

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERY DE TIZI-OUZOU



FACULTÉ DE GÉNIE ÉLECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE  
DÉPARTEMENT D'ELECTROTECHNIQUE

## Mémoire de Fin d'Études de MASTER ACADEMIQUE

Domaine : **Sciences et Technologies**  
Filière : **Électrotechnique**  
Spécialité : **Energie renouvelable**

*Présenté par*

**Hassina AMMOUR**

Thème

**Techniques de prédiction d'énergie par apprentissage automatique  
pour une gestion optimisée de l'énergie dans un micro-réseau**

*Mémoire soutenu publiquement le 02 / 07 / 2024 devant le jury composé de :*

**Mr Salah HADDAD**  
Professeur, UMMTO, **Président**

**Mme Fathia CHEKIRED**  
Directrice de recherche, UDES, **Encadrant**

**Mr Rabah ROUAS**  
MCB, UMMTO, **Co-Encadrant**

**Mr Madjid SI BRAHIM**  
MCA, UMMTO, **Examinateur**

# Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer notre sincère gratitude envers ma promotrice madame **Chekired Fathia** directrice de recherche à l'UDES pour son encadrement attentif, ses conseils judicieux et son soutien constant tout au long de l'élaboration de ce mémoire. Je souhaite également remercier chaleureusement notre co-promoteur, Monsieur **Rouas Rabah** pour sa contribution précieuse et ses suggestions éclairées qui ont grandement enrichi ce travail.

Je tiens également à remercier tous les enseignants du département qui ont contribué à ma formation.

Je souhaite exprimer notre sincère gratitude à mes chers parents **Nadia et Mehenna**. Leur amour, leur soutien inconditionnel et leurs sacrifices ont été les piliers sur lesquels j'ai construit mon parcours académique. Leurs encouragements constants et leur confiance en moi m'ont permis de persévérer dans les moments difficiles. Je leur suis infiniment reconnaissante pour tout ce qu'ils ont fait et continuent de faire pour moi. Leur présence et leur soutien sont des trésors inestimables dans ma vie.

Merci du fond du cœur, chers parents, pour tout ce que vous êtes et tout ce que vous faites pour moi.

Je suis reconnaissante envers Mlle **Wassila Tercha** pour toute l'aide inestimable qu'elle m'a apportée tout au long de mon mémoire. Sa précieuse contribution a été d'une importance capitale et je tiens à lui exprimer ma profonde gratitude pour son soutien constant.

Je tiens à remercier chaleureusement ma collègue de laboratoire **Ikram Zireg** pour son soutien et ses précieux conseils tout au long de ce mémoire.

Je tiens à remercier chaleureusement ma chère cousine **Faiza** et son mari **Halim** pour leur accueil chaleureux et leur générosité durant toute la période de mon stage.

Enfin, je souhaite exprimer ma profonde reconnaissance à ma chère famille, et à mes amis pour leur soutien inconditionnel et leur encouragement tout au long de ce parcours académique.

Que les membres de jury trouvent ici l'expression de ma gratitude et de mon respect pour m'avoir fait l'honneur d'examiner ce modeste travail.

*AMMOUR HASSINA*

# Dédicace

Je consacre ce modeste travail à la concrétisation de plusieurs années d'efforts et de travail acharné au cours de mes études :

À mes précieux parents **MEHENNA** et **NADIA**, qui ont été mes guides, mes soutiens inébranlables et mes exemples de force et de détermination, je dédie humblement ce mémoire. Leur amour infini, leurs sacrifices sans fin et leurs encouragements constants ont été les fondements de ma réussite académique. Chaque page de ce travail reflète leur influence positive dans ma vie. Je suis profondément reconnaissante pour tout ce qu'ils ont fait. J'espère être à la hauteur de vos attentes et vous rendre, toujours fiers de moi.

À mon cher frère **MAKHELOUF**, compagnon de mes aventures et confident de mes rêves, je dédie ce mémoire. Ces encouragements constants, sa sagesse et son soutien inébranlable ont été une source inestimable de force et d'inspiration pour moi. Nos échanges enrichissants et nos moments partagés ont façonné mon parcours académique de manière profonde. Merci d'avoir toujours cru en moi et de m'avoir soutenu tout au long de ce cheminement.

À mon cher fiancé **AMAOUZ MOHAMED**, mon partenaire de vie et mon soutien inconditionnel, je dédie ce mémoire. Sa présence aimante, ses encouragements constants et son soutien indéfectible ont été des piliers essentiels dans l'accomplissement de mes études. Chaque moment partagé, chaque mot d'encouragement a été une source d'inspiration pour moi. Merci d'avoir été à mes côtés à chaque étape de cette aventure académique.

À ma chère cousine **SARAH**, qui est plus qu'une cousine, mais ma sœur, ma complice de toujours, mon amie et ma confidente, je dédie ce mémoire. Sa présence chaleureuse, ses conseils avisés et son soutien inébranlable ont été des sources constantes d'inspiration pour moi. À travers les hauts et les bas de ce parcours académique, elle a été là, partageant mes joies et mes peines. Merci d'avoir illuminé mon chemin avec ta présence aimante et ton soutien inconditionnel.

À ma chère famille, comprenant mes frères, sœurs avec leurs époux et leurs enfants, oncles, tantes, cousins et cousines, À tous ceux qui ont été mes piliers, mes inspirations et mes sources infinies d'amour et de soutien, je dédie ce mémoire. Leur présence constante, leurs encouragements sans faille et leur confiance en moi ont été les fondations sur lesquelles j'ai construit mon parcours académique. Chaque succès que je célèbre aujourd'hui est le fruit de notre collaboration et de notre détermination collective. Merci d'avoir été à mes côtés à chaque étape.

**AMMOUR HASSINA**

## Tables des figures

<b>Figure I.1.</b> Représentation horizontale (bidirectionnelle) des réseaux électriques actuels .....	4
<b>Figure I.2.</b> Energie solaire. ....	6
<b>Figure I.3.</b> Eolienne à Axe Vertical.....	7
<b>Figure I.4.</b> Eolienne à Axe Horizontal .....	7
<b>Figure I.5.</b> Générateur diesel .....	7
<b>Figure I.6.</b> Batterie au lithium .....	8
<b>Figure I.7.</b> Une batterie plomb ouverte .....	8
<b>Figure I.8.</b> Supercondensateur .....	8
<b>Figure I.9.</b> Pile à combustible .....	9
<b>Figure I.10.</b> Architecture d'un micro-réseau .....	11
<b>Figure I.11.</b> Schéma d'une architecture série avec un bus continu .....	12
<b>Figure I.12.</b> Schéma d'une architecture série avec un bus alternatif.....	13
<b>Figure I.13.</b> Schéma d'une architecture parallèle avec un bus mixte AC et CC .....	13
<b>Figure II.1.</b> Types de problèmes résolus par le système de gestion d'énergie .....	17
<b>Figure II.2.</b> Système de gestion d'énergie dans un micro-réseau.....	18
<b>Figure II.3.</b> Structure de contrôle centralisé .....	19
<b>Figure II.4.</b> Structure de contrôle décentralisé .....	20
<b>Figure II.5.</b> Structure de contrôle distribué .....	21
<b>Figure III.1.</b> Les étapes de gestion de l'énergie et des stratégies de contrôle .....	27
<b>Figure III.2.</b> Les grandes classes d'apprentissage automatique .....	36
<b>Figure III.3.</b> Exemple d'une illustration par le modèle d'arbre de décision. ....	40
<b>Figure III.4.</b> Illustration de la forêt aléatoire. ....	41
<b>Figure III.5.</b> Illustration de XG Boost .....	42
<b>Figure IV.1.</b> Anaconda navigateur : interface des environnements de développement scientifique .....	46
<b>Figure IV.2.</b> L'éditeur de bloc-notes de jupyter .....	47
<b>Figure IV.3.</b> Configuration initiale des bibliothèques Python pour la régression avec RandomForest .....	48
<b>Figure IV.4.</b> Préparation de l'environnement Python pour l'analyse de données .....	48

# Table des figures

---

<b>Figure IV.5.</b> Préparation de l'environnement anaconda pour la visualisation des données.....	49
<b>Figure IV.6.</b> Visualisation de la Production d'Énergie Solaire sur une Journée .....	49
<b>Figure IV.7.</b> Visualisation de la Production d'Énergie Solaire pour 30 jours .....	49
<b>Figure IV.8.</b> Code illustrant la visualisation des données de test .....	50
<b>Figure IV.9.</b> L'application du modèle de simulation Random Forest à l'ensemble des données de test .....	51
<b>Figure IV.10.</b> Le modèle Random Forest pour prédire un modèle particulier pour un intervalle de [0 : 100] .....	51
<b>Figure IV.11.</b> Le modèle Random Forest pour prédire un modèle particulier pour un intervalle de [0 : 50] .....	52
<b>Figure IV.12.</b> Visualisation des données de puissance en utilisant un modèle de forêt aléatoire .....	52
<b>Figure IV.13.</b> L'application du modèle de simulation XG BOOST l'ensemble des données de test .....	53
<b>Figure IV.14.</b> L'application du modèle d'arbre de décision l'ensemble des données de test .	53
<b>Figure IV.15.</b> Vue d'ensemble de la maison solaire basse consommation installée à l'UDES .....	56
<b>Figure IV.16.</b> Prototype de maison intelligente à haute efficacité énergétique de l'UDES ....	56
<b>Figure IV.17.</b> Diagramme illustrant le système photovoltaïque connecté au réseau avec stockage, installé sur le site de l'UDES, pour une maison à basse consommation d'énergie solaire .....	57
<b>Figure IV.18.</b> Graphique illustrant les prévisions de production d'énergie solaire générées par le modèle de forêt aléatoire .....	61
<b>Figure IV.19.</b> Représentation des valeurs réelles avec les valeurs prédites de la production en utilisant le modèle de forêt aléatoire .....	61
<b>Figure IV.20.</b> Représentation des valeurs réelles de la production d'énergie solaire .....	62
<b>Figure IV.21.</b> La comparaison graphique entre les données réelles de l'énergie et les prédictions du modèle de forêt aléatoire .....	62

# Table des figures

---

<b>Figure IV.22.</b> Représentation des valeurs réelles de l'énergie avec les valeurs prédites d'énergie en utilisant le modèle de forêt aléatoire .....	64
<b>Figure IV.23.</b> Représentation des valeurs réelles de l'énergie .....	64
<b>Figure IV.24.</b> La comparaison graphique entre les données réelles des charges et les prédictions en utilisant le modèle de forêt aléatoire .....	66
<b>Figure IV.25.</b> Représentation des valeurs réelles de la charge avec les valeurs prédites de la charge en utilisant le modèle de forêt aléatoire .....	66
<b>Figure IV.26.</b> Représentation des valeurs réelles de la charge.....	66
<b>Figure IV.27.</b> Les trois maisons basses consommation .....	68
<b>Figure IV.28.</b> Représentation des charges pour les trois maisons basses consommation .....	68
<b>Figure IV.29.</b> Représentation détaillée sur l'intervalle de [1000, 1500] des charges pour les trois maisons basses consommation .....	69
<b>Figure IV.30.</b> Graphe illustrant la prédiction de la production dans un réseau de trois maisons avec le modèle de forêt aléatoire .....	70
<b>Figure IV.31.</b> Graphe illustrant la prédiction de l'énergie dans un réseau de trois maisons avec le modèle de forêt aléatoire .....	71
<b>Figure IV.32.</b> Graphe illustrant la prédiction des charges dans un réseau de trois maisons avec le modèle de forêt aléatoire .....	72
<b>Figure IV.33.</b> Graphique illustrant la consommation d'énergie et la disponibilité de l'électricité dans le réseau .....	73
<b>Figure IV.34.</b> Figure représente l'hydrogène, de la production aux usages .....	75

# Liste des Tableaux

<b>Tableau I.1.</b> Comparaison : Réseau intelligent et réseau conventionnel.....	5
<b>Tableau I.2.</b> Comparaison entre un réseau conventionnel et un micro-réseau .....	15
<b>Tableau II.1.</b> Principales caractéristiques, avantages et inconvénients de chaque type de contrôle dans les micro-réseaux.....	21
<b>Tableau III.1</b> Comparaison des Types d'Apprentissage en Intelligence Artificielle.....	38
<b>Tableau IV.1.</b> Comparaison des erreurs (MSE, MAE, RMSE, MAPE) et le coefficient de détermination ( $R^2$ ) entre différents modèles de prédiction. ....	54
<b>Tableau IV.2.</b> Puissances nominales typiques des appareils électroménagers et durée de fonctionnement estimée par jour. ....	58
<b>Tableau IV.3.</b> Évaluation des erreurs de prédiction de la production d'énergie avec le modèle de forêt aléatoire. ....	62
<b>Tableau IV.4.</b> Évaluation des erreurs de prédiction d'énergie avec le modèle de forêt aléatoire. ....	65
<b>Tableau IV.5.</b> Évaluation des erreurs de prédiction de la gestion des charges avec le modèle de forêt aléatoire. ....	67
<b>Tableau IV.6.</b> Évaluation des erreurs de prédiction de la production avec le modèle de forêt aléatoire. ....	70
<b>Tableau IV.7.</b> Évaluation des erreurs de prédiction de l'énergie avec le modèle de forêt aléatoire. ....	71
<b>Tableau IV.8.</b> Évaluation des erreurs de prédiction de la consommation énergétique avec le modèle de forêt aléatoire. ....	73

# Liste des abréviations

**IA** : Intelligence artificielle

**NTIC** : Nouvelles technologies de l'information et de la communication

**CC** : Courant continue

**AC** : Courant alternatif

**RED** : Ressources énergétiques distribuées

**CO<sub>2</sub>** : Dioxyde du carbone

**MAE** : Erreur absolue moyenne (mean absolute error)

**MSE** : Erreur quadratique moyenne (mean square error)

**RMSE** : Erreur quadratique moyenne à la racine carrée (Root mean square error)

**MAPE** : Erreur absolue médiane en pourcentage (mean absolute percentage error)

**R<sup>2</sup>** : Coefficient de détermination

**ESS** : Système de stockage d'énergie

**DER** : Ressources énergétiques distribuées

**IAE** : Intelligence artificielle étroite

**IAG** : Intelligence artificielle générale

**SIA** : La super-intelligence artificielle

**W** : Watts

**kW** : Kilowatts

**kWh** : Kilowattheures

**°C** : Degré Celsius

**°F** : Degré fahrenheit

**VAR** : Voltampère réactif

**UDES** : unité de développement des équipements solaires

**M<sup>2</sup>** : Unité mètre carré

**PV/T** : module hybride photovoltaïque / thermique

**P<sub>PV</sub>** : Puissance du panneau photovoltaïque

**HVAC** : Chauffage, Ventilation et Climatisation (Heating, Ventilation, and Air Conditioning)

## Sommaire

Remerciements	
Dédicace	
Table des figures	
Liste des tableaux	
Liste des abréviations	
Introduction générale.....	1
<b>Chapitre I : Etat de l'Art sur les micro-réseaux</b>	
I.1.Introduction .....	3
I.2.Réseau électrique .....	3
I.2.1. Définition.....	3
I.2.2. Structure d'un réseau électrique .....	4
I.3.Vers un réseau électrique plus intelligent .....	4
I.4. Smart réseau .....	5
I.4.1. Définition.....	5
I.5. Comparaison entre les réseaux traditionnels et intelligents .....	5
I.6. Micro-réseau.....	6
I.6.1.Définition .....	6
I.6.2.Constitution d'un micro-réseau .....	6
I.6.3. Les types de micro-réseau .....	10
I.6.3.1. Micro-réseaux Connectés au Réseau (Grid-Tied) .....	10
I.6.3.2. Micro-réseau îlotés.....	11
I.6.4. Fonctionnement d'un micro-réseau .....	11
I.6.5. Architectures d'un micro-réseau .....	12
I.6.5.1. Architecture série .....	12
I.6.5.2. Architecture parallèle .....	14
I.6.6. Pourquoi les micros-réseaux .....	15
I.7. La différence entre un réseau conventionnel et un micro-réseau .....	17
I.8. Conclusion	
<b>Chapitre II : la gestion d'énergie dans les micro-réseaux</b>	
<b>II.1.Introduction .....</b>	<b>19</b>
II.2.la définition de la gestion d'énergie dans les micros-réseaux.....	19

# Sommaire

---

II.3. Le rôle de la gestion d'énergie dans un micro-réseau.....	20
II.4.Structures de gestion d'énergie dans les micro-réseaux .....	20
II.4.1.Structure de contrôle centralisé .....	21
II.4.2. Structure de contrôle décentralisé .....	21
II.4.3. Structure de contrôle distribué .....	22
II.5.La différence entre un contrôle centralisé, décentralisé et distribué.....	24
II.6. Stratégies de gestion d'énergie dans les micro-réseaux.....	24
II.6.1. Gestion de la demande d'énergie.....	24
II.6.2. Optimisation de l'énergie renouvelable.....	25
II.6.3. Stockage d'énergie.....	25
II.6.4. Gestion des charges.....	25
II.6.5. Intégration avec le réseau principal.....	25
II.7. Les systèmes de protection de la gestion d'énergie dans les micro- réseaux .....	25
II.8. Conclusion .....	26
<b>Chapitre III : La gestion intelligente de l'énergie par les techniques de l'IA</b>	
<b>II.1.Introduction .....</b>	<b>28</b>
III.2. Les étapes de gestion de l'énergie et des stratégies de contrôle .....	29
III.2.1. La prévision dans les micro-réseaux (Forecasting) .....	30
III.2.1.1.Temps potentiel (Time horizon) .....	31
III.2.1.2. Méthodes de la prévision dans les micro-réseaux .....	31
III.2.1.3. Indicateurs de précision .....	33
III.2.2. optimisation de la gestion d'énergie (EM Optimisation) .....	34
III.2.2.1. Objectives de l'optimisation de gestion d'énergie .....	35
III.2.2.2. Méthodes de l'optimisation de gestion d'énergie.....	36
III.2.2.3. Contraintes.....	36
III.2.3.Contrôle à temps réel .....	36
III.3. Intelligence artificielle pour la gestion d'énergie dans les micro-réseaux.....	37
III.3.1. La définition de l'intelligence artificielle .....	37
III.3.2. Fonctionnement de l'intelligence artificielle .....	37
III.3.3. Les types de l'intelligence artificielle .....	39
III.3.3.1. L'intelligence artificielle étroite (IAE) .....	39
III.3.3.2.L'intelligence artificielle générale (IAG) .....	39
III.3.3.3. La super-intelligence artificielle (SIA) .....	39

# Sommaire

---

III.4. Apprentissage automatique (machine Learning) .....	39
III.4.1. Définition .....	39
III.4.2. Les types d'apprentissage automatique .....	40
III.4.2.1. L'apprentissage supervisé.....	40
III.4.2.2. L'apprentissage non-supervisé .....	40
III.4.2.3. L'apprentissage par renforcement .....	41
III.4.3. Comparaison des Types d'Apprentissage automatique.....	41
III.4.4. Les méthodes du Machine Learning.....	42
III.4.4.1. Le modèle d'arbre de décision.....	42
III.4.4.2. Le modèle de forêt aléatoire (Random Forest) .....	43
III.4.4.3. Le modèle de XG Boost .....	45
III.5. Conclusion .....	47
<b>Chapitre IV : Implémentation des concepts et étude de cas</b>	
IV.1. Introduction .....	48
IV.2. Présentation du logiciel anaconda python .....	48
IV.2.1. Qu'est-ce que Anaconda Python ? .....	49
IV.2.2. Qu'est-ce qu'anaconda navigateur ? .....	49
IV.2.3. Qu'est-ce que Jupyter Notebook ? .....	50
IV.3. Analyse des modèles de production d'énergie solaire en Espagne.....	51
IV.3.1. La Production d'Énergie Solaire .....	51
IV.3.1.1. La Production d'Énergie Solaire pour une journée.....	53
IV.3.1.2. La Production d'Énergie Solaire pour 30jours .....	53
IV.3.1.3. Affichage de l'ensemble des données de test avec les valeurs prédites .....	54
IV.4. Étude de Cas : La Maison Solaire Basse Consommation de l'UDES .....	60
IV.4.1. La Maison Solaire à Faible Consommation.....	60
IV.4.2. Présentation de la maison solaire basse consommation de l'UDES.....	60
IV.4.3. Architecture du système photovoltaïque alimentant la maison basse consommation .....	61
IV.5. Estimation de charge, Profil de charge.....	62
IV.6. Analyse Approfondie: Abordons le Cas d'Étude d'une seule maison.....	63
IV.6.1. Première étape de la prédiction en temps réel : prédiction de la production d'énergie solaire à l'aide de modèle de forêt aléatoire.....	64
IV.6.2. Méthodologie .....	64

# Sommaire

---

IV.6.3. Résultats et interprétation.....	65
IV.6.4. Deuxième étape de la prédiction en temps réel : prédiction d'énergie à l'aide du modèle forêt aléatoire.....	67
IV.6.5. Troisième étape de la prévision en temps réel : prédiction de la consommation énergétique à l'aide du modèle forêt aléatoire .....	70
IV.7. Cas d'Étude de Trois Maisons à Basse Consommation.....	72
IV.7.1. Prédiction de la production d'énergie solaire à l'aide de modèle de forêt aléatoire .....	74
IV.7.2. Prédiction de l'énergie à l'aide de modèle de forêt aléatoire .....	75
IV.7.3. Prédiction de la consommation d'énergie électrique à l'aide de modèle de forêt aléatoire .....	77
IV.8. Objectifs dans le futur .....	79
IV.8. 1. Vers un Avenir Énergétique Durable : L'Hydrogène Vert comme Pilier de la Transition Énergétique .....	79
IV.8.2. La gestion intelligente de l'énergie .....	80
IV.8. 3. Réseau Intelligent .....	81
IV.9. Conclusion.....	82
Conclusion générale .....	83
Références bibliographiques	



## **Introduction générale**

# Introduction générale

---

## Introduction générale

La transition énergétique, essentielle pour un avenir durable, repose sur l'optimisation de la production, du stockage et de la distribution d'énergie tout en intégrant des sources renouvelables. Cette transformation est au cœur des débats actuels, car elle nécessite des innovations technologiques et des approches novatrices pour surmonter les défis posés par l'expansion des réseaux électriques et les fluctuations des sources d'énergie renouvelable [1].

En effet, la transition énergétique vise non seulement à réduire notre dépendance aux combustibles fossiles, mais aussi à minimiser les émissions de gaz à effet de serre pour lutter contre le changement climatique. Pour atteindre ces objectifs ambitieux, il est crucial d'améliorer l'efficacité énergétique, de développer des infrastructures intelligentes et de promouvoir l'adoption de technologies vertes.

Les micro-réseaux se présentent comme une solution innovante dans ce contexte. Ces systèmes décentralisés permettent de gérer localement la production et la consommation d'énergie, offrant ainsi une flexibilité accrue et une meilleure résilience face aux perturbations du réseau principal. Les micro-réseaux peuvent intégrer diverses sources d'énergie renouvelable, telles que le solaire, l'éolien et la biomasse, ainsi que des systèmes de stockage d'énergie, comme les batteries, pour assurer une alimentation électrique stable et fiable [2].

Parallèlement, la gestion d'énergie dans ces systèmes devient un enjeu majeur. Il est essentiel de coordonner efficacement les flux d'énergie pour maximiser l'utilisation des sources renouvelables tout en minimisant les coûts et les pertes. Cela implique l'utilisation de technologies avancées de gestion et de contrôle, capables de prendre des décisions en temps réel pour équilibrer l'offre et la demande d'énergie [3] [4].

L'application de l'intelligence artificielle (IA) dans la gestion énergétique apporte des perspectives nouvelles et prometteuses. Les techniques d'IA, telles que l'apprentissage automatique et l'optimisation, permettent de prédire les besoins énergétiques, de gérer les ressources de manière préventive et d'optimiser les performances des systèmes énergétiques. L'IA peut également contribuer à la détection précoce des anomalies et à la maintenance prédictive, réduisant ainsi les risques de pannes et améliorant la fiabilité des infrastructures [5].

Le premier chapitre explore les micro-réseaux, des systèmes énergétiques autonomes qui jouent un rôle crucial dans la transition énergétique. Les micro-réseaux permettent une gestion

# Introduction générale

---

décentralisée de l'énergie, intégrant diverses sources renouvelables et répondant efficacement aux besoins locaux. Ils offrent une résilience accrue face aux perturbations du réseau principal et permettent une utilisation optimisée des ressources locales. Ce chapitre examine les structures et stratégies des micro-réseaux, en soulignant leur capacité à fournir une alimentation stable et durable tout en minimisant les pertes d'énergie.

Le deuxième chapitre se concentre sur la gestion de l'énergie au sein des micro-réseaux. Il aborde les méthodes et stratégies employées pour superviser, contrôler et optimiser l'utilisation des ressources énergétiques. En planifiant et en coordonnant les flux énergétiques, la gestion d'énergie vise à maximiser l'efficacité, à assurer la stabilité du réseau et à s'adapter aux fluctuations de la demande et de la production. Ce chapitre détaille les différentes structures de gestion, telles que les systèmes de contrôle centralisé, décentralisé et distribué, en analysant leurs avantages et inconvénients respectifs.

Le troisième chapitre explore l'application des techniques d'intelligence artificielle dans la gestion de l'énergie. L'IA offre des outils puissants pour prévoir la demande énergétique, optimiser l'utilisation des ressources, gérer les charges et intégrer efficacement les sources renouvelables. En utilisant des algorithmes avancés et des systèmes d'apprentissage automatique, l'IA améliore la précision des prévisions, l'efficacité opérationnelle et la résilience des systèmes énergétiques. Ce chapitre examine comment l'IA peut transformer la gestion de l'énergie en rendant les systèmes plus intelligents, adaptatifs et réactifs aux variations dynamiques de l'environnement énergétique.

Dans le quatrième chapitre, nous allons d'abord présenter le logiciel avec lequel nous allons travailler, Anaconda Python, qui servira d'environnement de développement et d'analyse de données. Ensuite, nous réaliserons une étude comparative de trois modèles d'apprentissage automatique : la forêt aléatoire, XGBoost et l'arbre de décision. Cette étude sera menée sur une base de données provenant d'Espagne, utilisée pour la prévision énergétique. Les résultats obtenus à partir de cette base de données nous permettront de sélectionner le modèle le plus performant parmi les trois. Une fois ce modèle choisi, nous l'appliquerons à un cas d'étude spécifique : une maison individuelle équipée d'un micro-réseau au Centre de Développement des Énergies Renouvelables (UDES) à Bou Ismail, Tipaza. Enfin, nous approfondirons notre étude en appliquant ce modèle à une nouvelle base de données, correspondant cette fois à trois maisons, afin d'évaluer ses performances dans un contexte plus complexe.



**Chapitre I : Etat de l'Art sur les  
micro-réseau**

## **I.1.Introduction**

Les réseaux électriques, après plusieurs décennies d'évolution, sont entrain de connaître un développement de grande envergure avec l'apparition des énergies renouvelables et multiplication des acteurs issus de libéralisation des marchés de l'énergie. La complexité croissante de leur fonctionnement va conduire à l'introduction massive d'intelligence qui entraînera le concept de smart réseau.

La transition vers les énergies renouvelables est motivée par la nécessité de réduire l'empreinte carbone, d'assurer la durabilité environnementale et de diversifier les sources d'énergie.

Les chercheurs explorent des technologies novatrices telles que l'énergie solaire, éolienne, hydraulique et d'autres formes d'énergie verte pour promouvoir un système énergétique plus propre et résilient.

Les micro-réseaux, représentent une innovation majeure dans le domaine de la distribution d'énergie. Ces systèmes autonomes sont constitués de sources d'énergie locales, de dispositifs de stockage et de technologies de gestion de l'énergie. Conçus pour opérer de manière indépendante ou en intégration avec le réseau principal, les micro-réseaux offrent une solution flexible, durable pour répondre aux besoins énergétiques locaux, tout en favorisant l'efficacité énergétique et la transition vers des sources renouvelables.

Cette approche décentralisée est de plus en plus explorée pour améliorer la fiabilité de l'alimentation électrique, surtout dans les zones éloignées ou confrontées à des défis d'approvisionnement [6].

## **I.2.Réseau électrique**

### **I.2.1. Définition**

Un réseau électrique est un système qui produit, transporte et distribue l'électricité. Il débute dans les centrales électriques, puis l'électricité est transmise sur de longues distances via des lignes à haute tension, ajustée dans des sous-stations, et enfin distribuée aux utilisateurs finaux par des lignes de distribution. Ces réseaux sont cruciaux pour répondre à la demande énergétique et intègrent souvent des technologies avancées pour une gestion efficace.

### **I.2.2. Structure d'un réseau électrique**

Le réseau électrique joue un rôle essentiel en assurant le transfert efficace de l'électricité générée par diverses sources telles que les centrales nucléaires, thermiques et renouvelables.

Ce transfert s'effectue depuis ces centres de production vers une multitude de destinations, notamment les secteurs industriels, les collectivités et les zones résidentielles.

La fonction principale du réseau électrique est de garantir une distribution équilibrée de l'électricité, en ajustant constamment la production pour répondre aux besoins de la consommation et ainsi maintenir la stabilité du système.

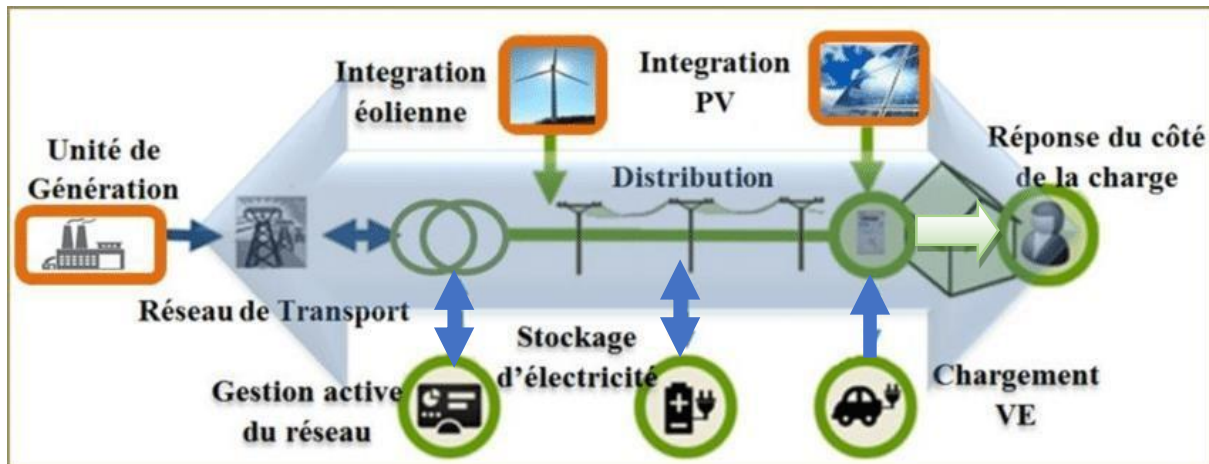


Figure I.1. Représentation horizontale (bidirectionnelle) des réseaux électriques actuels [7].

Les réseaux électriques modernes facilitent la bidirectionnalité du transfert d'énergie, offrant ainsi la possibilité d'intégrer différentes sources, notamment les énergies renouvelables [7].

### I.3. Vers un réseau électrique plus intelligent

La modernisation des systèmes intelligents vers les Smart réseaux implique une transformation complexe, passant d'une approche unidirectionnelle à une structure interconnectée similaire à une toile d'araignée. Ces réseaux intelligents intègrent les nouvelles technologies de l'information et de la communication (NTIC) à tous les niveaux, favorisant des flux bidirectionnels d'énergie et d'information entre les acteurs du système.

Les NTIC sont cruciales pour faciliter l'intégration des énergies renouvelables en permettant une gestion réactive des réseaux. Ces technologies offrent des outils variés, du comptage communicant au stockage d'électricité, contribuant ainsi à optimiser les flux énergétiques, équilibrant l'offre et la demande tout en gérant l'intermittence des énergies renouvelables [8].

## I.4. Smart réseau

### I.4.1. Définition

Smart réseau est un nouveau concept pour réseaux électriques à travers l'Europe. L'initiative répond à la montés en puissance défis et opportunités, apportant avantages pour tous les utilisateurs et parties prenantes et les entreprises qui fonctionnent efficacement.

### I.5. Comparaison entre les réseaux traditionnels et intelligents

Caractéristique	Réseau traditionnel	Smart réseau
Technologie	Electromécanique, état solide	numérique/Microprocesseur
Communication	Une seule direction et communication localisée.	Bidirectionnel, réseau de communication étendue.
Génération d'énergie	Génération d'énergie centralisée.	Adopte une génération distribuée et mixte (décentralisée).
Surveillance	Surveillance manuelle et localisée.	Surveillance automatisée, et à distance
Maintenance	Vérification manuelle des équipements.	Surveillance des équipements à distance.
Contrôle des défauts	Systemes de contrôle des défauts limités	Pénétration des systemes de contrôle de défauts
Fiabilité	Fiabilité estimée.	Fiabilité prédictive du réseau, plus efficacement améliorée
Gestion de la charge	Besoin en réserve très limité	Permet la réponse de la charge, et la Gestion du côté charge.

**Tableau I.1.** Comparaison : Réseau intelligent et réseau conventionnel [9].

## I.6. Les micro-réseaux

### I.6.1. Définition

Les micro-réseaux, également appelés micro-réseaux, sont des systèmes électriques de petite envergure conçus pour assurer une alimentation électrique fiable à un nombre restreint de consommateurs. Ils agrègent diverses installations de production locale, telles que des micro-turbines, des piles à combustible, de petits générateurs diesel, des panneaux photovoltaïques, des mini-éoliennes et de petites installations hydrauliques.

En plus des équipements de consommation, ces micro-réseaux intègrent des dispositifs de stockage d'énergie ainsi que des outils de supervision et de gestion de la demande. Ils peuvent être connectés directement au réseau de distribution ou fonctionner de manière indépendante, formant des îlots électriques. En cas de panne par exemple, il peut temporairement fonctionner de façon autonome en « îlot » [10].

### I.6.2. Constitution d'un micro-réseau

#### a) Sources de Production d'énergie

Les sources de production d'énergie sont des moyens par lesquels l'électricité ou d'autres formes d'énergie sont générées. Elles englobent des ressources telles que les énergies renouvelables.

Les micro-réseaux intègrent souvent des sources d'énergie renouvelable, comme le solaire et l'éolien, pour une production d'électricité durable.

- **Energie solaire :** L'énergie solaire désigne l'énergie provenant du soleil, captée et convertie en diverses formes utilisables, notamment l'électricité ou la chaleur, par des technologies telles que les panneaux solaires photovoltaïques ou les capteurs solaires thermiques.



*Figure I.2. Énergie solaire [11].*

- **Energie éolienne** : L'énergie éolienne provient du mouvement de l'air, exploité par des éoliennes pour générer de l'électricité. Les pales d'une éolienne tournent avec le vent, activant un générateur qui produit de l'électricité. C'est une source d'énergie renouvelable, mais son efficacité dépend des conditions météorologiques. L'énergie éolienne contribue à la diversification des sources d'énergie et à la réduction des émissions de gaz à effet de serre.



**Figure I.3.** Eolienne à Axe Vertical [12]. **Figure I.4.** Eolienne à Axe Horizontal [13].

- **Générateurs Conventionnels** : est un dispositif électrique qui produit de l'électricité en convertissant l'énergie mécanique générée par un moteur diesel en énergie électrique. Certains micro-réseaux incluent des générateurs diesel ou d'autres générateurs conventionnels pour garantir une alimentation constante, en particulier dans des situations où les énergies renouvelables peuvent être intermittentes.



**Figure I.5.** Générateur diesel [14].

### b) Dispositifs de Stockage d'Énergie

Sont des technologies qui stockent de l'énergie sous différentes formes pour une utilisation ultérieure afin de résoudre les défis liés à l'intermittence des sources d'énergie. On distingue quelques types de stockages :

- **Batteries** : Les batteries constituent un élément clé pour stocker l'énergie produite. Elles permettent de lisser les variations de la production et de répondre rapidement aux fluctuations de la demande.
  - **Lithium** : sont des batteries rechargeables utilisées dans les appareils électroniques. Elles sont légères, stockent beaucoup d'énergie et ont une longue durée de vie.



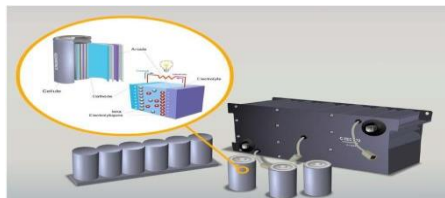
*Figure I.6. Batterie au lithium [15].*

- **Plomb ouverte** : sont des batteries rechargeables utilisées dans les voitures et les systèmes d'alimentation de secours. Elles sont composées de plaques de plomb et d'acide sulfurique. Ces batteries sont fiables, abordables et fournissent une forte intensité de courant.



*Figure I.7. Une batterie plomb ouverte [16].*

- **Supercondensateurs** : sont des dispositifs de stockage d'énergie électrique qui surpassent les condensateurs traditionnels en stockant plus d'énergie et en permettant une libération rapide. Ils exploitent des phénomènes électrochimiques.



*Figure I.8. Supercondensateur [17].*

- **Pile à combustible** : est un dispositif électrochimique convertissant directement l'énergie chimique d'un combustible en électricité, généralement sans combustion. Elle utilise des

réactions électrochimiques entre un combustible et un oxydant pour produire de l'électricité, de l'eau et de la chaleur comme sous-produits.



*Figure I.9. Pile à combustible [18].*

Dans certains cas, des systèmes de stockage thermique peuvent être utilisés pour stocker l'énergie sous forme de chaleur, qui peut ensuite être convertie en électricité au besoin.

### c) Systèmes de Gestion de l'Énergie

**Contrôle en Temps Réel :** Des systèmes avancés de contrôle en temps réel optimisent la production et la distribution d'énergie, en prenant en compte les conditions météorologiques, la demande actuelle et d'autres facteurs.

**Gestion de la Demande :** Les micro-réseaux intègrent des technologies de gestion de la demande pour ajuster la consommation d'énergie en fonction des besoins, contribuant ainsi à une utilisation plus efficace des ressources disponibles.

L'interaction cohérente entre ces éléments garantit que les micro-réseaux fonctionnent de manière fiable, résiliente et efficace, offrant une solution énergétique adaptée à divers environnements et applications.

### d) Chargeurs et onduleurs

Ces composants convertissent l'énergie produite par les sources de courant continu (CC) en courant alternatif (AC) pour l'alimentation des équipements électriques.

### e) Réseau de distribution

Des câbles et des équipements de distribution acheminent l'électricité des sources vers les charges (appareils, éclairage, etc.) à l'intérieur du micro-réseau.

**f) Composants de communication**

Les technologies de communication facilitent la coordination entre les différentes parties du micro-réseau, permettant une gestion centralisée et des ajustements en temps réel.

**g) Équipements de mesure**

Des capteurs et des dispositifs de mesure collectent des données sur la production, la consommation et l'état du système pour une gestion précise.

**h) Système de protection et de sécurité**

Des dispositifs de protection garantissent la sécurité des équipements et des personnes, avec des mécanismes de déconnexion en cas de problème.

**i) Connexion au réseau principal**

Certains micro-réseaux peuvent être conçus pour être connectés au réseau principal, permettant des échanges d'électricité en cas de besoin ou d'excédent [19].

**I.6.3. Les types de micro-réseau**

La caractéristique distinctive qui positionne la micro-réseau comme l'une des solutions les plus examinées dans le domaine de l'énergie réside dans sa capacité à fonctionner de manière autonome en se dissociant du réseau principal, que ce soit pour des considérations économiques, en cas de black-out, ou lors de perturbations.

Cette définition engendre deux catégories distinctes de micro-réseau, chacune présentant des modes de fonctionnement et des objectifs considérablement différents : les micro-réseaux îlotés et les micro-réseaux connectés [20].

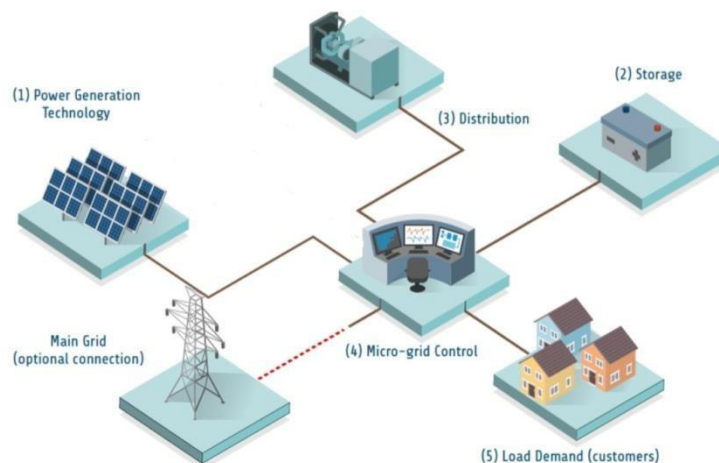
**I.6.3.1. Micro-réseau Connectés au Réseau (Grid-Tied)**

Les micro-réseaux connectés au réseau électrique principal sont interconnectés avec le réseau électrique principal, leur permettant ainsi de fonctionner de manière coordonnée et efficace avec ce réseau principal. Cette intégration leur offre plusieurs avantages, notamment la stabilité, le secours en cas de besoin et l'accès à une capacité supplémentaire. Ces micro-réseaux peuvent ajuster leur production en fonction des besoins du réseau principal, optimisant ainsi la charge globale du réseau et favorisant l'intégration coordonnée des énergies renouvelables. En participant à des programmes de gestion de la demande, ils contribuent à améliorer l'efficacité globale du système électrique.

### I.6.3.2. Micro-réseau îlotés

Les micro-réseaux îlotés sont des systèmes locaux de distribution d'énergie conçus pour fonctionner de manière autonome, sans avoir besoin du réseau électrique principal. En cas de pannes du réseau principal, ces micro-réseaux sont capables de se détacher et de fournir une alimentation ininterrompue à leurs utilisateurs, assurant ainsi une fiabilité cruciale dans les moments critiques.

Ils s'appuient sur des sources d'énergie locales telles que le solaire, l'éolien ou des générateurs locaux, et intègrent des systèmes de stockage d'énergie pour maintenir une alimentation continue même en l'absence de connexion au réseau principal. En résumé, les micro-réseaux îlotés offrent une solution énergétique autonome et résiliente, garantissant une alimentation fiable et adaptée aux besoins locaux [21].



*Figure I.10. Architecture d'un micro-réseau [17].*

### I.6.4. Fonctionnement d'un micro-réseau

Les principales étapes du fonctionnement d'un micro-réseau incluent :

- ❖ **Production d'énergie** : Les sources d'énergie, telles que les panneaux solaires et les éoliennes, génèrent de l'électricité.
- ❖ **Gestion intelligente** : Des technologies de gestion énergétique avancées surveillent la demande, la production et le stockage en temps réel, optimisant ainsi la répartition de l'énergie.
- ❖ **Distribution de l'énergie** : Un système de distribution interne achemine l'électricité produite vers les consommateurs locaux.
- ❖ **Stockage d'énergie** : L'énergie produite en excès est stockée dans des batteries pour une utilisation ultérieure lorsque la production est faible.

❖ **Connectivité au réseau principal** : Dans certains cas, le micro-réseau peut être connecté au réseau principal pour importer ou exporter de l'électricité en fonction des besoins.

❖ **Redondance et résilience** : Les micro-réseaux sont conçus pour être résilients, capable de fonctionner de manière indépendante en cas de défaillance du réseau principal [22].

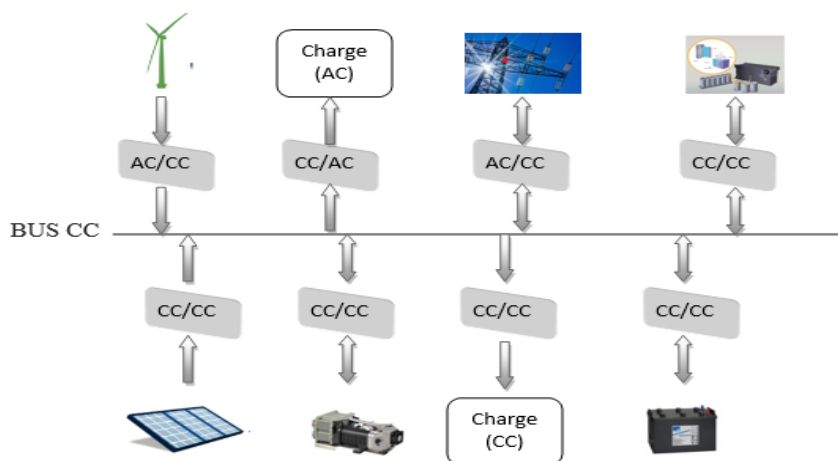
### I.6.5. Architectures d'un micro-réseau

Pour exposer les diverses structures d'un micro-réseau, nous examinons un système comprenant un générateur photovoltaïque, une batterie de stockage et un réseau électrique. Ces structures se regroupent en deux catégories distinctes.

#### I.6.5.1. Architecture série

- **Configuration du bus à courant continu**

Dans le cas d'une architecture série toutes les sources sont connectés à un même bus à courant continu(CC) comme l'indique la figure (I.11) pour cette architecture, les tensions délivrées par les modules à courant alternatif (Eolienne, réseau électrique) sont redressés en tensions continues grâce à des convertisseurs AC/CC. La charge est alors alimentée par un onduleur (convertisseur CC/AC).



**Figure I.11.** Schéma d'une architecture série avec un bus continu.

- **Configuration du bus à courant alternatif**

L'architecture du bus à courant alternatif (AC) s'est développée grâce à l'émergence de l'électronique de puissance et de l'apparition des onduleurs plus performants. Cette architecture

dispose d'un seul bus AC sur lequel sont connectés tous les modules du micro-réseau (figure I.12).

Le choix de cette structure est judicieux car celle-ci fournit directement une tension alternative et assure continuellement l'alimentation de la charge. Le réseau électrique connecté automatiquement dès qu'un manque de puissance apparaît au niveau du bus.

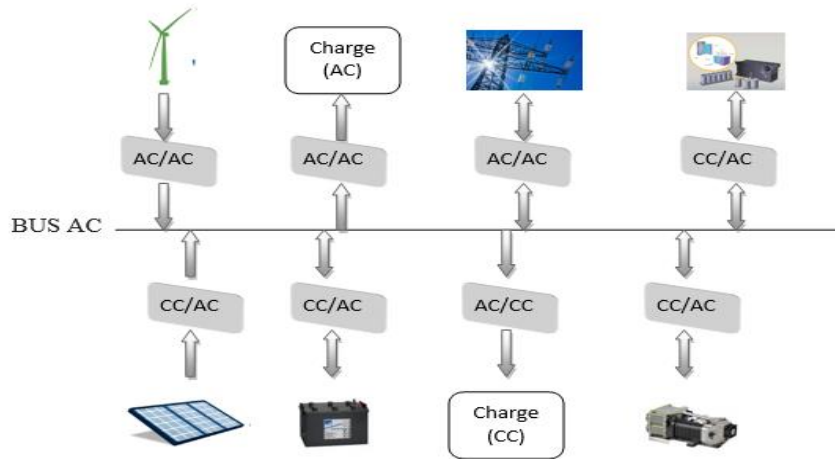


Figure I.12. Schéma d'une architecture série avec un bus alternatif.

### I.6.5.2. Architecture parallèle

La configuration parallèle utilise deux bus : un bus CC où sont connectées les sources à courant continu et un bus AC sur lequel sont connectées les sources alternatives. Les deux bus sont reliés à l'aide d'un onduleur bidirectionnel.

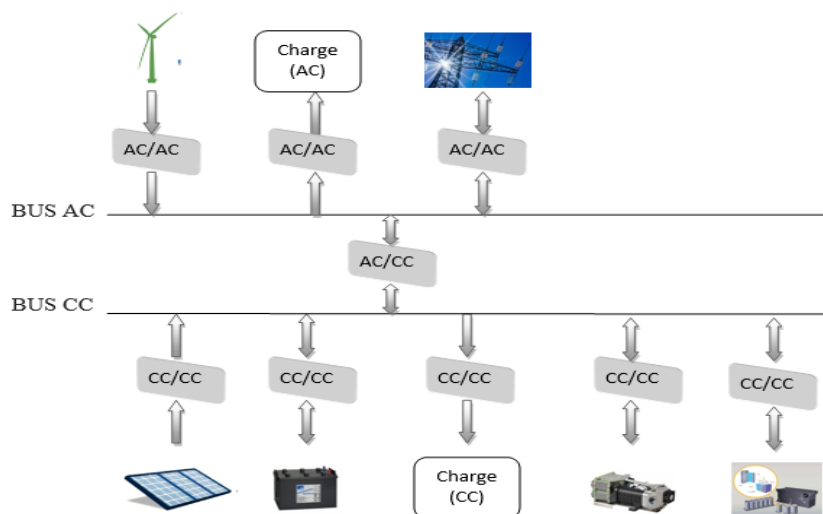


Figure I.13. Schéma d'une architecture parallèle avec un bus mixte AC et CC.

### I.6.6. Pourquoi les micro-réseaux

Les micro-réseaux, développés dans des zones dotées d'infrastructures électriques existantes, sont façonnés par trois principaux facteurs : la sécurité énergétique, les avantages économiques et l'intégration des énergies propres.

- **Sécurité énergétique** : Les micro-réseaux renforcent la résilience et la fiabilité des installations critiques, offrant une source d'électricité stable et continue, notamment dans les régions sujettes aux phénomènes météorologiques violents.
- **Avantages économiques** : Ils présentent des avantages économiques en réduisant les coûts d'exploitation et en offrant des services auxiliaires, ce qui améliore leur rentabilité et leur attractivité.
- **Intégration des énergies propres** : Les micro-réseaux facilitent l'intégration de sources d'énergie propre dans le réseau, contribuant ainsi à la lutte contre le changement climatique en réduisant les émissions de CO<sub>2</sub> et en favorisant le déploiement à grande échelle d'énergies renouvelables distribuées. [23].

### I.6.7. Les avantages et les inconvénients d'un micro-réseau

#### Avantages

- Efficacité énergétique.
- Fiabilité améliorée.
- Atteindre l'équilibre offre-demande.
- Réduction des pertes.
- Intégration des énergies renouvelables.
- Amélioration de l'empreinte environnementale.

#### Inconvénients

- Coûts élevés des installations ainsi que des ressources énergétiques décentralisées
- Dépendance aux combustibles
- Les micro-réseaux ont généralement une capacité limitée, ce qui peut limiter leur capacité à répondre à une demande croissante d'électricité dans certaines situations.

- Fiabilité dépendante de la maintenance : La fiabilité d'un micro-réseau dépend de la maintenance régulière des équipements, notamment des panneaux solaires, des éoliennes et des batteries. Tout dysfonctionnement peut entraîner des interruptions d'alimentation.
- Intermittence des sources d'énergie renouvelable, ce qui signifie que la production d'électricité peut varier en fonction des conditions météorologiques [24].

### I.7. La différence entre un réseau conventionnel et un micro-réseau

Type du réseau	Avantages	Inconvénients
<b>Conventionnel réseau</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Coûts initiaux réduits</li> <li>▪ Règles et réglementations rétablies pour le fonctionnement du système.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Pannes affectent de vastes zones.</li> <li>▪ Procédures longues et complexes pour les opérations de démarrage en panne.</li> <li>▪ Moins efficace dans la gestion des ressources énergétique distribuées.</li> <li>▪ Maintenance coûteuse pour les centrales électriques plus anciennes.</li> </ul>
<b>Micro-réseau</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Renforce la fiabilité et la résilience en cas de panne</li> <li>▪ Peut assurer des services supplémentaires pour le gestionnaire de réseau, tels que le maintien de la tension et de la fréquence.</li> <li>▪ Efficacité accrue du système.</li> <li>▪ L'entretien est simplifié et moins onéreux grâce à la taille réduite du réseau et des ressources distribuées.</li> <li>▪ Restauration plus rapide en cas de pannes de courant.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Nécessitent des stratégies de protection complexes et coûteuses</li> <li>▪ L'auto-suffisante en cas de panne de courant nécessite une augmentation de la capacité de production et de stockage</li> <li>▪ Plus cher en raison de l'utilisation accrue de convertisseurs de puissance et de contrôleurs</li> </ul>

*Tableau I.2. Comparaison entre un réseau conventionnel et un micro-réseau [25] [26].*

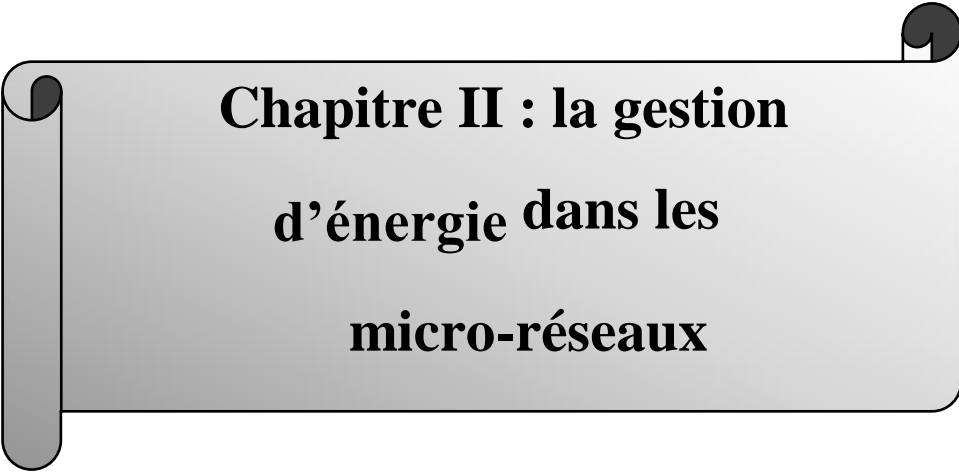
### I.8. Conclusion

L'évolution des réseaux électriques vers une intégration accrue des énergies renouvelables pose des défis techniques, nécessitant une gestion attentive et des études approfondies sur le

raccordement des sources renouvelables. Cette adaptation vise à créer un réseau électrique durable et résilient, aligné sur les besoins énergétiques futurs nommé réseau intelligent Smart réseau en particulier le micro-réseau.

Les Smart réseaux représentent une avancée majeure, utilisant des technologies avancées pour optimiser la production, la distribution et la consommation d'énergie. Ils contribuent à un réseau plus intelligent, adaptable et durable, répondant aux besoins changeants de la société.

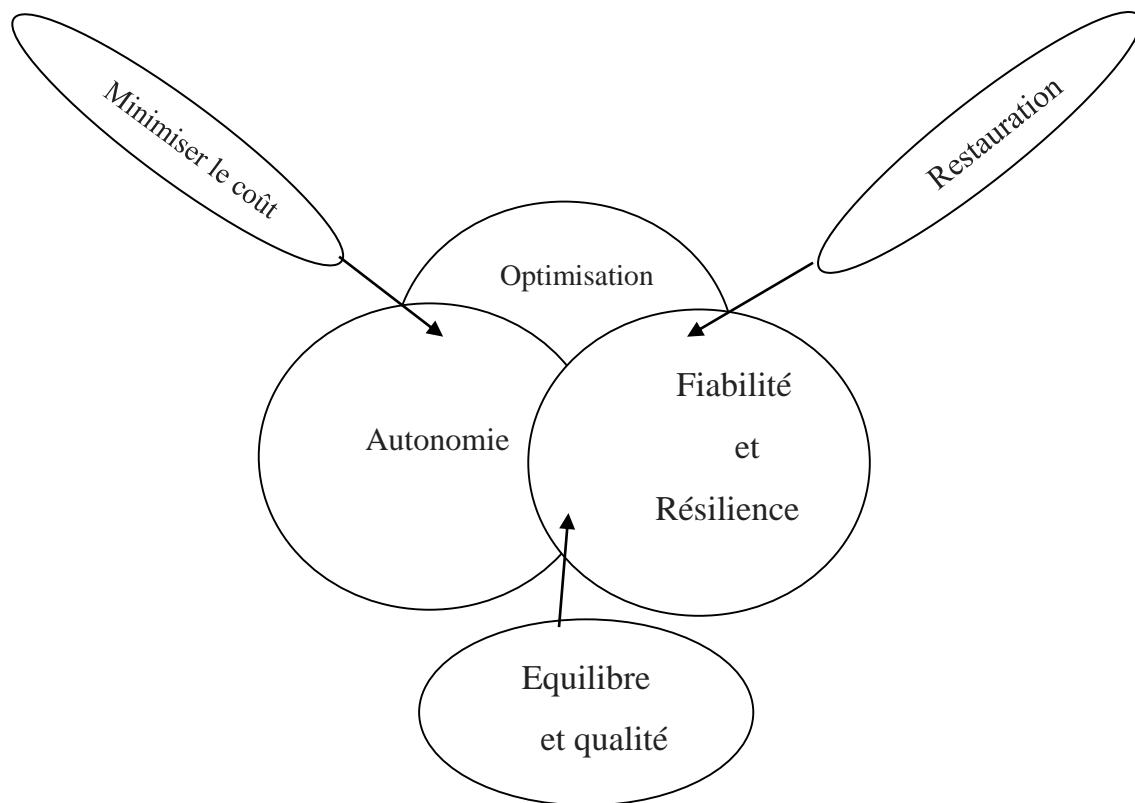
Les micro-réseaux émergent en tant que solutions énergétiques autonomes, offrant une gestion locale et résiliente de l'énergie, notamment dans des situations d'urgence. Leur intégration dans les infrastructures énergétiques favorise une approche décentralisée et adaptative, répondant aux besoins spécifiques des communautés locales.



**Chapitre II : la gestion  
d'énergie dans les  
micro-réseaux**

## II.1.Introduction

La gestion d'énergie, au cœur de la transition énergétique, s'illustre particulièrement dans les micro-réseaux, des systèmes énergétiques autonomes. Ce domaine complexe vise à optimiser la production, le stockage et la distribution d'énergie, harmonisant des sources variables pour assurer une alimentation stable. Bien plus qu'une considération technique, la gestion d'énergie redéfinit notre approche énergétique, intégrant des aspects économiques, sociaux et environnementaux. En explorant les modèles, technologies et stratégies, nous découvrons une vision avant-gardiste où la décentralisation devient la clé d'une société énergétique plus intelligente [27].



*Figure II.1. Types de problèmes résolus par le système de gestion d'énergie [28].*

## II.2.Définition de la gestion d'énergie dans les micro-réseaux

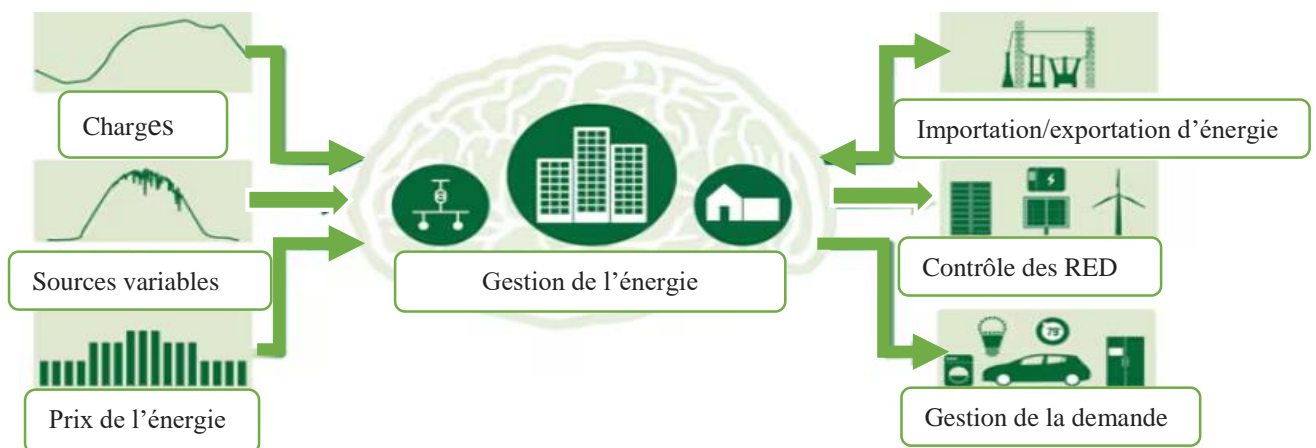
La gestion d'énergie englobe un ensemble de procédures et de méthodes destinées à superviser, contrôler et optimiser l'utilisation des ressources énergétiques. Elle comprend la planification, la surveillance et la régulation des flux d'énergie dans le but d'assurer une efficacité maximale, de répondre durablement aux besoins, et de réduire au minimum les impacts environnementaux.

La gestion d'énergie dans le contexte des micro-réseaux implique la planification, la coordination et la surveillance des flux énergétiques au sein d'un système énergétique localisé et autonome. Son objectif premier est d'optimiser la production, le stockage et la distribution d'énergie, en prenant en considération les sources d'énergie renouvelable variables et les fluctuations de la demande.

Dans les micro-réseaux, la gestion d'énergie revêt une importance particulière en garantissant une utilisation efficace des ressources, en assurant la stabilité du réseau, et en s'adaptant de manière flexible aux besoins énergétiques locaux [27] [29].

### II.3. Le rôle de la gestion d'énergie dans un micro-grid

Les micro-réseaux, au cœur de la gestion d'énergie, assurent une optimisation minutieuse des ressources locales. En intégrant diverses sources d'énergie renouvelable, ils coordonnent la production selon les besoins, stockant l'excédent pour répondre aux pics de demande. La distribution équilibrée, associée à des mécanismes de gestion de la demande, garantit une utilisation efficace. La flexibilité en cas de perturbations et la capacité à fonctionner de manière autonome accroissent la résilience. Les micro-réseaux contribuent ainsi à une gestion d'énergie locale, efficace et adaptative, minimisant les pertes et promouvant la durabilité énergétique.



*Figure II.2. Système de gestion d'énergie dans un micro-réseau [30].*

### II.4. Structures de gestion d'énergie dans les micro-réseaux

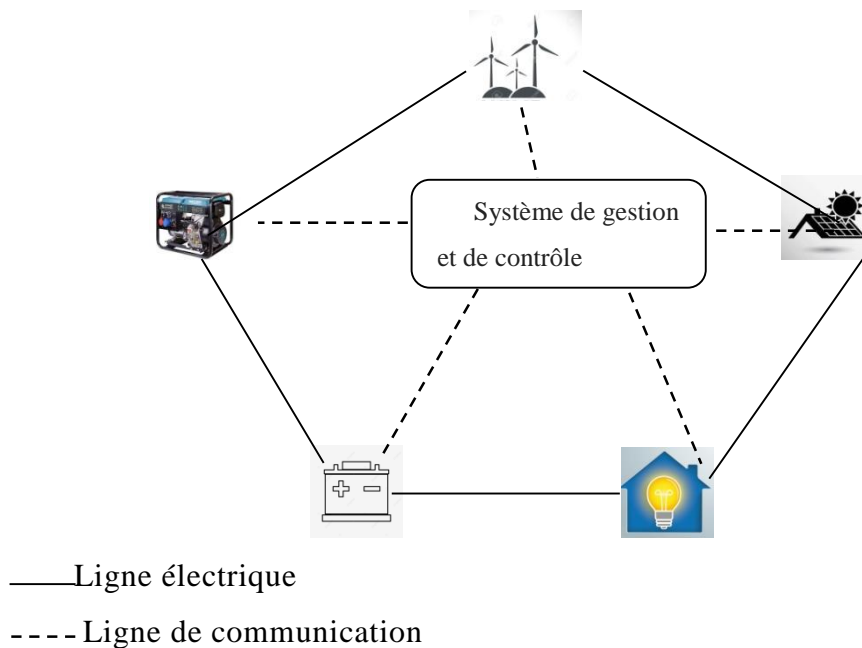
Une stratégie de gestion de l'énergie optimale permet d'améliorer la fiabilité du système. Ces stratégies, basées sur les entrées de capteur et la technologie d'information avancée, fournissent une planification des ressources optimale. Ces techniques ont pour

but d'optimiser la puissance de sortie et la durée de vie, tout en réduisant les coûts environnementaux et d'exploitation.

#### II.4.1. Structure de contrôle centralisé

Le contrôle centralisé, tel que son nom l'indique, implique un contrôleur principal qui recueille toutes les données (telles que le courant généré par chaque source renouvelable, données météorologiques ...) et gère les interfaces électroniques de puissance au niveau de chaque unité de source d'énergie en transmettant des paramètres de contrôle optimaux. Cela assure l'équilibre de la puissance active et réactive en régime permanent, tandis que le contrôleur central peut également analyser la consommation énergétique de chaque utilisateur pour une planification optimale des ressources.

Cependant, il est essentiel d'établir un moyen de communication entre le contrôleur central et les contrôleurs locaux au sein des sources d'énergie distribuées. Cela constitue l'un des principaux inconvénients du système, car il crée un point de défaillance unique. En cas de déconnexion du contrôleur principal, les contrôleurs locaux perdent leur capacité à communiquer entre eux, compromettant ainsi l'ensemble du système.



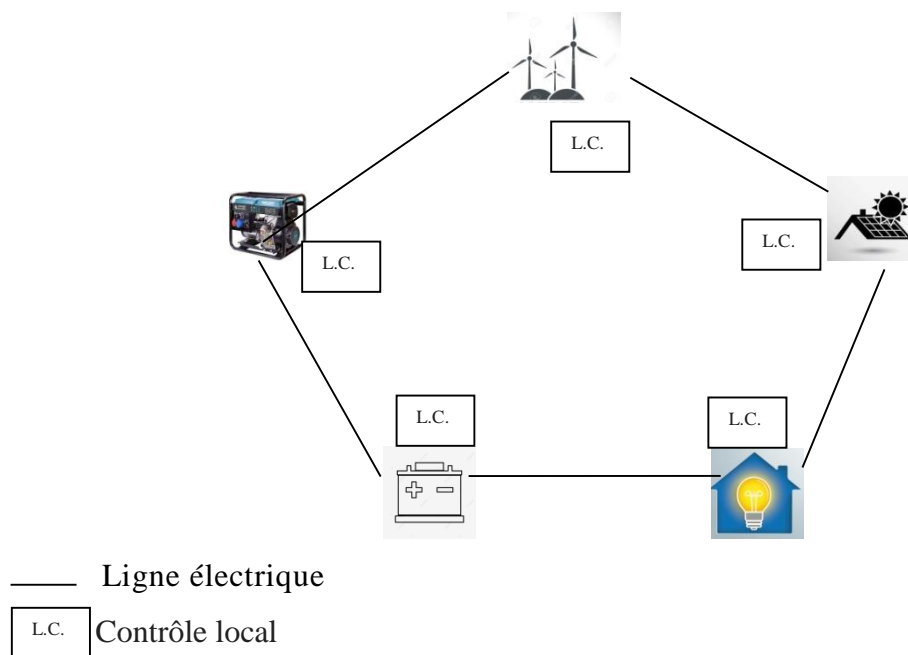
*Figure II.3. Structure de contrôle centralisé [25] [27].*

#### II.4.2. Structure de contrôle décentralisé

Contrairement à la centralisation du contrôle, un système décentralisé permet aux contrôleurs locaux de décider de manière autonome. Chaque contrôleur local établit ses

paramètres optimaux, les transmet au contrôleur principal qui évalue la planification des ressources avant de la renvoyer aux contrôleurs locaux.

Ce processus de négociation persiste jusqu'à l'atteinte des objectifs locaux et globaux. En cas de défaillance du contrôleur principal, l'impact sur la performance globale du système est moins prononcé qu'avec une approche centralisée, renforçant ainsi la fiabilité du système. Un autre avantage est la possibilité d'ajouter ou de retirer des contrôleurs locaux sans notification au contrôleur central, bien que cela limite l'évolutivité en raison de l'absence de communication directe entre les contrôleurs locaux.

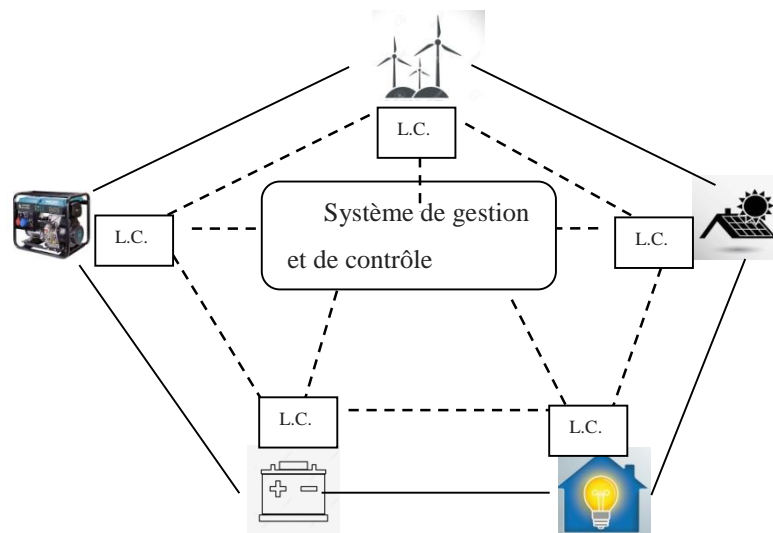


*Figure II.4. Structure de contrôle décentralisé [29] [31].*

### II.4.3. Structure de contrôle distribué

Le contrôle distribué fusionne les approches centralisée et décentralisée. Les contrôleurs locaux sont regroupés, chaque groupe ayant son propre contrôleur central. Ces contrôleurs centraux interagissent pour obtenir l'état global du micro-réseau, assurant une communication rapide, particulièrement avantageuse dans des environnements étendus.

Du côté du contrôleur, cette stratégie déploie trois niveaux de contrôles – primaire, secondaire et tertiaire – instaurant ainsi trois boucles de contrôle. La boucle primaire gère la tension et facilite l'intégration plug-and-play des sources d'énergie. La boucle secondaire compense les écarts de tension induits par la boucle primaire. La boucle tertiaire, facultative, optimise économiquement l'énergie et contrôle le flux de courant en présence d'un réseau principal.



— Ligne électrique

---- Ligne de communication

L.C. Contrôle local

Figure II.5. Structure de contrôle distribué [29] [31].

II.5. La différence entre un contrôle centralisé, décentralisé et distribué

Type de Contrôle	Description	Avantages	Inconvénients
<b>Contrôle Centralisé</b>	Un seul contrôleur central collecte toutes les données et prend les décisions, envoyant les commandes aux dispositifs locaux.	<ul style="list-style-type: none"> <li>Simplification de la gestion et de la maintenance</li> <li>Simplification des algorithmes</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Point de défaillance unique.</li> <li>Communication complexe nécessaire entre les unités afin de maintenir l'équilibre.</li> </ul>
<b>Contrôle Décentralisé</b>	Chaque unité de source d'énergie a son propre contrôleur local qui prend des décisions autonomes basées sur les données locales.	<ul style="list-style-type: none"> <li>Gestion locale, plus flexible</li> <li>Réaction rapide aux perturbations locales</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Maintenance plus difficile à coordonner.</li> <li>Algorithmes locaux plus sophistiqués nécessaires.</li> </ul>
<b>Contrôle Distribué</b>	Plusieurs contrôleurs coopèrent pour prendre des décisions basées sur une combinaison de données locales et globales.	<ul style="list-style-type: none"> <li>Équilibre entre centralisation et décentralisation</li> <li>Flexibilité et adaptabilité</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Complexité de mise en œuvre</li> <li>Coût élevé pour l'infrastructure de communication</li> </ul>

Tableau II.1. Principales caractéristiques, avantages et inconvénients de chaque type de contrôle dans les micro-réseaux [31].

## II.6. Stratégies de gestion d'énergie dans les micro-réseaux

Les stratégies de gestion d'énergie dans les micro-réseaux visent à optimiser l'utilisation et la distribution de l'énergie. Voici quelques stratégies courantes :

### II.6.1. Gestion de la demande d'énergie

La gestion de la demande d'énergie vise à influencer la consommation pour équilibrer la demande et l'offre, optimisant ainsi les ressources et l'efficacité du système électrique. Dans un micro-réseau, cela inclut le déplacement des charges vers des périodes de faible coût, l'utilisation de technologies intelligentes et des incitations financières pour réduire la consommation en période de pointe, permettant d'économiser l'énergie et de réduire les pertes.

### II.6.2. Optimisation de l'énergie renouvelable

L'optimisation de l'énergie renouvelable dans les micro-réseaux consiste à maximiser l'utilisation de sources d'énergie propres comme le solaire et l'éolien, tout en garantissant un fonctionnement efficace et fiable du système électrique. Cela repose sur la prévision de la production d'énergie, l'intégration de cette production avec la demande, et l'utilisation de technologies de stockage pour équilibrer l'offre et la demande. Les prévisions permettent d'adapter le fonctionnement du réseau en fonction des conditions météorologiques, tandis que le stockage d'énergie permet de conserver l'excédent pour une utilisation ultérieure.

### II.6.3. Stockage d'énergie

La gestion du stockage d'énergie dans les micro-réseaux optimise l'utilisation des batteries pour répondre aux besoins du système électrique. Cela inclut le contrôle des moments de charge et de décharge selon les tarifs, les prévisions de production d'énergie renouvelable et la demande prévue. La gestion des cycles de charge prolonge la durée de vie des batteries. En réduisant les pics de charge, les batteries stabilisent le réseau. Une intégration transparente avec d'autres composants du système est essentielle pour un fonctionnement optimal.

### II.6.4. Gestion des charges

Dans un micro-réseau, la gestion des charges consiste à alimenter en priorité les équipements critiques, comme les dispositifs médicaux et les systèmes de sécurité, pour garantir leur fonctionnement continu. Les charges sensibles au temps, nécessaires au confort, reçoivent également une priorité élevée. Cette priorisation assure un approvisionnement énergétique fiable et efficace, minimise les interruptions de service et optimise l'utilisation des ressources disponibles.

### **II.6.5. Intégration avec le réseau principal**

L'intégration des micro-réseaux avec le réseau principal optimise la gestion de l'énergie, renforce la fiabilité et maximise l'utilisation des ressources distribuées. Grâce à des technologies avancées, les micro-réseaux échangent de l'énergie avec le réseau principal, s'adaptant aux fluctuations de la demande et réduisant les coûts de transmission, tout en améliorant la résilience des communautés et créant un système énergétique plus durable [28].

### **II.7. Les systèmes de protection de la gestion d'énergie dans les micro-réseaux**

La protection de l'énergie dans les micro-réseaux assure la sécurité et la fiabilité du système électrique par des mesures telles que la détection rapide des défauts et l'isolation immédiate des problèmes. Cela garantit une alimentation continue et maintient la stabilité du réseau, tout en protégeant les utilisateurs et les équipements. Cette vigilance est essentielle pour le bon fonctionnement et la sûreté du système électrique global.

La protection des micro-réseaux englobe divers systèmes essentiels pour garantir la sécurité et la fiabilité électrique. Elle inclut la protection contre les surtensions, les sous-tensions, les surintensités, les courts-circuits, les défauts à la terre et les surcharges. Ces systèmes utilisent des dispositifs tels que parafoudres, relais et disjoncteurs pour détecter rapidement les anomalies et isoler les sections affectées, prévenant ainsi les dommages aux équipements et assurant une alimentation électrique continue et stable. Cette protection est cruciale pour maintenir la résilience et l'intégrité du réseau [32].

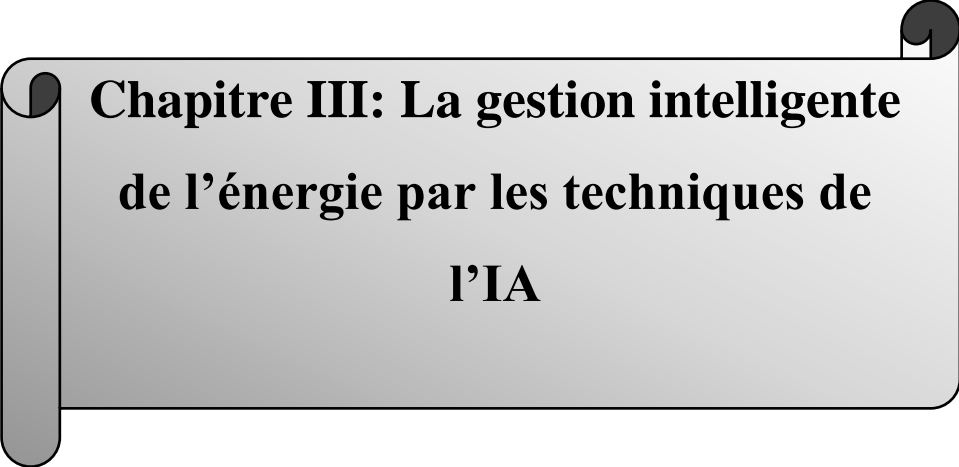
### **II.8. Conclusion**

Dans notre chapitre, nous avons exploré en profondeur la gestion de l'énergie dans les micro-réseaux, en mettant en lumière son rôle crucial, ses structures et ses stratégies, ainsi que les systèmes de protection nécessaires pour assurer leur bon fonctionnement. Les micro-réseaux représentent une solution innovante et prometteuse dans le paysage énergétique actuel, répondant aux défis posés par l'expansion des réseaux électriques et l'intégration croissante des énergies renouvelables.

En analysant les différentes facettes de la gestion d'énergie des micro-réseaux, nous avons constaté que malgré leurs avantages indéniables, ces systèmes requièrent des approches de gestion sophistiquées pour garantir leur stabilité, leur efficacité et leur durabilité. Des structures

de contrôle centralisé ou décentralisé, des stratégies d'optimisation de l'utilisation des énergies renouvelables, ainsi que des dispositifs de protection contre les surtensions, les sous-tensions et les surintensités sont essentiels pour assurer le bon fonctionnement des micro-réseaux.

Pourtant, malgré les avancées réalisées dans ce domaine, il reste encore des défis à surmonter, notamment en matière de mise en œuvre et de coordination des systèmes de gestion d'énergie, ainsi que d'optimisation de leur efficacité opérationnelle et économique. Cependant, l'intérêt soutenu pour les micro-réseaux témoigne de leur pertinence continue dans la transition vers un système énergétique plus propre, plus résilient et plus durable.



**Chapitre III: La gestion intelligente  
de l'énergie par les techniques de  
l'IA**

### III.1. Introduction

Les techniques d'intelligence artificielle se révèlent cruciales dans l'optimisation des micro-réseaux, en améliorant la gestion de la production, de la distribution et de la consommation d'énergie. Grâce à l'apprentissage automatique, il est possible d'analyser les tendances de consommation historique, les conditions météorologiques et d'autres données externes pour prédire de manière précise la demande énergétique. Cela permet aux gestionnaires de mieux planifier la production et d'ajuster les ressources selon les besoins prévus, réduisant ainsi les pertes et les coûts. L'apprentissage automatique permet également de choisir, en temps réel, la meilleure combinaison de sources d'énergie (solaire, éolienne, etc.) à utiliser pour maximiser l'efficacité énergétique.

Un autre domaine clé est la gestion optimisée des batteries de stockage. Les algorithmes d'apprentissage automatique permettent de déterminer quand charger ou décharger les batteries en fonction des besoins en énergie, des coûts de l'électricité et des objectifs de durabilité. Cela prolonge la durée de vie des batteries et renforce la résilience globale du micro-réseau.

L'intelligence artificielle joue également un rôle essentiel dans la maintenance prédictive des équipements. En surveillant les données de performance des différents composants du micro-réseau, tels que les panneaux solaires, les éoliennes et les onduleurs, les modèles d'apprentissage automatique peuvent identifier les signes avant-coureurs de dysfonctionnement et prévoir des pannes potentielles avant qu'elles ne surviennent. Cette approche proactive permet de planifier les interventions de maintenance à l'avance, réduisant les interruptions et améliorant la fiabilité du système.

L'intégration de l'intelligence artificielle et des techniques d'apprentissage automatique dans la gestion des micro-réseaux représente un tournant vers des systèmes énergétiques plus intelligents, durables et rentables. En exploitant les vastes quantités de données disponibles, les micro-réseaux peuvent maximiser leur efficacité opérationnelle, réduire leur impact environnemental, et contribuer à la lutte contre le changement climatique. [33] [34].

### III.2. Les étapes de gestion de l'énergie et des stratégies de contrôle

La gestion d'énergie dans les micro-réseaux désigne le processus de prévision, de contrôle et d'optimisation des flux d'énergie au sein d'un réseau électrique localisé et autonome, généralement alimenté par des sources d'énergie renouvelable et/ou des générateurs distribués. Cette gestion vise à assurer un approvisionnement stable, efficace et économiquement viable

en équilibrant la production et la consommation d'énergie, tout en intégrant diverses technologies de stockage et de gestion de la demande pour garantir la fiabilité et la résilience du système.

La prévision consiste à estimer la production et la demande d'énergie à court et à long terme, tandis que l'optimisation vise à trouver les meilleures stratégies pour utiliser efficacement les ressources disponibles, y compris les sources d'énergie renouvelable et les dispositifs de stockage. Le contrôle met en œuvre les décisions prises lors de l'optimisation pour réguler en temps réel la production, le stockage et la distribution d'énergie afin de répondre aux besoins de manière fiable et économique.

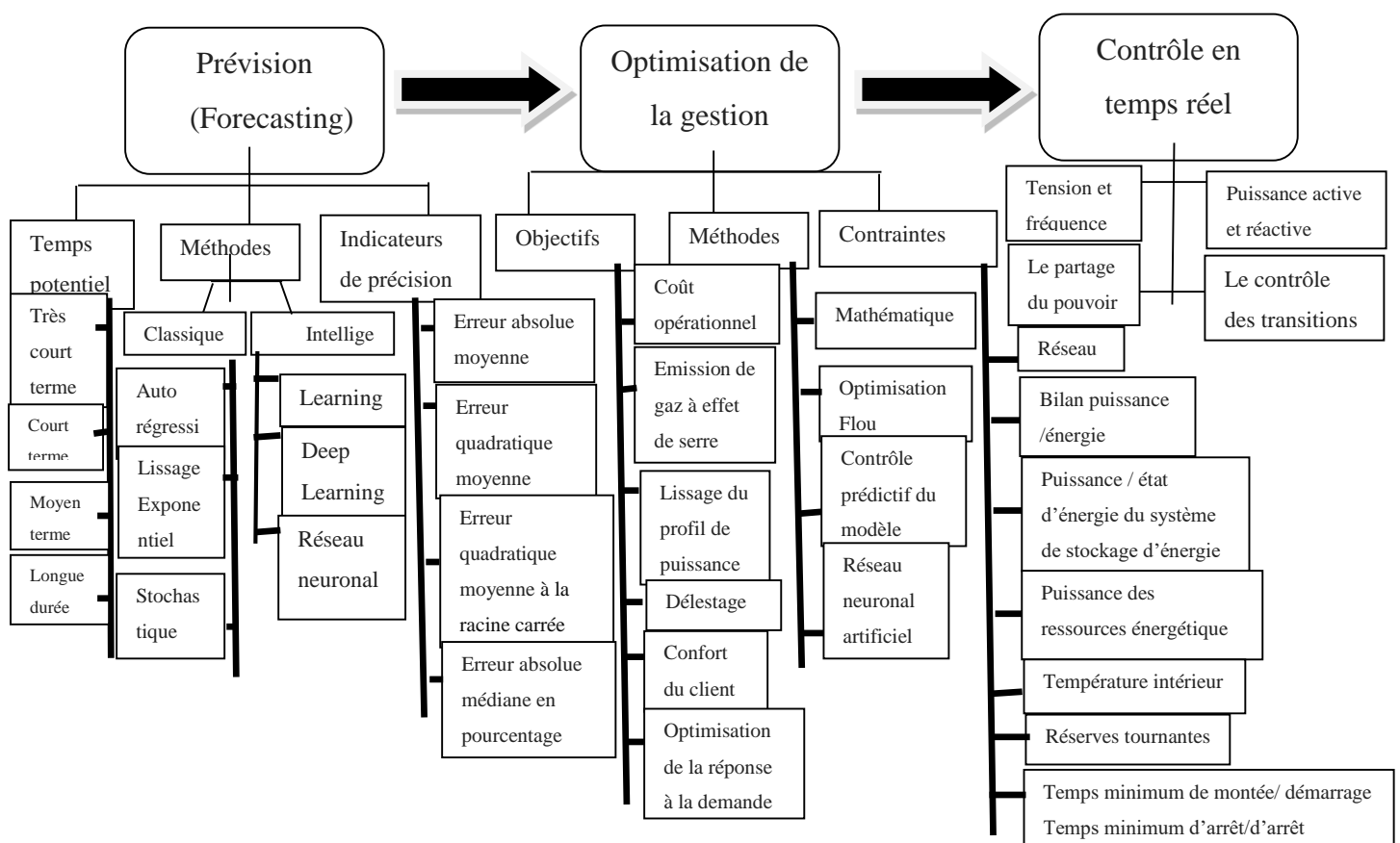


Figure III.1. Les étapes de gestion de l'énergie et des stratégies de contrôle [35] [36].

### III.2.1. La prévision dans les micro-réseaux (Forecasting)

La prévision est une méthode permettant de faire des prédictions éclairées en utilisant des données historiques comme principale entrée pour déterminer l'évolution des tendances futures. Les entreprises utilisent les prévisions à de nombreuses fins différentes. Les données utilisées pour les méthodes de prévision peuvent provenir soit de sources primaires, soit de sources secondaires.

Un système de gestion et de contrôle de l'énergie doit garantir que les ressources du micro-réseau sont utilisées de la manière la plus efficace et la plus rentable possible. Pour cela, il doit prévoir trois types de profils avec une précision raisonnable : la demande de charge, la production d'électricité et les prix de l'électricité du réseau. Un système de gestion et de contrôle de l'énergie devra prévoir la consommation de charge pour la journée à venir, analyser les conditions météorologiques prévues et la production ultérieure à partir de sources renouvelables, puis décider quand donner la priorité aux systèmes de stockage d'énergie et aux échanges avec le réseau principal. Cela se traduit par une meilleure stabilité et fiabilité, offrant des profils de puissance fluides [37].

### III.2.1.1. Temps potentiel (Time horizon)

L'horizon de prévision d'un micro-réseau varie de quelques minutes à une semaine, selon la méthodologie du système de gestion d'énergie. De nombreux travaux utilisent des données météorologiques pour prévoir la production et la charge, influençant le système de gestion et de contrôle de l'énergie. La littérature existante est comparée et discutée en détail, avec une classification des articles selon les différents horizons de prévision.

- ❖ **Très court terme** (de quelques secondes à une demi-heure) : La prévision de la charge à très court terme est généralement utilisée par les gestionnaires de portefeuille, les négociants en énergie et les opérateurs de systèmes.
- ❖ **Court terme** (une demi-heure à 1h) : Les prévisions à court terme sont utilisées pour planifier le flux d'énergie entre les sources d'énergie, les charges et les dispositifs de stockage.
- ❖ **Moyen terme** (1h-24h) : Les prévisions à moyen et long terme sont respectivement responsables du règlement des prix, de la répartition des charges et de la planification de la maintenance.
- ❖ **Long terme** (1j - 1 semaine) : L'horizon d'investissement à long terme concerne les investissements que l'on s'attend à conserver. Les investisseurs à long terme sont généralement prêts à prendre des risques plus importants en échange de récompenses plus importantes [38].

### III.2.1.2. Méthodes de la prévision dans les micro-réseaux

La prévision est essentielle pour la gestion efficace de l'énergie dans les micro-réseaux, permettant d'anticiper la demande et la production. Les méthodes de prévision, qui estiment les valeurs futures d'une variable à partir de données passées et présentes, sont cruciales pour la

prise de décision. Elles se divisent en deux catégories principales : les méthodes classiques et intelligentes, chacune avec ses avantages et inconvénients selon le contexte et les données disponibles.

### ❖ Méthodes classiques

En gestion d'énergie des micro-réseaux, les méthodes classiques de prévision utilisent des modèles mathématiques et statistiques, comme les séries temporelles et le lissage, pour estimer les valeurs futures. Bien que moins flexibles que les méthodes intelligentes, elles sont largement utilisées pour leur simplicité et leur efficacité, permettant des décisions éclairées basées sur des analyses statistiques et des tendances historiques [39] [40] [41].

### ❖ Méthodes intelligentes

Dans un environnement commercial incertain, les prévisions sont souvent basées sur le jugement humain et des outils statistiques. Cela a conduit au développement de nombreuses méthodes de prévision au fil des décennies. L'intelligence artificielle intervient pour améliorer la fiabilité des prévisions en utilisant des algorithmes pour analyser les données de l'entreprise et externes, afin d'anticiper les risques potentiels. Cette automatisation des prévisions permet de gagner du temps et de se concentrer sur des tâches à plus forte valeur ajoutée.

Les méthodes intelligentes les plus couramment utilisées dans la prévision :

#### a) Apprentissage automatique (Machine Learning)

Le Machine Learning, une branche de l'intelligence artificielle, permet aux programmes informatiques d'apprendre et de s'améliorer automatiquement à partir des données qu'ils traitent, sans être explicitement programmés. Dans la prévision, le Machine Learning utilise des techniques statistiques et informatiques pour développer des modèles capables de faire des prédictions précises basées sur des données historiques. Ces modèles sont cruciaux pour la gestion de l'énergie dans les micro-réseaux, optimisant ainsi l'utilisation des ressources et permettant des décisions éclairées pour assurer un approvisionnement énergétique fiable et efficient. [42].

#### b) L'apprentissage en profondeur (Deep Learning)

Le Deep Learning est une forme d'intelligence artificielle qui utilise des réseaux de neurones profonds pour modéliser et comprendre des données complexes. Dans la prévision, le Deep Learning peut être utilisé pour analyser des séries temporelles et faire des prédictions précises sur des événements futurs. Cette approche est particulièrement efficace pour la gestion de l'énergie dans les micro-réseaux, car elle permet d'optimiser l'utilisation des ressources et de

prendre des décisions éclairées pour garantir un approvisionnement énergétique fiable et efficace [42] [43].

### c) Réseau neuronal artificiel

Les réseaux neuronaux artificiels, inspirés du cerveau humain, sont utilisés en intelligence artificielle pour prédire des séries temporelles et effectuer des tâches de classification. Ils sont utiles dans la gestion de l'énergie des micro-réseaux pour prédire les valeurs futures en apprenant des données passées. [44].

### III.2.1.3. Indicateurs de précision

La précision des prévisions est cruciale pour la prise de décision dans divers secteurs comme les entreprises, l'économie et la finance. Elle permet aux organisations d'utiliser efficacement leurs ressources. Mesurant l'écart entre les valeurs prévues et les résultats réels, la précision évalue la fiabilité des prévisions. Les indicateurs de précision, tels que l'erreur moyenne, aident à évaluer la performance des modèles de prévision et à identifier les domaines à améliorer.

#### a) Erreur absolue moyenne(MAE)

L'erreur absolue moyenne est une mesure largement utilisée pour quantifier la précision des prévisions. Il mesure l'ampleur moyenne des erreurs dans un ensemble de prévisions, fournissant une valeur numérique qui représente l'écart entre les prévisions et les valeurs réelles. L'erreur absolue moyenne est calculée en additionnant les différences absolues entre les valeurs prédites et les valeurs réelles et en divisant par le nombre d'observations.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \dots \dots \dots (1)$$

#### b) Erreur quadratique moyenne(MSE)

L'erreur quadratique moyenne mesure la dispersion des prédictions par rapport aux valeurs réelles, indiquant une moindre précision si elle est élevée. Calculée en moyennant les carrés des écarts entre les valeurs prédites et réelles, elle est plus sensible aux valeurs aberrantes en raison du carré dans le calcul.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \dots \dots \dots (2)$$

### c) Erreur quadratique moyenne à la racine carrée (RMSE)

RMSE est une mesure couramment utilisée pour évaluer la précision d'un modèle de prévision ou de prédiction. Elle est calculée en prenant la racine carrée de la moyenne des écarts au carré entre les valeurs réelles et les valeurs prédites. Cela donne une mesure de l'écart moyen entre les valeurs réelles et les valeurs prédites, exprimée dans les mêmes unités que les données originales. En d'autres termes, La RMSE donne une indication de la dispersion des erreurs de prédiction autour de la ligne de régression. Plus la valeur de RMSE est faible, plus le modèle est précis.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \dots \dots \dots (3)$$

### d) Erreur absolue médiane en pourcentage (MAPE)

L'Erreur Absolue Médiane en Pourcentage est une métrique de précision qui indique la médiane des erreurs absolues en pourcentage des prévisions par rapport aux valeurs réelles. Elle est calculée en prenant la médiane des erreurs en pourcentage de chaque paire de valeurs réelles et prédites, offrant ainsi une mesure robuste et interprétable de l'erreur de prévision.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100 \dots \dots \dots (4)$$

### e) Coefficient de détermination (R<sup>2</sup>)

Le coefficient de détermination R<sup>2</sup> est une mesure importante de la qualité de l'ajustement d'un modèle de régression aux données observées. Il fournit des informations sur la proportion de la variance de la variable dépendante qui est expliquée par les variables indépendantes du modèle. Un R<sup>2</sup> élevé indique un bon ajustement du modèle, tandis qu'un R<sup>2</sup> faible indique que le modèle n'explique pas bien la variation de la variable dépendante [45].

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \dots \dots \dots (5)$$

Où

- $y_i$ : est la valeur réelle
- $\hat{y}_i$ : est la valeur prédite
- $n$  : est le nombre d'observations.
- $\bar{y}$ : est la moyenne des valeurs réelles.

### III.2.2. optimisation de la gestion d'énergie (EM Optimisation)

Les micro-réseaux sont constitués de différentes sources de production d'énergie, chacune ayant des coûts et des limitations techniques variables. Pour assurer un approvisionnement continu et une rentabilité, il est essentiel d'exploiter efficacement ces ressources. En mode connecté au réseau, l'objectif est souvent de maximiser les profits en échangeant de l'énergie avec le réseau. En mode îloté, l'objectif peut être l'autonomie maximale sans recourir au réseau. Pour cela, un système de gestion de l'énergie utilise des algorithmes d'optimisation pour planifier l'utilisation des ressources en fonction des objectifs prédéfinis [37].

#### III.2.2.1. Objectifs de l'optimisation de gestion d'énergie

L'optimisation de la gestion d'énergie peut impliquer plusieurs objectifs simultanément qui peuvent parfois être contradictoires.

##### a) Coût opérationnel

Les coûts opérationnels en optimisation de la gestion de l'énergie désignent les dépenses pour l'exploitation et la maintenance des systèmes énergétiques, incluant les coûts de production, distribution et gestion de l'énergie. L'objectif est de les minimiser tout en assurant un niveau de service et de performance satisfaisant.

##### b) Emissions de gaz à effet de serre

La réduction des émissions de gaz à effet de serre. Cela implique généralement l'optimisation de l'utilisation des ressources énergétiques pour minimiser les émissions de CO<sub>2</sub> et d'autres gaz à effet de serre associés à la production et à la consommation d'énergie. L'objectif est de contribuer à la lutte contre le changement climatique en réduisant l'empreinte carbone des activités énergétiques.

##### c) Lissage du profil de puissance

Le "lissage du profil de puissance" vise à réduire les fluctuations de la puissance électrique générée ou consommée sur une période donnée. Cela implique d'ajuster la production ou la consommation d'énergie pour maintenir un niveau de puissance plus constant, contribuant ainsi à stabiliser le réseau électrique. En utilisant des techniques telles que le stockage d'énergie, la planification de la charge et la gestion active des sources de production, le lissage du profil de

puissance peut aider à atténuer les pointes et les creux de puissance, réduisant ainsi les coûts d'exploitation, améliorant l'efficacité énergétique et assurant la stabilité du réseau.

### **d) Délestage**

Le délestage est une pratique de gestion de l'énergie utilisée pour réduire la charge sur un réseau électrique lorsque celui-ci est surchargé ou confronté à des contraintes techniques. Les opérateurs peuvent déconnecter temporairement certains consommateurs ou réduire leur consommation pour rétablir l'équilibre entre l'offre et la demande. Cette mesure est utilisée en dernier recours pour éviter les pannes généralisées et garantir la stabilité du système électrique.

### **e) Confort du client**

Le "confort du client" concerne la satisfaction et le bien-être des clients en matière d'utilisation de l'énergie. En optimisant la gestion de l'énergie, cela signifie fournir un approvisionnement fiable pour répondre aux besoins tout en maintenant des conditions de confort adéquates, comme la température et l'éclairage. Cela peut impliquer la régulation de la température, la gestion de l'éclairage et des appareils électriques, tout en fournissant de l'énergie de manière fiable et efficace. L'objectif est d'assurer un confort optimal tout en minimisant les coûts et l'impact environnemental [37].

### **III.2.2.2. Méthodes de l'optimisation de gestion d'énergie**

Les méthodes d'optimisation de la gestion d'énergie comprennent diverses approches pour améliorer l'efficacité et la durabilité des systèmes énergétiques. La méthode mathématique utilise des modèles mathématiques pour résoudre les problèmes d'allocation et d'utilisation des ressources énergétiques. L'optimisation floue gère les variables imprécises en offrant des solutions flexibles. Les réseaux neuronaux artificiels prédisent la demande future en analysant les données historiques, tandis que le système multi-agent décentralise la prise de décision pour une gestion énergétique plus adaptative et efficace [37].

### **III.2.2.3. Contraintes**

Les contraintes de l'optimisation de la gestion d'énergie sont des limitations influençant l'utilisation efficace des ressources énergétiques. Elles comprennent les contraintes liées au réseau, le bilan puissance/énergie, la puissance des systèmes de stockage d'énergie et des ressources énergétiques distribuées, la température intérieure, les temps minimum de montée/démarrage et d'arrêt, ainsi que la disponibilité des véhicules électriques. En tenant

compte de ces contraintes, il est possible d'optimiser les systèmes énergétiques pour répondre aux besoins tout en maximisant l'utilisation des ressources disponibles [46].

### III.2.3. Contrôle à temps réel

Le contrôle en temps réel des micro-réseaux est crucial pour maintenir leur stabilité, régulant la tension, la fréquence et la puissance selon des valeurs prédéfinies. Il peut être effectué par le système de contrôle des ressources distribuées (DER) ou de manière centralisée, englobant des aspects tels que le contrôle de la tension et de la fréquence, la gestion de la puissance des DER, le partage d'énergie et la gestion des transitions du micro-réseau. La tension et la fréquence sont des paramètres essentiels pour la stabilité du réseau électrique, tandis que la puissance active représente l'énergie réellement utilisée et la puissance réactive est nécessaire pour maintenir la tension. Le partage de puissance optimise l'allocation des ressources, et le contrôle des transitions assure une transition fluide entre les modes de fonctionnement du système énergétique, garantissant une performance sûre et efficace [37].

### III.3. Intelligente artificielle pour la gestion d'énergie dans les micro-réseaux

#### III.3.1. La définition de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle représente une discipline majeure de l'informatique dont l'objectif est de doter les machines de capacités intellectuelles similaires à celles des êtres humains. Cette branche de la science informatique s'attache à développer des systèmes capables de réaliser des tâches qui nécessitent généralement l'intelligence humaine, telles que la perception, la compréhension, l'apprentissage, la prise de décision et la résolution de problèmes.

Au cœur de l'intelligence artificielle se trouvent des techniques et des méthodes variées, parmi lesquelles l'apprentissage automatique, les réseaux neuronaux, le traitement du langage naturel, la vision par ordinateur et la planification algorithmique. Ces approches permettent aux systèmes informatiques de traiter et d'analyser de grandes quantités de données, d'extraire des modèles et des structures complexes, et de prendre des décisions autonomes en fonction des informations disponibles. L'intelligence artificielle trouve des applications dans de nombreux domaines, allant de la médecine à la finance en passant par les transports, les jeux, la robotique et bien d'autres encore [47].

#### III.3.2. Fonctionnement de l'intelligence artificielle

Dans la gestion d'énergie des micro-réseaux, l'intelligence artificielle est souvent utilisée pour optimiser la production, le stockage et la distribution d'énergie.

### a) Prédiction de la demande énergétique

L'intelligence artificielle peut analyser les données historiques de consommation pour prédire les besoins énergétiques futurs, aidant ainsi à planifier la production et le stockage d'énergie.

### b) Optimisation de la production d'énergie

En fonction des prévisions de demande et des conditions météorologiques, l'intelligence artificielle peut ajuster la production d'énergie des sources renouvelables telles que le solaire et l'éolien pour maximiser l'efficacité.

### c) Gestion du stockage d'énergie

L'intelligence artificielle peut décider du moment optimal pour stocker ou décharger de l'énergie dans les batteries, en tenant compte des coûts d'électricité, des conditions du marché et des besoins du réseau.

### d) Planification de la maintenance

En surveillant les performances des équipements et en détectant les signes de défaillance potentielle, l'intelligence artificielle peut recommander des interventions de maintenance préventive pour minimiser les temps d'arrêt non planifiés.

### e) Optimisation de la distribution d'énergie

En analysant les modèles de consommation en temps réel, l'intelligence artificielle peut optimiser la distribution d'énergie dans le micro-grid pour éviter les congestions et réduire les pertes.

L'objectif principal de l'intelligence artificielle est de créer des systèmes informatiques capables de réaliser des tâches qui nécessitent normalement l'intelligence humaine. Cela inclut des capacités telles que la perception, la compréhension, l'apprentissage, la prise de décision et la résolution de problèmes. L'intelligence artificielle dans la gestion d'énergie dans les micro-réseaux vise à optimiser l'utilisation des ressources énergétiques disponibles afin de garantir une alimentation électrique fiable, efficace et économique [47] [48].

- **Optimisation de la consommation d'énergie** : Maximiser l'utilisation des sources d'énergie renouvelables et minimiser la dépendance aux combustibles fossiles en ajustant la production et la consommation d'énergie en temps réel.

- **Réduction des coûts** : Réduire les coûts d'exploitation en optimisant l'utilisation des ressources énergétiques disponibles, en minimisant les pertes et en évitant les pics de demande coûteux.
- **Fiabilité du réseau** : Assurer une alimentation électrique continue en anticipant les pannes potentielles, en optimisant la distribution d'énergie et en planifiant la maintenance des équipements de manière proactive.
- **Intégration des énergies renouvelables** : Faciliter l'intégration en douceur des sources d'énergie renouvelables variables telles que l'énergie solaire et éolienne dans le réseau, en optimisant leur utilisation et leur stockage.
- **Durabilité environnementale** : Réduire l'empreinte carbone en favorisant l'utilisation de sources d'énergie propres et en optimisant l'efficacité énergétique du micro-réseau [48].

### III.3.3. Les types de l'intelligence artificielle

#### III.3.3.1. L'intelligence artificielle étroite (IAE)

L'intelligence artificielle étroite est classée dans la catégorie d'intelligence artificielle faible car elle n'est spécialisée que dans une gamme étroite de paramètres ou de situations. Elle se limite à des tâches spécifiques et ne possède pas la capacité d'apprendre ou de raisonner de manière générale.

#### III.3.3.2. L'intelligence artificielle générale (IAG)

L'intelligence artificielle générale est considérée comme une intelligence artificielle forte, car elle travaille à un niveau supérieur, elle fait référence à un système d'intelligence artificielle capable de comprendre, apprendre, raisonner et agir de manière similaire à un être humain dans une grande variété de domaines et de contextes.

#### III.3.3.3. La super-intelligence artificielle (SIA)

Bien que ce type d'intelligence artificielle ne soit actuellement pas développé, elle signifie qu'une machine dispose d'une super-intelligence qui dépasse de manière significative l'intelligence humaine dans tous les domaines. Elle serait capable de résoudre des problèmes complexes de manière extrêmement rapide et efficace, de comprendre et de manipuler tous les aspects du monde [49].

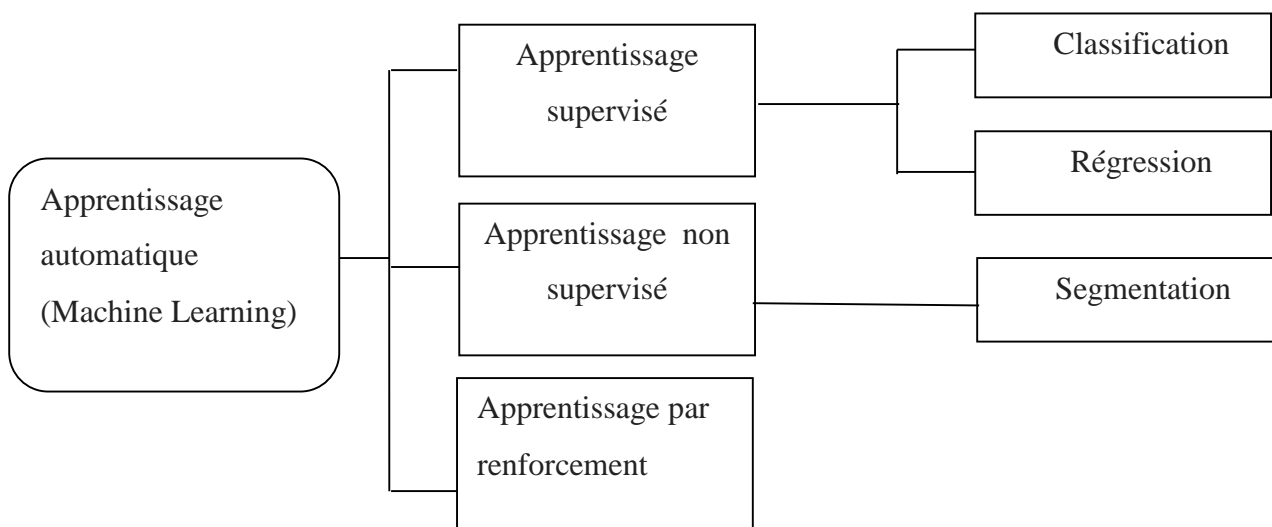
## III.4. Apprentissage automatique (machine Learning)

### III.4.1. Définition

L'apprentissage automatique, également connu sous le nom de machine Learning, est une branche de l'intelligence artificielle qui se concentre sur le développement de techniques permettant aux ordinateurs d'apprendre à partir de données et d'améliorer leurs performances sans être explicitement programmés pour chaque tâche spécifique. En d'autres termes, l'apprentissage automatique permet aux machines de reconnaître des modèles dans les données et de prendre des décisions ou de faire des prédictions en fonction de ces modèles, plutôt que de suivre des instructions préprogrammées [50].

### III.4.2. Les types d'apprentissage automatique

L'intelligence artificielle utilise différentes techniques, dont trois types d'apprentissage qui sont essentielles pour comprendre comment l'intelligence artificielle fonctionne et comment elle peut être utilisée pour résoudre des problèmes complexes et détecter chaque erreur.



*Figure III.2. Les grandes classes d'apprentissage automatique [37].*

#### III.4.2.1. L'apprentissage supervisé

L'enseignement guidé est un type d'apprentissage automatique où un système est formé à partir de données d'entraînement étiquetées. Ces données sont composées d'exemples d'entrées et de leurs sorties correspondantes. L'intelligence artificielle a pour fonction d'apprendre à associer les entrées aux sorties correctes, et avec le temps, il est capable de prédire la sortie pour de nouvelles entrées. Cette méthode est couramment utilisée dans de nombreuses applications

d'intelligence artificielle, comme la détection de spam, la reconnaissance de la parole et la prédiction du temps.

### III.4.2.2. L'apprentissage non-supervisé

L'apprentissage non supervisé est une autre méthode utilisée en intelligence artificielle. Le système apprend tout seul en découvrant des schémas ou des motifs dans les données qui ne sont pas déjà marquées ou classées. Elle utilise des algorithmes d'apprentissage automatique pour analyser et regrouper des jeux de données non étiquetés. Ces algorithmes découvrent des modèles cachés ou des groupements de données sans nécessiter d'intervention humaine. Sa capacité à découvrir les similitudes et les différences d'informations en fait la solution idéale pour l'analyse d'exploration des données, les stratégies de vente croisée, la segmentation de la clientèle et la reconnaissance d'images.

### III.4.2.3. L'apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est un procédé d'apprentissage automatique consistant, pour un système autonome, à apprendre les actions à réaliser, à partir d'expériences de façon à optimiser une récompense quantitative au cours du temps. Le système est plongé au sein d'un environnement, et prend ses décisions en fonction de son état courant ce qui entraîne les logiciels à prendre des décisions en vue d'obtenir les meilleurs résultats. Elle imite le processus d'apprentissage par tâtonnements employé par les êtres humains pour atteindre leurs objectifs. [51].

### III.4.3. Comparaison des Types d'Apprentissage automatique

Le tableau III.1 ci-dessous représente la comparaison des différents types d'apprentissage automatique, en mettant en évidence les données d'entrée, les objectifs, les exemples d'application et les exemples d'algorithmes.

Critère	Apprentissage Supervisé	Apprentissage Non Supervisé	Apprentissage par Renforcement
<b>Données d'entrée</b>	Données étiquetées (entrées et sorties connues)	Données non étiquetées	Interactions avec l'environnement
<b>Objectif</b>	Apprendre à associer les entrées aux sorties correctes	Découvrir des schémas ou des motifs cachés dans les données	Maximiser une récompense cumulative
<b>Exemples d'applications</b>	Détection de spam, reconnaissance de la parole, prédiction du temps	Analyse exploratoire des données, segmentation de la clientèle, reconnaissance d'images	Jeux vidéo, robots autonomes, optimisation industrielle
<b>Exemples d'algorithmes</b>	Régression linéaire, réseaux de neurones, SVM	Algorithmes de clustering (k-means)	Q-learning,

*Tableau III.1 Comparaison des Types d'Apprentissage en Intelligence Artificielle [51].*

### III.4.4. Les méthodes du Machine Learning

- a) **Régression linéaire** : Utilisée pour modéliser la relation linéaire entre une variable dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes.
- b) **Arbres de décision** : Utilisés pour prendre des décisions en divisant progressivement les données en sous-groupes homogènes basés sur les caractéristiques d'entrée.
- c) **Forêts aléatoires** : Ensemble d'arbres de décision utilisés pour la classification et la régression en agrégeant les prédictions de plusieurs arbres.
- d) **Machines à vecteurs de support** : Utilisées pour la classification et la régression en trouvant l'hyperplan qui sépare au mieux les différentes classes ou qui approxime au mieux les données.
- e) **Réseaux de neurones artificiels** : Modèles inspirés du cerveau humain composés de neurones interconnectés et utilisés pour résoudre une grande variété de tâches en apprentissage automatique.
- f) **XGBoost (Extreme Gradient Boosting)** : est une bibliothèque optimisée de machine Learning qui implémente des algorithmes d'apprentissage supervisé, avec un accent particulier sur la vitesse et la performance [5] [52].

Dans ce chapitre, nous explorons la manière dont les micro-réseaux peuvent optimiser leur gestion énergétique en utilisant des méthodes sophistiquées d'apprentissage automatique. Plus spécifiquement, nous nous concentrons sur trois techniques principales : les forêts aléatoires, les arbres de décision et XGBoost. Ces approches permettent de développer des modèles prédictifs et des stratégies de gestion basées sur l'analyse des données en temps réel, ce qui contribue à maximiser l'efficacité énergétique et à minimiser les coûts opérationnels dans les micro-réseaux.

### III.4.4.1. Le modèle d'arbre de décision

#### Définition

Un arbre de décision est un modèle prédictif qui utilise un ensemble de règles dérivées des caractéristiques des données pour prendre des décisions ou effectuer des prédictions. Ce modèle est structuré en forme d'arbre, où chaque nœud interne représente une caractéristique ou un attribut de la donnée, chaque branche représente un résultat de test sur cet attribut, et chaque feuille représente une étiquette de classe ou une valeur de prédiction.

#### Fonctionnement

Les arbres de décision fonctionnent en segmentant progressivement un ensemble de données en sous-groupes plus petits, en utilisant des caractéristiques spécifiques pour guider chaque division. Initialement, l'algorithme sélectionne la caractéristique qui offre la meilleure séparation entre les différentes classes ou catégories de données.

Ensuite, l'ensemble de données est divisé en sous-ensembles basés sur les valeurs de cette caractéristique. Ce processus est répété de manière récursive pour chaque sous-ensemble nouvellement créé, en choisissant à chaque étape la meilleure caractéristique pour diviser les données restantes. Cette division se poursuit jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint, comme une profondeur maximale de l'arbre ou un nombre minimum d'observations dans les feuilles. Une fois l'arbre construit, il peut être utilisé pour prédire la classe ou la valeur de sortie pour de nouvelles observations. En suivant le chemin correspondant dans l'arbre en fonction de leurs caractéristiques, les nouvelles observations aboutissent à une feuille où la prédiction est obtenue. Cette approche permet aux arbres de décision de capturer des modèles complexes dans les données et de fournir des prédictions interprétables pour un large éventail de problèmes de classification et de régression.

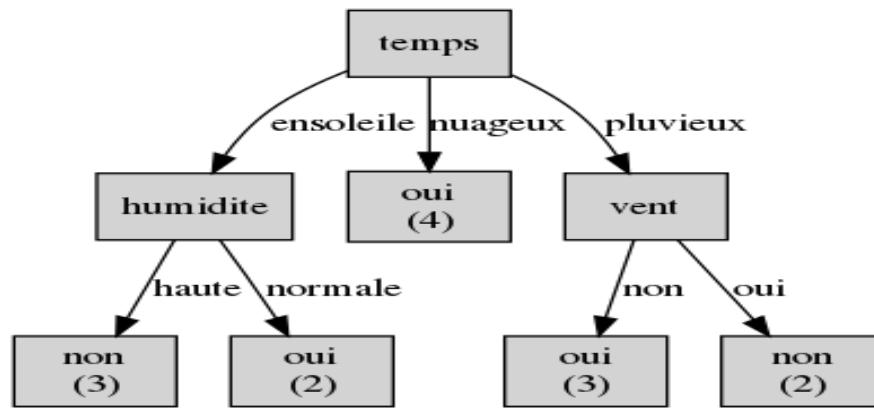


Figure III.3. Exemple d'une illustration par le modèle d'arbre de décision [52]

### III.4.4.2. Le modèle de forêt aléatoire (Random Forest)

#### Définition

La forêt aléatoire est un algorithme d'apprentissage supervisé d'ensemble qui est construit à partir de plusieurs modèles de base en général des arbres de décision. Ils sont ensuite fusionnés pour prédire avec précision les besoins énergétiques. Contrairement à la régression linéaire, elle s'adapte aux complexités des données énergétiques. Elle surmonte les limites des modèles traditionnels en sélectionnant judicieusement les variables prédictives. Son processus réduit la variabilité du modèle et améliore la précision des prévisions, ce qui en fait une technique efficace pour la gestion énergétique des micro-réseaux.

#### Fonctionnement

La forêt aléatoire est une technique qui fonctionne en combinant les prédictions de multiples arbres de décision. Dans cette méthode, chaque arbre est entraîné sur un échantillon aléatoire du jeu de données d'entraînement, ce qui garantit la diversité des modèles. Chaque arbre est construit en sélectionnant aléatoirement un sous-ensemble des caractéristiques disponibles à chaque nœud, contribuant ainsi à la diversité des arbres et à la réduction de la corrélation entre eux.

Lorsqu'une nouvelle observation est introduite, elle est acheminée à travers chaque arbre de décision individuel et la prédiction finale est obtenue en agrégeant les prédictions de chaque arbre. Cette agrégation peut être réalisée par moyenne (pour la régression) ou par vote majoritaire (pour la classification). La performance de la forêt aléatoire est évaluée en comparant les prédictions obtenues avec les valeurs réelles dans un ensemble de données de test, et des techniques d'optimisation des hyper paramètres peuvent être utilisées pour améliorer les performances du modèle.

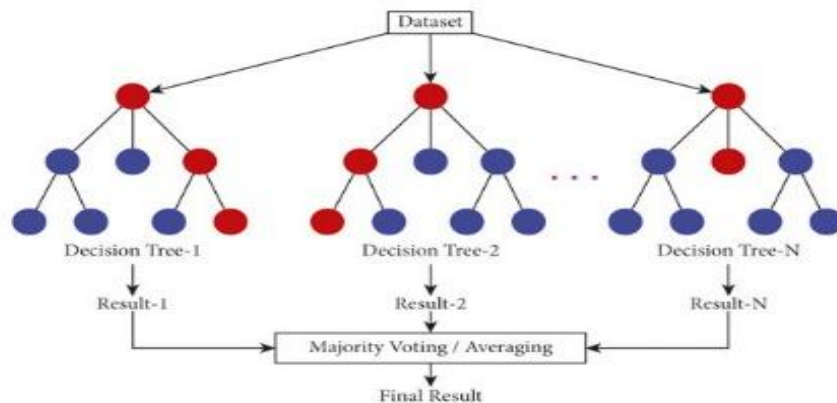


Figure III.4. Illustration de la forêt aléatoire [53].

### III.4.4.3. Le modèle de XG Boost

#### Définition

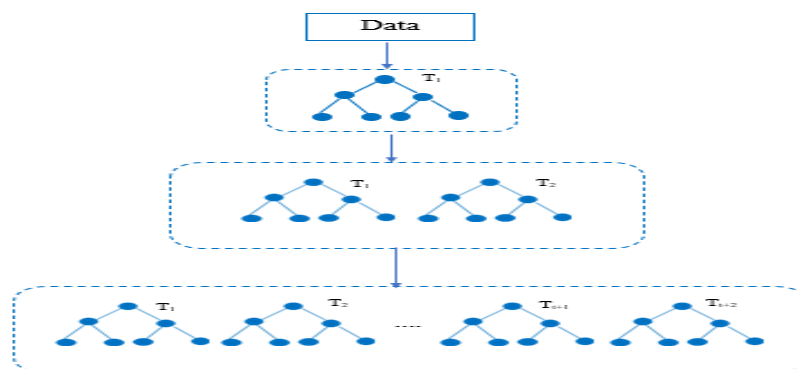
Extrême Gradient Boosting (xgBoost) est une bibliothèque open-source d'apprentissage automatique très performante, largement utilisée pour résoudre des problèmes de régression et de classification. Conçu pour améliorer les algorithmes de boosting traditionnels, xgBoost utilise une approche itérative pour construire des modèles prédictifs en ajoutant séquentiellement des estimateurs faibles, généralement des arbres de décision, et en les ajustant pour minimiser une fonction de perte spécifiée.

Cette technique, appelée "gradient boosting", permet à xgBoost d'obtenir des prédictions précises en optimisant la fonction de perte à chaque itération. xgBoost offre une régularisation intégrée pour réduire le sur ajustement, une parallélisation efficace pour gérer de grands ensembles de données, et une flexibilité pour s'adapter à une variété de tâches d'apprentissage automatique. Il est largement utilisé dans divers domaines tels que la finance, le marketing et la recherche scientifique en raison de sa précision, de sa rapidité et de sa polyvalence.

#### Fonctionnement

XGBoost fonctionne selon une méthode appelée gradient boosting, qui consiste à itérativement combiner plusieurs modèles de prédiction faibles pour former un modèle plus puissant. Initialement, XGBoost construit un modèle simple, souvent un arbre de décision, pour prédire la cible. Ensuite, en comparant les prédictions de ce modèle initial avec les valeurs réelles, il calcule les résidus, c'est-à-dire les erreurs de prédiction. Ensuite, un nouveau modèle est construit pour prédire les résidus restants, en ajustant les poids des exemples en fonction des erreurs de prédiction du modèle précédent.

Ce nouveau modèle est ensuite combiné avec le modèle précédent pour former un modèle plus puissant. Ce processus est répété de manière itérative jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint, tel qu'un nombre fixe d'itérations ou l'absence de gains significatifs en termes de performance. Une fois l'apprentissage terminé, il utilise l'ensemble des modèles combinés pour faire des prédictions sur de nouvelles données. Grâce à cette approche itérative et à l'optimisation de la fonction de perte à chaque étape, XGBoost parvient à construire des modèles de prédiction précis et robustes, adaptés à une grande variété de tâches d'apprentissage automatique.



*Figure III.5. Illustration de XG Boost [53].*

### III.5. Conclusion

L'intégration de la machine Learning dans l'intelligence artificielle pour la gestion d'énergie dans les micro-réseaux représente une avancée majeure pour la transition énergétique vers des systèmes plus durables et efficaces. En exploitant les données en temps réel, les algorithmes de machine Learning permettent une gestion plus précise, proactive et adaptable de la production, du stockage et de la distribution d'énergie dans les réseaux décentralisés. Cela se traduit par une amélioration de l'efficacité opérationnelle, une réduction des coûts, une meilleure intégration des énergies renouvelables et une résilience accrue face aux perturbations. Toutefois, des défis persistent, notamment en matière de qualité des données, de sécurité et d'interprétabilité des modèles. Pour surmonter ces obstacles et maximiser les avantages de la machine Learning dans la gestion d'énergie des micro-réseaux, une collaboration continue entre les chercheurs, les entreprises et les décideurs est essentielle. En investissant dans la recherche, le développement et l'application pratique, nous pouvons exploiter pleinement le potentiel de cette technologie pour façonner un avenir énergétique plus durable. Dans ce chapitre, nous avons exploré les différentes structures de gestion de l'énergie dans les micro-réseaux, y compris les approches centralisées, décentralisées et distribuées. Nous avons également discuté des avantages et des

inconvenients des micro-réseaux par rapport aux réseaux électriques traditionnels, en mettant en lumière leur capacité à fonctionner de manière autonome et à intégrer efficacement les sources d'énergie renouvelable. En outre, nous avons examiné l'importance de la gestion intelligente de l'énergie, illustrée par l'utilisation de technologies avancées comme les algorithmes de machine Learning pour optimiser les opérations des micro-réseaux. Ces analyses soulignent l'importance d'une approche intégrée et collaborative pour relever les défis actuels et futurs de la gestion énergétique.



**Chapitre IV : Implémentation  
des concepts et étude de cas**

## IV.1. Introduction

La gestion efficace de l'énergie en temps réel constitue un pilier essentiel dans la transition vers un système énergétique plus durable et efficace. Dans ce contexte, la prévision précise de la production d'énergie renouvelable, notamment celle d'origine solaire, ainsi que de la consommation énergétique revêt une importance capitale. Ces prévisions permettent d'optimiser l'utilisation des ressources disponibles, d'assurer l'équilibre entre l'offre et la demande, et de garantir la stabilité des réseaux électriques.

L'une des principales caractéristiques de l'énergie solaire est sa variabilité intrinsèque, influencée par des facteurs tels que les conditions météorologiques, la saisonnalité et la localisation géographique. Afin de maximiser son intégration dans le réseau électrique et d'assurer sa gestion efficace, il est impératif de disposer de modèles de prévision fiables et précis. De même, anticiper la consommation énergétique est essentiel pour éviter les pics de demande et les déséquilibres dans la distribution de l'électricité.

Dans cette optique, les techniques d'apprentissage automatique offrent des outils puissants pour la modélisation et la prédiction des séries temporelles énergétiques. Parmi ces techniques, les modèles de forêt aléatoire, d'arbre de décision et le modèle de XG Boost se distinguent par leur capacité à traiter des ensembles de données complexes, à identifier les relations non linéaires et à fournir des prévisions précises. Ces modèles ont été largement utilisés dans le domaine de la prévision énergétique, démontrant leur efficacité et leur robustesse dans divers contextes opérationnels.

Dans cette étude, nous explorerons l'application des modèles de forêt aléatoire, d'arbre de décision et xg boost pour la prévision de la production d'énergie solaire et de la consommation énergétique. Nous examinerons comment ces techniques d'apprentissage automatique peuvent contribuer à une gestion plus efficace de l'énergie en temps réel, en fournissant des prédictions précises et en permettant une meilleure intégration des énergies renouvelables dans les réseaux électriques.

## IV.2. Présentation du logiciel anaconda python

Dans cette section de notre mémoire, nous plongeons dans l'aspect pratique de notre étude en optant pour l'utilisation d'Anaconda Python comme principal environnement de développement. Anaconda Python, une distribution complète et conviviale de Python, offre une infrastructure solide pour notre travail pratique. En associant Anaconda Python à Jupyter

Notebook, nous bénéficions d'une énergie puissante. Cette combinaison nous permet d'explorer nos données de manière interactive et de documenter nos travaux de manière dynamique. Ainsi, nous adoptons une approche flexible et efficace pour la programmation et l'analyse de données dans notre étude. Au fil de ce chapitre, nous détaillerons notre approche de programmation avec Anaconda Python. Nous partagerons également les stratégies que nous avons développées pour optimiser notre workflow et garantir la qualité de notre code. Cette exploration nous permettra de tirer des enseignements précieux pour notre travail pratique [54] [55].

### IV.2.1. Qu'est-ce que Anaconda Python

Grâce à la numérisation croissante des secteurs d'activités, les volumes de données à gérer n'ont jamais été aussi importants. Pour les exploiter pleinement, le Data Analyste et le Data Scientiste se servent d'outils adéquats comme les langages de programmation. L'un des plus populaires en analyse de données est Python, reconnu pour sa simplicité, sa polyvalence et sa riche bibliothèque de packages. Cependant, installer et gérer efficacement les dépendances nécessaires peut rapidement devenir une tâche complexe, surtout lorsque l'on travaille sur plusieurs projets ou avec des équipes dispersées.

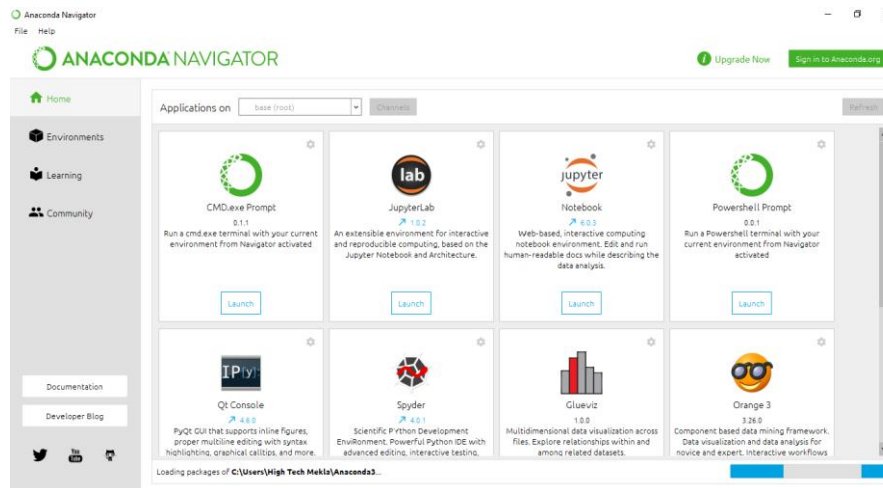
C'est là qu'entre en jeu Anaconda. Conçu pour simplifier le développement en Python, Anaconda offre bien plus qu'une simple distribution du langage. Le logiciel fournit un environnement complet, avec une multitude de packages préinstallés et des outils de gestion intégrés, permettant aux développeurs de se concentrer sur l'essentiel : l'analyse et le traitement des données. En plus de sa richesse en packages et de son environnement de développement intégré, Anaconda se distingue par sa facilité d'utilisation et sa portabilité, Anaconda offre une expérience homogène et intuitive, soutenue par une vaste communauté d'utilisateurs et de contributeurs.

### IV.2.2. Qu'est-ce qu'anaconda navigateur ?

Anaconda Navigator est une interface graphique conviviale intégrée à la distribution Anaconda de Python. Son objectif est de simplifier la gestion des environnements virtuels, l'installation de packages et le lancement d'applications. Avec Anaconda Navigator, les utilisateurs peuvent aisément isoler les dépendances pour différents projets Python.

De plus, cette interface offre un accès direct à plusieurs applications populaires utilisées dans le développement Python et la science des données, telles que Jupyter Notebook, Spyder, et bien d'autres.

Grâce à son interface intuitive et à ses fonctionnalités centralisées, Anaconda Navigator se révèle être un outil indispensable pour les développeurs Python de tous niveaux d'expérience. Il leur permet de gérer efficacement leurs environnements de développement, d'installer des packages et de lancer des applications, le tout à partir d'une seule et même interface [54].



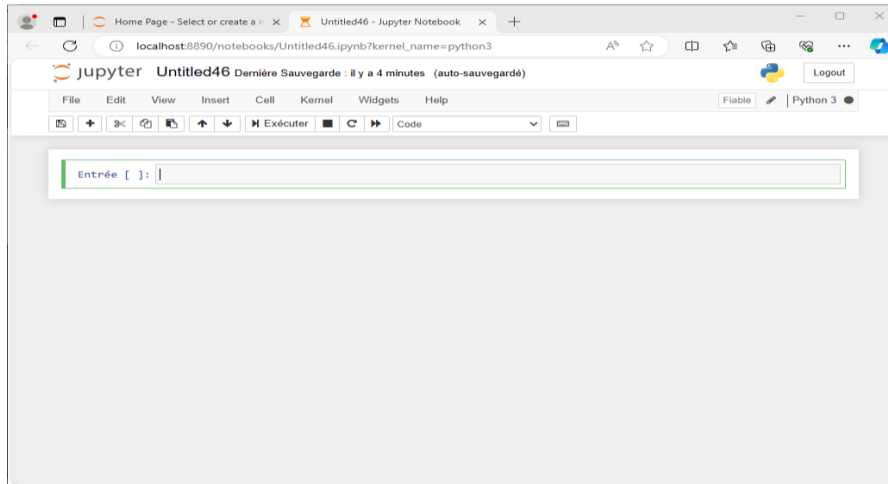
*Figure IV.1. Anaconda navigateur : interface des environnements de développement scientifique*

### IV.2.3. Qu'est-ce que Jupyter Notebook ?

Le Jupyter Notebook est une application web open-source conçue pour la création et le partage de documents interactifs. Autrefois connu sous le nom d'IPython Notebooks, il offre un environnement de calcul interactif basé sur le web qui permet aux utilisateurs de Python de composer des documents notebooks.

Le terme "notebook" peut faire référence à plusieurs éléments : l'application web Jupyter elle-même, le serveur web Jupyter Python, ou encore un document Jupyter spécifique. Dans ces documents, les utilisateurs peuvent créer des cellules de code, les annoter avec du texte ou des données pour expliquer leur fonctionnement, et les stocker dans un format partageable avec d'autres utilisateurs.

Le Jupyter Notebook est polyvalent et trouve de nombreuses applications, telles que le nettoyage et la transformation des données, la simulation numérique, la modélisation statistique, ainsi que l'apprentissage automatique [56].



*Figure IV.2. L'éditeur de bloc-notes de jupyter*

### IV.3. Analyse des modèles de production d'énergie solaire en Espagne

Dans cette section, l'analyse des données relatives à la production d'énergie solaire en Espagne sur la période allant du 1er janvier au 30 janvier 2024. Cette période a été sélectionnée pour sa représentativité et sa pertinence dans l'étude des modèles de production énergétique. Les données recueillies ont été examinées avec soin afin de comprendre les schémas de production solaire, les variations saisonnières et tout autre facteur influençant la disponibilité d'énergie solaire.

En analysant ces données, nous cherchons à identifier les tendances, les fluctuations et les cycles de production d'énergie solaire en Espagne. Cette analyse préliminaire nous permettra de mieux comprendre le comportement global de la production solaire et de poser les bases pour l'application des différentes techniques de modélisation.

Notre objectif est de tirer des conclusions solides sur la variabilité de la production d'énergie solaire en Espagne pendant cette période donnée, ce qui nous permettra ensuite d'appliquer la méthode de prédiction la plus fiable, pour anticiper la production d'énergie solaire dans d'autres contextes, y compris celui de l'unité de développement des énergies solaires de Bou Ismail à Tipaza [57].

#### IV.3.1. La Production d'Énergie Solaire sur une Journée

##### Étape 1:

La première étape de ce code est cruciale car elle nous permet d'importer les bibliothèques nécessaires à la manipulation des données et à la construction du modèle de régression aléatoire.

- Nous commençons par importer Pandas pour la manipulation des données, NumPy pour les calculs numériques et Matplotlib pour la visualisation, des bibliothèques essentielles en Python.
- Ensuite, nous importons le modèle Random Forest Regressor de scikit-learn, une bibliothèque populaire d'apprentissage automatique. Cette étape est fondamentale car elle établit les bases nécessaires à l'exploration, au traitement et à la modélisation des données.
- Enfin, importe différentes métriques d'évaluation de modèle de scikit-learn. Ces métriques sont utilisées pour évaluer les performances du modèle en termes d'erreur absolue moyenne, d'erreur quadratique moyenne et l'erreur quadratique moyenne racine.

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score
```

*Figure IV.3. Configuration initiale des bibliothèques Python pour la régression avec RandomForest*

### Etape 2:

Dans cette partie, nous allons charger les données à partir du fichier CSV "spain power generation 31.csv" en utilisant la fonction « read\_csv » de la bibliothèque Pandas. Ensuite, en stockant ces données dans un objet DataFrame nommé « weather\_data », nous pourrions les manipuler et les analyser plus en détail. Enfin, en affichant les premières lignes de « weather\_data », nous pourrions vérifier que les données ont été importées correctement et commencer à explorer leur structure et leur contenu.

```
weather_data = pd.read_csv("spain power generation 31.csv")
weather_data
```

*Figure IV.4. Préparation de l'environnement Python pour l'analyse de données*

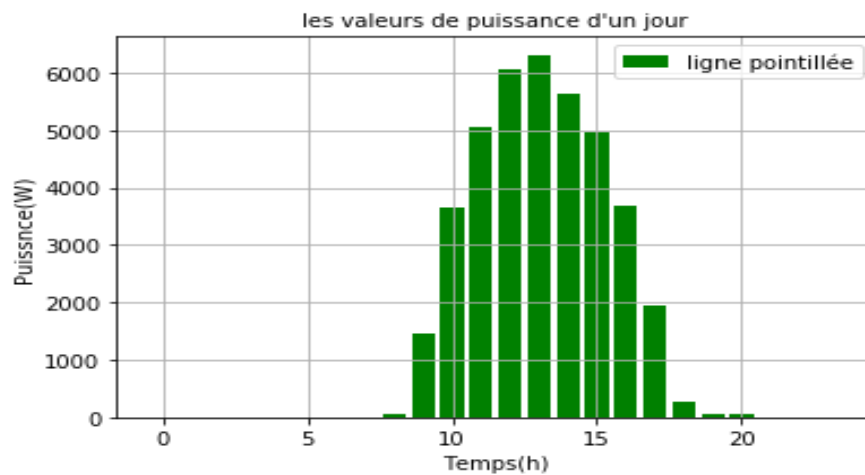
### Etape 3:

Ce code utilise Matplotlib pour créer un graphique à barres montrant les valeurs de puissance en fonction de l'heure pour une journée donnée. Les données utilisées sont extraites du DataFrame « weather\_data ». Les barres sont stylisées en vert avec un trait en pointillé. Une grille est ajoutée pour une meilleure lisibilité. Les axes x et y sont étiquetés respectivement avec le nom de la variable indépendante (heure) et la variable dépendante (puissance en MW). Un titre est ajouté au graphique pour indiquer le contenu. Enfin, une légende est incluse pour expliquer le style des barres.

```
plt.bar(weather_data[x_col][192:288], weather_data['Power(MW)'][192:288],color='green', linewidth=2, linestyle='-.',
        label='Dashed line')
plt.grid('true')
plt.xlabel(x_col)
plt.ylabel('Puissance(MW)')
plt.title("Valeurs e puissances d'un jour", fontsize=10)
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()
```

**Figure IV.5.** Préparation de l'environnement anaconda pour la visualisation des données

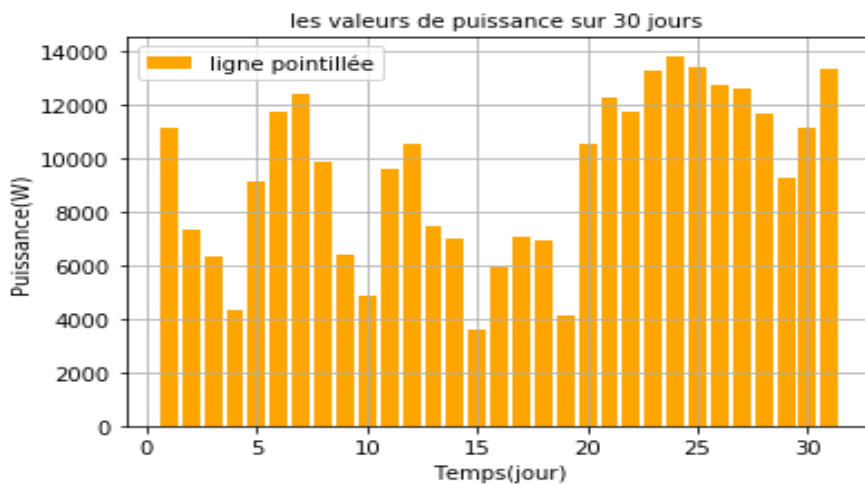
Nous allons maintenant examiner le graphique pour la journée du 02 janvier 2024.



**Figure IV.6.** Visualisation de la Production d'Énergie Solaire sur une Journée.

### IV.3.2. La Production d'Énergie Solaire pour 30 jours

Nous allons maintenant examiner le graphique pour une période de 30 jours allant du 1er janvier au 30 janvier 2024.



**Figure IV.7.** Visualisation de la Production d'Énergie Solaire pour 30 jours.

### IV.3.1.1. Affichage de l'ensemble des données de test avec les valeurs prédites

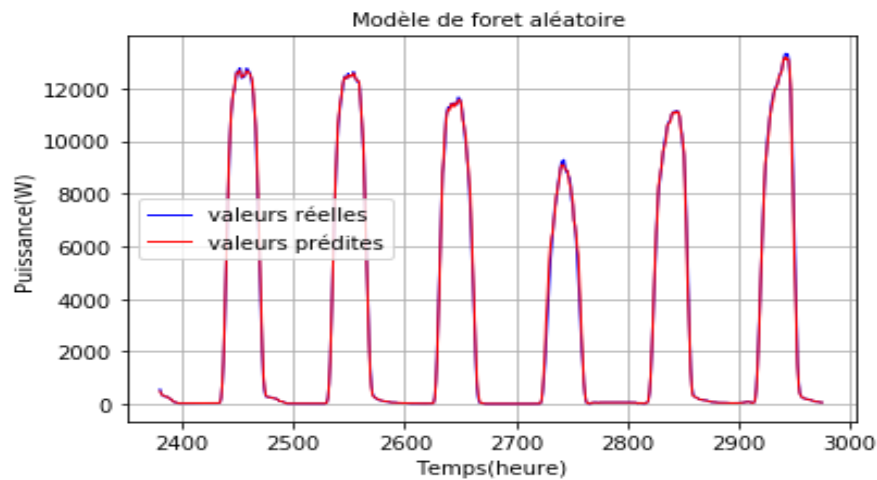
Dans cette étude, une étape cruciale consistait à évaluer la performance de notre modèle. Pour ce faire, nous avons procédé à l'affichage exhaustif des données de test, accompagnées des valeurs prédites par notre algorithme, qui incluait des techniques d'apprentissage automatique telles que la forêt aléatoire (Random Forest), XGBoost (Extreme Gradient Boosting) et les arbres de décision. Cette démarche nous a permis d'examiner de près la capacité de notre modèle à généraliser à partir des données d'entraînement et à produire des prédictions précises sur des données inconnues. L'analyse comparative entre les valeurs réelles et les prédictions du modèle a été essentielle pour évaluer sa fiabilité et son aptitude à répondre aux besoins de cette étude. En outre, nous allons calculer les erreurs métriques pour évaluer quantitativement la performance du modèle.

#### a) Technique de la Forêt Aléatoire (Random Forest)

La Figure (IV.9) nous permettra de visualiser le graphe de la puissance en fonction du temps, ce qui nous donnera une représentation claire des fluctuations de la production énergétique. Ensuite, nous procéderons au calcul des erreurs afin d'évaluer la précision et la performance globale du modèle utilisé.

```
mae = mean_absolute_error(test["Power(W)"], predictions_Power)
mse = mean_squared_error(test["Power(W)"], predictions_Power)
rmse = np.sqrt(mse)
r2 = r2_score(test["Power(W)"], predictions_Power)
mdape = np.median(np.abs((test["Power(W)"] - predictions_Power) / test["Power(W)"])) * 100
print("Mean Squared Error (MSE):", mse)
print("Mean Absolute Error (MAE):", mae)
print("Root Mean Squared Error (RMSE):", rmse)
print("Coefficient de détermination (R^2):", r2)
print("Median Absolute Percentage Error (MdAPE):", mdape)
combined = pd.concat([test["Power(W)"], pd.Series(predictions_Power, index=test.index)], axis=1)
combined.columns = ["actual", "predictions"]
combined["actual"].plot(color='blue', linewidth=1)
combined["predictions"].plot(color='red', linewidth=1)
plt.grid(True)
plt.xlabel('Temp(heure)')
plt.ylabel('Puissance(W)')
plt.legend(['valeurs réelles', 'valeurs prédites'], prop={"size": 7})
plt.title("Modèle de forêt aléatoire", fontsize=10)
plt.show()
```

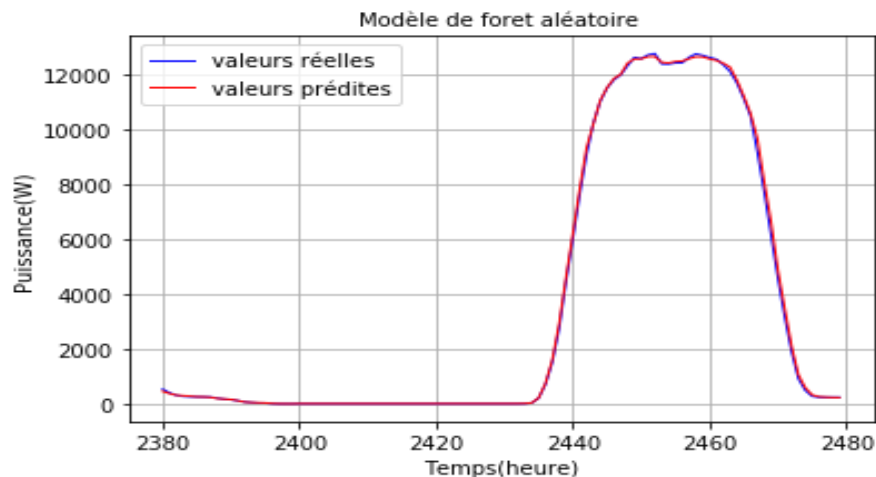
*Figure IV.8. Code illustrant la visualisation des données de test*



*Figure IV.9. L'application du modèle de simulation Random Forest à l'ensemble des données de test.*

- **Visualisation de la différence entre les modèles de prédiction pour un intervalle de [0 : 100]**

Afin d'examiner de plus près les différences entre les valeurs actuelles et prédites, un zoom a été appliqué sur les premières 100 données. Cette démarche permet une analyse détaillée de la performance du modèle, mettant en évidence les écarts entre les prédictions et les valeurs réelles de la puissance électrique sur une période spécifique. Les lignes bleue et rouge représentent respectivement les valeurs réelles et prédites, offrant ainsi une comparaison visuelle de la précision du modèle sur un intervalle de temps restreint.

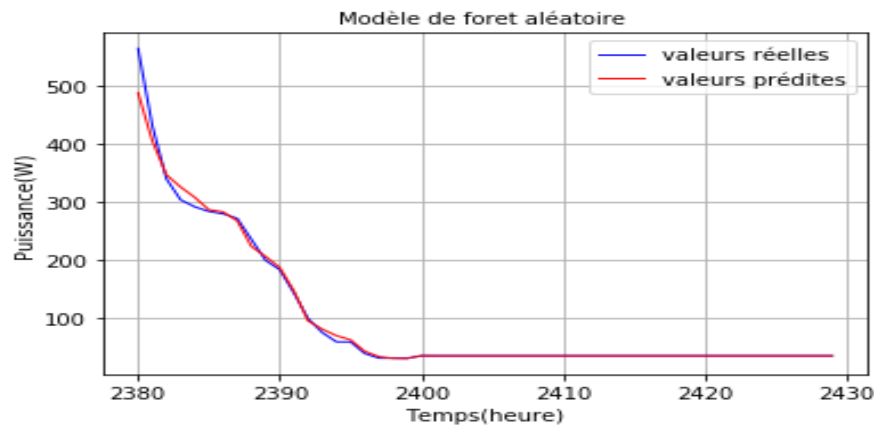


*Figure IV.10. Le modèle Random Forest pour prédire un modèle particulier pour un intervalle de [0 : 100]*

- **Visualisation de la différence entre les modèles de prédiction pour un intervalle de [0 : 50]**

Après avoir effectué un zoom sur les 100 premières valeurs, nous allons maintenant restreindre notre attention aux 50 premières valeurs réelles de la puissance électrique

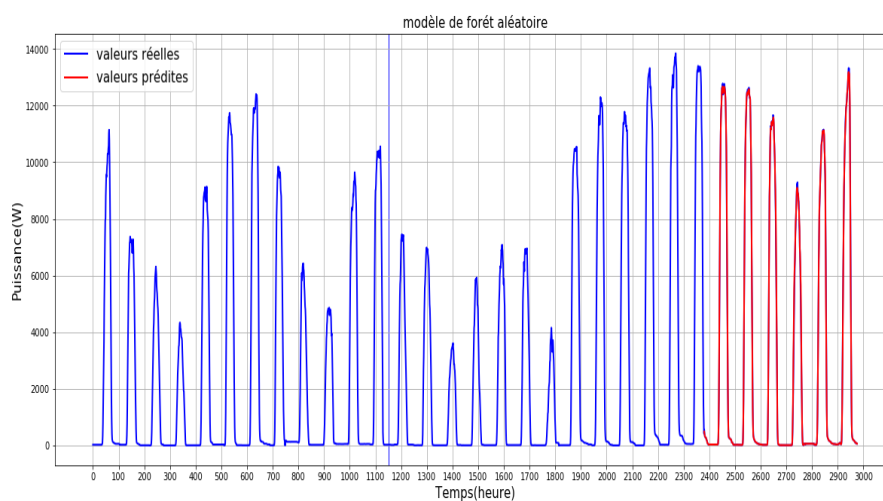
(actuelles). Sur le même graphique, les valeurs prédites par le modèle seront représentées en rouge, permettant ainsi une comparaison visuelle directe entre les prédictions et les données réelles sur cette période réduite.



*Figure IV.11. Le modèle Random Forest pour prédire un modèle particulier pour un intervalle de [0 : 50].*

Ces zooms successifs offrent une approche progressive pour évaluer les performances du modèle sur des périodes de temps variées. En visualisant les résultats sur des sous-ensembles spécifiques de données, nous pouvons détecter les variations de performance du modèle au fil du temps et identifier les tendances ou les schémas qui pourraient ne pas être apparents dans une vue d'ensemble. Cela permet une évaluation plus détaillée et nuancée de la façon dont le modèle se comporte dans différentes conditions et sur différentes plages de données, offrant ainsi une compréhension plus approfondie de ses forces et de ses limites.

### ▪ Représentation des valeurs de puissance à l'aide d'un modèle de forêt aléatoire



*Figure IV.12. Visualisation des données de puissance en utilisant un modèle de forêt aléatoire*

## b)Modèle de Xg Boost

Dans cette seconde itération du code, nous allons simplement substituer la déclaration du modèle en choisissant le modèle de XG Boost.

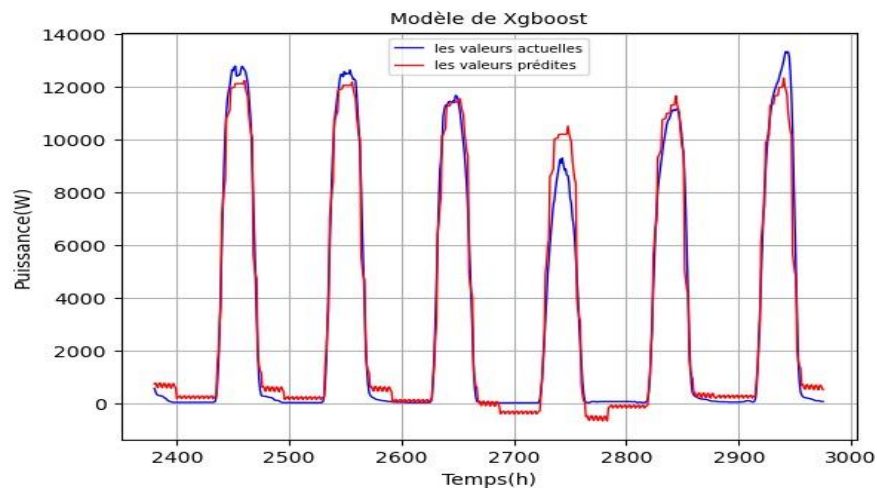


Figure IV.13. L'application du modèle de simulation XG BOOST l'ensemble des données de test.

## c)Modèle d'arbre de décision

Dans cette version du code nous allons opter pour un changement de modèle en remplaçant la déclaration existante par celle d'un arbre de décision.

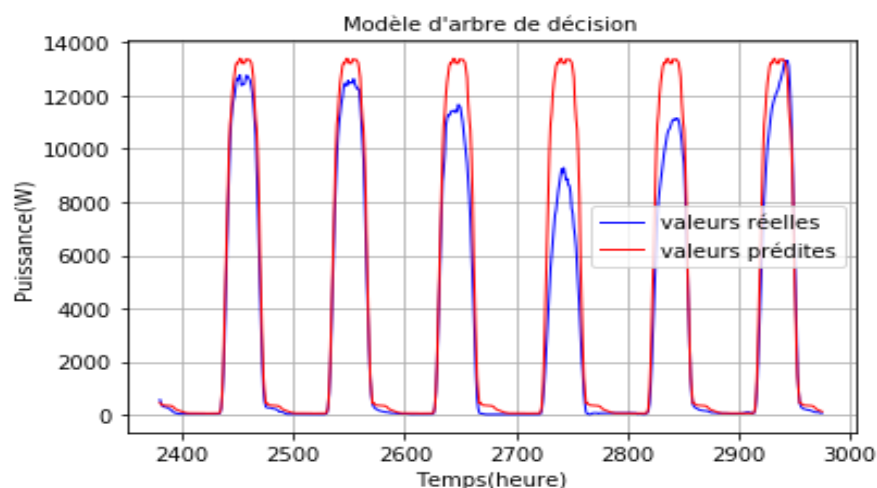


Figure IV.14. L'application du modèle d'arbre de décision l'ensemble des données de test.

### ❖ Résultats des erreurs métriques

Après avoir exécuté nos codes, le tableau (IV.1) nous montre les différentes métriques d'erreur calculées, notamment l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur absolue moyenne

## Chapitre IV Implémentation des concepts et étude de cas

(MAE), l'erreur quadratique moyenne à la racine carrée (RMSE), le coefficient de détermination ( $R^2$ ), et l'erreur absolue médiane en pourcentage (MAPE). Ces mesures nous fournissent des indications précises sur la performance et la précision de nos modèles de prédiction.

Le MSE évalue la moyenne des carrés des écarts entre les valeurs prédites et les valeurs réelles. Le MAE mesure la moyenne des écarts absolus entre les valeurs prédites et les valeurs réelles. Le RMSE est une mesure de l'erreur quadratique moyenne qui prend en compte la racine carrée du MSE, fournissant ainsi une indication de la dispersion des erreurs. Le coefficient de détermination ( $R^2$ ) indique la proportion de la variance dans les variables dépendantes qui est prévisible à partir des variables indépendantes. Enfin, l'erreur absolue médiane en pourcentage (MAPE) représente la médiane des pourcentages absolus des écarts entre les valeurs prédites et les valeurs réelles. En analysant ces métriques, nous pourrions déterminer quel modèle offre les performances les plus fiables et les plus précises pour notre application.

<b>Erreurs</b> <b>Modèle</b>	l'erreur quadratique moyenne(MSE)	L'erreur absolue moyenne (MAE)	L'erreur quadratique moyenne à la racine carrée (RMSE)	L'erreur absolue médiane en pourcentage (MAPE)	Coefficient de détermination ( $R^2$ )
Modèle de la forêt aléatoire (random forest)	19125.70921	60.2763	138.29573	1.49714	0.99912
Modèle de XGBoost (Extrême Gradient Boosting)	494040.13670	464.52624	702.87988	173.90348	0.9774
Modèle d'arbre de décision	2100070.25503	751.30872	1449.1619	55.25764	0.90395

*Tableau IV.1. Comparaison des erreurs (MSE, MAE, RMSE, MAPE) et le coefficient de détermination ( $R^2$ ) entre différents modèles de prédiction.*

### ❖ Interprétation des résultats

Les métriques d'erreur indiquent que le modèle de forêt aléatoire est le plus performant parmi les trois modèles pour prédire la production d'énergie solaire dans notre cas d'étude.

Dans notre comparaison :

- Le modèle de la forêt aléatoire se distingue par ses performances de prédiction exceptionnelles. Il présente le MSE le plus bas à 19125.71, indiquant que ses prédictions sont en moyenne les plus proches des valeurs réelles. De plus, avec un MAE de 60.28, ce modèle montre les écarts absolus moyens les plus faibles par rapport aux valeurs réelles. Le RMSE de 138.30 confirme cette performance supérieure avec des écarts de prédiction plus petits. Enfin, un coefficient de détermination ( $R^2$ ) de 0.9991 souligne l'excellente capacité explicative de ce modèle.
- En comparaison, le modèle de XGBoost (Extreme Gradient Boosting) présente un MSE de 494040.14, un MAE de 464.53 et un RMSE de 702.88, indiquant des performances nettement inférieures à celles de la forêt aléatoire. Le  $R^2$  de 0.9774, bien qu'élevé, restes-en deçà de celui de la forêt aléatoire.
- Le modèle d'arbre de décision affiche des erreurs intermédiaires avec un MSE de 2100070.26, un MAE de 751.31 et un RMSE de 1449.16. Son  $R^2$  de 0.9040, bien que respectable, est le plus faible parmi les trois modèles, signalant une capacité prédictive et explicative inférieure.

En conclusion, le modèle de la forêt aléatoire offre les prédictions les plus précises et les plus fiables, surpassant les modèles de XGBoost et d'arbre de décision sur tous les indicateurs de performance.

### IV.4. Étude de Cas : La Maison Solaire Basse Consommation de l'UDES

#### IV.4.1. La Maison Solaire à Faible Consommation

Le secteur résidentiel représente 44% de la consommation totale d'énergie primaire en Algérie, ce qui en fait une cible prioritaire pour réduire la consommation nationale d'énergie. Le projet 'Maison solaire intelligente à basse consommation', lancé par l'UDES, vise à réduire la dépendance énergétique en exploitant principalement l'énergie solaire, tout en préservant le confort des occupants et en minimisant l'impact environnemental. Ce projet intègre plusieurs initiatives de recherche visant à répondre aux besoins énergétiques des habitations tout en réduisant leur demande sur le réseau électrique traditionnel.

## IV.4.2. Présentation de la maison solaire basse consommation de l'UDES

Sur le site de l'UDES à Bou Ismaïl, se dresse la maison solaire basse consommation de type F2 à faible consommation d'énergie sur le campus de l'UDES à Bou Ismaïl. Superficie de 57m<sup>2</sup> (Latitude : 36° 38' 33'' Nord ; Longitude : 3° 38' 33'' Nord) située dans une région côtière à 40km d'Alger, orientation plein sud pour optimiser l'utilisation de l'énergie solaire. Conception avec pièces principales au sud pour bénéficier de la chaleur et de la lumière solaires. Matériaux à haute isolation thermique. Système photovoltaïque avec stockage et connexion au réseau électrique. Chauffe-eau solaire, module hybride PV/T combinant des panneaux photovoltaïques (PV) et des panneaux thermiques (T), climatiseur solaire. Micro-station d'épuration des eaux usées, recyclage pour un usage sanitaire. Système de gestion d'énergie intelligent pour l'optimisation des flux énergétiques [51].



Figure IV.15. Vue d'ensemble de la maison solaire basse consommation installée à l'UDES

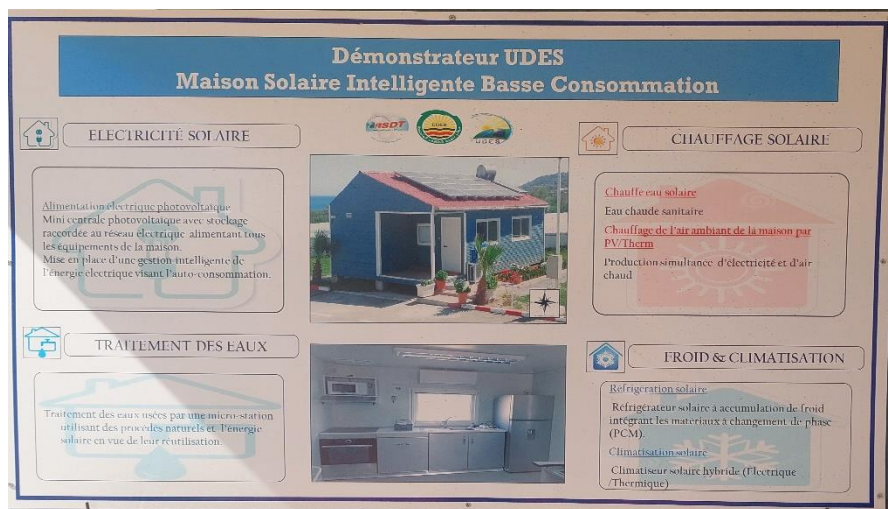
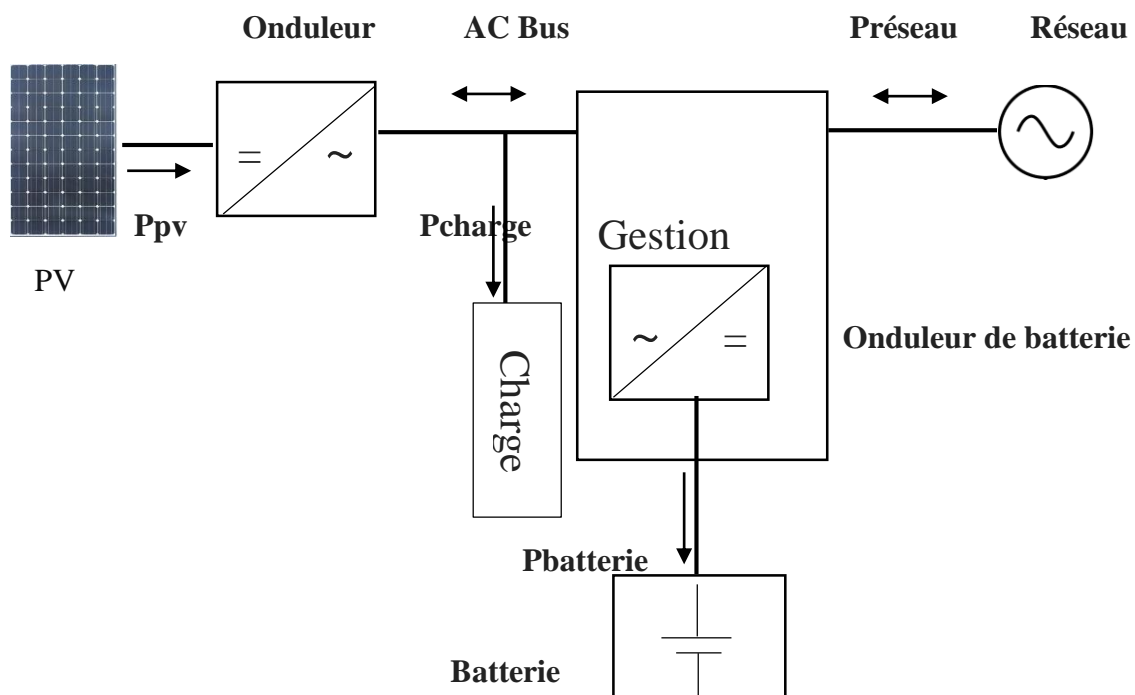


Figure IV.16. Prototype de maison intelligente à haute efficacité énergétique de l'UDES

### IV.4.3. Architecture du système photovoltaïque alimentant la maison basse consommation

Le système PV est dimensionné en fonction du profil de charge, il se compose d'un générateur PV en silicium multi-cristallin de 3,2 kWc (16 modules de 200 Wc installés en deux chaînes de huit modules en série), avec une inclinaison de 30° orientée vers le sud. Il est également équipé de 12 kWh de capacité de stockage par batterie au plomb, ainsi que d'un onduleur connecté au réseau de 4 kW.

La couverture des besoins énergétiques de la maison repose principalement sur l'énergie solaire photovoltaïque produite sur place, comme indiqué dans la figure (IV.17). Cette satisfaction dépend de divers facteurs tels que la demande énergétique du foyer, la production solaire, le niveau de charge des batteries et l'apport énergétique du réseau. Afin d'optimiser l'équilibre entre la production et la consommation d'énergie à domicile, un algorithme de gestion des flux énergétiques est élaboré, permettant éventuellement d'ajuster les profils de charge.



*Figure IV.17. Diagramme illustrant le système photovoltaïque connecté au réseau avec stockage, installé sur le site de l'UDES, pour une maison à basse consommation d'énergie solaire [51].*

### IV.5. Estimation de charge, Profil de charge

Pour dimensionner une installation photovoltaïque (PV) adaptée à une maison, il est nécessaire de modéliser sa demande en énergie électrique. Cela dépend de nombreux facteurs tels que le nombre d'appareils, la puissance électrique de chaque appareil, et la fréquence d'utilisation, qui est déterminée par le comportement des occupants de la maison.

Le tableau IV.2 répertorie les appareils électroménagers typiques trouvés dans une maison, en indiquant leurs puissances nominales et leur durée de fonctionnement estimée par jour.

Appareil	Type d'appareil	Puissance moyenne du cycle (w)	Quantité	Nombre d'heures de fonctionnement
Froid	Réfrigérateur	1500	1	12h/jour
Electronique grand public	fer à repasser	1900	1	1h/semaine
	Aspirateur	1000	1	1h/semaine
	Ordinateur portable	70	1	2h/jour
	TV	150	1	3h/jour
	Boitier récepteur TV	40	1	3h/jour
cuisson	Plaque de cuisson	2000	1	3h/jour
mouillée	Machine à laver	1500	1	1h/3jours
Chauffage électrique des locaux	Radiateur à bain d'huile	1800	1	Juste en hiver 3 à 4h/jour
climatisation	Climatiseur	1500	1	Juste en été 3 à 4h/jour
Eclairage	Eclairage	30	5	Tous les cinq éclairages 12h/jour

**Tableau IV.2.** Puissances nominales typiques des appareils électroménagers et durée de fonctionnement estimée par jour [51]

### IV.6. Cas d'Étude d'une seule maison

Dans notre cas étude, les données utilisées proviennent d'une durée de quatre mois de l'unité de développement d'énergie solaire de Bou Ismail, située à Tipaza. Cette unité constitue un environnement idéal pour recueillir des données précises et représentatives de la production d'énergie solaire dans la région. En surveillant attentivement les paramètres météorologiques, tels que l'ensoleillement, la température, et les conditions atmosphériques, ainsi que les performances des panneaux solaires eux-mêmes, cette unité fournit une source fiable de données pour notre analyse.

La sélection de données provenant d'une année complète permet de capturer les variations saisonnières et les tendances à long terme de la production d'énergie solaire, offrant ainsi une base solide pour évaluer l'efficacité des modèles de prédiction utilisés dans notre étude. En utilisant ces données riches et variées, nous visons à développer des modèles de prédiction robustes qui peuvent être appliqués avec précision dans des contextes opérationnels réels pour la gestion efficace de l'énergie solaire.

#### IV.6.1. Première étape de la prédiction en temps réel : Prédiction de la production d'énergie solaire à l'aide de modèle de forêt aléatoire

La prédiction de la production d'énergie solaire est une tâche cruciale dans la gestion efficace des ressources énergétiques, surtout avec la montée en puissance des énergies renouvelables. Cette prédiction consiste à estimer la quantité d'énergie solaire qui sera générée à un moment donné dans le futur, en fonction de divers facteurs tels que les conditions météorologiques, la position du soleil, et les caractéristiques des installations solaires.

Les modèles de prédiction de la production d'énergie solaire reposent souvent sur des techniques d'apprentissage automatique. Ces techniques permettent de traiter de grandes quantités de données, de détecter des relations complexes et non linéaires entre les variables, et d'adapter les prédictions en fonction des conditions changeantes.

En combinant ces modèles avec des données météorologiques en temps réel, des données historiques de production d'énergie solaire, et d'autres variables pertinentes, il est possible de développer des systèmes de prédiction robustes pour la gestion de l'énergie solaire en temps réel. Ces prédictions peuvent être utilisées pour optimiser l'intégration de l'énergie solaire dans le réseau électrique, pour planifier efficacement la production et la distribution d'énergie, et pour répondre aux demandes variables des consommateurs, contribuant ainsi à une utilisation plus efficace et durable des ressources énergétiques.

### IV.6.2. Méthodologie

Dans notre analyse, nous avons privilégié l'utilisation exclusive de la technique de la forêt aléatoire pour prédire la production d'énergie solaire. Cette méthode a été choisie en raison de sa réputation éprouvée en tant qu'algorithme robuste et fiable pour traiter des ensembles de données complexes, tels que ceux associés à la production d'énergie solaire. En éliminant les autres méthodes d'apprentissage automatique, nous visons à concentrer notre étude sur l'algorithme le plus fiable et le plus performant pour notre cas spécifique.

Pour évaluer la précision de notre modèle de forêt aléatoire, nous utilisons une approche rigoureuse basée sur la visualisation graphique et le calcul des erreurs associées aux prédictions du modèle. En comparant les prédictions générées par notre modèle avec les données réelles de production d'énergie solaire, nous sommes en mesure d'évaluer de manière approfondie la qualité et la fiabilité de nos résultats. Cette méthodologie nous permet d'identifier avec précision les forces et les limites de notre modèle de forêt aléatoire, et de déterminer son adéquation pour prédire la production d'énergie solaire dans notre contexte spécifique.

En nous appuyant uniquement sur la forêt aléatoire, nous cherchons à maximiser la fiabilité et la précision de nos prédictions, afin de fournir des résultats significatifs et exploitables pour la gestion et l'optimisation de la production d'énergie solaire dans notre domaine d'étude.

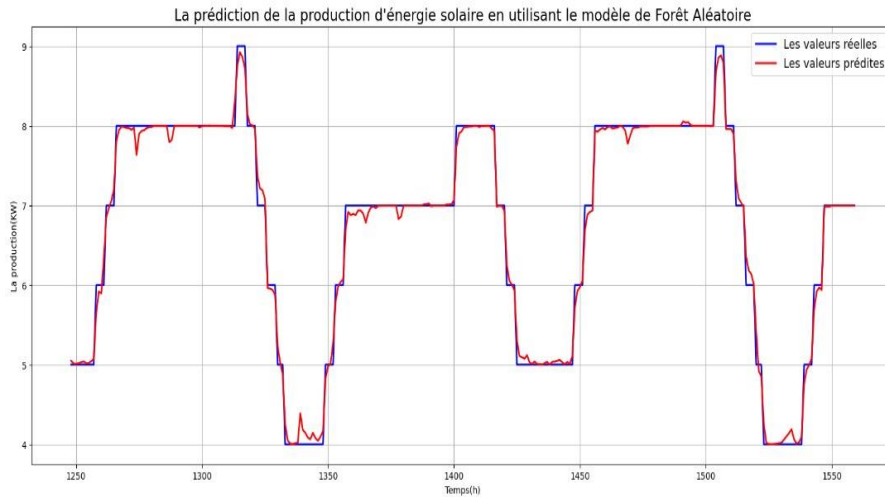
### IV.6.3. Résultats et interprétation

#### ❖ Prédiction de la production en utilisant le modèle de forêt aléatoire (random forest)

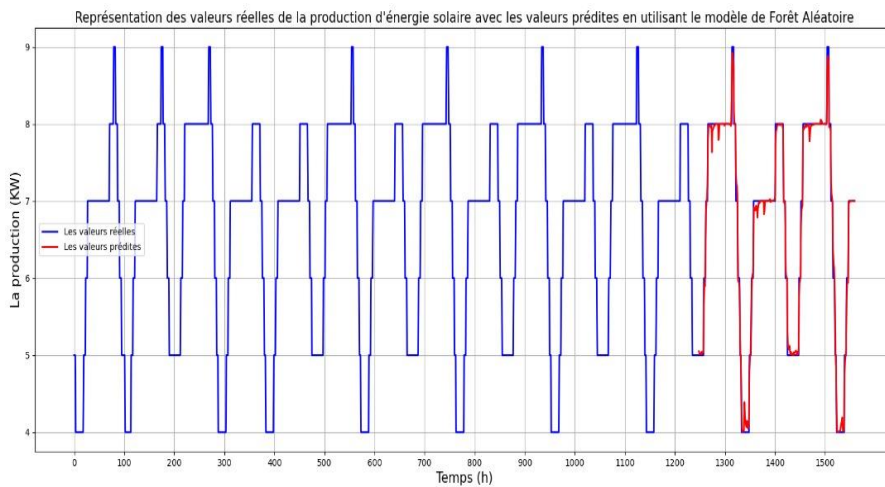
L'étude s'est penchée sur l'analyse d'une série de données couvrant une période de quatre mois (allant du premier janvier au 30 Avril 2024), offrant un aperçu des schémas de production d'énergie solaire de l'unité de développement d'énergie solaire de Bou Ismaïl à Tipaza. Pour cette analyse, nous avons opté pour l'utilisation exclusive de la technique la plus fiable, à savoir la forêt aléatoire. Les données incluaient des détails précis tels que les horodatages du jour, de l'heure et des minutes, essentiels pour capturer les tendances temporelles associées à la production d'énergie solaire. En utilisant ces caractéristiques, le modèle de forêt aléatoire visait à prédire avec précision la production d'énergie solaire en temps réel.

Nous avons soigneusement divisé l'ensemble de données, consacrant 80 % pour l'entraînement du modèle de prévision de la forêt aléatoire et réservant 20 % pour les tests. Cette approche nous a permis de comparer visuellement les valeurs réelles d'énergie solaire aux prévisions du modèle choisi, offrant ainsi un aperçu clair de ses performances et de son efficacité.

Ce graphique (Figure IV.18) illustre les prévisions de production d'énergie solaire générées par le modèle de forêt aléatoire. Il compare les valeurs prédites aux valeurs réelles de production sur une période donnée, permettant ainsi d'évaluer la précision et l'efficacité du modèle dans la prédiction des fluctuations de la production d'énergie solaire.



*Figure IV.18. Graphique illustrant les prévisions de production d'énergie solaire générées par le modèle de forêt aléatoire.*



*Figure IV.19. Représentation des valeurs réelles avec les valeurs prédites de la production en utilisant le modèle de forêt aléatoire.*

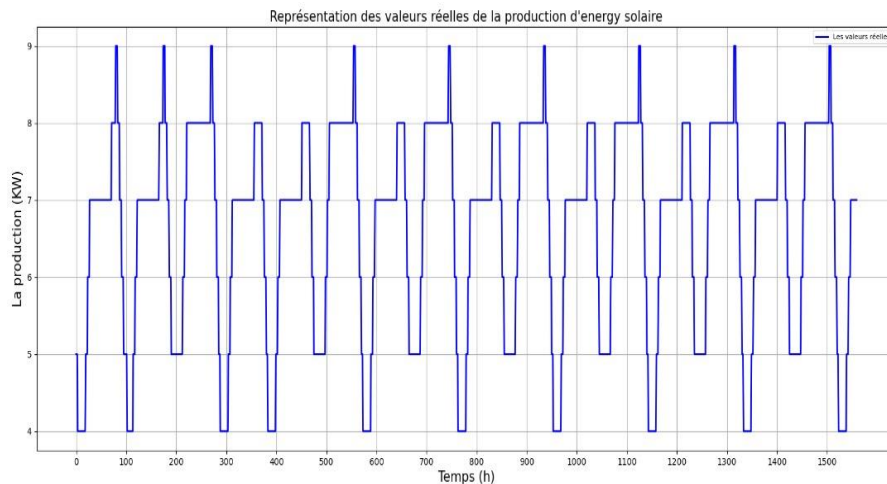


Figure IV.20. Représentation des valeurs réelles de la production d'énergie solaire

### ❖ Résultats des erreurs métriques

Parmi les cinq erreurs que nous avons mentionnées précédemment, nous avons maintenant choisi les 3 erreurs essentielles et reconnues : l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) pour évaluer et comparer la performance du modèle.

Erreurs Modèle	l'erreur quadratique moyenne (MSE)	l'erreur absolue moyenne (MAE)	l'erreur quadratique moyenne à la racine carrée (RMSE)
Modèle de la forêt aléatoire (random forest)	0.01153	0.06197	0.10739

Tableau IV.3. Évaluation des erreurs de prédiction de la production d'énergie avec le modèle de forêt aléatoire

### ❖ Interprétation des résultats :

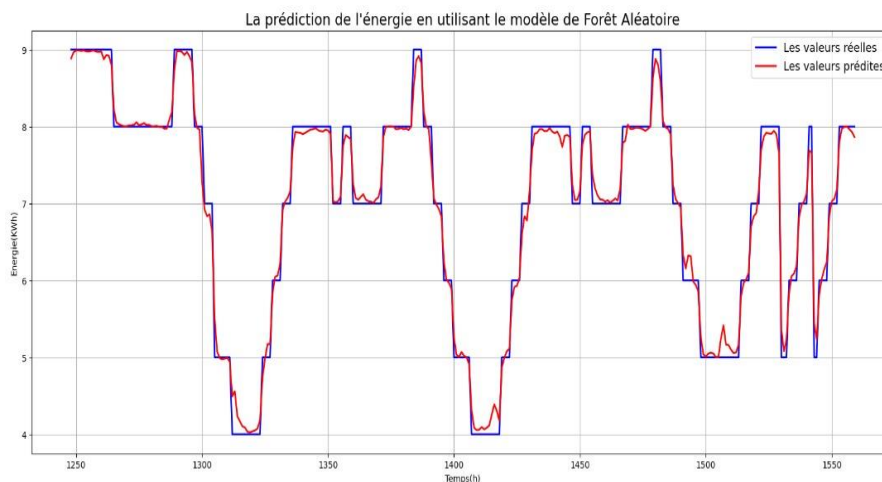
- Le MSE de 0.0115 est relativement faible, ce qui signifie que les prédictions du modèle de la forêt aléatoire sont assez proches des valeurs réelles.
- La MAE de 0.0619 suggère que, en moyenne, les prédictions du modèle s'écartent des valeurs réelles d'environ 0.062 unités. Cela montre que les erreurs sont relativement petites en moyenne.
- La RMSE de 0.107 indique que les prédictions du modèle s'écartent des valeurs réelles de manière moyenne d'environ 0.107 unités. Comme la RMSE est également faible, cela confirme que les prédictions du modèle sont relativement précises.

Les erreurs métriques indiquent que le modèle de la forêt aléatoire produit des prédictions assez précises pour la production d'énergie, avec des erreurs moyennes et quadratiques faibles.

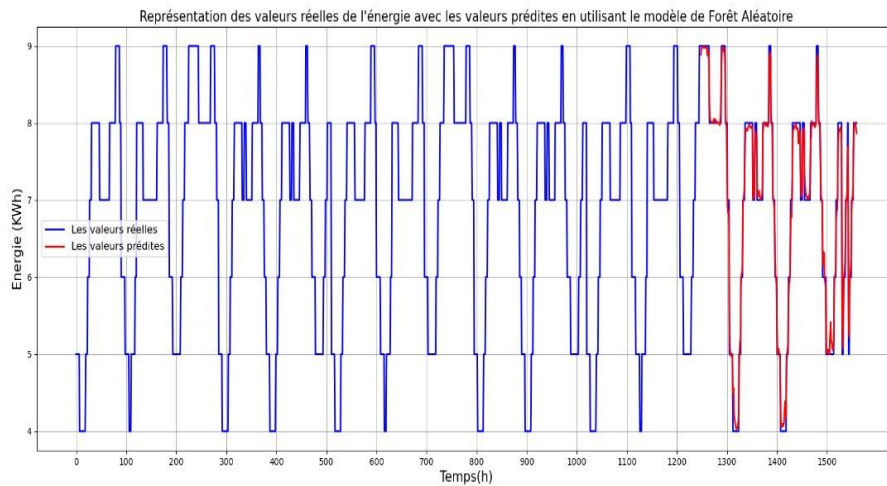
### IV.6.4. Deuxième étape de la prédiction en temps réel : Prédiction d'énergie à l'aide du modèle forêt aléatoire

Dans cette section, nous utilisons le modèle de forêt aléatoire pour prédire l'énergie en sélectionnant attentivement les données pertinentes. Nous choisissons des caractéristiques spécifiques qui sont étroitement liées à l'énergie, notamment 'Mois', 'jour' et 'Heure'. En utilisant ces données comme entrées et en définissant l'énergie du réseau ("Grid energy") comme variable cible, nous sommes en mesure de former notre modèle de forêt aléatoire. Ce modèle est conçu pour prédire avec précision la quantité d'énergie provenant du réseau en fonction des données disponibles, offrant ainsi une solution efficace pour la gestion de l'énergie.

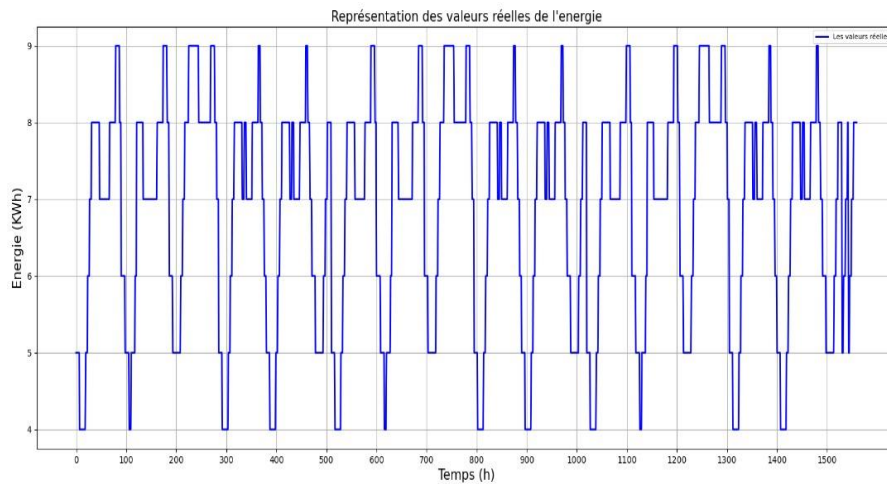
La figure IV.21 représente la comparaison graphique entre les données réelles de gestion d'énergie et les prédictions du modèle de forêt aléatoire. Cette illustration montre la capacité du modèle à capturer les tendances et variations des données réelles. Le graphique permet de visualiser la précision des prédictions du modèle, en mettant en évidence les écarts entre les valeurs prédites et observées, et ainsi d'évaluer l'efficacité de la forêt aléatoire dans la gestion énergétique prédictive.



*Figure IV.21. La comparaison graphique entre les données réelles de l'énergie et les prédictions du modèle de forêt aléatoire.*



*Figure IV.22. Représentation des valeurs réelles de l'énergie avec les valeurs prédites d'énergie en utilisant le modèle de forêt aléatoire.*



*Figure IV.23. Représentation des valeurs réelles de l'énergie*

## ❖ Résultats des erreurs métriques

Le Tableau IV.4 représente l'évaluation des erreurs de prédiction d'énergie avec le modèle de forêt aléatoire. Ce tableau permet de quantifier la précision du modèle en fournissant des mesures d'erreurs telles que l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur quadratique moyenne à la racine carrée (RMSE). Ces indicateurs sont essentiels pour évaluer les performances prédictives du modèle et déterminer son efficacité dans la gestion énergétique.

<b>Erreurs</b>  <b>modèle</b>	L'erreur quadratique moyenne (MSE)	L'erreur absolue moyenne (MAE)	l'erreur quadratique moyenne à la racine carrée (RMSE)
Modèle de la forêt aléatoire (random forest)	0.02480	0.10945	0.15749

***Tableau IV.4.** Évaluation des erreurs de prédiction d'énergie avec le modèle de forêt aléatoire.*

### ❖ **Interprétation des résultats**

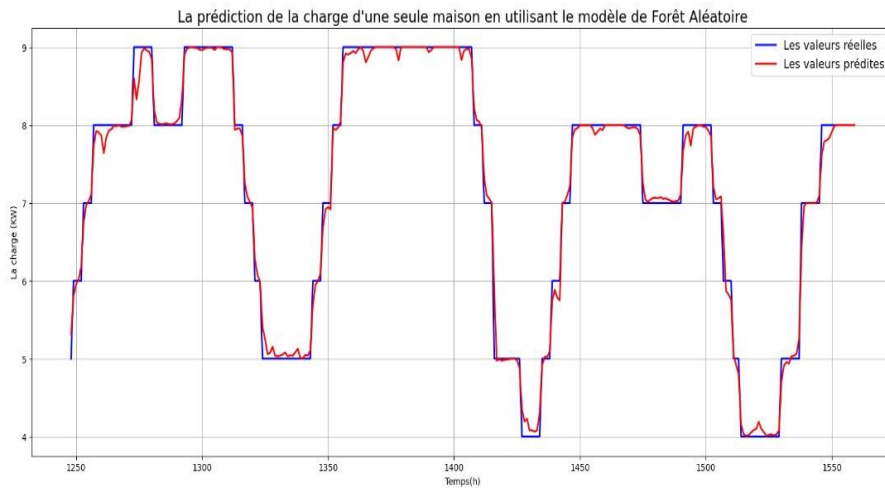
Dans cette étape, nous avons utilisé le modèle de la forêt aléatoire pour prédire l'énergie en temps réel.

- Une MSE de 0.0248 est relativement faible, ce qui suggère que les prédictions du modèle sont généralement proches des valeurs réelles, ce qui montre que le modèle a une bonne précision globale.
- Une MAE de 0.1094 signifie que, en moyenne, les prédictions du modèle s'écartent des valeurs réelles de 0.109 unités. Cela montre que les erreurs sont modérément petites, ce qui est un écart relativement faible et indique une bonne performance prédictive.
- Le RMSE est la racine carrée de la MSE et fournit une mesure de la dispersion des erreurs. Avec une valeur de 0.1574, le RMSE indique que les erreurs de prédiction sont en moyenne de 0.157 unités, ce qui est également relativement faible et confirme que le modèle de la forêt aléatoire a une précision satisfaisante.

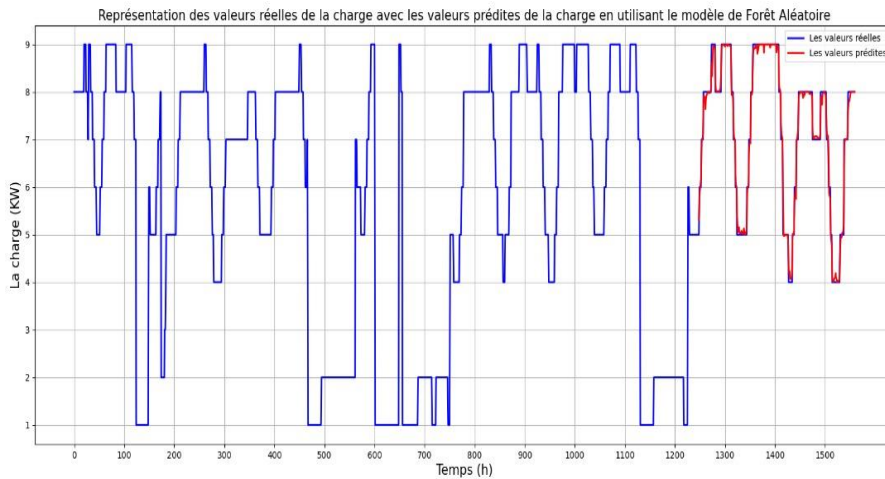
Ces résultats montrent que le modèle de la forêt aléatoire est efficace pour prédire l'énergie en temps réel, avec des erreurs de prédiction globalement faibles. Ce modèle peut donc être utilisé de manière fiable pour la prédiction d'énergie, aidant à optimiser et à prévoir les besoins énergétiques avec une bonne précision.

### **IV.6.5. Troisième étape de la prévision en temps réel : Prédiction de la consommation énergétique à l'aide du modèle forêt aléatoire**

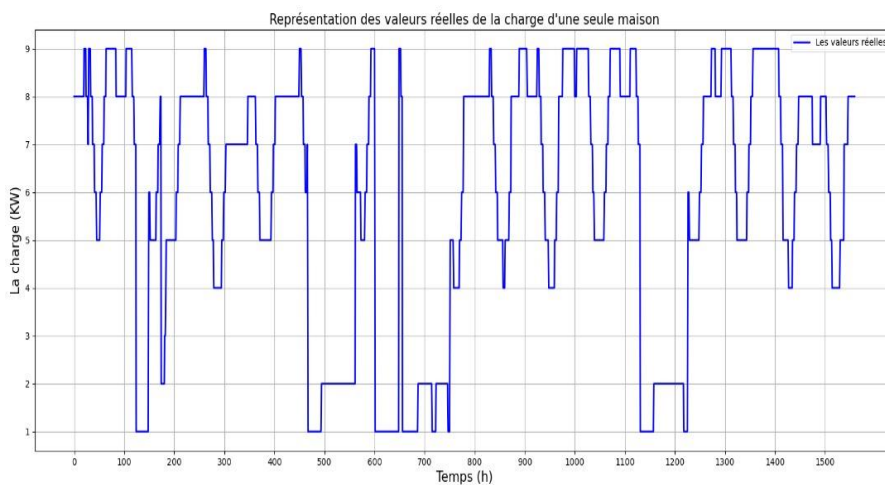
La figure IV.24 représente la comparaison graphique entre les données réelles des charges et les prédictions en utilisant le modèle de forêt aléatoire. Ce graphique illustre comment le modèle de forêt aléatoire parvient à capturer les fluctuations et tendances des données réelles de charges, permettant ainsi d'évaluer visuellement la précision des prédictions et l'efficacité du modèle dans le contexte de la gestion énergétique.



**Figure IV.24.** La comparaison graphique entre les données réelles des charges et les prédictions en utilisant le modèle de forêt aléatoire.



**Figure IV.25.** Représentation des valeurs réelles de la charge avec les valeurs prédites de la charge en utilisant le modèle de forêt aléatoire.



**Figure IV.26.** Représentation des valeurs réelles de la charge

### ❖ Résultats des erreurs métriques

Le tableau IV.5 présente l'évaluation des erreurs de prédiction de la gestion des charges en utilisant le modèle de forêt aléatoire. Ce tableau fournit des métriques d'erreur qui permettent d'analyser la performance et la précision du modèle, en comparant les valeurs prédites aux valeurs réelles de gestion des charges. Les résultats montrent comment le modèle de forêt aléatoire parvient à minimiser les erreurs et à fournir des prédictions fiables pour la gestion énergétique.

<b>Erreurs</b> <b>Modèle</b>	L'erreur quadratique moyenne (MSE)	L'erreur absolue moyenne (MAE)	l'erreur quadratique moyenne à la racine carrée (RMSE)
Modèle de la forêt aléatoire (random forest)	0.01875	0.0787	0.13696

*Tableau IV.5. Évaluation des erreurs de prédiction de la gestion des charges avec le modèle de forêt aléatoire*

### ❖ Interprétation des résultats

Lors de l'évaluation d'un modèle de prédiction de la consommation énergétique pour les charges, les différentes métriques fournissent des informations essentielles sur la performance du modèle.

- Une MSE de 0.01875 est relativement faible, ce qui suggère que les prédictions du modèle sont généralement précises et proches des valeurs réelles.
- Une MAE de 0.07876 signifie que, en moyenne, les prédictions du modèle s'écartent des valeurs réelles de 0.0787 unités. Cela montre que les erreurs sont relativement petites et que le modèle est performant en termes de précision moyenne.
- Une RMSE de 0.13696 indique que les prédictions du modèle s'écartent en moyenne des valeurs réelles d'environ 0.137 unités, ce qui est relativement faible et confirme que le modèle de forêt aléatoire a une précision globalement satisfaisante.

Le modèle de la forêt aléatoire démontre une efficacité constante dans la prédiction de la consommation énergétique en temps réel. Ces résultats confirment la fiabilité et la stabilité du modèle dans sa capacité à prédire avec précision la consommation énergétique, soulignant ainsi son utilité dans le cadre de la gestion dynamique de l'énergie.

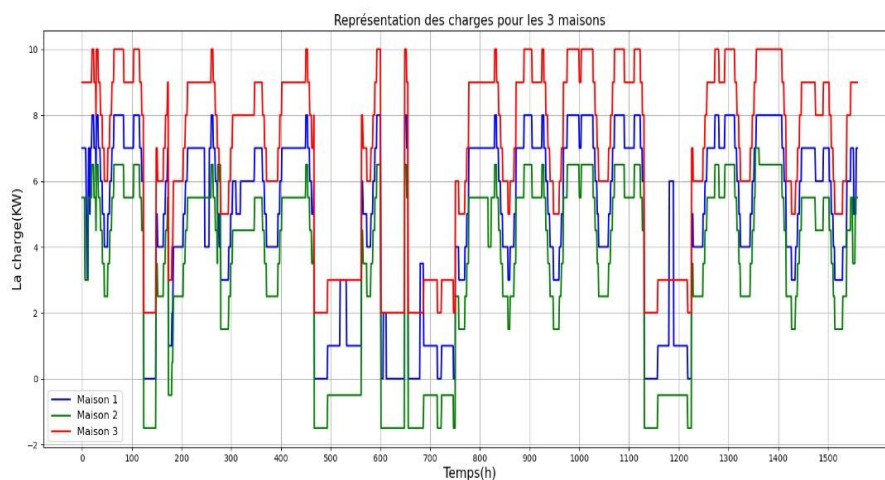
### IV.7. Cas d'Étude de Trois Maisons à Basse Consommation

Pour enrichir notre étude initiale, qui se concentrait sur une seule maison à basse consommation, nous élargissons notre analyse à trois maisons à basse consommation. Chacune de ces maisons est équipée de différents appareils électroménagers tels que des réfrigérateurs, des climatiseurs, des télévisions, etc., afin d'explorer l'impact de la diversité des équipements sur la consommation énergétique.

Il convient de noter que cette extension est purement imaginaire et vise à simuler un environnement de trois maisons pour une analyse plus complète. Les données pour cette simulation proviennent de la même période de quatre mois que notre étude initiale, assurant ainsi une cohérence temporelle dans notre analyse comparative.

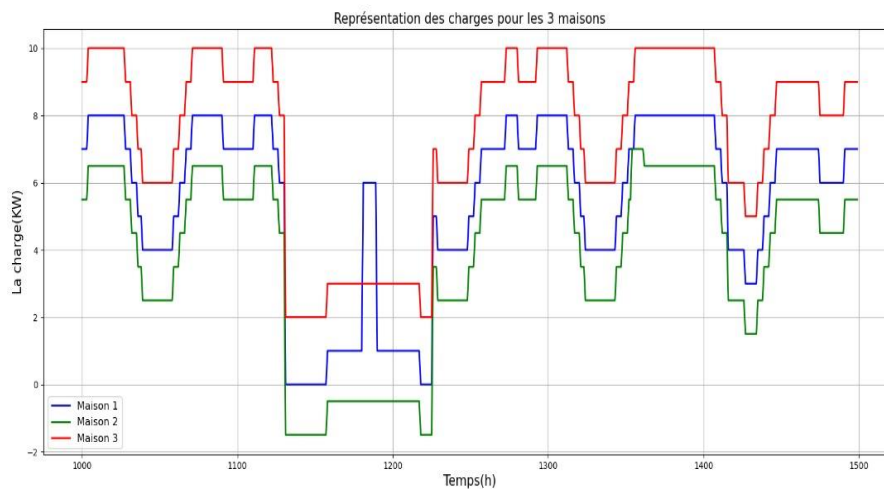


*Figure IV.27. Les trois maisons basses consommation*



*Figure IV.28. Représentation des charges pour les trois maisons basses consommation.*

Après avoir effectué une analyse détaillée entre sur l'intervalle [1000 et 1500 (h)] sur la représentation graphique des charges des trois maisons, voici les résultats obtenus.



*Figure IV.29. Représentation détaillée sur l'intervalle de [1000, 1500] des charges pour les trois maisons basses consommation*

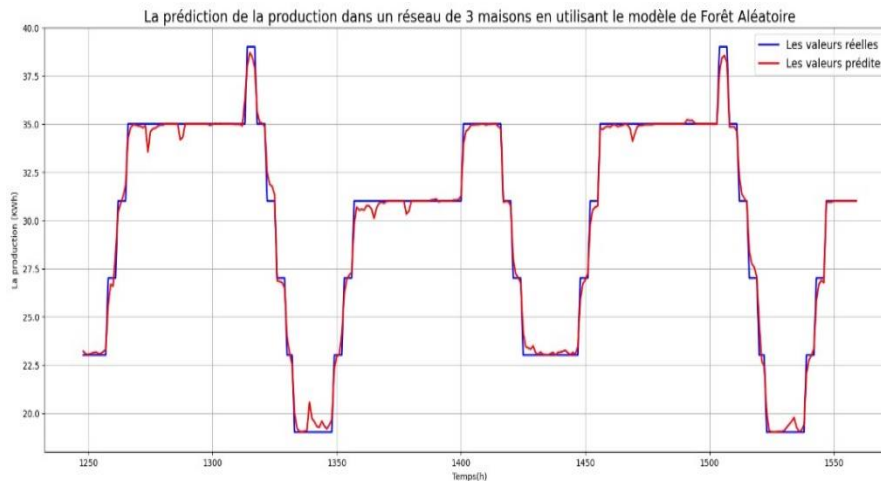
Les données utilisées dans l'étude des trois maisons ont été générées par nous en simulant différentes charges et en modifiant les caractéristiques du réseau, afin de représenter de manière réaliste les conditions de fonctionnement des maisons. Par exemple, pour créer les deux maisons supplémentaires à partir de la première, nous avons ajusté les charges en fonction des besoins spécifiques de chaque foyer.

En ajustant les charges en fonction des besoins spécifiques de chaque maison, nous avons créé un ensemble de données représentatif. Les appareils électroménagers essentiels tels que le réfrigérateur, le micro-onde et le téléviseur ont été inclus, chacun programmé selon une utilisation réaliste. Cette diversité de charges reproduit des modèles de consommation d'énergie réalistes, permettant une analyse approfondie des performances du réseau et des stratégies de gestion de la charge.

### **IV.7.1. Prédiction de la production d'énergie solaire à l'aide de modèle de forêt aléatoire**

La Figure IV.30 présente les résultats de prévisions de production d'énergie pour un réseau comprenant trois maisons à l'aide du modèle de forêt aléatoire. Elle montre comment le modèle est utilisé pour estimer la quantité d'énergie générée par les panneaux solaires sur une période donnée. Les prédictions sont comparées aux données réelles pour évaluer la précision du

modèle. Ce graphique permet de visualiser les variations et les tendances dans la production d'énergie prédite par rapport aux valeurs observées, offrant ainsi un aperçu de l'efficacité du modèle dans la prévision de la production d'énergie solaire dans un contexte de réseau de maisons connectées.



**Figure IV.30.** *Graphique illustrant la prédiction de la production dans un réseau de trois maisons avec le modèle de forêt aléatoire*

### ❖ Résultats des erreurs métriques

Le Tableau IV.6 présente l'évaluation des erreurs de prédiction de la production d'énergie obtenue avec le modèle de forêt aléatoire.

Erreurs modèle	l'erreur quadratique moyenne (MSE)	l'erreur absolue moyenne (MAE)	l'erreur quadratique moyenne à la racine carrée (RMSE)
Modèle de la forêt aléatoire (random forest)	0.18411	0.2475	0.42908

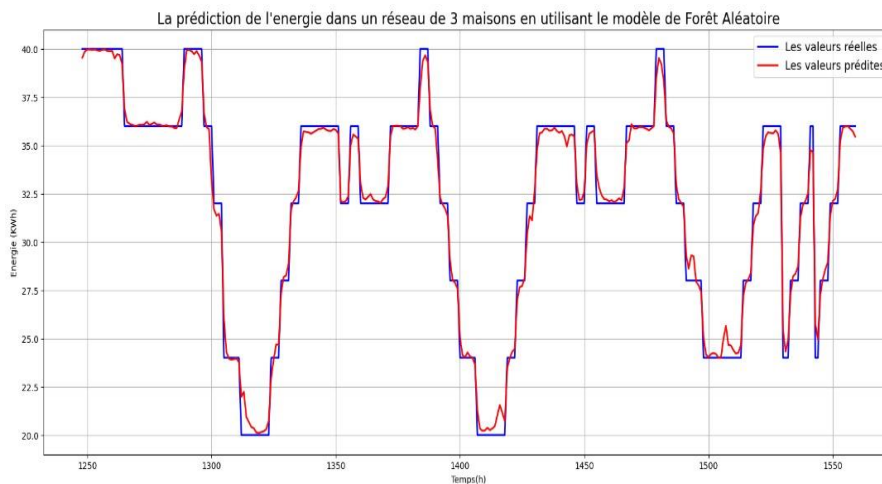
**Tableau IV.6.** *Évaluation des erreurs de prédiction de la production avec le modèle de Forêt aléatoire*

### ❖ Interprétation des résultats

Les erreurs obtenues pour le modèle de la forêt aléatoire sont relativement faibles, ce qui suggère une performance globalement bonne du modèle dans la prédiction de la production. La MSE de 0.184, la MAE de 0.2475 et la RMSE de 0.429 indiquent que les erreurs moyennes et absolues dans les prédictions sont assez réduites, ce qui est une indication positive de la précision du modèle.

## IV.7.2. Prédiction de l'énergie à l'aide de modèle de forêt aléatoire

La Figure IV.31 illustre graphiquement les prédictions de la production d'énergie dans un réseau composé de trois maisons, réalisées à l'aide du modèle de forêt aléatoire. Ce graphique met en évidence les estimations de la quantité d'énergie générée par les panneaux solaires sur une période spécifique. Il compare les prédictions du modèle aux données réelles, permettant ainsi d'évaluer la précision et l'efficacité de ce modèle dans la prédiction de la production d'énergie solaire pour un ensemble de maisons connectées.



**Figure IV.31.** Graphe illustrant la prédiction de l'énergie dans un réseau de trois maisons avec le modèle de forêt aléatoire

### ❖ Résultats des erreurs métriques

Modèle \ Erreurs	L'erreur quadratique moyenne (MSE)	L'erreur absolue moyenne (MAE)	l'erreur quadratique moyenne à la racine carrée (RMSE)
Modèle de la forêt aléatoire (random forest)	0.39647	0.43753	0.6296

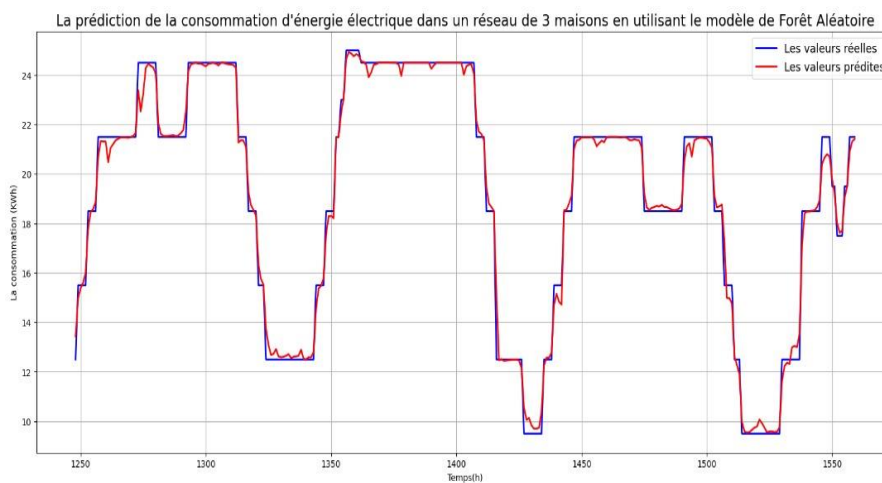
**Tableau IV.7.** Évaluation des erreurs de prédiction de l'énergie avec le modèle de forêt aléatoire

### ❖ Interprétation des résultats

Les résultats obtenus dans le tableau (IV.7) pour le modèle de la forêt aléatoire dans la prédiction d'énergie montrent une performance globalement satisfaisante. Bien que la MSE soit de 0.396, la MAE de 0.438 et la RMSE de 0.630, ces valeurs suggèrent que le modèle est capable de fournir des prédictions d'énergie qui se rapprochent raisonnablement des valeurs réelles, ces résultats offrent une base solide pour des prévisions fiables.

#### IV.7.3. Prédiction de la consommation d'énergie électrique à l'aide de modèle de forêt aléatoire

La Figure IV.32 représente graphiquement les prédictions des charges énergétiques dans un réseau composé de trois maisons, réalisées à l'aide du modèle de forêt aléatoire. Ce graphique montre comment le modèle est utilisé pour estimer les niveaux de consommation d'énergie des maisons sur une période donnée. Les prédictions du modèle sont comparées aux données réelles pour évaluer sa précision et son efficacité dans la gestion des charges énergétiques au sein du réseau de maisons connectées.



**Figure IV.32.** Graphe illustrant la prédiction des charges dans un réseau de trois maisons avec le modèle de forêt aléatoire

## ❖ Résultats des erreurs métriques

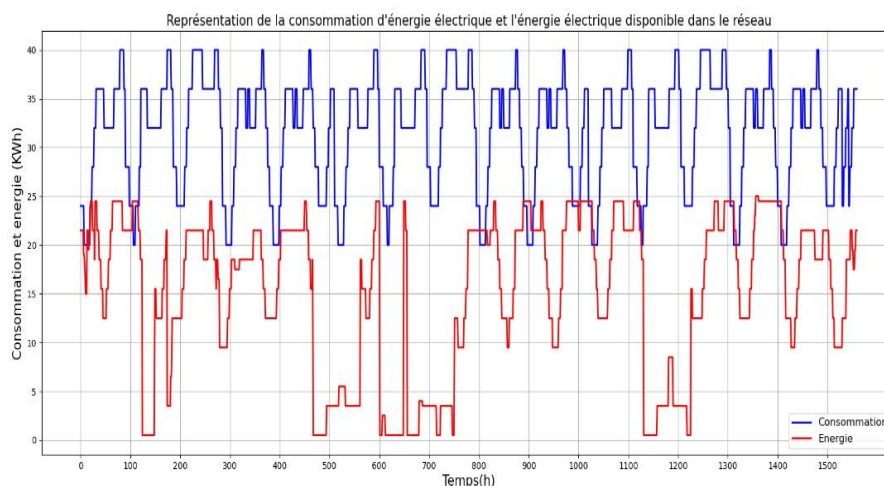
Erreurs modèle	L'erreur quadratique moyenne (MSE)	L'erreur absolue moyenne (MAE)	l'erreur quadratique moyenne à la racine carrée (RMSE)
Modèle de la forêt aléatoire	0.17212	0.24689	0.41487

*Tableau IV.8. Évaluation des erreurs de prédiction de la consommation énergétique avec le modèle de forêt aléatoire*

## ❖ Interprétation des résultats

Les résultats obtenus pour le modèle de la forêt aléatoire dans la prédiction des charges (consommation) indiquent une performance très encourageante. Avec une MSE de 0.172, une MAE de 0.247 et une RMSE de 0.415, le modèle affiche des erreurs moyennes et absolues assez faibles. Ces valeurs suggèrent que le modèle est capable de prédire avec précision les niveaux de charge, ce qui est essentiel pour la planification et la gestion efficace des ressources énergétiques.

Dans l'ensemble, ces résultats démontrent la robustesse du modèle de la forêt aléatoire dans la prédiction des charges de consommation, offrant ainsi une base solide pour des décisions informées et des interventions efficaces dans le domaine de l'énergie.



*Figure IV.33. Graphique illustrant la consommation d'énergie et la disponibilité de l'électricité dans le réseau*

### ❖ Interprétation des résultats

La figure met en évidence un excès d'énergie dans notre réseau, ce qui témoigne d'une production d'électricité supérieure à la demande actuelle. Face à cette situation, plusieurs options s'offrent à nous. Nous pouvons canaliser cet excès vers des batteries de stockage pour une utilisation ultérieure, ce qui constitue une stratégie efficace pour équilibrer l'offre et la demande d'électricité. Alternativement, nous avons également la possibilité d'intégrer cet excédent au réseau principal, contribuant ainsi à une utilisation optimale des ressources disponibles. Cette flexibilité dans la gestion de l'excès d'énergie démontre la robustesse de notre infrastructure électrique et renforce sa capacité à répondre aux besoins fluctuants de manière efficace et durable.

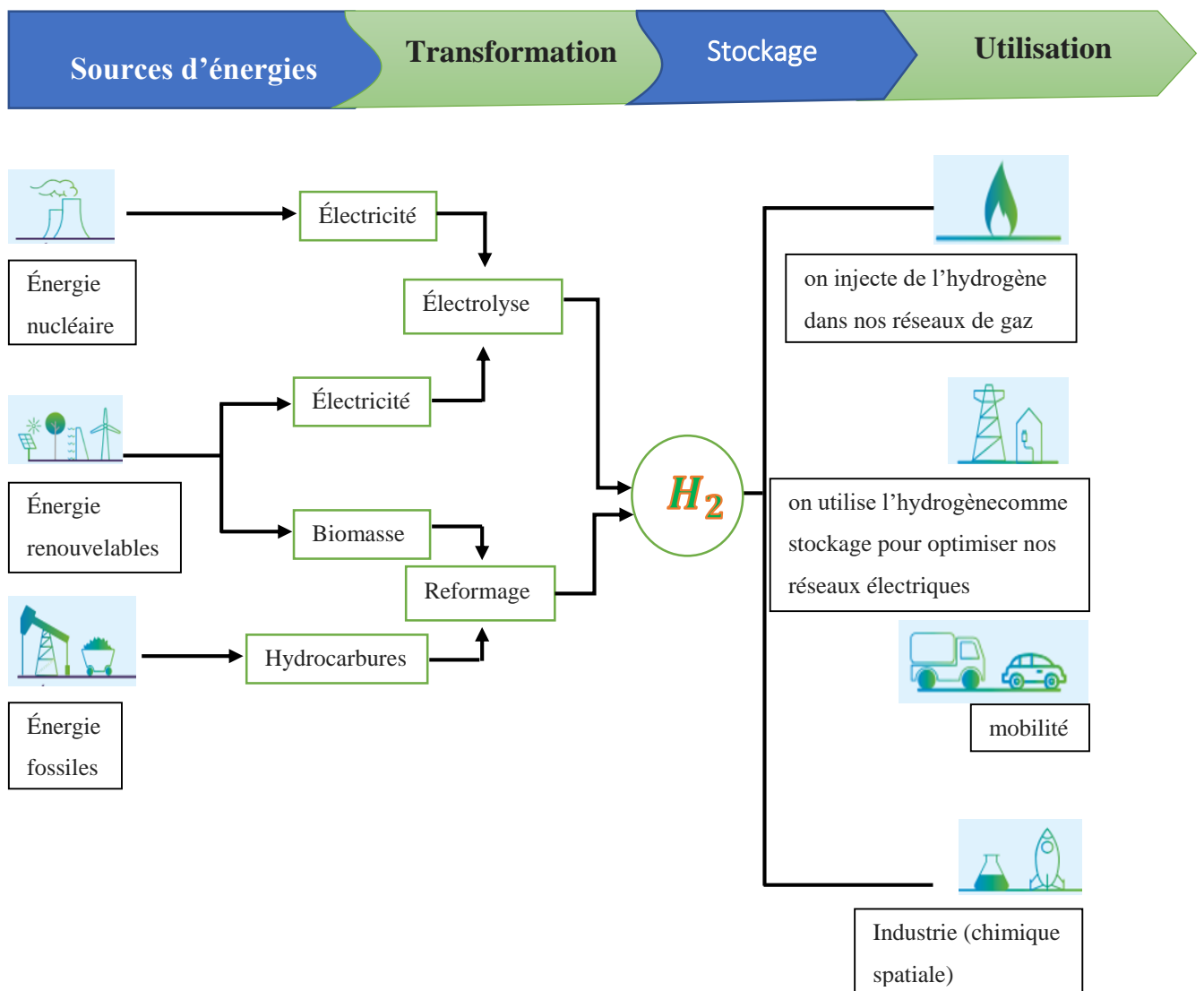
### IV.8. Objectifs dans le futur

#### IV.8. 1. Vers un Avenir Énergétique Durable : L'Hydrogène Vert comme Pilier de la transition énergétique

L'hydrogène vert émerge comme une solution prometteuse pour répondre aux défis de la transition énergétique vers une économie bas-carbone. En exploitant les énergies renouvelables pour produire de l'hydrogène propre, nous pouvons réduire notre dépendance aux combustibles fossiles et atténuer les émissions de gaz à effet de serre.

Cependant, pour que l'hydrogène vert devienne une réalité à grande échelle, des efforts supplémentaires sont nécessaires. Cela inclut le développement de technologies de production et de stockage rentables, ainsi que la mise en place d'infrastructures de distribution adaptées. De plus, des politiques gouvernementales favorables et une collaboration internationale sont essentielles pour stimuler l'adoption de l'hydrogène vert.

En investissant dans l'hydrogène vert, nous investissons dans un avenir énergétique plus propre et plus durable. C'est une opportunité pour les gouvernements, les entreprises et la société civile de collaborer pour façonner un avenir énergétique plus résilient et plus respectueux de l'environnement.



*Figure IV.34. Figure représente l'hydrogène, de la production aux usages.*

## IV.8. 2. La gestion intelligente de l'énergie

La gestion intelligente de l'énergie (Smart Energy Management) est un domaine crucial pour optimiser l'utilisation des ressources énergétiques et minimiser les pertes pour soutenir une transition énergétique durable. L'intégration des nouvelles technologies de l'information et de la communication (NTIC) permet une surveillance en temps réel et une analyse des données précises sur la consommation d'énergie. Cela aide à identifier les inefficacités et à ajuster l'utilisation de l'énergie de manière optimale.

L'amélioration de l'efficacité énergétique est obtenue grâce à des technologies avancées comme les systèmes Chauffage, Ventilation et Climatisation (HVAC) intelligents, les appareils

économiques en énergie et les bâtiments intelligents. Dans le secteur industriel, des processus plus efficaces et l'essor des véhicules électriques contribuent à une gestion plus efficace de l'énergie.

Les micro-réseaux, qui peuvent fonctionner de manière autonome ou en connexion avec le réseau principal, améliorent la résilience énergétique et facilitent l'intégration des énergies renouvelables. Les technologies de stockage d'énergie permettent de stabiliser le réseau en stockant l'excédent d'énergie pour une utilisation ultérieure.

La participation active des consommateurs est cruciale pour maximiser les avantages de la gestion intelligente de l'énergie. Les systèmes de tarification dynamique et les technologies de maison intelligente permettent une utilisation plus efficace de l'énergie. L'éducation et la sensibilisation des consommateurs sont essentielles pour encourager une adoption plus large des pratiques énergétiques durables.

### **IV.8.3. Réseau Intelligent**

Les réseaux intelligents visent à intégrer efficacement les énergies renouvelables comme le solaire et l'éolien, tout en améliorant la fiabilité du réseau électrique face aux pannes et catastrophes naturelles. Ils optimisent la distribution et la consommation d'énergie grâce à des technologies avancées de surveillance, de contrôle en temps réel et d'intelligence artificielle, permettant de réduire les pertes et d'augmenter l'efficacité globale.

Ces réseaux encouragent la participation active des consommateurs à la gestion de leur consommation énergétique, notamment via des dispositifs intelligents et des systèmes de tarification dynamique. Ils intègrent également les infrastructures de recharge pour les véhicules électriques, garantissant une gestion optimale des charges de recharge.

La sécurité des données et la protection contre les cyberattaques sont des priorités essentielles, nécessitant des mesures avancées de cyber sécurité. Enfin, la transition vers les réseaux intelligents nécessite une collaboration internationale et des politiques gouvernementales favorables pour soutenir l'innovation et l'investissement dans ces technologies.

En investissant dans les réseaux intelligents, nous nous orientons vers un futur énergétique plus durable, efficace et fiable, intégrant davantage de sources renouvelables et permettant une gestion optimisée de l'énergie, tout en engageant activement les consommateurs dans la transition énergétique.

### IV.9. Conclusion

Une gestion efficace repose sur des prédictions précises pour optimiser l'utilisation des ressources énergétiques, éviter les surcharges et réduire les coûts. Les erreurs importantes peuvent entraîner des inefficacités, telles que des ajustements fréquents, des surcharges imprévues ou une mauvaise allocation des ressources.

Les écarts représentés par les figures peuvent être dus à plusieurs facteurs, notamment des données de mauvaise qualité, des variables manquantes ou des anomalies dans les données. Pour améliorer la précision du modèle et la gestion des charges à l'avenir, plusieurs actions sont recommandées. Il est crucial de collecter des données plus précises et complètes, en incluant toutes les variables pertinentes qui peuvent influencer la consommation énergétique. De plus, il est nécessaire de mettre en place des processus rigoureux de nettoyage et de prétraitement des données pour éliminer le bruit et les anomalies. L'intégration de nouvelles sources de données, telles que des données en temps réel sur les conditions météorologiques, les tarifs énergétiques ou les événements spéciaux, peut également améliorer les prédictions. Enfin, affiner les hyper paramètres du modèle et explorer d'autres techniques de modélisation permettra de réduire les erreurs de prédiction.

Pour une gestion de l'énergie et des charges plus efficace à l'avenir, il est donc crucial de se concentrer sur l'amélioration de la qualité et de la pertinence des données utilisées pour les prédictions. En réduisant les erreurs de prédiction, il est possible d'optimiser la gestion des charges, d'améliorer l'efficacité énergétique et de réduire les coûts associés. Une approche méthodique et continue d'amélioration des données et des modèles permettra d'atteindre ces objectifs et de garantir une gestion énergétique plus fiable et efficace.



## **Conclusion générale**

# Conclusion générale

---

## Conclusion générale

Ce mémoire a exploré des aspects cruciaux de la gestion énergétique moderne, en mettant l'accent sur les micro-réseaux, la gestion de l'énergie, et l'application des techniques d'intelligence artificielle (IA) pour optimiser ces systèmes. La transition énergétique, essentielle pour un avenir durable, nécessite des solutions innovantes pour intégrer efficacement les sources d'énergie renouvelable tout en assurant la stabilité et la résilience des réseaux électriques.

Dans ce mémoire, nous avons principalement abordé la prévision de la production d'énergie solaire et de la consommation énergétique, en utilisant des techniques d'intelligence artificielle (IA) telles que la forêt aléatoire, l'arbre de décision et XG Boost. Ces techniques se sont révélées efficaces pour fournir des prédictions précises, cruciales pour optimiser l'utilisation des ressources disponibles et garantir la stabilité des réseaux électriques.

Les résultats obtenus démontrent l'importance de disposer de modèles de prévision fiables et précis pour gérer efficacement l'énergie en temps réel. La variabilité intrinsèque de l'énergie solaire, influencée par des facteurs météorologiques, saisonniers et géographiques, souligne la nécessité de telles prévisions pour maximiser son intégration dans le réseau électrique.

Cette étude marque une étape significative dans notre pratique de la prédiction énergétique. À l'avenir, nous prévoyons de poursuivre nos recherches et d'approfondir nos connaissances dans le domaine de la gestion de l'énergie. Nous comptons explorer davantage les micro-réseaux et leurs rôles dans la transition énergétique, ainsi que l'application avancée de l'IA pour une gestion énergétique plus intelligente et résiliente, en continuant dans cette voie, nous espérons contribuer de manière significative à l'optimisation des systèmes énergétiques et à la promotion de solutions durables pour un avenir énergétique plus stable et efficace.

# Références bibliographiques

- [1] Hatziargyriou, N. (2014). *Microgrids: Architectures and Control*. Wiley-IEEE Press.
- [2] Daneshvar, M., Nikmehr, N., & Najafi Ravadanegh, S. (2020). A review on microgrid energy management systems: Techniques and applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 118, 109513.
- [3] Khadem, S. K., Basu, M., & Conlon, M. F. (2018). Energy management systems for microgrids: A comprehensive review. *IEEE Access*, 6, 31610-31634.
- [4] El-Gorashi, H. A., & Elmirghani, J. M. H. (2019). Artificial intelligence in smart grid and renewable energy systems: Review and future directions. *Electronics*, 8(5), 505.
- [5] Kouro, S., Buticchi, G., Palone, F., & Muñoz, J. (2020). Machine learning for energy management in microgrids: A review. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11(2), 1341-1352.
- [6] Advisory Council of the Technology Platform of Future Electricity Networks. (2007). *Vision for future electricity networks*
- [7] Catalão, J. P. S. (2015). *Smart and sustainable power systems: Operations, planning and economics of insular electricity grids*. CRC Press Taylor & Francis Group.
- [8] Boughatane, H., Haddadi, Y., & Medjoudj, R. (2014). *Sur la maîtrise des investissements dans l'insertion des ressources renouvelables au réseau électrique (Mémoire de master)*. Université Abderrahmane Mira Bejaia.
- [9] Sebaa, H. (2019). *Contribution à l'optimisation de l'insertion des énergies renouvelables dans un réseau électrique intelligent (Thèse de doctorat)*. Université Ferhat Abbas - Setif1.
- [10] Olivares, D. E., Mehrizi-Sani, A., Etemadi, A. H., Canizares, C. A., Iravani, R., Kazerani, M., et al. (2014). Trends in microgrid control. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5, 1905-1919.
- [11] Labouret, A., & Viloz, M. (2006). *Energie solaire photovoltaïque (2ème édition)*. Edition LE MONITEUR.
- [12] Bettens, F. (2011). *Impact de la production électrique des éoliennes en Belgique sur les émissions de CO2. Mémoire de fin d'études, Faculté des Sciences Appliquées, Université Libre de Bruxelles*.
- [13] Rocher, P. Le Gourières, D (2008). *L'énergie du vent: les éoliennes au service des hommes et de leur planète*. Paris, France: Éditions Le Seuil, Editions du Rouergue.

- [14] Bergerat Monnoyeur ENERGIE. (1999). Formation technique BME « Le moteur diesel », 29 Décembre 1999.
- [15] Victron Energy B.V. (2022). Battery management system overview. Almere, The Netherlands: Victron Energy B.V.
- [16] Bateaux. (2019, 16 janvier). Batteries-plomb ouvertes. L'invité de la Rédaction.
- [17] Coupan, F. (2017). Thèse de doctorat : Stockage pour les énergies renouvelables : Évaluation et modélisation de la batterie plomb-acide. Université de Guyane
- [18] Templier, S. (2024, 1er mai). La pile à combustible marque des points. La Presse.
- [19] Khawaja, Y., Giaouris, D., Patsios, H., & Dahidah, M. (2017). Optimal cost-based model for sizing grid-connected PV and battery energy system. In Proceedings of the 2017 IEEE Jordan Conference on Applied Electrical Engineering and Computing Technologies (AEECT), Aqaba, Jordan, 11–13 October 2017 (pp. 1-6).
- [20] Asmus, P. (2010). Renewable Energy Integration in Smart Grids. *Journal of Renewable Energy*, 23(10), 1040-6190.
- [21] Dobrowolski, J. (2017). Modélisation, contrôle/commande et certification d'un micro-réseau électrique décentralisé avec entrées exogènes aléatoires et informations contraintes. Thèse de doctorat, Université Grenoble Alpes. Référence NNT : 2017GREAT111. Identifiant fftel-01825302f.
- [22] Espina, E., Llanos, J., Burgos-Mellado, C., & Cardenas-Dobson, R. (2020). Distributed control strategies for microgrids: An overview. *IEEE Access*, 8, 193412-193448.
- [23] Chai, W. S., & Zhou, L. (September 2021). A review on ammonia, ammonia-hydrogen and ammonia-methane fuels.
- [24] Liouane, N. (n.d.). Micro-réseau à Courant Continu (DC Micro-grid). Adresse: Professeur Rue Ibn El Jazzar 5019, Monastir, Tunisie.
- [25] Kumar, M. A. (2016). Application of intentional islanding algorithm for distributed energy resources in disaster management. In Proceedings of the IEEE International Conference on Power System Technology (pp. 1-6). doi:10.1109/POWER.2016.7752450
- [26] Seifi, M., Soh, A. C., Hassan, M. K., & Wahab, N. I. A. (2014). An innovative demand side management for vulnerable hybrid microgrid. In Proceedings of the IEEE Innovative Smart Grid Technologies (pp. 797-802). doi:10.1109/ISGT.2014.6816390
- [27] Laraki, M.-H. (2019). Mémoire présenté à l'école de technologie supérieure comme exigence partielle à l'obtention de la maîtrise avec mémoire en génie, énergies renouvelables et efficacité énergétique. Montréal, Canada: École de technologie supérieure, Université du Québec.

- [28] Zahraoui, Y., Alhamrouni, I., Mekhilef, S., Basir Khan, M. R., Seyedmahmoudian, M., Stojcevski, A., & Horan, B. (2021). Energy management system in microgrids: A comprehensive review. *Sustainability*, 13(19), 10492.
- [29] Pamulapati, T., Cavus, M., Odigwe, I., Allahham, A., Walker, S., & Giaouris, D. (2023). A review of microgrid energy management strategies from the energy trilemma perspective. *Energies*, 16(2), 289.
- [30] Shi, W. (2023). Gestion efficace des énergies renouvelables dans les micro-réseaux. Articles - Vidéos - Événements. Université de Californie, Los Angeles.
- [31] Ahmad, S., Shafiullah, M., Belhaj Ahmed, C., & Alowaifeer, M. (2023). Review of microgrid energy management and control strategies. *IEEE Transactions on Smart Grid*. Advance online publication..
- [32] Rockwell Automation, Inc. (2008). Publication 4983-WP001A-FR-D. Décembre 2008. Imprimé aux États-Unis. Rockwell Automation, Inc.
- [33] Wenger, E. (1987). *Artificial Intelligence and Tutoring Systems: Computational and cognitive approaches to the communication of knowledge*. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann Publishers.
- [34] Dillenbourg, P., & Martin-Michiellot, S. (1995). Le rôle des techniques d'Intelligence Artificielle dans les logiciels de formation. CBT, Learntec.
- [35] Thirugnanam, K., Moursi, M. S. E., Khadkikar, V., Zeineldin, H. H., & Al Hosani, M. (2021). Energy management of grid interconnected multimicrogrids based on P2P energy exchange: A data-driven approach. *IEEE Transactions on Power Systems*, 36(2), 1546-1562.
- [36] Cintuglu, M. H., Martin, H., & Mohammed, O. A. (2015). Real-time implementation of multiagent-based game theory reverse auction model for microgrid market operation. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(2), 1064-1072
- [37] Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice*. OTexts.
- [38] Chen, J. (2023, May 9). Investment time horizon: Definition and role in investing. Investopedia
- [39] Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PloS One*, 13(3), e0194889.
- [40] Jie, M., & Ma, X. (2018). A review of forecasting algorithms and energy management strategies for microgrids. *Systems Science & Control Engineering*, 6(1), 237-248.

- [41] Layaida, K., & Alhabet, A. A. (2008). Mémoire implémentation d'une nouvelle méthode d'estimation de la matrice variance covariance basée sur le modèle GARCH multivarié, simulation par backtesting de stratégies d'investissement. USTHB - Ingénieur d'état.
- [42] Dutton, D. M., & Conroy, G. V. (1997). A review of machine learning. Cambridge University Press. Publié en ligne le 1er décembre 1997.
- [43] Ray, S. (2019). A quick review of machine learning algorithms. In 2019 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMITCon) (pp. 35-39). Faridabad, India.
- [44] Coulibaly, P., & Anctil, F. (Département de génie civil, Université Laval, Sainte-Foy, QC G1K 7P4, Canada) ; Bobée, B. (Chaire d'hydrologie statistique, Institut national de recherche scientifique, C. P. 7500, Sainte-Foy, QC G1V 4C7, Canada).
- [45] Bouthevillain, K., & Mathis, A. (1995). Prévisions : mesures, erreurs et principaux résultats. *Économie et Statistique*, n°285-286, 89-100.
- [46] Silvente, J., Kopanos, G. M., Pistikopoulos, E. N., & España, A. (2015). A rolling horizon optimization framework for the simultaneous energy supply and demand planning in microgrids. *Applied Energy*, 155, 485-501.
- [47] Thibout, C. (2019). La compétition mondiale de l'intelligence artificielle. *Pouvoirs*, n° 3, 131-142.
- [48] Russell, S., & Norvig, P. (2010). *Intelligence artificielle: Fondements et applications* - Pearson Education France.
- [49] Balacheff, N. (1994). Didactique et intelligence artificielle. *Recherches en Didactique des Mathématiques*, 14, 9-42.
- [50] Kuhn, M., & Johnson, K. (2013). *Applied predictive modeling*. Springer Science & Business Media.
- [51] Mifdal, R. (2019). Mémoire présenté à l'école de technologie supérieure comme exigence partielle à l'obtention de la maîtrise avec mémoire en génie, concentration personnalisée. École de technologie supérieure, Université du Québec, Montréal, Canada.
- [52] Kelley, K., & Raoul, G. (2020, 8 juin). Machine Learning : les 9 types d'algorithmes les plus pertinents en entreprise
- [53] Schonlau, M., & Zou, R. Y. (2020). The random forest algorithm for statistical learning. *Stata Journal*, 20(1), 3-29.
- [54] Dalmaijer, E. S. (2016). *Python for Experimental Psychologists*. Routledge.

**[55]** Helmus, J. J., & Collis, S. M. (2016). The Python ARM Radar Toolkit (Py-ART), a Library for Working with Weather Radar Data in the Python Programming Language.

**[56]** Helmus, J. J., & Collis, S. M. (2016). The Python ARM Radar Toolkit (Py-ART), a Library for Working with Weather Radar Data in the Python Programming Language.

**[57]** ENTSO-E. (2015). ENTSO-E Transparency Platform: Launch in Compliance with Regulation (EU) No 543/2013. Retrieved June 20, 2024

## Résumé

La gestion efficace de l'énergie en temps réel est cruciale pour la transition vers un système énergétique durable et résilient. Cette étude se concentre sur la prévision précise de la production d'énergie renouvelable, notamment solaire, ainsi que sur la prévision de la consommation énergétique. Ces prévisions sont essentielles pour optimiser l'utilisation des ressources disponibles, assurer l'équilibre entre l'offre et la demande, et garantir la stabilité des réseaux électriques. L'énergie solaire, caractérisée par sa variabilité due aux conditions météorologiques, à la saisonnalité et à la localisation géographique, nécessite des modèles de prévision fiables pour maximiser son intégration et sa gestion efficace dans le réseau. Anticiper la consommation énergétique est également vital pour éviter les pics de demande et les déséquilibres dans la distribution de l'électricité. Les techniques d'apprentissage automatique, comme les modèles de forêt aléatoire, d'arbre de décision et XG Boost, offrent des outils puissants pour la modélisation et la prédiction de la production d'énergie solaire et de la consommation énergétique. Ces modèles sont capables de traiter des ensembles de données complexes, d'identifier les relations non linéaires et de fournir des prévisions précises. Leur efficacité et robustesse ont été prouvées dans divers contextes opérationnels.

**Mot clés :** Energie renouvelable, apprentissage automatique, prédiction d'énergie, micro-réseau, modèle de régression, intelligence artificielle.

## Abstract

Effective real-time energy management is crucial for the transition to a sustainable and resilient energy system. This study focuses on accurate forecasting of renewable energy production, especially solar energy, as well as energy consumption. These forecasts are essential for optimizing the use of available resources, ensuring balance between supply and demand, and guaranteeing stability of electrical grids. Solar energy, characterized by its variability due to weather conditions, seasonality, and geographic location, requires reliable forecasting models to maximize its integration and efficient management within the grid. Anticipating energy consumption is also vital to avoid demand peaks and imbalances in electricity distribution. Machine learning techniques, such as random forest models, decision trees, and XG Boost, offer powerful tools for modeling and predicting solar energy production and energy consumption. These models can handle complex datasets, identify nonlinear relationships, and provide accurate forecasts. Their efficiency and robustness have been proven in various operational contexts.

**Key words :** Renewable energy, machine learning, energy prediction, micro-grids, regression model, artificial intelligence.