctionnement quotidien du micro-réseau à travers ce scénario est de 21079.50 DA (150 \$). On note une nette diminution de 34,51% par rapport à celle calculée avant l'intégration du système PV (Figure IV-12). Ce résultat confirme la contribution attendue de l'énergie PV et du BESS à la réduction des coûts d'exploitation du micro-réseau.

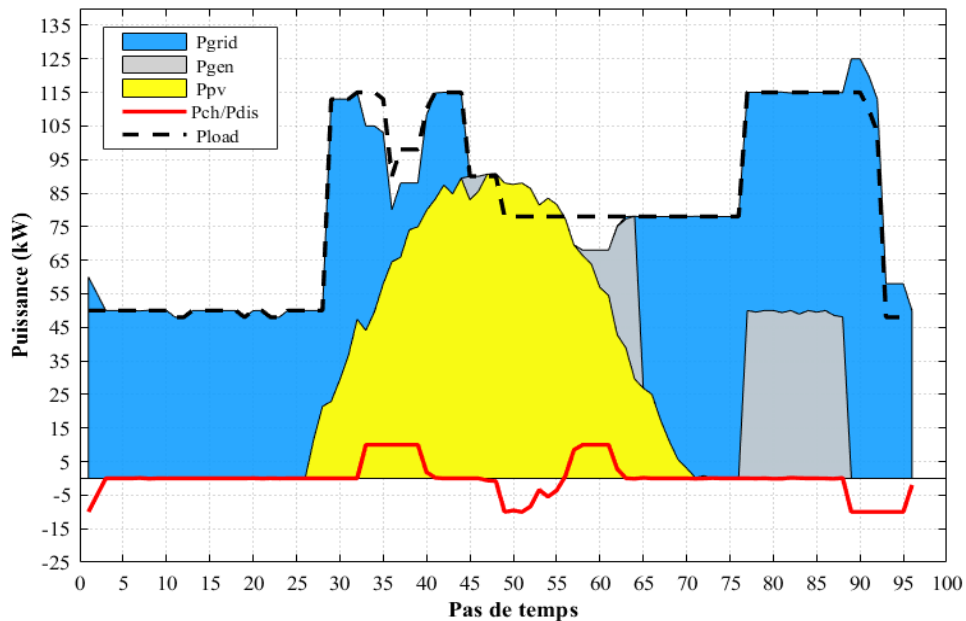


Figure IV-4: Répartition économique des puissances du micro-réseau basée sur l'MPA pour scénario 1

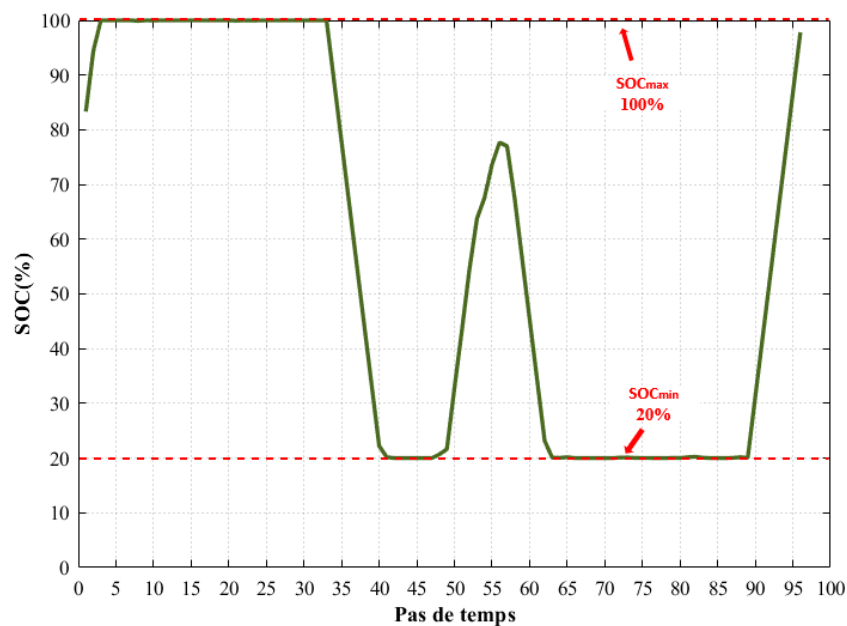


Figure IV-5: État de charge du BESS pour le scénario 1

**Scénario 2 : Système PV, système WT, système de stockage d'énergie par batterie, générateur diesel et réseau électrique national (uniquement la possibilité d'achat de l'électricité à partir du réseau national)**

Dans le deuxième scénario, un système éolien a été ajouté au micro-réseau précédent. Le coût d'exploitation journalier est encore diminué à 17990.65 DA (128,02 \$). Cela implique une réduction totale de 44,11% par rapport au coût avant l'intégration des énergies renouvelables et le BESS comme la figure IV-12 montre.

Dans ce scénario, il est certain que l'intégration d'une production éolienne supplémentaire contribue à la minimisation des coûts d'exploitation par rapport au scénario 1. Les énergies renouvelables couvrent la majorité de la demande de charge comme l'illustre Figure IV-11.

Figure IV-6 représente les résultats de la répartition économique des flux d'énergie du micro-réseau étudié par MPA pour le second scénario. D'après Figure IV-6, pendant la période 1 à 3, le BESS a été chargé à partir du réseau électrique national, cela peut s'expliquer par le faible prix de l'électricité durant ces périodes et le SOC de la batterie qui n'était pas encore à son niveau maximum autorisé. Le surplus d'énergie éolienne produite sert à recharger les batteries tant qu'elles n'atteignent pas le niveau de charge maximal. À son tour, le BESS participe à couvrir la charge pendant les heures de pointe de la journée afin de minimiser le pouvoir d'achat à partir du réseau national.

La disponibilité de l'énergie éolienne tout au long de la journée a conduit à une réduction significative de l'utilisation d'énergie électrique du réseau électrique national. De plus, le générateur diesel contribue à couvrir la demande d'électricité durant la nuit lorsque le prix d'achat au réseau national est élevé. De plus, le BESS se décharge durant ces heures de pointe jusqu'à ce qu'il atteigne sa puissance minimale (Figure IV-7).

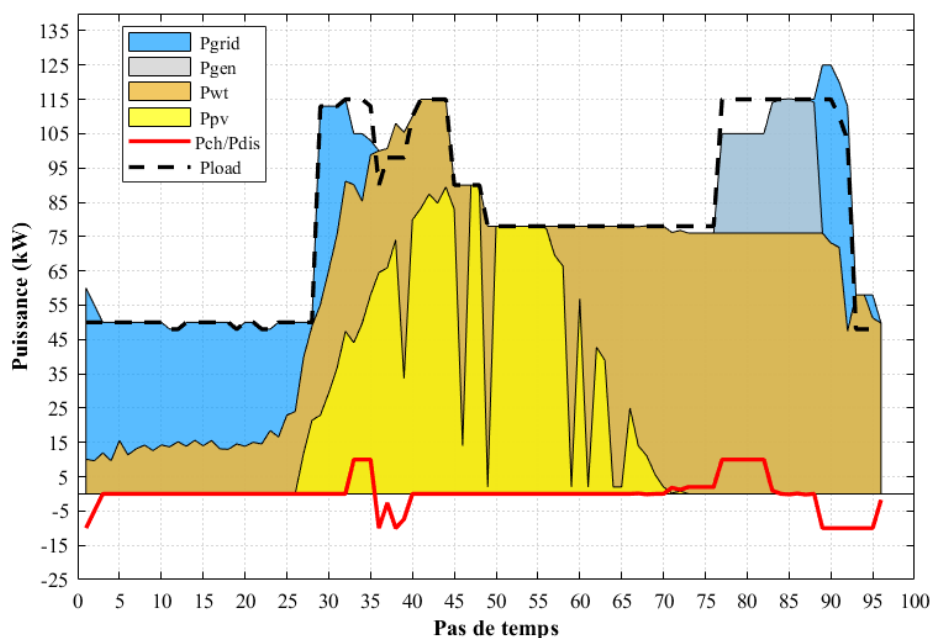


Figure IV-6: Répartition économique des puissances du micro-réseau (kW) basée sur l'MPA pour scénario 2

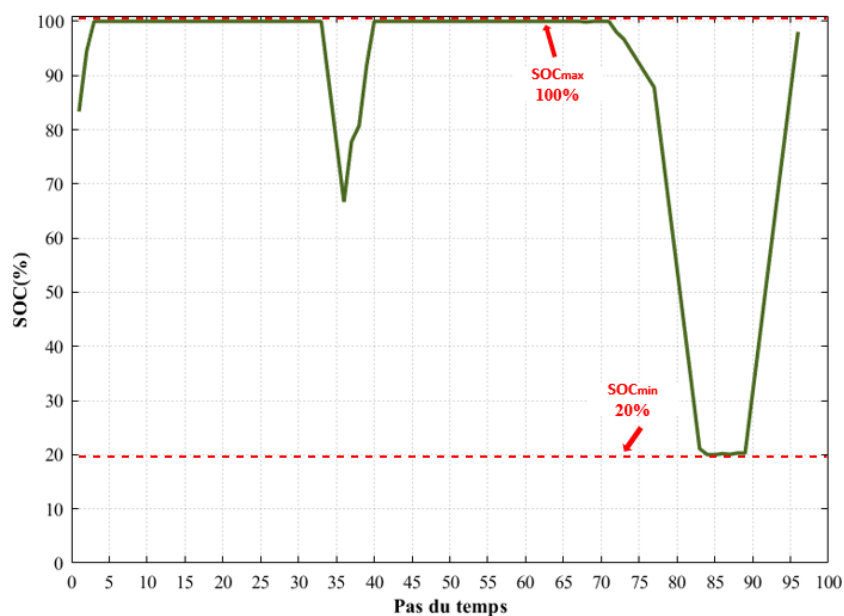


Figure IV-7: État de charge du BESS pour le scénario 2

### **Scénario 3 : Système PV, système WT, système de stockage d'énergie par batterie, générateur diesel et réseau électrique national (achat et vente d'énergie)**

Dans le dernier scénario, il est possible de vendre le surplus de production d'énergie des deux sources combinées (photovoltaïque et éolienne) au réseau national. Pour ce scénario, les résultats de la répartition économique du flux d'énergie entre tous les générateurs du micro-

réseau sont présentés à la Figure IV-8. La majorité de la charge a été couverte par l'énergie photovoltaïque et éolienne, comme il est montré dans la Figure IV-11.

Le coût d'exploitation quotidien total du micro-réseau est de 16308.51 DA (116,05 \$), ce qui implique une réduction de 49,33 % (Figure IV-12) par rapport à celui du centre commercial avant sa transformation en micro-réseau, qui se caractérise par l'intégration des énergies renouvelables et la possibilité d'acheter et de vendre de l'énergie supplémentaire au réseau électrique national.

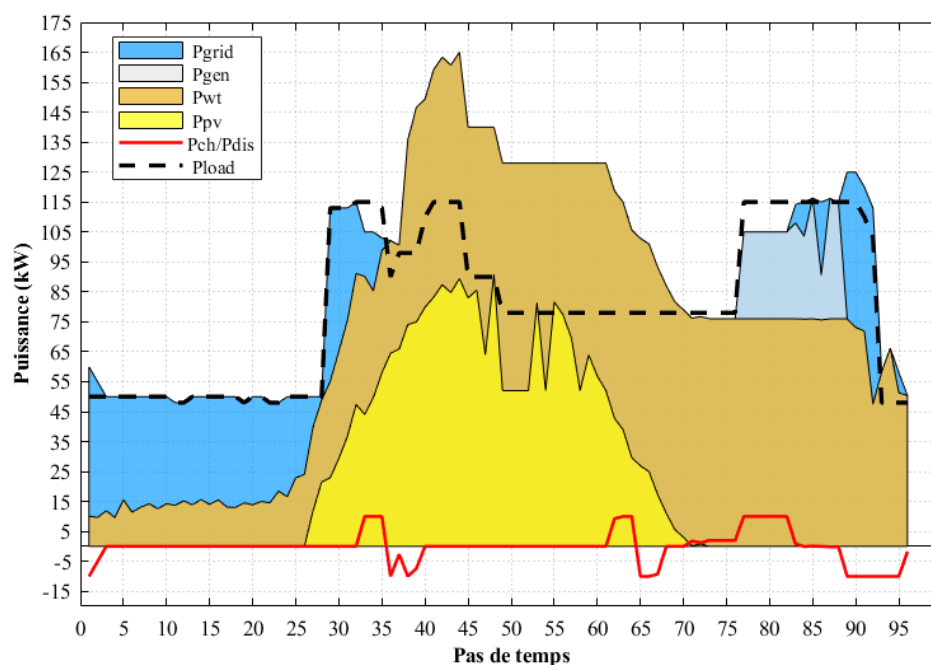


Figure IV-8: Répartition économique des puissances du micro-réseau (kW) basée sur l'MPA pour scénario 3

Figure IV-9 illustre l'électricité achetée/vendue depuis/vers le réseau national. L'énergie éolienne excédentaire est vendue au réseau principal, ce qui coïncide avec le prix de vente élevé de l'électricité (heures de pointe). Par conséquent, le coût du fonctionnement quotidien du micro-réseau est remarquablement réduit.

De la période 85 à 93 (Figure IV-8), le système a acheté l'énergie du réseau national même pendant les heures de pointe de la nuit car les générateurs renouvelables ne sont pas disponibles. Le système de stockage d'énergie par batterie a atteint son niveau d'énergie maximum de 105 kWh pendant la première période de simulation. Il est clair que l'algorithme MPA a permis de charger et décharger le BESS de manière économique tout en respectant les

contraintes des batteries. De plus, la charge et la décharge du BESS ne dépassent pas les limites indiquées dans Tableau IV-4.

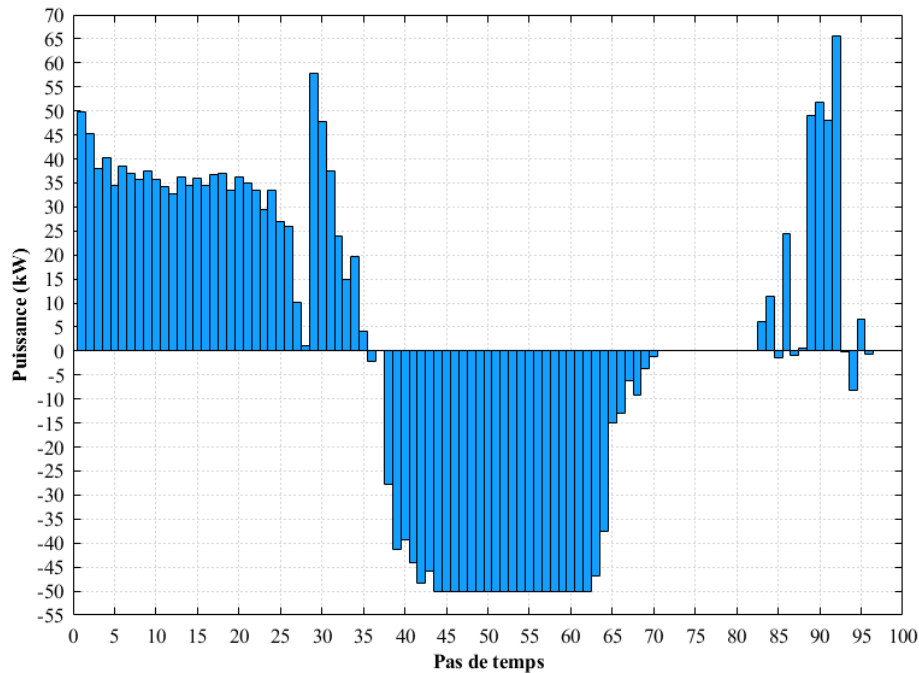


Figure IV-9: Vente et achat d'électricité à partir du réseau national pour le scénario 3

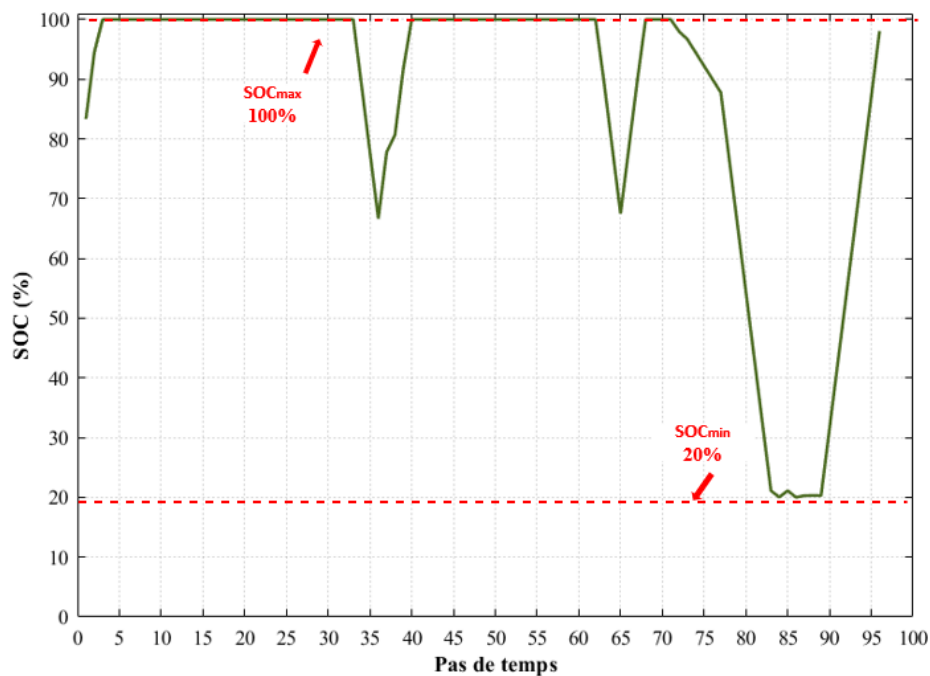


Figure IV-10: État de charge du BESS pour le scénario 3

Le BESS est chargée par l'énergie éolienne supplémentaire produite, aussi il se charge à partir du réseau électrique national pendant la nuit (heures de faible charge). Le BESS se

charge jusqu'à ce qu'il atteigne son énergie maximale, la décharge est limitée par son SOC minimale (Figure IV-10).

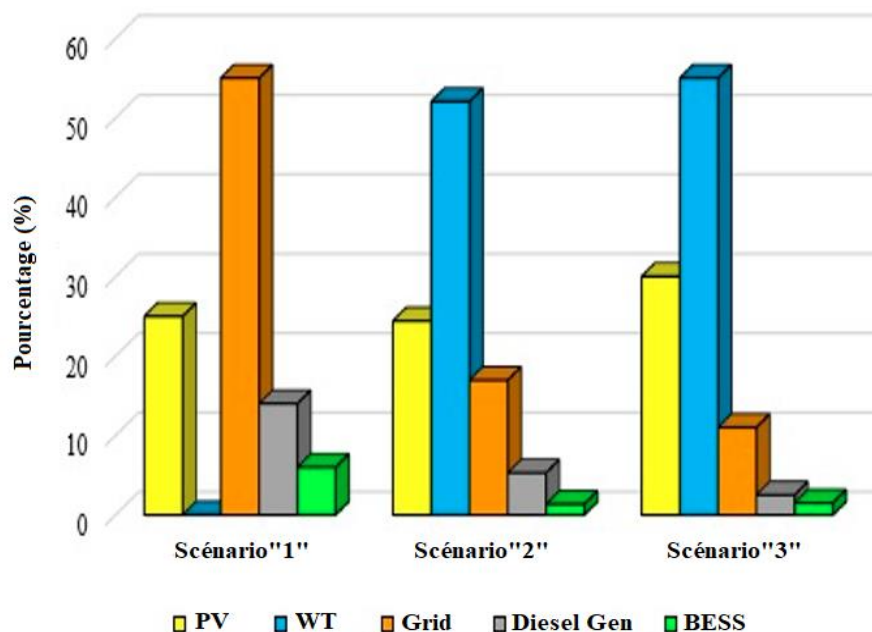


Figure IV-11:Part des sources quotidiennes couvrant la demande de charge

Figure IV-11 illustre la part de chaque système dans la couverture de la demande en électricité du centre commercial. Dans le premier scénario, le réseau électrique assure plus de 50 % de la charge. Après intégration du système éolien, la part du réseau électrique est réduite à 15 %, et donc les coûts d'exploitation inférieurs. Dans le deuxième scénario, la part de l'énergie éolienne est de 51 % de la demande d'électricité en raison de la disponibilité du vent dans cette zone. Dans le dernier scénario, les générateurs renouvelables (PV-WT) couvrent plus de 80 % de la demande d'électricité, tandis qu'une moindre contribution du BESS est observée puisque l'excédent d'énergie électrique a été vendu au réseau national.

En résumé, Figure IV-12 décrit le coût d'exploitation des configurations de micro-réseaux étudiées. Dans le premier scénario, nous optimisons la répartition économique d'énergie du micro-réseau avec un système PV. Deuxièmement, une éolienne a été intégrée au système de micro-réseaux. Le dernier scénario se distingue par la possibilité de vendre l'énergie excédentaire du PV et de l'éolien au réseau électrique national. Par conséquent, le coût d'exploitation quotidien est réduit jusqu'à 49,33 %. La contribution de l'énergie photovoltaïque

et éolienne joue un rôle important dans la réduction des coûts d'exploitation quotidien du micro-réseau électrique, comme il est indiqué dans Figure IV-12.

#### IV.2.5 Performances de l'MPA

Cette section analyse et compare à la fois les performances de l'MPA par rapport aux méta-heuristiques les plus utilisées : algorithme de recherche gravitationnel (GSA), algorithme génétique (GA), optimisation de l'essaim de particules (PSO). L'étude analytique montre que l'algorithme des prédateurs marins converge rapidement vers le minimum coût d'exploitation quotidien du micro-réseau par rapport aux autres méthodes.

Comme la Figure IV-13 et le Tableau IV-7 montrent, il existe une légère différence dans le coût d'exploitation journalier obtenu par les quatre algorithmes méta-heuristiques. Outre sa capacité à obtenir un coût d'exploitation relativement inférieur, MPA a une convergence rapide vers la solution la plus adaptée dans les premières itérations (Figure IV-13).

Tableau IV-7: Coût d'exploitation quotidien du micro-réseau obtenu par différents algorithmes méta-heuristiques

	MPA	PSO	GA	GSA
<b>Coût d'exploitation quotidien (\$)</b>	<b>Scénario "1"</b>			
	150	150.44	150.79	129.25
	<b>Scénario "2"</b>			
	128.02	128.56	128.84	129.31
	<b>Scénario "3"</b>			
	116.05	116.6	116.87	117.23

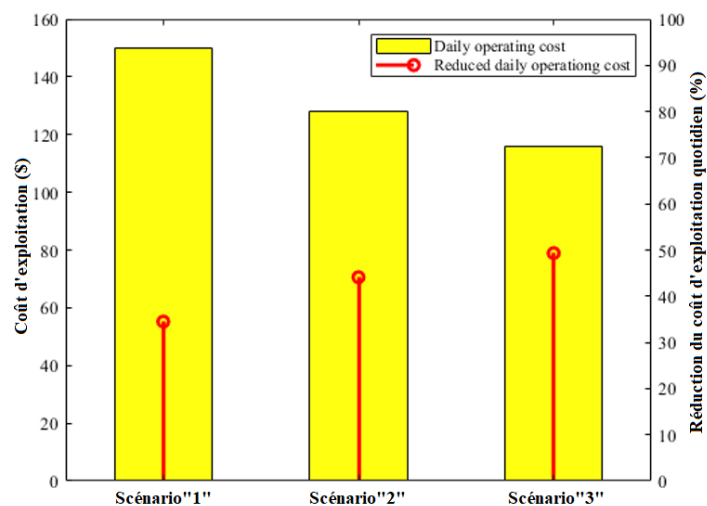


Figure IV-12: Coût d'exploitation journalier du micro-réseau et sa réduction pour chaque

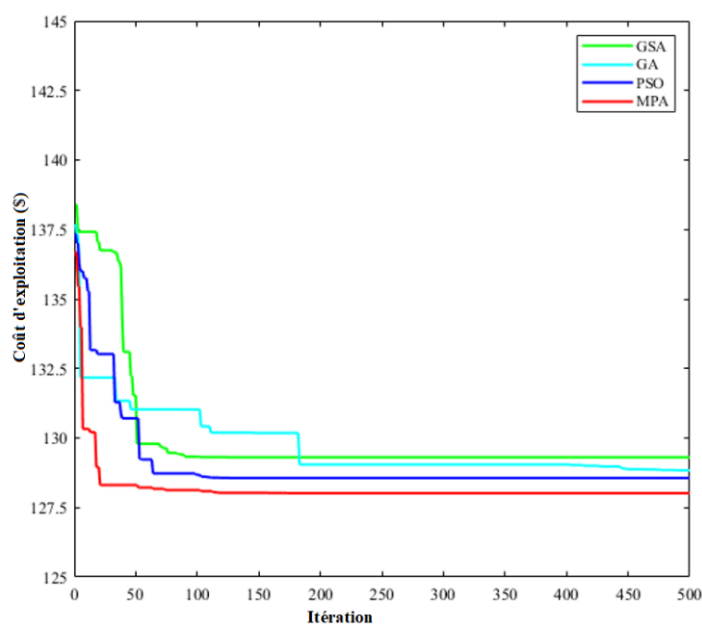


Figure IV-13: Les courbes de convergence de MPA, PSO, GA et GSA

### **IV.3 La gestion du flux d'énergie au temps réel avec la compensation de l'erreur de prévision**

Comme étude précédente, l'optimisation d'énergie du micro-réseau est faite un jour à l'avance sur la base des énergies prévues qui se caractérisent certainement par une erreur de prévision. il est essentiel d'améliorer notre prévision afin d'assurer la répartition optimale d'énergie au temps réel, c'est ce que nous abordons dans notre 2<sup>ème</sup> étude.

#### **IV.3.1 Données historiques et architectures des modèles de prévision les plus récemment utilisés**

L'optimisation de la répartition d'énergie du micro-réseau est effectuée un jour à l'avance, il est donc nécessaire de prévoir la puissance de charge et la puissance de sortie des systèmes PV et WT qui permettront une planification efficace et un fonctionnement économique du système micro-réseau. Les valeurs historiques des données météorologiques (irradiance solaire, température et vitesse du vent) sont utilisées dans la modélisation mathématique des systèmes PV et WT dans le but de construire une base de données historiques de ces énergies renouvelables pour pouvoir l'utiliser dans l'algorithme de prévision. Dans le but de construire un module de prévision efficace dans notre système de gestion d'énergie, une étude comparative a été réalisée entre un réseau de neurones de mémoire long-court terme (LSTM) et d'unité de porte récurrente (GRU), un réseau de neurones convolutifs (CNN), un réseau de neurones convolutifs combinés à un réseau de mémoire long-court terme (CNN-LSTM) et un réseau de neurones convolutifs combinés à un réseau d'unité de porte récurrente (CNN-GRU).

Pour illustrer la procédure de conception des modèles de prévision, le tableau IV-8 détaille les données historiques utilisées dans les phases d'entraînement, de validation et de test avec des données allant du 20 Mars 2018 au 21 Mars 2021. Ainsi, chaque modèle est construit avec un grand ensemble d'apprentissage relativement (26280 entrées) espacés temporellement à des intervalles d'une heure avec les 10 % de toutes les données d'entraînement utilisées à des fins de validation du modèle. Tous les modèles de prévisions sont testés pour un horizon de prévision d'un jour (le 21 Mars 2020).

Tableau IV-8 : Ségrégation des données pour la conception de modèles prédictifs

Horizon de prévision	Entraînement			Validation		Teste	
	Période	Intervalle	Points de données	Intervalle	Pourcentage de données d'entraînement	Période	Points de données
Un jour	Du 20 Mars 2018 au 20 Mars 2021	1 heure	26280	1 heure	10 %	21 Mars 2021	24

Les hyperparamètres pour tous les modèles respectifs sont sélectionnés sur la base d'une procédure de recherche de grille (grid search), ils sont indiqués dans le tableau IV-9.

Tableau IV-9: Architectures des modèles prédictifs : CNN-LSTM , CNN-GRU ,CNN, LSTM et GRU

Modèle	Couche 1	Couche 2	Couche 3	Fonction d'activation pour les 3 couches	Taux d'abandon	Itération
<b>LSTM</b>	50	40	40	ReLU	0.1	1200
<b>GRU</b>	60	30	20	ReLU	0.1	1000
	Couche convolutive 1	Couche convolutive 2	Couche convolutive 3	Fonction d'activation	Taille du regroupement	Itération
<b>CNN</b>	80	30	40	ReLU	2	1500
<b>CNN-LSTM</b>	90	20	50	ReLU	2	
	Couche LSTM	Fonction d'activation	Taux d'abandon	Itération		
	120	ReLU	0.1	500		
	Couche convolutive 1	Couche convolutive 2	Couche convolutive 3	Fonction d'activation	Taille du regroupement	
<b>CNN-GRU</b>	80	30	50	ReLU	2	
	Couche GRU	Fonction d'activation	Taux d'abandon	Itération		
	90	ReLU	0.1	500		

### IV.3.2 Limites des puissances et paramètre d'optimisation de la répartition d'énergie du 2<sup>ème</sup> micro-réseau étudié

Le deuxième système micro-réseau analysé dans la 2<sup>ème</sup> étude est installé dans un site industriel, il est connecté au réseau électrique national et composé du système PV, du WT et du BESS dont les limites des puissances générées sont indiquées dans le tableau IV-10.

Tableau IV-10: Limites des générateurs distribués et BESS

Type	Puissance minimale (kW)	Puissance maximale (kW)
PV	0	150
WT	0	55
Réseau national	-50	300
BESS	30	150

Les limites de capacité de charge et de décharge du BESS du 2<sup>ème</sup> micro-réseau étudiés sont présentées dans Tableau IV-11 :

Tableau IV-11: Taux de charge et de décharge du BESS

Modes de fonctionnement	Puissance minimale (kW)	Puissance maximale (kW)
Charge	0	45
Décharge	0	-45

### IV.3.3 Résultats et discussions

Figure IV-14, Figure IV-15, Figure IV-16 montrent les valeurs réelles et prévues de la puissance PV, WT et de la demande de charge respectivement à l'aide des cinq algorithmes d'apprentissage profond.

La prévision de la puissance PV utilisant CNN-LSTM est caractérisée par la moindre erreur quadratique moyenne telle que sa courbe converge vers les valeurs réelles . Haute puissance PV prévue par CNN-GRU proche de la puissance PV réelle. Les mêmes remarques pour la puissance PV prévue en utilisant LSTM et GRU avec une erreur quadratique moyenne de 6.941 et 13.390 respectivement comme indiqué dans Tableau IV-12, tandis que pendant l'après-midi, la prévision du PV est inférieure aux valeurs réelles. En conséquence, l'estimation de l'énergie PV pendant cette période sera inférieure à celle actuelle, ce qui limite l'exploitation de l'énergie éolienne réelle disponible lors de l'optimisation de la répartition de l'énergie par la suite. La puissance PV prévue à l'aide du CNN s'écarte des valeurs réelles de la puissance réelle, cela implique à une exploitation d'énergie PV qui n'existe pas en réalité lors de l'optimisation d'énergie.

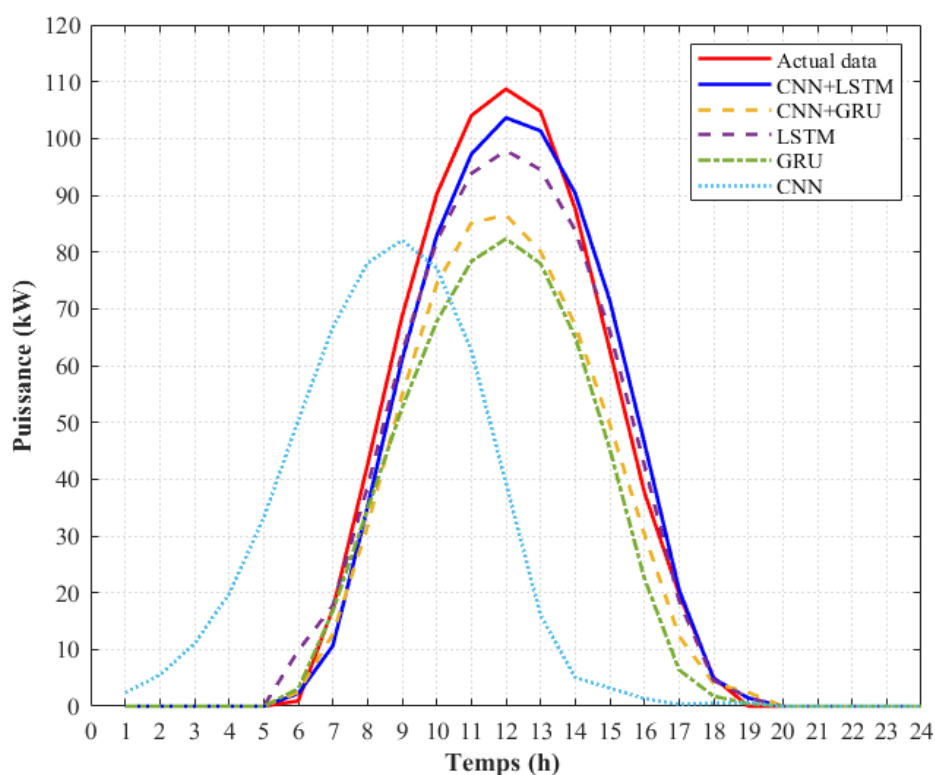


Figure IV-14: Puissance PV réelle et prévue avec différents algorithmes d'apprentissage profond

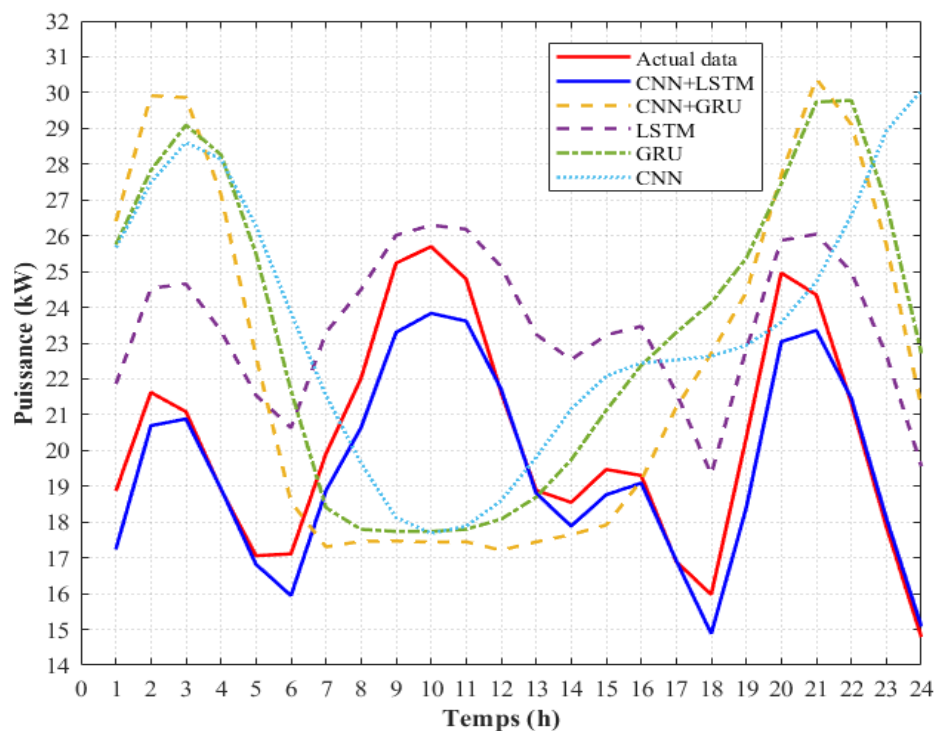


Figure IV-15: Puissance WT réelle et prévue avec différents algorithmes d'apprentissage profond

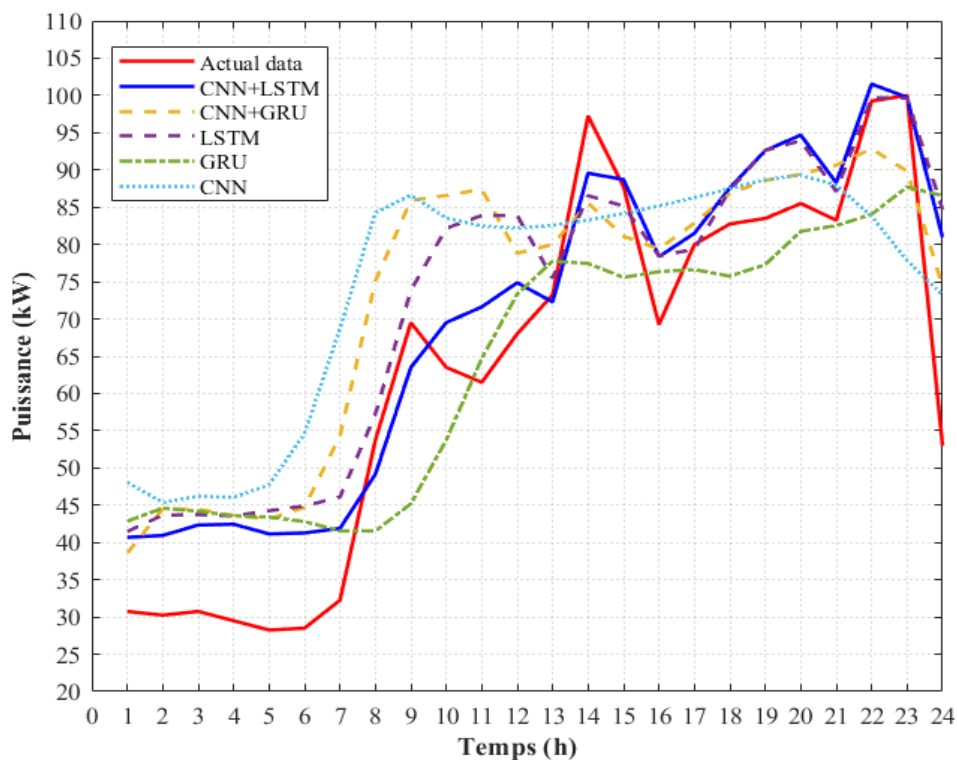


Figure IV-16: Puissance de la charge réelle et prévue avec différents algorithmes d'apprentissage profond

Tableau IV-12: Erreurs statistiques pour les données de prévision de puissance

Algorithmes d'apprentissage profond	R <sup>2</sup>	RMSE	MAPE (%)
<b>Puissance PV</b>			
<b>CNN-LSTM</b>	0.983	7.563	27.677
<b>CNN-GRU</b>	0.996	11.132	27.713
<b>LSTM</b>	0.990	6.941	26.725
<b>GRU</b>	0.996	13.390	28.646
<b>CNN</b>	0.5379	36.448	39.363
<b>Puissance WT</b>			
<b>CNN-LSTM</b>	0.968	1.118	1.056
<b>CNN-GRU</b>	0.052	5.110	6.014
<b>LSTM</b>	0.945	3.443	3.804
<b>GRU</b>	-0.127	6.251	6.345
<b>CNN</b>	-0.453	6.426	6.166
<b>Puissance de la charge</b>			
<b>CNN-LSTM</b>	0.929	11.551	4.447
<b>CNN-GRU</b>	0.897	15.248	5.873
<b>LSTM</b>	0.906	14.336	5.385
<b>GRU</b>	0.819	14.720	5.751
<b>CNN</b>	0.838	18.452	7.127

La puissance WT prévue par CNN-LSTM suit la puissance actuelle avec une erreur quadratique moyenne de 1.118 comme il est indiqué dans Tableau IV-12, la puissance WT prévue par CNN-GRU se converge vers les valeurs réelles alors qu'elle est inférieure de ces dernières au milieu de journée. LSTM permet d'obtenir une prévision de la puissance WT avec une erreur quadratique moyenne inférieure mais les valeurs durant toute la journée sont supérieures aux valeurs réelles, cela mène à prévoir une puissance WT plus élevée par rapport à la puissance réelle. Comme montre Figure IV-15, la puissance WT prévue à l'aide de GRU et CNN est supérieure à celle actuelle le matin et le soir, ce qui conduit à une surprévision de la puissance éolienne pendant ces périodes.

En utilisant l'algorithme CNN-LSTM, il a été possible d'avoir une prévision de charge similaire à la courbe de charge réelle avec la moindre erreur quadratique moyenne comme il est indiqué dans Tableau IV-12. La charge prévue par LSTM et même par GRU et CNN s'écarte de la charge actuelle, dont une prévision supplémentaire en matinée et en soirée, et une baisse prévision de charge en milieu de journée.

#### **IV.3.4 Compensation de l'erreur de prévision lors de la répartition d'énergie en temps réel**

Un système intelligent de gestion d'énergie est mis en œuvre pour ce 2<sup>ème</sup> micro-réseau afin d'assurer son fonctionnement optimal. Un jour à l'avance, les puissances prévues sont utilisées comme puissance d'entrée dans le module d'optimisation qui assure la répartition optimale des énergies du micro-réseau en utilisant l'algorithme de prédateur marine.

La sous prévision des puissances limite l'utilisation de ces derniers qui seront effectivement disponible au temps réel, elle entraîne une estimation d'énergie inférieure à celle actuelle, d'où l'énergie PV et WT ne sont pas pleinement exploité durant l'optimisation d'un jour à l'avance. D'autre part la surprévision dont une prévision supplémentaire s'écart des puissances réelles, elle mène à une estimation excédentaire de l'énergie qui n'est pas disponible dans la réalité comme il est montré dans l'équation (IV.1).

$$P(t) = P_{PV/WT,real,t} - P_{PV/WT,forecasted,t} \begin{cases} P_{PV/WT\_surp,t} = P(t) & P(t) > 0 \quad (\text{Sous prévision}) \\ P_{PV/WT\_miss,t} = P(t) & P(t) < 0 \quad (\text{Sur prévision}) \end{cases} \quad (IV.1)$$

Où

$P_{PV/WT,forecasted,t}$  : La puissance prévue du système PV/WT à l'instant t ;

$P_{PV/WT,real,t}$  : La puissance réelle du système PV/WT à l'instant t ;

$P_{PV/WT\_miss,t}$  : la puissance manquante au temps réel du système PV/WT causée par la sur prévision, qui est utilisée dans l'optimisation ;

$P_{PV/WT\_surp,t}$  : le surplus de la puissance au temps réel du système PV/WT qui n'est pas utilisée dans l'optimisation à cause de sous prévision.

La sous prévision et sur prévision de la charge déstabilise l'optimisation de l'énergie du micro-réseau, tel que la sous prévision entraîne un manque du comblement global de la charge à l'instant t ( $P_{Load\_under,t}$ ), d'autre part, une énergie excédentaire ( $P_{Load\_over,t}$ ) sera optimisée pour couvrir la charge à cause de la sur prévision de la charge comme il est indiqué dans l'équation (IV.2) :

$$P(t) = P_{Load,forecasted,t} - P_{Load,real,t} \begin{cases} P_{Load\_over,t} = P(t) & P(t) > 0 \quad (Sur \text{ prévision}) \\ P_{Load\_under,t} = P(t) & P(t) < 0 \quad (Sou \text{ prévision}) \end{cases} \quad (IV.2)$$

Il est essentiel d'améliorer le système de gestion d'énergie pour pouvoir gérer ce problème de la sous/sur prévision, cela nécessite de modifier la puissance programmée en fonction des conditions actuelles du système en temps réel. Dans notre étude, nous avons intégré une stratégie du control et compensation d'erreur de la prévision d'énergie au temps réel à notre système de gestion d'énergie, comme il est résumé sous les rubriques suivantes :

1. Calcul de la différence entre les puissance prévues et réelles à chaque instant t (au temps réel) comme il est indiqué dans l'équation (IV.1) et l'équation (IV.2) ;
2. Compensation de la puissance manquante ( $P_{WT\_miss,t} / P_{PV\_miss,t}$ ) par le surplus de puissance disponible de l'autre source et/ou le réseau national ( $P_{PV\_surp,t} / P_{WT\_surp,t} / P_{grid,t}$ ) ;
3. Compensation du manque de puissance destinée pour couvrir la charge ( $P_{Load\_under,t}$ ) qui est causée par la sous prévision de celle-ci par le surplus de puissance résiduelles de des énergies renouvelables ( $P_{residual,t}$ ) et ou le réseau national ;

4. Vente d'énergie électrique excédentaire ( $P_{Load\_over,t}$ ) au réseau national qui est destinée à couvrir la demande de charge lors de l'optimisation, après avoir vérifié la possibilité de la vente au réseau national ( $P_{grid\_possible,t}$ );
5. Calcul du coût d'exploitation réel du micro-réseau.

La figure IV-17 représente l'organigramme général du système de gestion d'énergie micro-réseau proposé.

Une optimisation comparative de la répartition du flux de puissance est effectuée dans laquelle la puissance prévue du système PV, WT et la demande de charge en utilisant CNN-LSTM, CNN-GRU, LSTM et GRU et CNN sont prises comme entrées dans le module d'optimisation à l'aide de l'algorithme MPA, afin d'étudier l'influence l'algorithme de prévision sur l'optimisation des coûts d'exploitation quotidiens et la fiabilité du microgrid comme il est montré dans Tableau IV-13.

Tableau IV-13: Coût d'exploitation quotidien en utilisant la puissance PV, éolienne et de charge prévue par les cinq algorithmes d'apprentissage en profond

	<b>CNN-LSTM</b>	<b>CNN-GRU</b>	<b>LSTM</b>	<b>GRU</b>	<b>CNN</b>
<b>Coût d'exploitation journalier (DA)</b>	2037.33 (14.46 \$)	2415.83 (17.15 \$)	2110.44 (14.98 \$)	2431.75 (17.26 \$)	4406.26 (31.28 \$)

Selon les résultats obtenus dans le Tableau IV-13, l'optimisation des énergies prévues par CNN-LSTM est caractérisée par le moindre coût d'exploitation du micro-réseau possible. La convergence des puissances réelles avec les puissances prévues par CNN-LSTM un jour à l'avance assure l'exploitation totales de ces dernières lors de l'optimisation en temps réel.

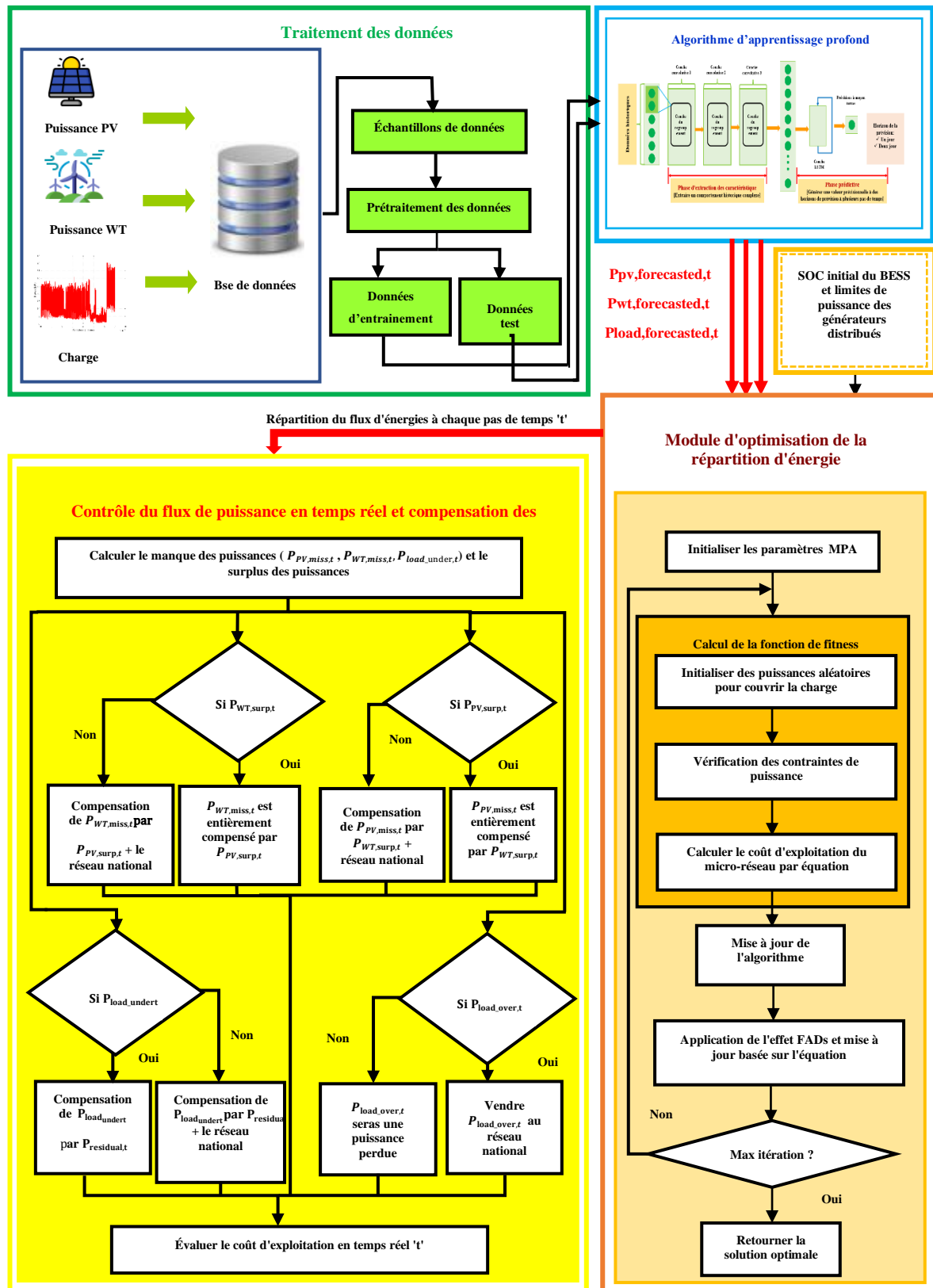


Figure IV-17: L'organigramme du système de gestion d'énergie proposé au temps réel

La répartition optimale du flux d'énergie du micro-réseau étudié par MPA en utilisant les énergies prévues des systèmes PV, WT et de la charge à l'aide de l'algorithme CNN-LSTM est présentée dans Figure IV-18.

Selon Figure IV-18, le BESS a été chargé à partir du réseau national durant les heures de faible charge, et par l'énergie PV et WT supplémentaire jusqu'à ce qu'il soit à son niveau maximum autorisé pour pouvoir contribuer à couvrir la charge en respectant ces limites du SOC. Cependant, cette énergie renouvelable excédentaire est vendue directement au réseau national durant les heures de pointe afin de minimiser le coût d'exploitation du micro-réseau comme la figure IV-19 montre. L'achat de l'énergie à partir du réseau principal est minimisé sauf s'il sera nécessaire pour couvrir la consommation de la charge.

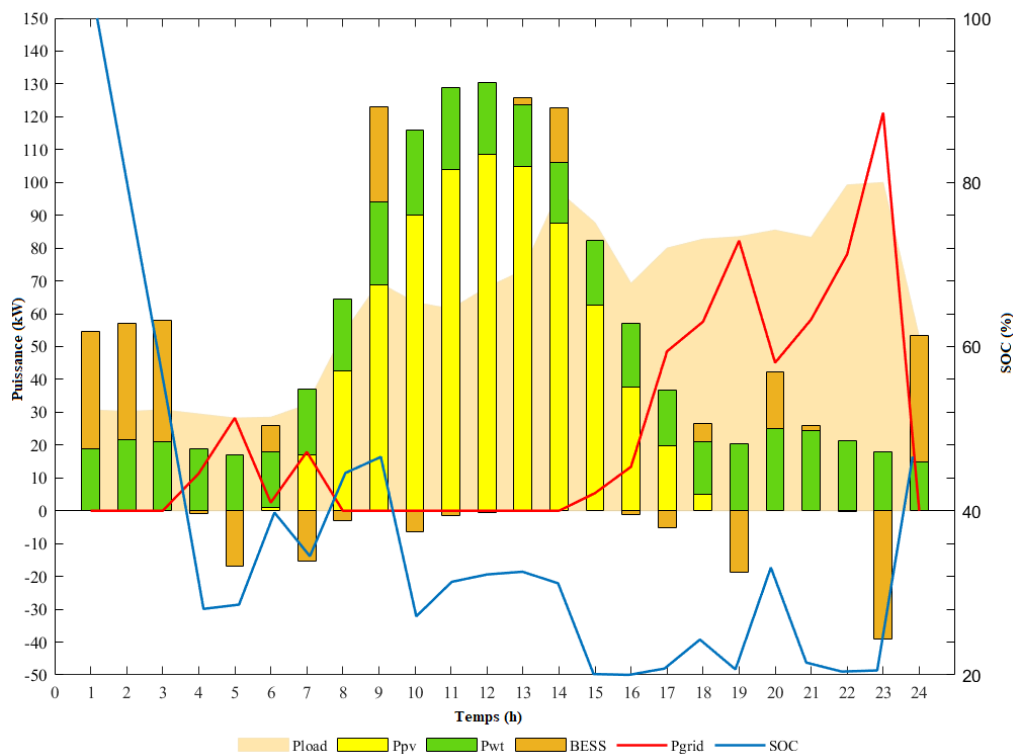


Figure IV-18: La répartition optimale du flux d'énergies prévues à l'aide de l'algorithme CNN-LSTM

Comme il est montré dans Figure IV-20, la précision de la prévision des énergies du micro-réseau influe directement sur le coût d'exploitation quotidien du micro-réseau. Tant que l'erreur quadratique moyenne de la prévision diminue, le coût d'exploitation quotidien est réduit.

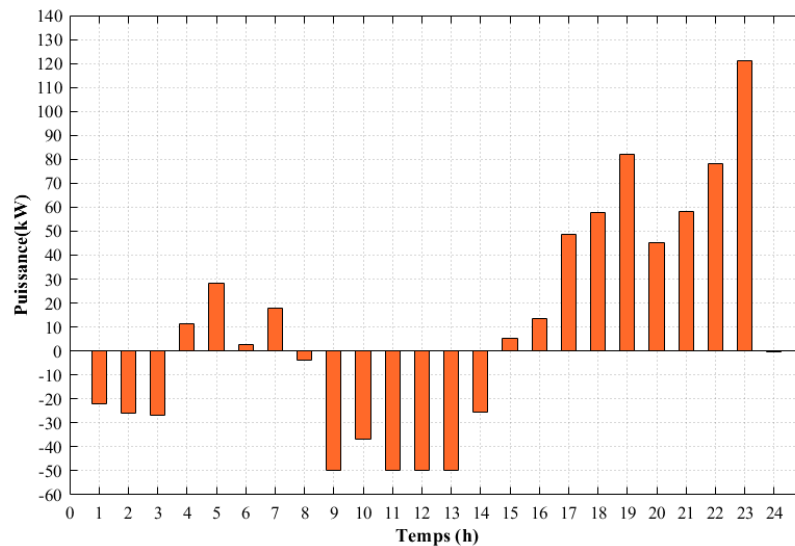


Figure IV-19: Achat vente d'électricité à partir au réseau national selon la 2<sup>ème</sup> étude

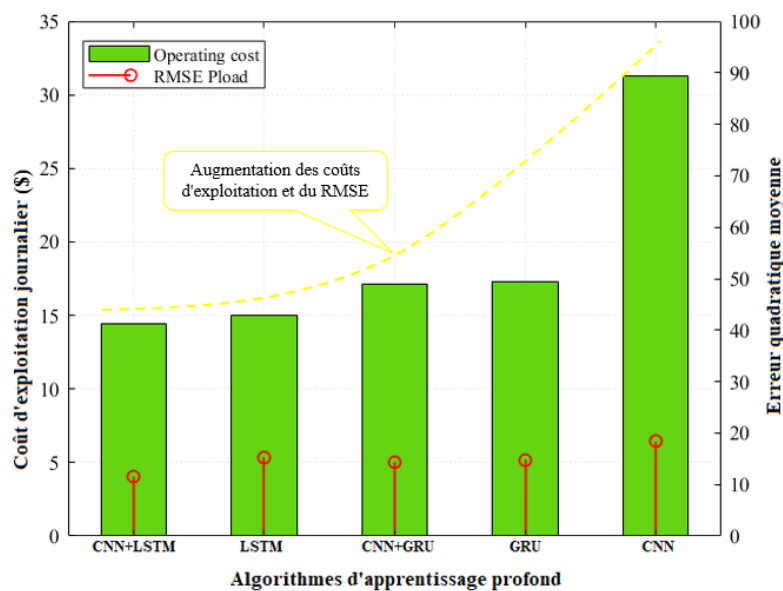


Figure IV-20: Comparaison du coût d'exploitation quotidien et RMSE

## IV.4 Système de gestion d'énergie dynamique

Dans l'optimisation de la répartition d'énergie par MPA, tous les prédateurs se déplacent vers la recherche de la meilleure fonction objective chaque pas de temps, c-à-d. minimiser le coût d'exploitation du micro-réseau à chaque pas de temps, pour pouvoir réduire le coût d'exploitation quotidien à la fin de l'optimisation .

L'optimisation est faite selon l'état et les conditions instantanées du micro-réseau sans prendre en compte les futurs changements des énergies, d'état de charge de BESS et des prix d'achat et vente de l'électricité au réseau national.

Pour que le système de gestion d'énergie ne reste plus instantanément limité, nous avons effectué des modifications sur le mécanisme de l'algorithme d'optimisation, en assurant sa simultanéité avec la prévision des puissances PV, WT et la charge. Où la répartition d'énergie des 24 heures est faite pour chaque prédateur en considérant l'état du passé, du présent et du futur de tous les systèmes du micro-réseau. Le système de gestion d'énergie devient dynamique, il est capable de prendre les bonnes décisions aux meilleures périodes de la journée, en ce qui concerne la charge et la décharge du BESS, l'achat et la vente d'énergie électrique au réseau national.

Lors de cette 3<sup>ème</sup> étude , à chaque pas du temps 't', ce processus est répété pour les heures de la journée suivantes. Les valeurs réelles précédentes des énergies renouvelables et de la charge sont ajoutées à la base des données de l'algorithme de prévision afin de refaire l'apprentissage et prévoir les énergies pour les heures prochaines restantes, sachant que les valeurs précédentes influent sur la prévision des valeurs qui les suivent au futur, ainsi le rétrécissement de l'horizon de prévision conduit à minimiser l'erreur de la prévision et à converger vers les valeurs réelles. L'optimisation de la répartition des énergies est planifiée à chaque instant 't' en prendre en considération les fluctuations et la variation des énergies renouvelables et de la charge aux futurs pas du temps.

L'organigramme du système de gestion d'énergie dynamique est illustré dans Figure IV-21.

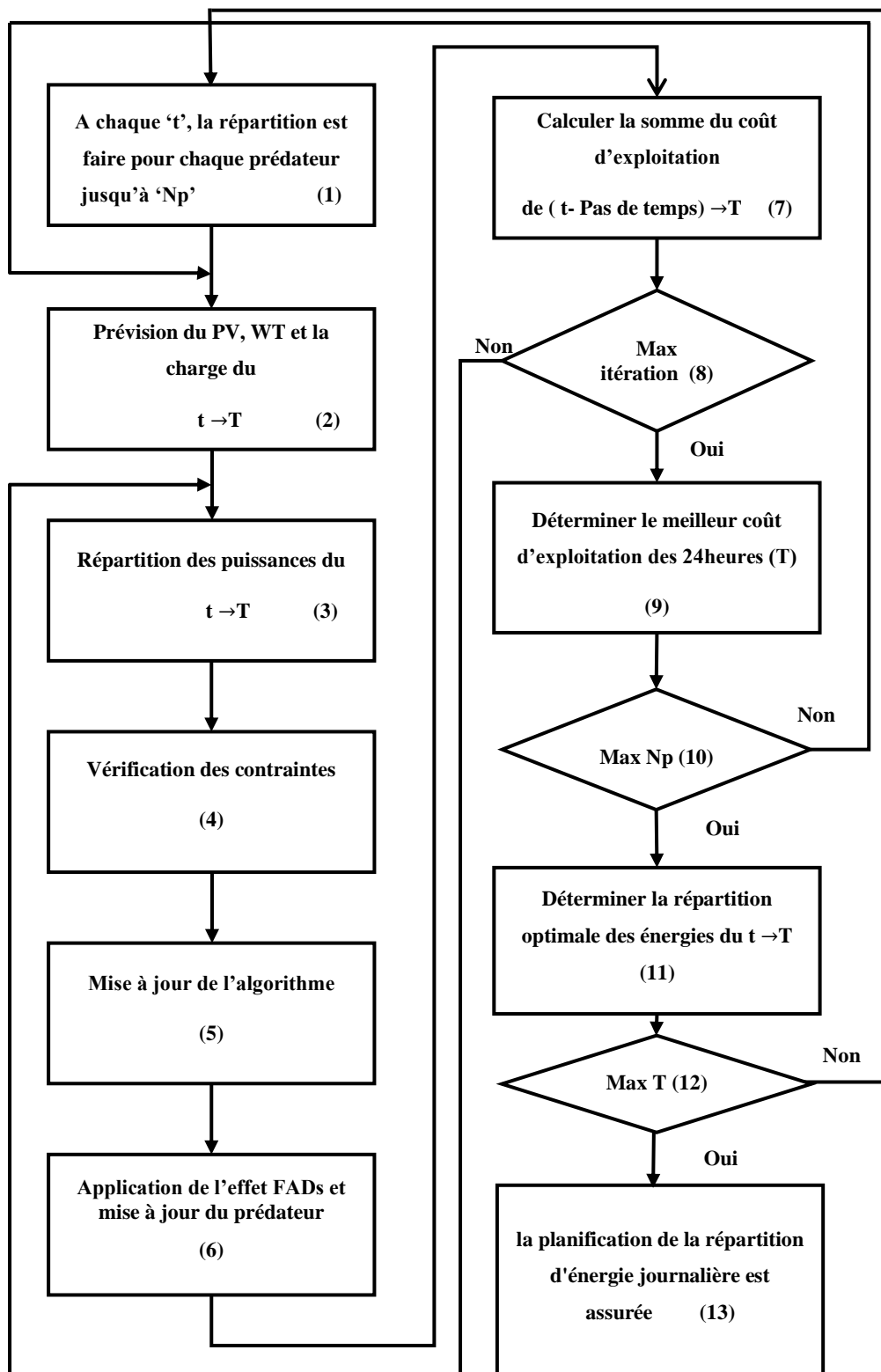
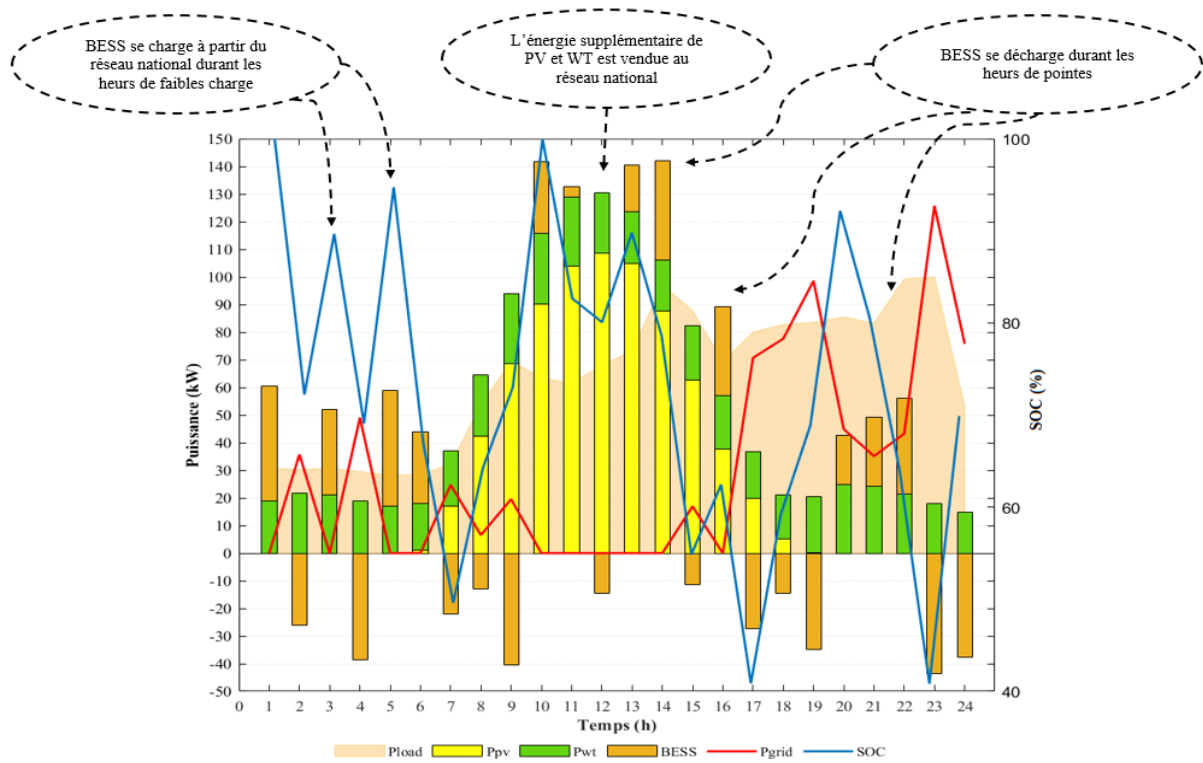
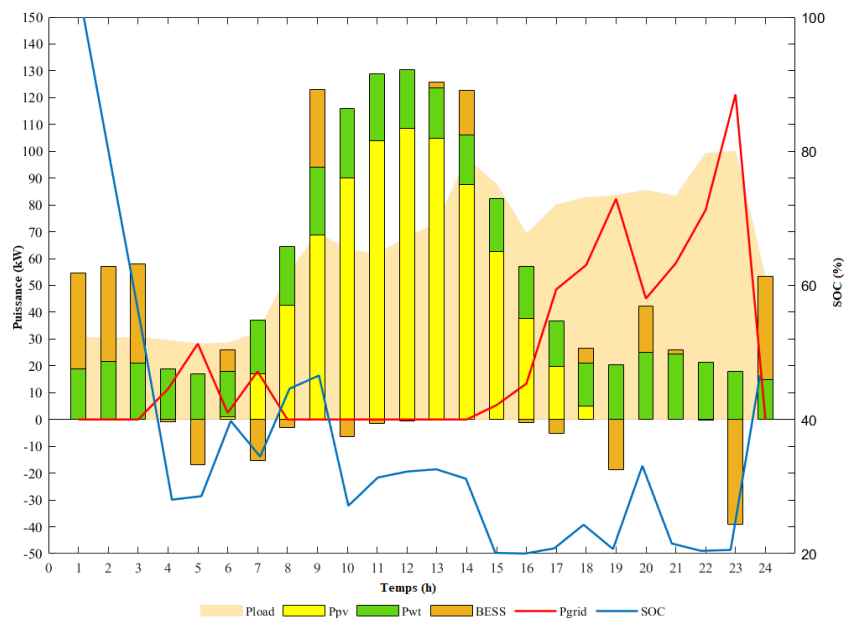


Figure IV-21: Organigramme de l'optimisation dynamique de la répartition d'énergie



(a)



(b)

Figure IV-22: Répartition optimale du flux d'énergies via le système de gestion d'énergie.  
(a) :dynamique.(b) : simple

Dans le but d'évaluer notre système de gestion d'énergie dynamique, nous l'avons mis en place pour optimiser la répartition d'énergie de la même journée que nous avons déjà optimisé dans la 2<sup>ème</sup> étude par notre simple système de gestion d'énergie. La prévision et l'optimisation se répètent à chaque heure en prendre en compte le flux d'énergie des différents composants du micro-réseau (générateurs PV et WT, charge, BESS) et le prix d'achat et vente d'électricité pour les périodes restantes de la journée.

Le coût d'exploitation quotidien du micro-réseau par l'optimisation dynamique de la répartition d'énergie est 1476.56 DA (10.508 \$), tandis qu'il était à 2037.33 DA (14.463 \$) par la simple optimisation. Le système de gestion d'énergie dynamique a eu le pouvoir de prendre les bonnes décisions au meilleur moment, et c'est savoir quand et comment le flux d'énergie devrait être réparti comme il est montré dans Figure IV- 22 (a).

Le BESS se charge durant les périodes de faibles charge (Figure IV-22 (a)), malgré qu'il soit capable de se décharger par la suite, il économise son énergie pour l'utiliser au période de pointes, d'autre part l'énergie supplémentaire du PV et WT qui était destinée à la vente au réseau principale durant les périodes de moyenne charge (Figure IV-22 (b)) est utilisée pour charger le BESS pour qu'il soit capable de se décharger durant les heures de pointes. L'achat de l'énergie à partir du réseau principal est minimisé en comparant avec la simple répartition d'énergie (Figure IV-23).

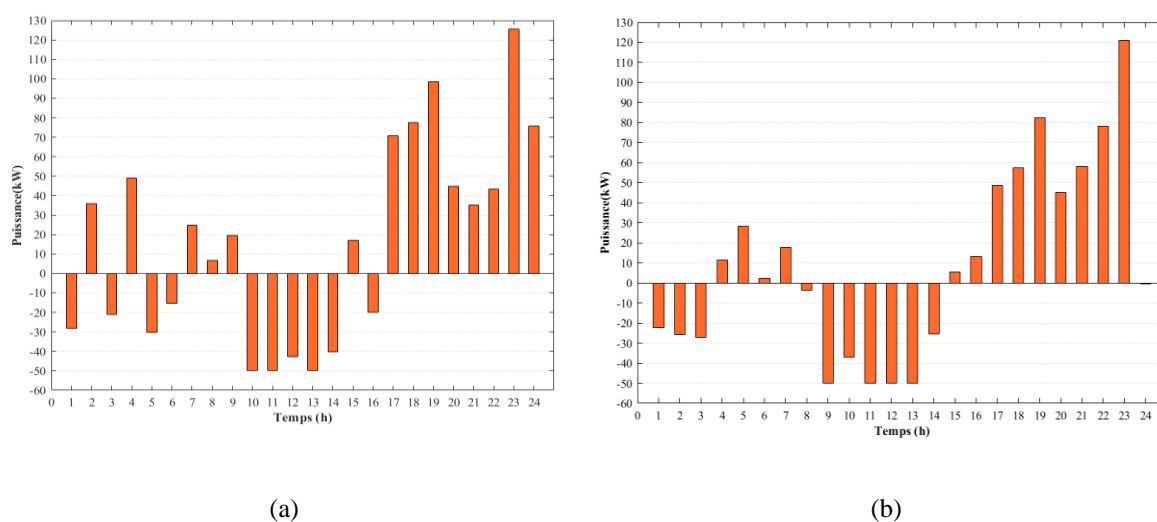


Figure IV-23: Achat vente d'électricité à partir au réseau national via le système de gestion d'énergie.(a) dynamique.(b) simple

Dans ce contexte, nous avons appliqué notre système de gestion d'énergie dynamique dans le but d'optimiser la répartition d'énergie du ce micro-réseau durant un jour nuageux ( 21 septembre 2021). La puissance PV se caractérise par des faibles fluctuations au milieu de cette journée, la mise à jour de la prévision de cette puissance qui s'effectue simultanément avec l'optimisation , est illustrée dans la figure IV-24 de 05h à 19h.

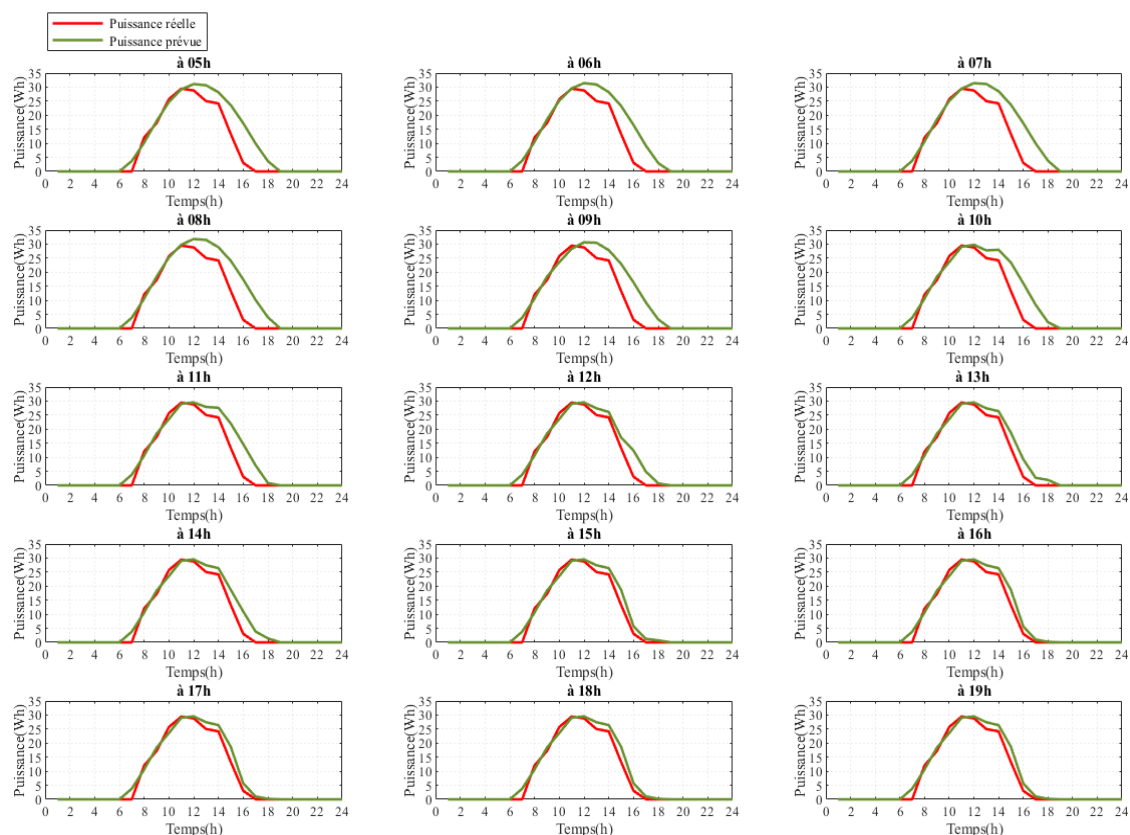


Figure IV-24: Mise à jour de la prévision de puissance PV

La prévision d'énergie dans notre SGE s'améliore avec le rétrécissement de l'horizon de prévision ,tel que la puissance PV prévue se converge vers la puissance réelle au fil du temps comme il est montré dans la figure IV-24, le SGE est capable d'estimer les fluctuations de la puissance PV et à partir de cette prévision améliorer, cela permet au module d'optimisation d'ajuster la répartition d'énergie des différentes sources du micro-réseau pour assurer la continuité du service et réduire le coût d'exploitation en même temps.

Selon la figure IV-25, les faibles fluctuations de la puissance PV après 12h qui synchronise avec les heures de pointes, sont compensées par l'énergie déchargée du BESS, de sorte que les batteries se chargent à 9h et à 11h pour qu'elles puissent être capables de se décharger et compenser les rampes du système PV .d'autre part le BESS se charge à partir le réseau

national pour qu'il soit capable de contribuer à couvrir la charge durant les heures de pointes dans le but de minimiser les coûts d'exploitation quotidien du micro-réseau.

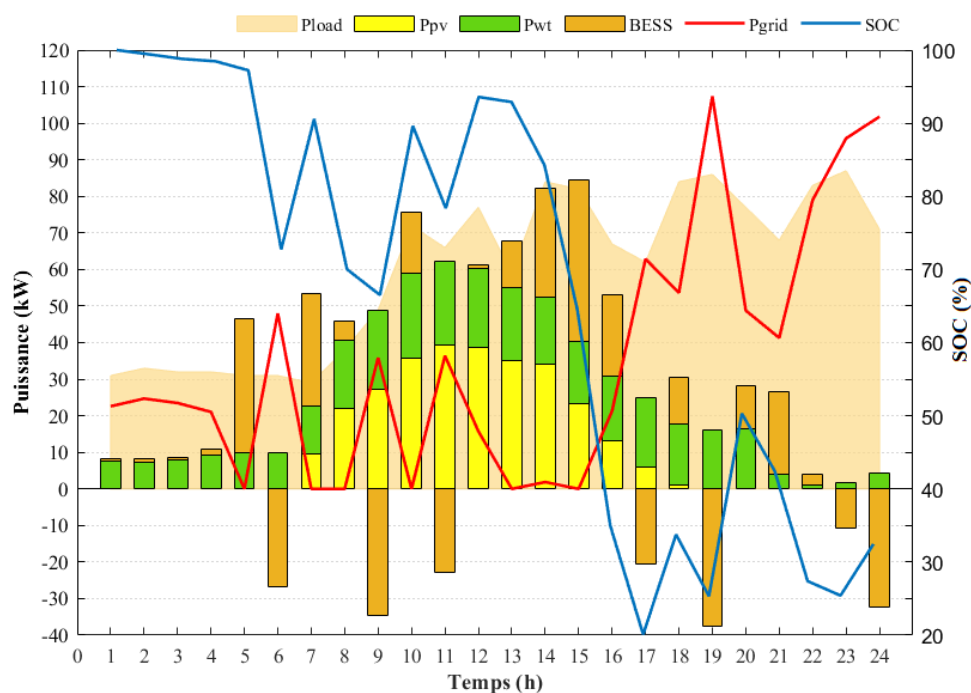


Figure IV-25: Répartition optimale du flux d'énergies durant un jour nuageux

#### IV.4.1 Validation du système de gestion d'énergie dynamique par différents profils de charge

Dans le but de vérifier l'efficacité de notre système de gestion d'énergie dynamique que nous avons développé, nous avons effectué trois tests en couvrant la demande d'une différente charge à chaque simulation. Nous avons obtenu ces différents profils de charges industrielles à partir du Sonelgaz, de sorte que la puissance maximale de chaque une de ces charges est presque similaire à la demande de la charge du 2ème micro-réseau afin de garder le même dimensionnement de notre 2ème micro-réseau.

L'optimisation de la répartition d'énergie à chaque simulation est faite pour la même journée du 21 Mars 2021 comme il est illustré dans la figure IV-26, figure IV-27 et figure IV-28.

Le coût d'exploitation quotidien du micro-réseau pour chaque charge en utilisant SGE dynamique et le SGE simple est montré dans Tableau IV-14.

Le coût d'exploitation quotidien du micro-réseau pour les trois charges qui obtenu par le système de gestion d'énergie dynamique est réduit en le comparant par celui obtenu à l'aide du simple SGE, de sorte que le système de stockage fonctionne intelligemment en prendre en compte les changement d'énergies des différents systèmes du micro-réseau, il se charge durant les périodes de faible charge en gardant son énergie pour pouvoir l'utiliser pendant les heures de pointes afin de couvrir la charge.

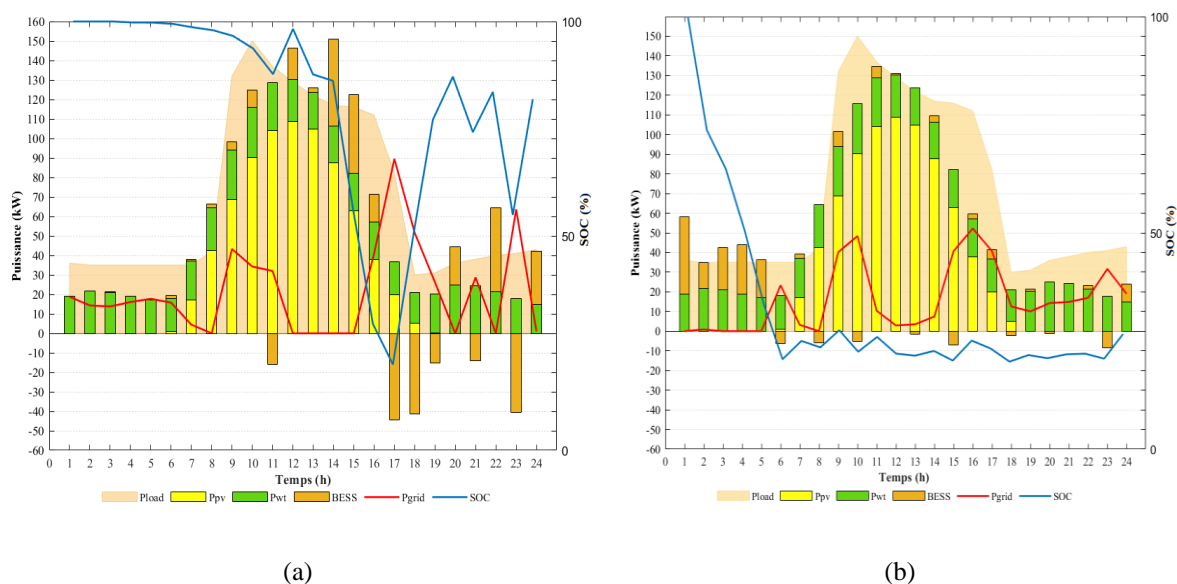


Figure IV-26: Répartition optimale du flux d'énergies de la charge 1. (a) SGE dynamique. (b) SGE simple

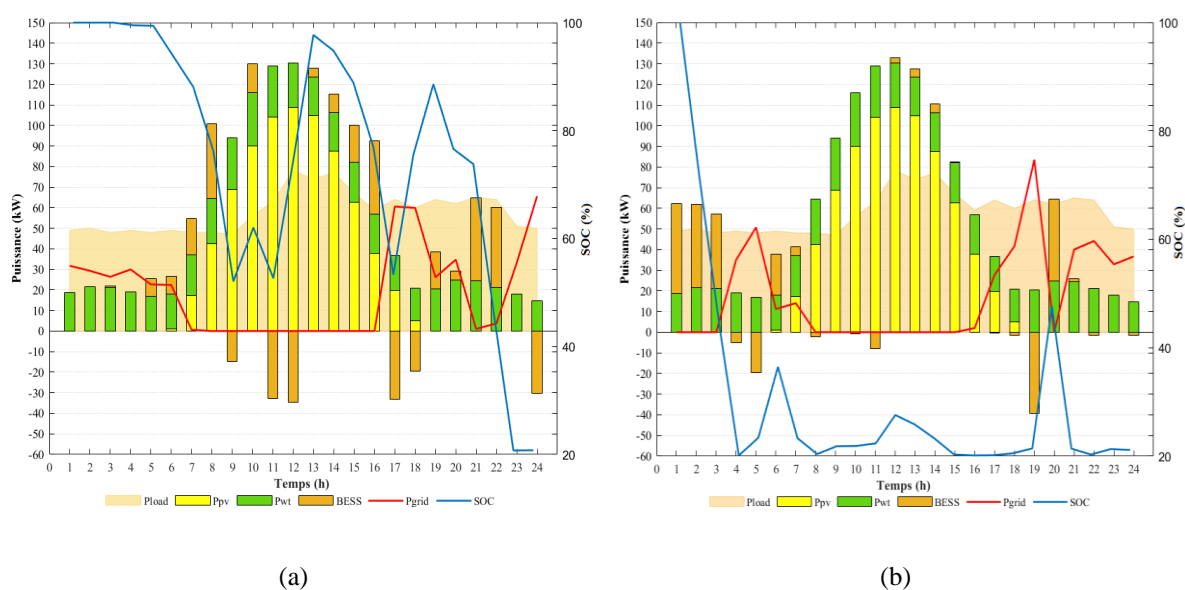


Figure IV-27: Répartition optimale du flux d'énergies de la charge 2. (a) SGE dynamique. (b) SGE simple

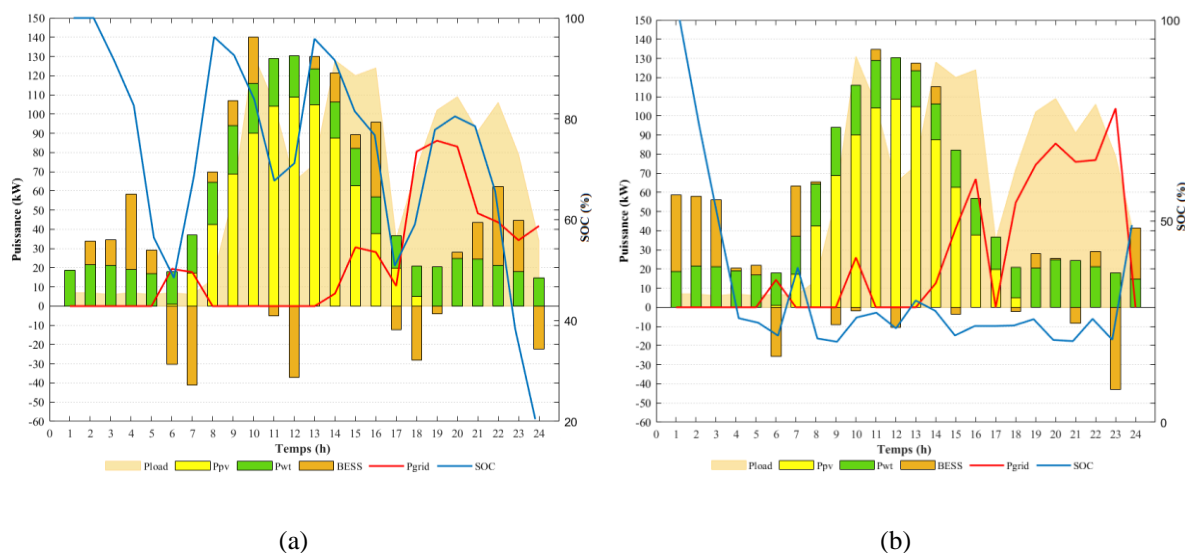


Figure IV-28: Répartition optimale du flux d'énergies de la charge 3. (a) SGE dynamique. (b) SGE simple

Tableau IV-14: Comparaison du cout d'exploitation quotidien des différentes charges

Profils de charges	SGE dynamique	SGE n simple
<b>Charge 1</b>	1489.52 DA (10.6059 \$)	2396.06 DA (17.0607 \$)
<b>Charge 2</b>	452.47 DA (3.2217 \$)	838.32 DA (5.9691 \$)
<b>Charge 3</b>	2467.26 DA (17.5677 \$)	3143.86 DA (22.3853 \$)

## IV.5 Modélisation système de gestion d'énergie sous LabVIEW

Le système de gestion de l'énergie des micro-réseaux est modélisé à l'aide de NI LabVIEW qui comprend des schémas fonctionnels contenant le code de SGE, les différents systèmes énergétiques sont modélisés ainsi que les modules de prévision et d'optimisation.

La figure IV-29 illustre l'interface graphique du microgrid étudié sous le logiciel LabVIEW, qui offre une visualisation claire et un contrôle du flux de puissance des différents nœuds du micro-réseau.

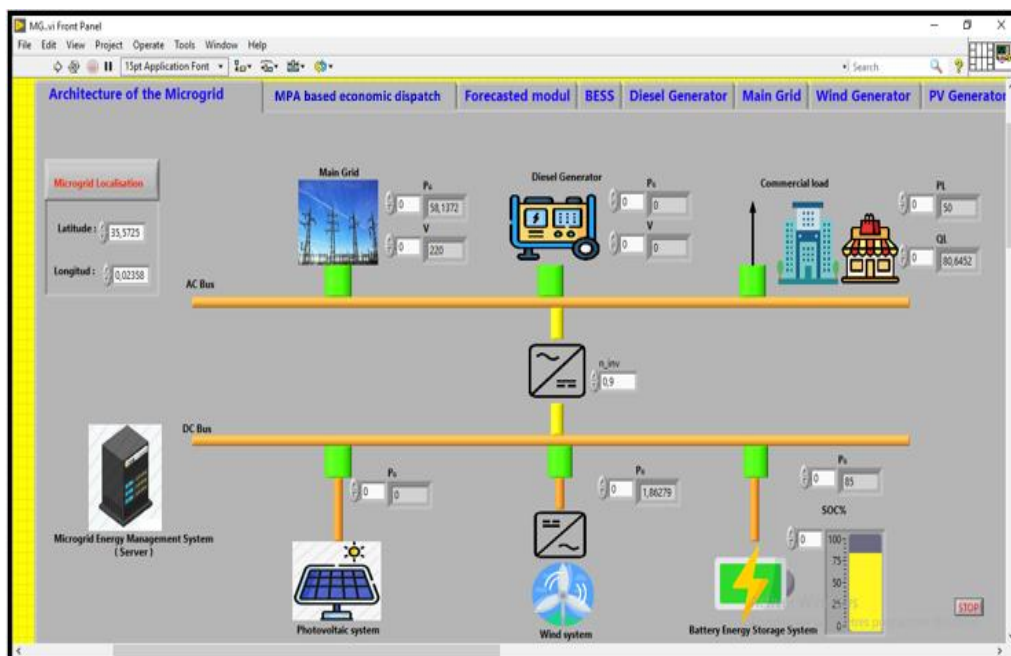


Figure IV-29: Interface graphique du micro-réseau étudié sous LabVIEW

L'algorithme de gestion de l'énergie et le module de prévision ont été programmés dans le logiciel MATLAB. Le nœud Mathscript a été utilisé pour élaborer la communication entre le code MATLAB et l'interface graphique (Figure IV-30), ce qui facilite la personnalisation de divers paramètres d'entrée et visualise les résultats de la répartition du flux d'énergie.

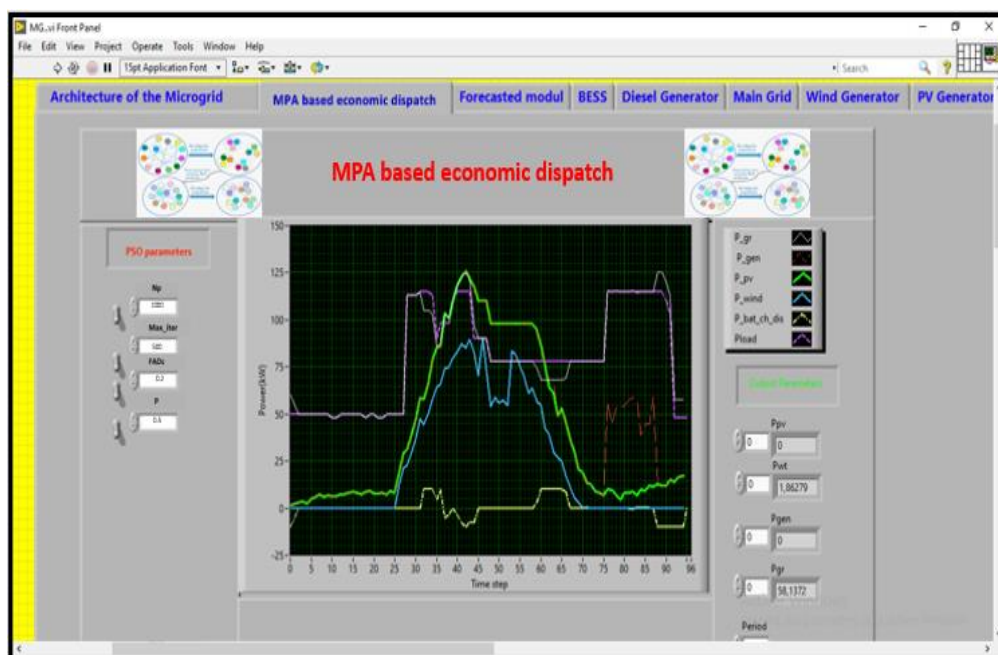
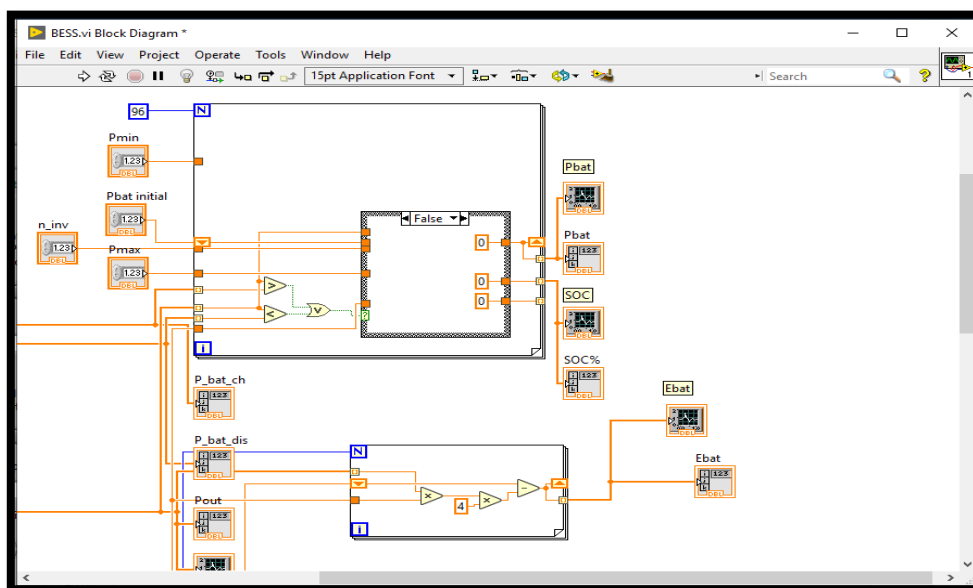


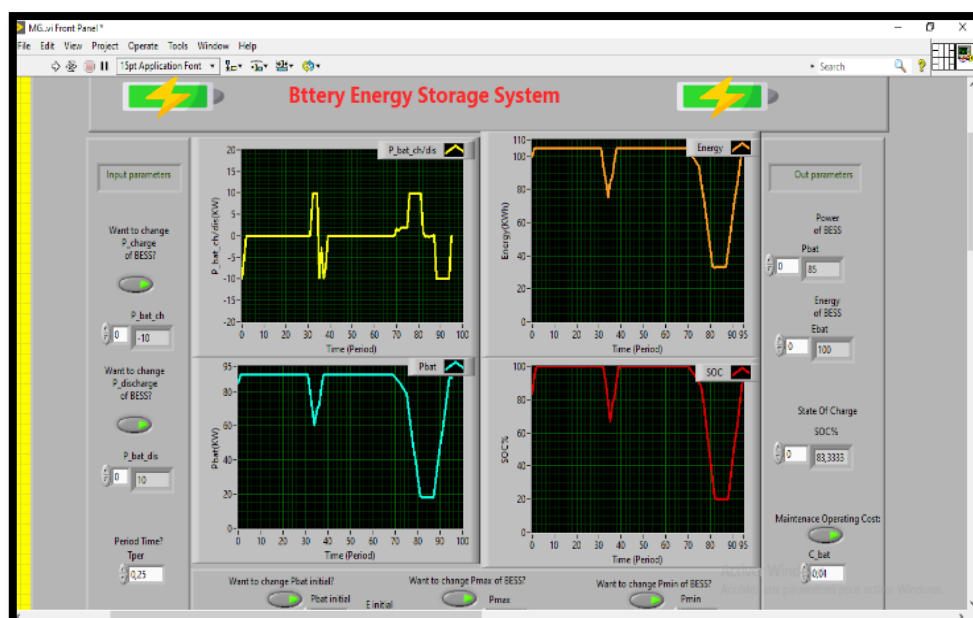
Figure IV-30: Interface graphique du module d'optimisation d'énergie sous LabVIEW

L'interface graphique et le diagramme facilitent le contrôle et la manipulation des paramètres d'entrée et des contraintes de bilan énergétique du système PV, WT et du BESS

(figure IV-31, figure IV-32 et figure IV-33). Il permet également d'illustrer et de visualiser les données météorologiques prévisionnelles et actuelles, les puissances générées, et l'état de charge du BESS comme indiqué sur la Figure IV-31.

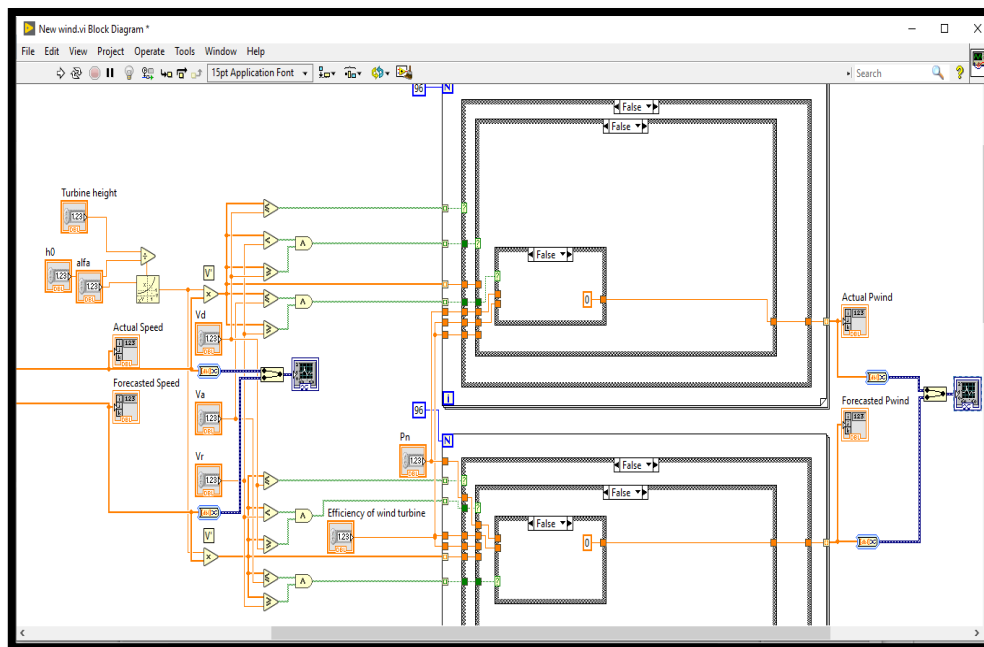


(a)

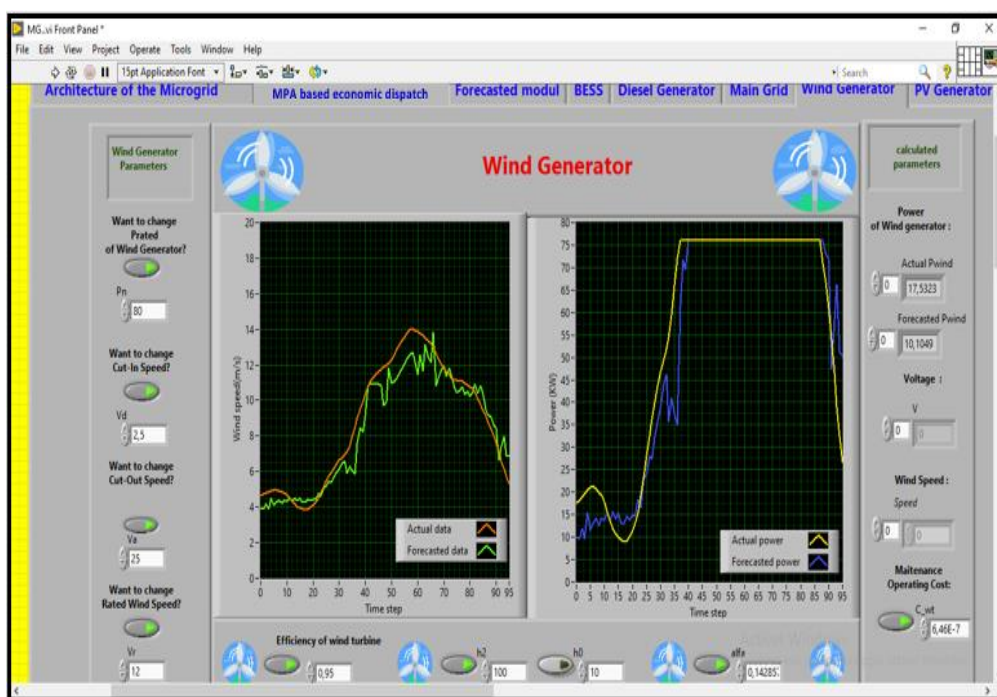


(b)

Figure IV-31: Système de stockage d'énergie par batterie sous LabVIEW. (a) : Diagramme. (b) : Interface graphique

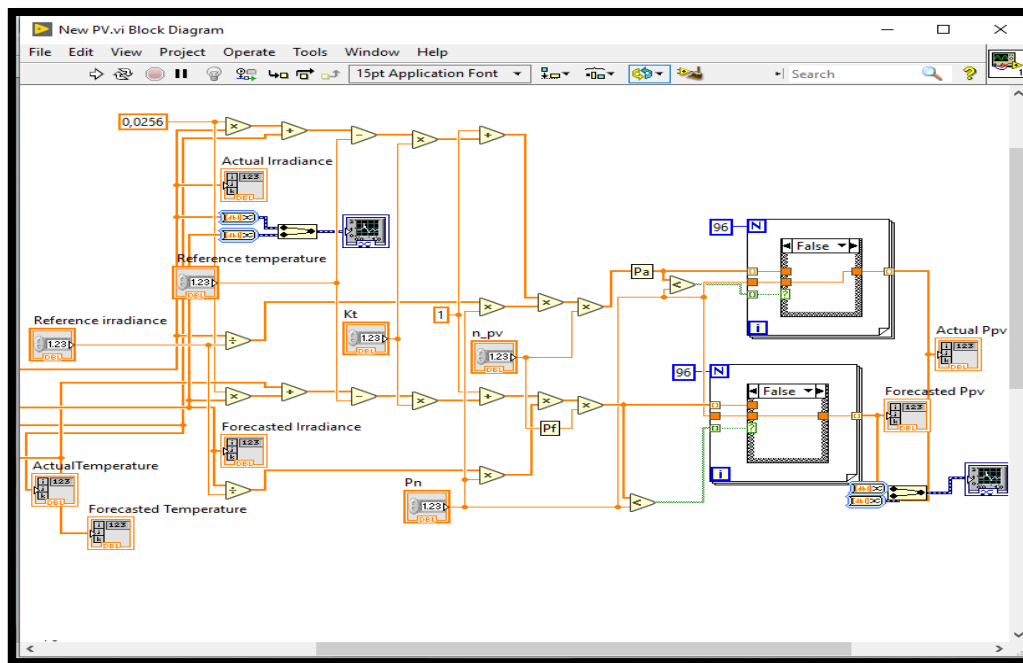


(a)

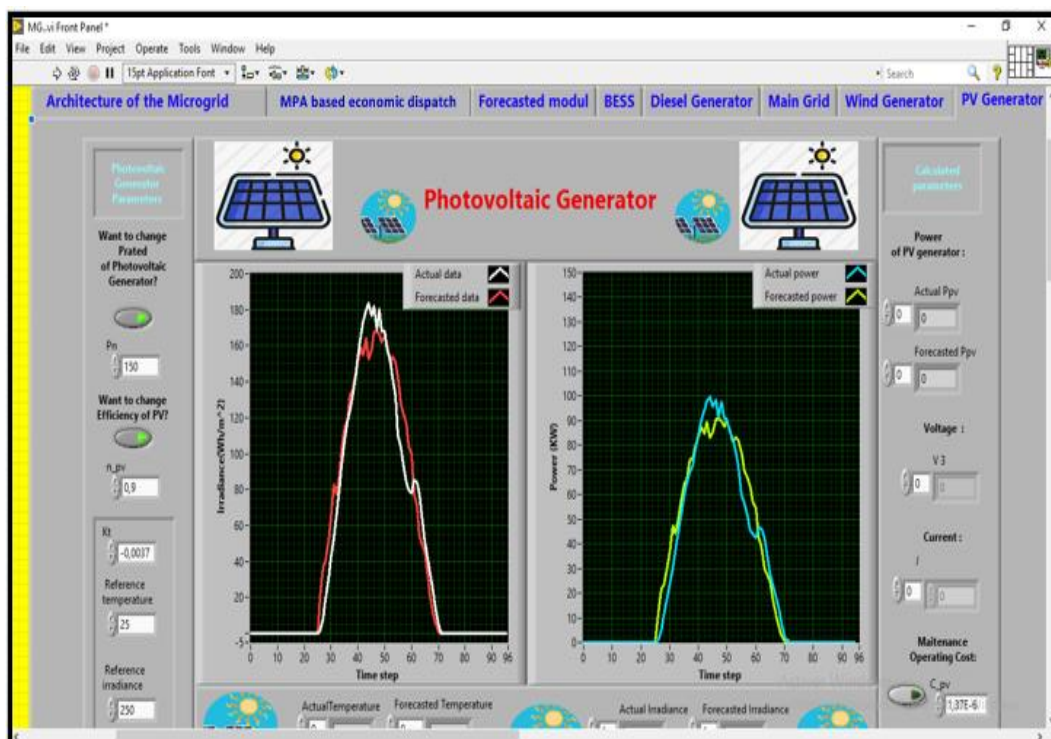


(b)

Figure IV-32: Système éolien sous LabVIEW. (a) : Interface graphique. (b) : Diagramme



(a)



(b)

Figure IV-33: Système PV sous LabVIEW. (a) : Diagramme. (b) : Interface graphique.

Avec les mêmes avantages, afin de permettre à l'utilisateur de contrôler et d'intégrer facilement les paramètres qui caractérisent le réseau principal et le générateur diesel, il est également possible de surveiller leur production d'énergie pour couvrir la demande de charge comme il est illustré dans la figure IV-34 et la figure IV-35 .

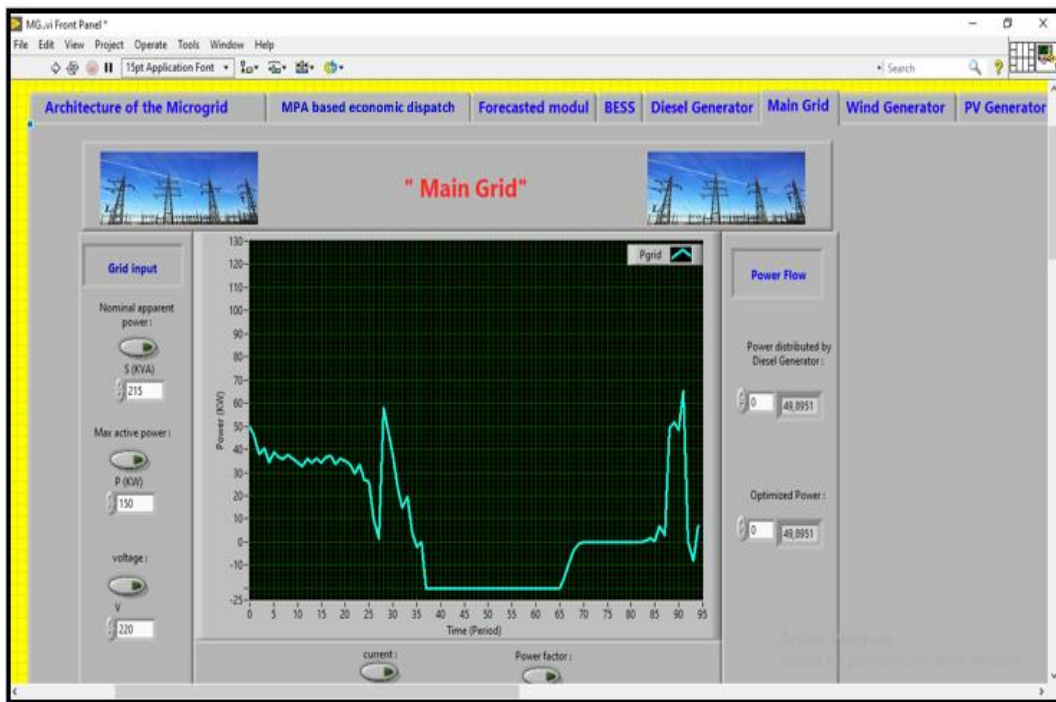


Figure IV-34:Interface graphique du réseau principale sous LabVIEW

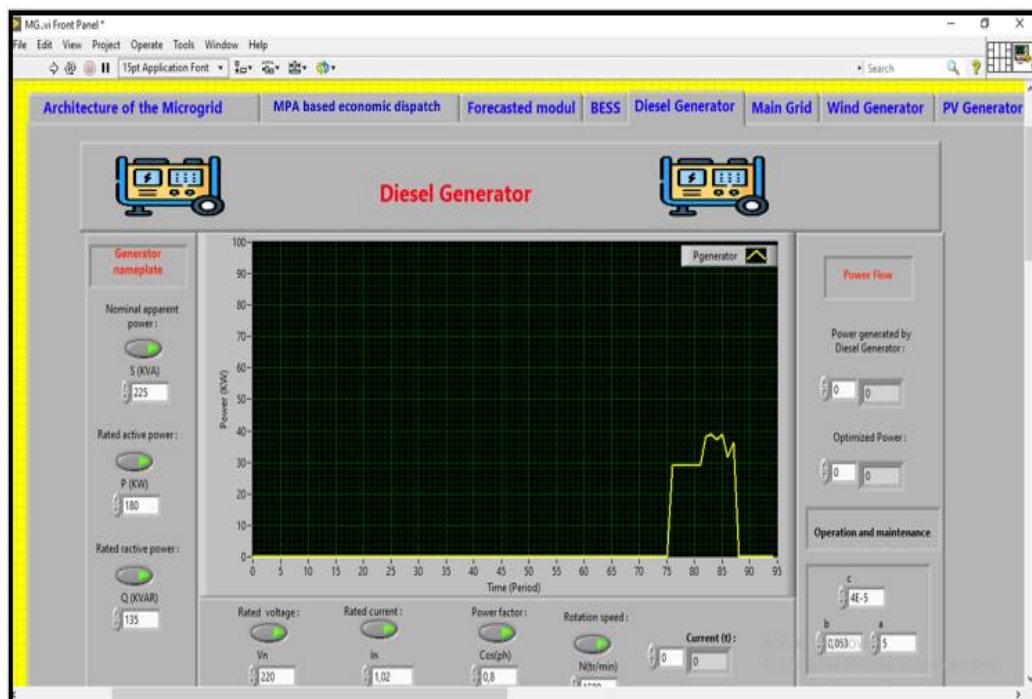


Figure IV-35:Interface graphique du générateur diesel sous LabVIEW

## **IV.6 Conclusion**

Le développement des systèmes de gestion d'énergie du micro-réseau ouvre la voie à une forte intégration des sources d'énergie renouvelables dans le secteur de la production d'électricité. Ce chapitre présente plusieurs études séquentielles dans le but d'améliorer le système de gestion d'énergie du micro-réseau. Nous avons effectué une répartition économique du flux d'énergie d'un micro-réseau qui couvre la demande d'électricité d'un centre commercial en Algérie. De sorte que nous avons proposé une stratégie de gestion d'énergie basée à la fois sur l'algorithme MLPNN\_Bp et l'algorithme MPA. Les données météorologiques ont été prévues un jour à l'avance à l'aide de MLPNN et ils ont utilisés pour estimation la puissance d'énergies photovoltaïque et celle d'éolienne. Par la suite, l'MPA assure la répartition optimale du flux d'énergie tout en maintenant le moindre coût d'exploitation quotidien du micro-réseau. De plus, différentes configurations du micro-réseau sous trois scénarios sont étudiées.

Dans le but d'améliorer la prévision de notre système de gestion d'énergie, nous avons fait une étude comparative entre les algorithmes d'apprentissage profond les plus récemment utilisés, ainsi nous avons adopté l'algorithme CNN-LSTM qui se caractérise par l'RMSE la plus petite. Par la suite de cette étude, nous avons intégré une stratégie du control et compensation d'erreur de la prévision d'énergie au temps réel.

Selon les résultats de notre troisième étude effectuée, nous avons abouti à concevoir un système de gestion d'énergie dynamique qui assure une simultanéité entre la prévision et l'optimisation de la répartition d'énergie, l'SGE est capable d'assurer la meilleure répartition d'énergie en prendre en considération l'état futur du tout le système énergétique, de sorte que la charge et la décharge du BESS, l'achat et vente d'électricité au réseau national seront programmés au moment voulus tout en réduisant le coût d'exploitation quotidien du micro-réseau, par conséquent les fluctuations et les rampes des énergies renouvelables peuvent être compensées par l'énergie déchargée à partir du BESS.

# **Conclusion générale et perspectives**

Les micro-réseaux électriques offrent une alternative intéressante à l'extension du réseau pour les zones isolées et aussi urbaines du monde, notamment avec le développement fulgurant des technologies de production, de conversion et de stockage des énergies renouvelables. Plusieurs micro-réseaux intégrant des sources renouvelables ont déjà été inclus dans de nombreux pays pour fournir des solutions d'électrification rurale et urbaine de meilleure qualité. Bien que les énergies renouvelables qui font partie du micro-réseau soient des énergies propres, durables et écologiques. Mais elles présentent des inconvénients tels que des fluctuations et des intermittences de ces énergies qui entravent leur utilisation optimale.

Afin de pallier ces inconvénients, un système de gestion d'énergie conçu pour le fonctionnement optimal d'un micro-réseau électrique doit inclure la prévision et l'optimisation de la répartition d'énergie un jour à l'avance, selon le principe  $(j-1, j, j + 1)$ .

Les travaux documentés dans cette thèse ont porté sur les micro-réseaux électriques dont le concept et l'architecture ont été décrits et des systèmes de gestion de l'énergie ont été développés.

D'après notre analyse des différents travaux de recherches effectués dans le domaine, nous avons constaté que les études récentes ont été reposées sur l'utilisation des algorithmes d'apprentissage machine et apprentissage profond pour la prévision des énergies du micro-réseau, ainsi l'optimisation de la répartition d'énergie a été effectuée à l'aide des différentes méthodes métaheuristiques.

A travers l'état de l'art présenté dans le deuxième chapitre sur les systèmes de gestion d'énergie à l'aide de l'intelligence artificielle, nous avons acquis de nombreuses compétences pour utiliser correctement les algorithmes d'apprentissage profond et les méthodes métaheuristiques. Cette connaissance nous a permis de concevoir un puissant système de gestion de l'énergie qui assure un fonctionnement optimal du petit système considéré.

La description du processus de l'étude et la modélisation des différents composants du micro-réseau proposé dans le chapitre III ont permis d'évaluer le micro-réseau considéré sur plusieurs indicateurs : économique, environnemental et de fiabilité. Le système de gestion du micro-réseau connecté au réseau national a été construit sur une échelle énergétique, représentant chacun des composants incluant les générateurs PV et éolien, le système de stockage d'énergie batterie .

Dans ce contexte, nous avons employé une stratégie de gestion d'énergie qui optimise la répartition d'énergie de chaque générateur distribué du micro-réseau connecté au réseau central national et la capacité de charge et décharge du système de stockage par batterie tout en assurant l'alimentation continue de la demande de charge.

Pour ce faire, plusieurs études séquentielles dans le but d'améliorer le système de gestion d'énergie du micro-réseau ont été réalisées. Nous avons résolu le problème de la répartition économique pour un micro-réseau qui couvre la demande de l'électricité d'un immeuble commercial en Algérie. Pour ce but, nous avons proposé une stratégie de gestion de l'énergie basée sur un réseau de neurone perceptron multicouches entraîné par l'algorithme de rétropropagation MLPNN\_Bp et l'algorithme des prédateurs marins MPA. Les données météorologiques ont été prévues un jour à l'avance en utilisant l'MLPNN\_Bp et ils ont été validés à l'aide de la régression et de la racine erreur quadratique moyenne, ces données météorologiques sont prévues dans le but d'estimer les puissances des systèmes PV et WT. Par la suite, l'MPA assure la répartition optimale du flux d'énergie tout en maintenant le moindre coût d'exploitation. De plus, différentes configurations de micro-réseaux sous trois scénarios ont été étudiées. La première configuration qui se caractérise par l'intégration d'un système PV-BESS offrait une réduction de 34,5% du coût d'exploitation du micro-réseau à celui calculé avant l'intégration du système PV-BESS. Les frais étaient encore minimisés de 43,96% dans le second scénario caractérisé par l'ajout d'une éolienne au système précédent. Dans le cas de la vente de l'énergie renouvelable excédentaire au réseau national, le SGE proposé a minimisé les coûts d'exploitation quotidiens de 49,33 % grâce à l'MPA qui a réduit l'énergie importée du réseau national et a augmenté l'utilisation des énergies renouvelables.

Lors de notre 2<sup>ème</sup> étude, nous avons effectué une étude comparative entre les algorithmes d'apprentissage profond les plus utilisés dans le but renforcer la précision de la prévision du SGE, où nous avons opté l'algorithme CNN-LSTM qui se caractérise par l'RMSE la plus petite. Par la suite, nous avons intégré une stratégie de contrôle et de compensation de l'erreur de prévision à notre système de gestion d'énergie en temps réel afin d'assurer l'efficacité et la fiabilité de notre système.

Selon les résultats de notre troisième étude, nous avons abouti à concevoir un système de gestion d'énergie dynamique qui assure une simultanéité entre la prévision et l'optimisation de la répartition d'énergie, le SGE est capable d'assurer la meilleure répartition d'énergie en prenant en considération l'état passé, présent et futur du système énergétique, de sorte que la

charge et la décharge du BESS, l'achat et vente d'électricité au réseau national seront optimisés au moment voulu tout en minimisant le coût d'exploitation quotidien du micro-réseau.

Enfin, le système de gestion de l'énergie des micro-réseaux est modélisé à l'aide de National Instrument LabVIEW qui comprend des schémas fonctionnels et le SGE développé. L'interface graphique du micro-réseau étudié sous le logiciel LabVIEW nous a offert une visualisation claire et un contrôle du flux d'énergie des différents nœuds du micro-réseau.

Les perspectives et les futures améliorations de ce travail qui peuvent être envisagées sont listées ci-dessous :

- Validation de notre système de gestion d'énergie conçu dans micro-réseau réel,
- Contribution à intégrer les micro-réseaux avec leurs systèmes de gestion d'énergie intelligent en Algérie,
- Amélioration de notre système de gestion d'énergie en tenant compte des facteurs supplémentaires dans l'EMS.

# Bibliographie

1. IRENA, *Renewable capacity statistics 2021*. International Renewable Energy Agency (IRENA). 2021.
2. IRENA, *Global energy transformation*. 2019. p. 52.
3. IRENA. *Global Energy Transformation. A Roadmap to 2050*, IRENA. Abu Dhabi, 2018
4. REN21. *Renewables 2020 global status report*. Available from: [https://www.ren21.net/wp-content/uploads/2019/5/gsr\\_2020\\_full\\_report\\_en.pdf](https://www.ren21.net/wp-content/uploads/2019/5/gsr_2020_full_report_en.pdf).
5. Perez, R., K. Zweibel, and T.E. Hoff, *Solar power generation in the US: Too expensive, or a bargain?* Asian Energy Security, 2011. **39**(11): p. 7290-7297.
6. Murdock, H.E., et al., *Renewables 2021-Global status report*. 2021.
7. SOLARGIS. *The World Bank, Source: Global Solar Atlas 2.0, Solar resource data: Solargis*. Available from: <https://solargis.com/maps-and-gis-data/download/world>.
8. Kumari, P. and D. Toshniwal, *Extreme gradient boosting and deep neural network based ensemble learning approach to forecast hourly solar irradiance*. 2021. **279**: p. 123285.
9. Reve. *Wind energy expanded 19% in 2019, with around 60 GW of new capacity*. Available from: <https://www.evwind.es/2020/07/05/wind-energy-expanded-19-in-2019-with-around-60-gw-of-new-capacity/75563>.
10. SONALGAZ, *The National Balance of Electricity and Gas 2015; 2015; Volume 15*.
11. Gas, c.d.C.f.R.o.E.a., *Program Indicative of the Requirements for Means of Production of Electricity (2008–2017)*.
12. Himri, Y., et al., *Potential and economic feasibility of wind energy in south West region of Algeria*. 2020. **38**: p. 100643.
13. Abdeslame, D., et al., *Estimation of power generation capacities of a wind farms installed in windy sites in Algerian high plateaus*. 2017. **103**: p. 630-640.
14. Wang, L., et al., *Feasibility Study of Wind Farm Grid-Connected Project in Algeria under Grid Fault Conditions Using D-Facts Devices*. Applied Sciences, 2018. **8**(11).
15. Atilgan, B. and A. Azapagic, *Life cycle environmental impacts of electricity from fossil fuels in Turkey*. Bridges for a more sustainable future: Joining Environmental Management for Sustainable Universities (EMSU) and the European Roundtable for Sustainable Consumption and Production (ERSCP) conferences, 2015. **106**: p. 555-564.
16. Bosisio, A., et al., *Microgrid design and operation for sensible loads: Lacor hospital case study in Uganda*. 2019. **36**: p. 100535.
17. Yoldaş, Y., et al., *Enhancing smart grid with microgrids: Challenges and opportunities*. 2017. **72**: p. 205-214.

18. Mariam, L., M. Basu, and M.F.J.J.o.e. Conlon, *A review of existing microgrid architectures*. 2013. **2013**.
19. Naeem, A. and N.U. Hassan. *Renewable energy intermittency mitigation in microgrids: State-of-the-art and future prospects*. in *2020 4th International Conference on Green Energy and Applications (ICGEA)*. 2020. IEEE.
20. Green, M., *Community power*. 2016. **1**(3): p. 16014.
21. ZIA, M.F., *On energy management optimization for microgrids enriched with renewable energy sources*. June 10, 2020 (Thèse de doctorat), UNIVERSITE DE BRETAGNE OCCIDENTALE. p. 87.
22. Barker, P., et al., *Investigation of the technical and economic feasibility of micro-grid-based power systems*. EPRI, Palo Alto, CA, 2001. **1003973**.
23. Iannucci, J.J., et al., *DER benefits analysis studies: Final report*. Nat. Renewable Energy Lab., Golden, CO, USA, Rep. NREL/SR-620-34636, 2003.
24. Ton, D.T. and M.A. Smith, *The U.S. Department of Energy's Microgrid Initiative*. 2012. **25**(8): p. 84-94.
25. Marnay, C., et al. *Microgrid evolution roadmap*. in *2015 international symposium on smart electric distribution systems and technologies (EDST)*. 2015. IEEE.
26. Lasseter, R., et al., *The CERTS microgrid concept*. 2002. **2**(3): p. 30.
27. Marnay, C. and O.C. Bailey, *The CERTS Microgrid and the Future of the Macrogrid*. 2004, Lawrence Berkeley National Lab.(LBNL), Berkeley, CA (United States).
28. Zhou, X., T. Guo, and Y. Ma. *An overview on microgrid technology*. in *2015 IEEE international conference on mechatronics and automation (ICMA)*. 2015. IEEE.
29. Zhu, X., et al., *Past, today and future development of micro-grids in China*. 2015. **42**: p. 1453-1463.
30. Lidula, N., A.J.R. Rajapakse, and S.E. Reviews, *Microgrids research: A review of experimental microgrids and test systems*. 2011. **15**(1): p. 186-202.
31. Willette, S. *New Microgrid Tracker Identifies 575 More Projects; Rise of Asia Pacific Market*. accessed on July 30, 2019  
]; Available from: <https://microgridknowledge.com/microgrid-tracker-rise-asia-pacific/>.
32. Insights, G. *Microgrid Deployment Tracker 1Q20 Report*. accessed on 30 July 2020]; Available from: <https://guidehouseinsights.com/reports/microgrid-deployment-tracker-analyst-insight-1q20>.
33. Zia, M.F., E. Elbouchikhi, and M.J.A.e. Benbouzid, *Microgrids energy management systems: A critical review on methods, solutions, and prospects*. 2018. **222**: p. 1033-1055.
34. Li, Y., F.J.J.o.M.P.S. Nejabatkhah, and C. Energy, *Overview of control, integration and energy management of microgrids*. 2014. **2**(3): p. 212-222.
35. Das, A. and V. Balakrishnan, *Sustainable energy future via grid interactive operation of spv system at isolated remote island*. 2012. **16**(7): p. 5430-5442.

36. Basak, P., et al., *A literature review on integration of distributed energy resources in the perspective of control, protection and stability of microgrid*. 2012. **16**(8): p. 5545-5556.
37. Rocabert, J., et al., *Control of Power Converters in AC Microgrids*. IEEE Transactions on Power Electronics, 2012. **27**(11): p. 4734-4749.
38. Ali, S., et al., *A Review of DC Microgrid Energy Management Systems Dedicated to Residential Applications*. Energies, 2021. **14**(14).
39. Ahmed, M., et al., *A Novel Hybrid AC/DC Microgrid Architecture With a Central Energy Storage System*. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022. **37**(3): p. 2060-2070.
40. Shaban, M. and I.B. Dhaou. *Design of an IoT-Enabled Microgrid Architecture for a Partial Grid-Connected Mode*. in *2021 18th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*. 2021.
41. Kishor, Y., et al., *An Architectural and Control Overview of DC-Microgrid for Sustainable Remote Electrification*. 2021, Springer Singapore: Singapore. p. 241-260.
42. Das, T.K., et al. *FFT based classification of solar photo voltaic microgrid system*. in *2019 Second International Conference on Advanced Computational and Communication Paradigms (ICACCP)*. 2019. IEEE.
43. Benamane Siad, S., *DC Microgrids Control for renewable energies integration*. 2019, Université Paris-Saclay (ComUE).
44. Herrera, J.M.S.S.d., *DEVELOPMENT OF A MICROGRID WITH RENEWABLE ENERGY SOURCES AND ELECTROCHEMICAL STORAGE SYSTEM INTEGRATION*. 2015 (Thèse de doctorat), Alma Mater Studiorum – Università di Bologna. p. 153.
45. Faisal, M., et al., *Review of energy storage system technologies in microgrid applications: Issues and challenges*. Ieee Access, 2018. **6**: p. 35143-35164.
46. Tan, X., Q. Li, and H. Wang, *Advances and trends of energy storage technology in microgrid*. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013. **44**(1): p. 179-191.
47. Morstyn, T., B. Hredzak, and V.G. Agelidis, *Control strategies for microgrids with distributed energy storage systems: An overview*. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016. **9**(4): p. 3652-3666.
48. Alegria, E., et al., *CERTS Microgrid Demonstration With Large-Scale Energy Storage and Renewable Generation*. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014. **5**(2): p. 937-943.
49. Dragicevic, T., et al., *Advanced LVDC Electrical Power Architectures and Microgrids: A step toward a new generation of power distribution networks*. IEEE Electrification Magazine, 2014. **2**(1): p. 54-65.
50. Patterson, B.T., *Dc, come home: Dc microgrids and the birth of the " enernet"*. IEEE Power and Energy Magazine, 2012. **10**(6): p. 60-69.
51. Farrokhhabadi, M., et al., *Microgrid stability definitions, analysis, and examples*. 2019. **35**(1): p. 13-29.
52. Bunker, K., et al., *Renewable microgrids: profiles from islands and remote communities across the globe*. Rocky Mountain Institute, 2015. **11**: p. 1-32.

53. Kuzle, I.J.M.R., *Mikromreže i fleksibilna trošila*. 2015: p. 1-8.
54. Alwal, L.A., P.K. Kihato, and S.I. Kamau. *A review of control strategies for microgrid with PV-wind hybrid generation systems*. in *Proceedings of the Sustainable Research and Innovation Conference*. 2022.
55. Delgoshaei, P. and J.D. Freihaut, *Development of a Control Platform for a Building-Scale Hybrid Solar PV-Natural Gas Microgrid*. 2019. **12**(21): p. 4202.
56. Cagnano, A., E. De Tuglie, and P.J.A.E. Mancarella, *Microgrids: Overview and guidelines for practical implementations and operation*. 2020. **258**: p. 114039.
57. Patrao, I., et al., *Microgrid architectures for low voltage distributed generation*. 2015. **43**: p. 415-424.
58. Pullins, S.J.T.E.J., *Why microgrids are becoming an important part of the energy infrastructure*. 2019, Elsevier. p. 17-21.
59. Rahman, H.A., et al., *Operation and control strategies of integrated distributed energy resources: A review*. 2015. **51**: p. 1412-1420.
60. Shiva, C.K. and V. Mukherjee, *A novel quasi-oppositional harmony search algorithm for automatic generation control of power system*. 2015. **35**: p. 749-765.
61. Anoune, K., et al., *Sizing methods and optimization techniques for PV-wind based hybrid renewable energy system: A review*. 2018. **93**: p. 652-673.
62. Sanajaoba, S. and E.J.R.e. Fernandez, *Maiden application of Cuckoo Search algorithm for optimal sizing of a remote hybrid renewable energy System*. 2016. **96**: p. 1-10.
63. Yue, Y., et al., *Assessment on energy-saving and emission reduction benefit of microgrid and its operation optimization*. 2012. **36**(8): p. 12-18.
64. Shahab, M., S. Wang, and A.K. Junejo, *Improved Control Strategy for Three-Phase Microgrid Management with Electric Vehicles Using Multi Objective Optimization Algorithm*. 2021. **14**(4): p. 1146.
65. Madeti, S.R. and S.N. Singh, *Monitoring system for photovoltaic plants: A review*. 2017. **67**: p. 1180-1207.
66. Rezk, H., et al., *Performance of data acquisition system for monitoring PV system parameters*. 2017. **104**: p. 204-211.
67. Ghanjati, C., *Contrôle de puissance et optimisation des flux d'énergie au sein des systèmes multi-sources à énergies renouvelables*. Université de Poitiers; École nationale d'ingénieurs de Tunis (Tunisie), 2021. Français.(Thèse de doctorat).
68. Eddioui, W., *Étude économique d'un micro-réseau avec panneaux solaires, batteries de stockage et véhicules électriques*. Montréal, École de technologie supérieure.(2021).(Thèse de doctorat)
69. Chaouachi, A., et al., *Multiobjective intelligent energy management for a microgrid*. 2012. **60**(4): p. 1688-1699.
70. Chen, Y.-K., et al., *Design and implementation of energy management system with fuzzy control for DC microgrid systems*. 2012. **28**(4): p. 1563-1570.

71. Garcia, P., et al., *Optimal energy management system for stand-alone wind turbine/photovoltaic/hydrogen/battery hybrid system with supervisory control based on fuzzy logic*. 2013. **38**(33): p. 14146-14158.
72. Al-Zoubi, H., Y. Al-Khasawneh, and W. Omar, *Design and feasibility study of an on-grid photovoltaic system for green electrification of hotels: a case study of Cedars hotel in Jordan*. 2021. **12**(4): p. 611-626.
73. Tushar, M.H.K., A.W. Zeineddine, and C. Assi, *Demand-Side Management by Regulating Charging and Discharging of the EV, ESS, and Utilizing Renewable Energy*. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018. **14**(1): p. 117-126.
74. Mohamed, F.A. and H.N.J.E.T.o.E.P. Koivo, *Multiobjective optimization using modified game theory for online management of microgrid*. 2011. **21**(1): p. 839-854.
75. Belgana, A., B.P. Rimal, and M.J.I.T.o.S.G. Maier, *Open energy market strategies in microgrids: A Stackelberg game approach based on a hybrid multiobjective evolutionary algorithm*. 2014. **6**(3): p. 1243-1252.
76. Yazdani, M. and A.J.I.T.o.S.G. Mehrizi-Sani, *Distributed control techniques in microgrids*. 2014. **5**(6): p. 2901-2909.
77. Zhao, P., S. Suryanarayanan, and M.G.J.I.t.o.i.a. Simoes, *An energy management system for building structures using a multi-agent decision-making control methodology*. 2012. **49**(1): p. 322-330.
78. Dou, C.-X. and B.J.I.t.o.s.g. Liu, *Multi-agent based hierarchical hybrid control for smart microgrid*. 2013. **4**(2): p. 771-778.
79. Nunna, H.K. and S.J.I.T.o.P.D. Doolla, *Energy management in microgrids using demand response and distributed storage—A multiagent approach*. 2013. **28**(2): p. 939-947.
80. Dong, X., X. Li, and S. Cheng, *Energy Management Optimization of Microgrid Cluster Based on Multi-Agent-System and Hierarchical Stackelberg Game Theory*. IEEE Access, 2020. **8**: p. 206183-206197.
81. Baghaee, H.R., et al., *Decentralized sliding mode control of WG/PV/FC microgrids under unbalanced and nonlinear load conditions for on-and off-grid modes*. 2017. **12**(4): p. 3108-3119.
82. Chaudhary, P. and M.J.R.E. Rizwan, *Energy management supporting high penetration of solar photovoltaic generation for smart grid using solar forecasts and pumped hydro storage system*. 2018. **118**: p. 928-946.
83. Amjady, N., F. Keynia, and H.J.I.T.o.s.g. Zareipour, *Short-term load forecast of microgrids by a new bilevel prediction strategy*. 2010. **1**(3): p. 286-294.
84. Salcedo-Sanz, S., et al., *The coral reefs optimization algorithm: a novel metaheuristic for efficiently solving optimization problems*. 2014. **2014**.
85. Chen, C., et al., *Smart energy management system for optimal microgrid economic operation*. 2011. **5**(3): p. 258-267.
86. Deihimi, A., B. Keshavarz Zahed, and R. Iravani, *An interactive operation management of a micro-grid with multiple distributed generations using multi-objective uniform water cycle algorithm*. 2016. **106**: p. 482-509.

87. Khooban, M., et al., *Load Frequency Control in Microgrids Based on a Stochastic Noninteger Controller*. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018. **9**(2): p. 853-861.
88. Sedighzadeh, M., A.H. Mohammadpour, and S.M.M. Alavi, *A two-stage optimal energy management by using ADP and HBB-BC algorithms for microgrids with renewable energy sources and storages*. 2019. **21**: p. 460-480.
89. Moghaddam, A.A., et al., *Multi-objective operation management of a renewable MG (micro-grid) with back-up micro-turbine/fuel cell/battery hybrid power source*. 2011. **36**(11): p. 6490-6507.
90. Karthik, N., et al., *Multi-objective optimal power flow using a new heuristic optimization algorithm with the incorporation of renewable energy sources*. 2021. **12**(4): p. 641-678.
91. Nimma, K.S., et al., *Grey Wolf Optimization-Based Optimum Energy-Management and Battery-Sizing Method for Grid-Connected Microgrids*. Energies, 2018. **11**(4).
92. Iqbal, Z., et al., *A Domestic Microgrid with Optimized Home Energy Management System*. Energies, 2018. **11**(4).
93. Tayab, U.B., et al. *Energy management system for a grid-connected microgrid with photovoltaic and battery energy storage system*. in *2018 Australian & New Zealand Control Conference (ANZCC)*. 2018. IEEE.
94. Wang, S., L. Su, and J. Zhang. *MPI based PSO algorithm for the optimization problem in micro-grid energy management system*. in *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*. 2017. IEEE.
95. Vergara, P.P., R. Torquato, and L.C. Da Silva. *Towards a real-time Energy Management System for a Microgrid using a multi-objective genetic algorithm*. in *2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting*. 2015. IEEE.
96. Eid, A., S. Kamel, and L. Abualigah, *Marine predators algorithm for optimal allocation of active and reactive power resources in distribution networks*. 2021. **33**(21): p. 14327-14355.
97. Sobhy, M.A., et al., *Marine predators algorithm for load frequency control of modern interconnected power systems including renewable energy sources and energy storage units*. 2021. **12**(4): p. 3843-3857.
98. Niknam, T., F. Golestaneh, and A. Malekpour, *Probabilistic energy and operation management of a microgrid containing wind/photovoltaic/fuel cell generation and energy storage devices based on point estimate method and self-adaptive gravitational search algorithm*. 2nd International Meeting on Cleaner Combustion (CM0901-Detailed Chemical Models for Cleaner Combustion), 2012. **43**(1): p. 427-437.
99. Shahinzadeh, H., et al. *Optimal design and management of isolated hybrid renewable energy system (WT/PV/ORES)*. in *2016 21st Conference on Electrical Power Distribution Networks Conference (EPDC)*. 2016.
100. Lazar, E., et al. *Energy Management for an Islanded Microgrid Based on Harmony Search Algorithm*. in *2018 41st International Spring Seminar on Electronics Technology (ISSE)*. 2018.

101. Li, P., et al., *Multiobjective Sizing Optimization for Island Microgrids Using a Triangular Aggregation Model and the Levy-Harmony Algorithm*. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018. **14**(8): p. 3495-3505.
102. Luu Ngoc, A. and Q.-T. Tran. *Optimal energy management for grid connected microgrid by using dynamic programming method*. in *2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting*. 2015.
103. Murugaperumal, K. and P. Ajay D. Vimal Raj, *Energy storage based MG connected system for optimal management of energy: An ANFMDA technique*. 2019. **44**(16): p. 7996-8010.
104. Wu, X., et al., *A Multi-Objective Optimization Dispatch Method for Microgrid Energy Management Considering the Power Loss of Converters*. Energies, 2019. **12**(11).
105. Ansarian, M., S.M. Sadeghzadeh, and M. Fotuhi-Firuzabad, *Optimum generation dispatching of distributed resources in smart grids*. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2015. **25**(7): p. 1297-1318.
106. Shaheen, M.A.M., et al., *A Novel Application of Improved Marine Predators Algorithm and Particle Swarm Optimization for Solving the ORPD Problem*. Energies, 2020. **13**(21).
107. Liu, H., et al., *A novel axle temperature forecasting method based on decomposition, reinforcement learning optimization and neural network*. 2020. **44**: p. 101089.
108. Majidi Nezhad, M., et al., *Wind source potential assessment using Sentinel 1 satellite and a new forecasting model based on machine learning: A case study Sardinia islands*. 2020. **155**: p. 212-224.
109. Sharma, R., D.J.J.o.E.R. Singh, and Application, *A review of wind power and wind speed forecasting*. 2018. **8**(7): p. 1-9.
110. Mellit, A., A.M. Pavan, and V. Lughi, *Deep learning neural networks for short-term photovoltaic power forecasting*. 2021. **172**: p. 276-288.
111. GOLLAKOTA, G.S.P.J.S.A., *Prediction and validation of overall energy consumption of Sustainable buildings with machine learning techniques*. 2021. **1**(01).
112. Wei, R., et al. *Predicting Electricity Usage Based on Deep Neural Network*. in *2019 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications (CIVEMSA)*. 2019. IEEE.
113. Beccali, M., et al., *Forecasting daily urban electric load profiles using artificial neural networks*. 2004. **45**(18): p. 2879-2900.
114. Gamage, T.T., et al., *A Novel Flow Invariants-Based Approach to Microgrid Management*. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015. **6**(2): p. 516-525.
115. Tran, T.T., et al., *A Review of Neural Networks for Air Temperature Forecasting*. Water, 2021. **13**(9).
116. Graves, A. and N. Jaitly. *Towards end-to-end speech recognition with recurrent neural networks*. in *International conference on machine learning*. 2014. PMLR.
117. Zhang, J., et al., *Short-term forecasting and uncertainty analysis of wind turbine power based on long short-term memory network and Gaussian mixture model*. 2019. **241**: p. 229-244.

118. Hochreiter, S. and J. Schmidhuber, *Long Short-Term Memory*. *Neural Computation*, 1997. **9**(8): p. 1735-1780.
119. Chen, J., et al., *Wind speed forecasting using nonlinear-learning ensemble of deep learning time series prediction and extremal optimization*. 2018. **165**: p. 681-695.
120. Shi, X., et al., *Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting*. 2015. **28**.
121. Khalil, K., et al., *Economic LSTM Approach for Recurrent Neural Networks*. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2019. **66**(11): p. 1885-1889.
122. Sorkun, M.C., C. Paoli, and Ö.D. Incel. *Time series forecasting on solar irradiation using deep learning*. in *2017 10th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ELECO)*. 2017.
123. Sun, Y., et al., *Solar PV output prediction from video streams using convolutional neural networks*. 2018. **11**(7): p. 1811-1818.
124. Núñez, J.C., et al., *Convolutional Neural Networks and Long Short-Term Memory for skeleton-based human activity and hand gesture recognition*. 2018. **76**: p. 80-94.
125. Zhou, D.-X., *Universality of deep convolutional neural networks*. 2020. **48**(2): p. 787-794.
126. Sainath, T.N., et al. *Convolutional, long short-term memory, fully connected deep neural networks*. in *2015 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing (ICASSP)*. 2015. IEEE.
127. Faramarzi, A., et al., *Marine Predators Algorithm: A nature-inspired metaheuristic*. 2020. **152**: p. 113377.
128. Iqbal, T., et al. *Energy Management System for Optimal Operatioin of Microgrids Network*. in *2018 IEEE International Conference on Smart Energy Grid Engineering (SEGE)*. 2018.
129. Nimma, K.S., et al., *Grey Wolf Optimization-Based Optimum Energy-Management and Battery-Sizing Method for Grid-Connected Microgrids*. 2018. **11**(4): p. 847.
130. Hirsch, A., Y. Parag, and J. Guerrero, *Microgrids: A review of technologies, key drivers, and outstanding issues*. 2018. **90**: p. 402-411.
131. Zhai, M., et al. *Robust model predictive control for energy management of isolated microgrids*. in *2017 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*. 2017.
132. Dahmoun, M.E.-H., et al., *Performance evaluation and analysis of grid-tied large scale PV plant in Algeria*. 2021. **61**: p. 181-195.
133. Guezgouz, M., J. Jurasz, and B. Bekkouche, *Techno-economic and environmental analysis of a hybrid PV-WT-PSH/BB standalone system supplying various loads*. *Energies*, 2019. **12**(3): p. 514.
134. Guezgouz, M., et al., *Optimal hybrid pumped hydro-battery storage scheme for off-grid renewable energy systems*. 2019. **199**: p. 112046.
135. Tang, X., W. Deng, and Z. Qi, *Investigation of the Dynamic Stability of Microgrid*. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2014. **29**(2): p. 698-706.

136. Gualtieri, G., *A comprehensive review on wind resource extrapolation models applied in wind energy*. 2019. **102**: p. 215-233.
137. Crippa, P., et al., *A temporal model for vertical extrapolation of wind speed and wind energy assessment*. 2021. **301**: p. 117378.
138. MERRA2, [En ligne]. Available: <http://www.soda-pro.com/web-services/meteo-data/merra>. [Accès le 18 Février 2020].
139. Gueymard, C.A., *Cloud and albedo enhancement impacts on solar irradiance using high-frequency measurements from thermopile and photodiode radiometers. Part 2: Performance of separation and transposition models for global tilted irradiance*. 2017. **153**: p. 766-779.
140. Yang, D., et al., *Evaluation of transposition and decomposition models for converting global solar irradiance from tilted surface to horizontal in tropical regions*. 2013. **97**: p. 369-387.
141. CAMS. [En ligne]. Available: <http://atmosphere.copernicus.eu/>. [Accès le 18 Février 2020].
142. DOBROWOLSKI, J., *Modélisation, contrôle/commande et certification d'un micro-réseau électrique décentralisé avec entrées exogènes aléatoires et informations contraintes*. Université Grenoble Alpes,(2017).(Thèse de doctorat).
143. CIMUCA, G.-O., *SYSTEME INERTIEL DE STOCKAGE D'ENERGIE ASSOCIE A DES GENERATEURS EOLIENS*. 2005, Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, Centre de Lille. p. 181 (Thèse de doctorat).
144. Manwell, J.F., J.G. McGowan, and A.L. Rogers, *Wind energy explained: theory, design and application*. 2010: John Wiley & Sons.
145. Eltamaly, A.M. and M.A. Mohamed, *Optimal sizing and designing of hybrid renewable energy systems in smart grid applications*, in *Advances in renewable energies and power technologies*. 2018, Elsevier. p. 231-313.
146. Thapar, V., G. Agnihotri, and V.K. Sethi, *Critical analysis of methods for mathematical modelling of wind turbines*. 2011. **36**(11): p. 3166-3177.
147. Yang, H., L. Lu, and W.J.S.e. Zhou, *A novel optimization sizing model for hybrid solar-wind power generation system*. 2007. **81**(1): p. 76-84.
148. Abouzahr, I. and R.J.I.T.o.E.C. Ramakumar, *An approach to assess the performance of utility-interactive wind electric conversion systems*. 1991. **6**(4): p. 627-638.
149. ALBERT, A., *DIAGNOSTIC D'UN SYSTÈME PHOTOVOLTAÏQUE À STOCKAGE PAR ESTIMATION PARAMÉTRIQUE ET COMMANDES ADRC INTÉGRÉ À UNE CENTRALE AUTONOME DE COGÉNÉRATION D'ÉNERGIE*. Octobre,2020 (thèse de doctorat), UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI. p. 235.
150. Ishaque, K., et al., *A critical evaluation of EA computational methods for Photovoltaic cell parameter extraction based on two diode model*. 2011. **85**(9): p. 1768-1779.
151. Eicker, U., *Solar technologies for buildings*. 2003: John Wiley & Sons.
152. Han, L., et al., *Modeling of an equivalent circuit for dye-sensitized solar cells*. 2004. **84**(13): p. 2433-2435.

153. Massi Pavan, A., A. Mellit, and V. Lughi, *Explicit empirical model for general photovoltaic devices: Experimental validation at maximum power point*. 2014. **101**: p. 105-116.
154. Mazhari, B., *An improved solar cell circuit model for organic solar cells*. 2006. **90**(7): p. 1021-1033.
155. HOUSSAMO, I., *Contribution à l'étude théorique, à la modélisation et à la mise en œuvre d'un système multisource appartenant à un micro-réseau électrique*. 2012 (thèse de doctorat), Université de technologie de Compiègne. p. 176.
156. Chakrasali, R.L., V.R. Sheelavant, and H.N. Nagaraja, *Network approach to modeling and simulation of solar photovoltaic cell*. 2013. **21**: p. 84-88.
157. Townsend, T.U., *A method for estimating the long-term performance of direct-coupled photovoltaic systems*. 1989.
158. Chenni, R., et al., *A detailed modeling method for photovoltaic cells*. 2007. **32**(9): p. 1724-1730.
159. Karamirad, M., et al., *ANN based simulation and experimental verification of analytical four- and five-parameters models of PV modules*. 2013. **34**: p. 86-98.
160. Ma, T., H. Yang, and L. Lu, *Development of a model to simulate the performance characteristics of crystalline silicon photovoltaic modules/strings/arrays*. 2014. **100**: p. 31-41.
161. Chouder, A., et al., *Modeling and simulation of a grid connected PV system based on the evaluation of main PV module parameters*. 2012. **20**(1): p. 46-58.
162. Jung, T.H., et al., *Output characteristics of PV module considering partially reverse biased conditions*. 2013. **92**: p. 214-220.
163. Hudișteanu, S., et al. *Effect of cooling on power generated by photovoltaic panels*. in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2021. IOP Publishing.
164. Wu, H. and Z.J.I.J.o.P. Shang, *Research on parameter extraction method of photovoltaic module based on improved hybrid algorithm*. 2020. **2020**.
165. Yin, O.W. and B.C.J.O. Babu, *Simple and easy approach for mathematical analysis of photovoltaic (PV) module under normal and partial shading conditions*. 2018. **169**: p. 48-61.
166. Abbassi, A., et al., *Parameterization of photovoltaic solar cell double-diode model based on improved arithmetic optimization algorithm*. 2022. **253**: p. 168600.
167. Jurasz, J., et al., *Integrating a wind-and solar-powered hybrid to the power system by coupling it with a hydroelectric power station with pumping installation*. 2018. **144**: p. 549-563.
168. Kaabeche, A., S. Diaf, and R. Ibtouen, *Firefly-inspired algorithm for optimal sizing of renewable hybrid system considering reliability criteria*. 2017. **155**: p. 727-738.
169. Etxeberria, A., *Microgrid hybrid energy storage and control using a three-level NPC converter*. 2012 (Thèse de doctorat).
170. Mousavi G, S.M. and M. Nikdel, *Various battery models for various simulation studies and applications*. 2014. **32**: p. 477-485.

171. Hu, X., S. Li, and H. Peng, *A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries*. 2012. **198**: p. 359-367.
172. Vezzini, A., *Lithium-ion battery management*, in *Lithium-Ion Batteries*. 2014, Elsevier. p. 345-360.
173. Iurilli, P., C. Brivio, and M. Merlo, *SoC management strategies in Battery Energy Storage System providing Primary Control Reserve*. 2019. **19**: p. 100230.
174. Zhang, C., et al., *Online estimation of battery equivalent circuit model parameters and state of charge using decoupled least squares technique*. 2018. **142**: p. 678-688.
175. Hesse, H.C.A.U.S.M.K.D.J.A.L.-I.B.S.f.t.G.A.R.o.S.B.S.S.D.T.f.A.i., *Energies*, 2017. **10**(12).
176. Canales, F.A., et al., *Cost-reliability analysis of hybrid pumped-battery storage for solar and wind energy integration in an island community*. 2021. **44**: p. 101062.
177. Guezgouz, M., J. Jurasz, and B. Bekkouche, *Techno-Economic and Environmental Analysis of a Hybrid PV-WT-PSH/BB Standalone System Supplying Various Loads*. *Energies*, 2019. **12**(3).
178. Peng, F.Z., Y.W. Li, and L.M. Tolbert. *Control and protection of power electronics interfaced distributed generation systems in a customer-driven microgrid*. in *2009 IEEE Power & Energy Society General Meeting*. 2009.
179. Yang, D., X. Ruan, and H. Wu, *Impedance Shaping of the Grid-Connected Inverter with LCL Filter to Improve Its Adaptability to the Weak Grid Condition*. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2014. **29**(11): p. 5795-5805.
180. Issa, W.R., *Improved control strategies for droop-controlled inverter-based microgrid*. 2015 (thèse de doctorat).
181. Kilickaplan, A., et al., *An energy transition pathway for Turkey to achieve 100% renewable energy powered electricity, desalination and non-energetic industrial gas demand sectors by 2050*. 2017. **158**: p. 218-235.
182. Hajer, M.A., P.J.E.r. Pelzer, and s. science, *2050—An Energetic Odyssey: Understanding ‘Techniques of Futuring’ in the transition towards renewable energy*. 2018. **44**: p. 222-231.
183. Suberu, M.Y., et al., *Energy storage systems for renewable energy power sector integration and mitigation of intermittency*. 2014. **35**: p. 499-514.
184. Guezgouz, M.J.J.B.B.T.-E. and P.V.W.T.P.S.H.B.B.S.S.S.V.L. *Environmental Analysis of a Hybrid*, *Energies*, 2019. **12**(3).
185. Tang, X., W. Deng, and Z.J.I.T.o.P.S. Qi, *Investigation of the dynamic stability of microgrid*. 2013. **29**(2): p. 698-706.
186. Taghavifar, H., et al., *Optimal robust control of vehicle lateral stability using damped least-square backpropagation training of neural networks*. 2020. **384**: p. 256-267.

## **Publication**

**Kheiter, A.**, Souag, S., Chaouch, A., Boukortt, A., Bekkouche, B., & Guezgouz, M. (2022). Energy Management Strategy Based on Marine Predators Algorithm for Grid-Connected Microgrid. *International Journal of Renewable Energy Development*, 11(3), 751-765. <https://doi.org/10.14710/ijred.2022.42797>.