

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

APPLICATION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DANS LE CONTRÔLE ET
LA GESTION D'UN MICRO RÉSEAU MULTI-SOURCE: PHOTOVOLTAÏQUE,
ÉOLIEN

MÉMOIRE PRÉSENTÉ
COMME EXIGENCE PARTIELLE DE LA
MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR
WENDDENDA AROUNA KOUDOUGOU

MARS 2026

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire, de cette thèse ou de cet essai a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire, de sa thèse ou de son essai.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire, cette thèse ou cet essai. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire, de cette thèse et de son essai requiert son autorisation.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE (M. Sc. A.)

Direction de recherche :

Mamadou Lamine Doumbia,
Directeur de recherche

Université du Québec à Trois-Rivières

Abdeldjebar Hazzab,
Co-directeur de recherche

Université du Québec à Trois-Rivières

Jury d'évaluation

Mamadou Lamine Doumbia,
Directeur de recherche

Université du Québec à Trois-Rivières

Hamidou Tembine,
Évaluateur

Université du Québec à Trois-Rivières

Abdou Tankari Mahamadou,
Évaluateur

Université Paris-Est Créteil, France

Résumé

Ce mémoire porte sur la conception, la modélisation et l'optimisation d'un micro-réseau multi-source combinant des systèmes photovoltaïques et éoliens, et intégrant des techniques avancées d'intelligence artificielle (IA) pour améliorer la stabilité, le suivi de puissance et la gestion énergétique. Le travail vise à répondre aux défis majeurs liés à la variabilité des sources renouvelables et aux exigences croissantes d'efficacité dans les architectures énergétiques intelligentes.

Dans un premier temps, une revue de littérature détaillée est réalisée afin de présenter les fondements des systèmes électriques, les technologies renouvelables (photovoltaïque et éolien), les convertisseurs de puissance, ainsi que les méthodes d'IA appliquées aux micro-réseaux. Ensuite, la modélisation mathématique et électrique des sous-systèmes photovoltaïques et éoliens est présentée, suivie de leur implémentation sous MATLAB/Simulink, incluant les convertisseurs nécessaires à l'interfaçage.

La seconde partie du mémoire est consacrée à l'application de l'IA dans le contrôle du micro-réseau. Deux volets sont développés : (i) l'optimisation du suivi du point de puissance maximale (MPPT) via un contrôleur flou hybride associé à l'algorithme Perturb and Observe, permettant d'améliorer l'extraction de puissance du générateur photovoltaïque ; (ii) la prévision énergétique à l'aide de modèles d'apprentissage automatique de type ANN, RNN et LSTM, ainsi qu'une optimisation par essaim particulière (PSO) des hyperparamètres. Les performances sont évaluées à travers des indicateurs statistiques tels que le MAE, le RMSE et le coefficient de détermination R^2 .

Les résultats de simulation montrent une amélioration notable du suivi du point de puissance maximale, une meilleure stabilité du bus continu, ainsi qu'une hausse significative de la précision des prévisions énergétiques grâce au modèle LSTM optimisé.

par PSO. Ces résultats confirment le potentiel de l'intelligence artificielle pour renforcer la fiabilité, l'efficacité et l'autonomie des micro-réseaux multi-sources.

Mots-clés : micro-réseau, énergie renouvelable, photovoltaïque, éolien, MPPT, logique floue, ANN, RNN, LSTM, PSO, prévision énergétique, MATLAB/Simulink.

Remerciements

En premier lieu, je tiens à exprimer ma profonde gratitude ainsi que ma sincère reconnaissance à mon directeur de recherche, Monsieur Mamadou Lamine DOUMBIA, pour sa disponibilité constante, son encadrement rigoureux, ses conseils avisés et son accompagnement tout au long de la réalisation de ce travail de maîtrise.

J'adresse également mes remerciements les plus respectueux à mon codirecteur de recherche, Monsieur Abdeldjebar HAZZAB, pour son appui scientifique, ses orientations pertinentes et ses remarques constructives, qui ont contribué à l'amélioration de la qualité de ce mémoire.

Je tiens ensuite à remercier l'ensemble du corps professoral du département de génie électrique et de génie informatique de l'Université du Québec à Trois-Rivières pour le savoir transmis, la qualité de l'enseignement dispensé et l'encadrement reçu durant mon parcours académique.

En troisième lieu, je remercie tous les professeurs-chercheurs qui ont accepté d'évaluer mon mémoire : le professeur Hamidou Tembine de l'Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR) et le professeur Abdou Tankari Mahamadou de l'Université Paris-Est Créteil de France.

Enfin, j'exprime ma profonde reconnaissance à mes parents Ousseini KOUDOUGOU et Félicité KABORÉ pour leur soutien moral, leurs sacrifices, leurs encouragements constants et leur accompagnement indéfectible tout au long de mes études. Leur appui a été une source permanente de motivation.

Table des matières

Résumé	iii
Avant Propos	v
Table des matières	vi
Liste des tableaux	xii
Liste des figures	xiii
Liste des abréviations, sigles et acronymes	xv
Liste des symboles	xvi
Chapitre 1 - Introduction générale	1
1.1 Problématique	2
1.2 Objectifs du mémoire	3
1.3 Méthodologie	3
1.4 Organisation du mémoire	4
Chapitre 2 - Revue de la littérature sur les systèmes électriques, les énergies renouvelables et les convertisseurs	6
2.1 Introduction	6
2.2 Aperçu général des systèmes électriques	6
2.3 Classification des réseaux électriques	7
2.3.1 Classification suivant le niveau de tension	7
2.3.2 Classification suivant la topologie	8

2.3.3	Classification suivant la fonction	10
2.4	Énergies renouvelables	11
2.4.1	Classification et types principaux d'énergies renouvelables	11
2.4.1.1	Énergie solaire	11
2.4.1.2	Énergie éolienne	12
2.4.1.3	Énergies hydrauliques	12
2.4.1.4	Énergie biomasse	12
2.4.1.5	Géothermie.....	13
2.4.2	Avantages des énergies renouvelables	14
2.4.3	Limites et défis des sources renouvelables	18
2.5	Technologies photovoltaïques	19
2.5.1	Principe de fonctionnement des cellules photovoltaïques	19
2.5.2	Classification des générations de technologies photovoltaïques	20
2.5.2.1	Première génération – Silicium cristallin (mono et polycristallin)	20
2.5.2.2	Deuxième génération – Couches minces (CdTe, CIGS, CIS)	21
2.5.2.3	Troisième génération – Technologies émergentes : Pérovskites, Tandem, OPV	22
2.6	Technologies éoliennes	23
2.6.1	Évolution historique et étapes clés	23
2.6.2	Principe de conversion de l'énergie éolienne	24
2.6.3	Classification des éoliennes	25
2.6.3.1	Éoliennes à axe horizontal (HAWT).....	25
2.6.3.2	Éoliennes à axe vertical (VAWT).....	26

2.6.3.3	Éoliennes onshore vs offshore	26
2.7	Convertisseurs et interfaces : topologie et rôle	27
2.7.1	Topologie des convertisseurs de puissance	27
2.7.1.1	Convertisseurs DC/DC.....	28
2.7.1.2	Convertisseurs DC/AC (Onduleurs)	29
2.7.1.3	Convertisseurs AC/DC (Redresseurs)	30
2.7.1.4	Convertisseurs AC/AC.....	30
2.7.2	Critères de choix	31
2.8	Conclusion	31
Chapitre 3 - Évolution et applications de l'Intelligence Artificielle dans les		
	micro-réseaux	32
3.1	Introduction	32
3.2	Évolution de l'IA dans les micro-réseaux	33
3.2.1	Évolution de l'IA dans les micro-réseaux	33
3.2.1.1	Des débuts dans les réseaux électriques centralisés	33
3.2.1.2	Transition vers les micro-réseaux intelligents	33
3.2.1.3	Spécificités des systèmes PV, éoliens et hybrides	34
3.2.1.4	Applications de l'IA de nos jours.....	34
3.3	Techniques d'IA utilisées dans les micro-réseaux hybrides	35
3.3.1	Réseaux de neurones artificiels (ANN)	35
3.3.1.1	Principe de fonctionnement.....	36
3.3.1.2	Applications principales	36
3.3.2	Deep Learning : RNN, LSTM, CNN	37
3.3.3	Apprentissage supervisé : SVM, k-NN, Random Forest	37
3.3.4	Logique floue (Fuzzy Logic)	37

3.3.5	Algorithmes évolutionnaires : GA, PSO, DE	38
3.3.6	IA hybride : ANFIS et approches combinées	38
3.4	Proposition des technologies d'IA pour le projet	38
3.4.1	Volet 1 : Suivi du point de puissance maximale (MPPT) par logique floue associée à P&O	39
3.4.2	Volet 2 : Prédiction météorologique et énergétique par intelligence artificielle	39
3.4.3	Synthèse de la stratégie proposée	40
3.5	Conclusion	41
Chapitre 4 - Modélisation et simulation du micro-réseau photovoltaïque éolien		43
4.1	Introduction	43
4.2	Modélisation des sous-systèmes du micro-réseau	44
4.2.1	Modélisation du système photovoltaïque	44
4.2.1.1	Introduction au principe de conversion photovoltaïque ...	44
4.2.1.2	Modèle électrique équivalent	45
4.2.1.3	Équations caractéristiques	46
4.2.1.4	Influence des conditions environnementales	49
4.2.1.5	Introduction au MPPT (Maximum Power Point Tracking)	50
4.2.1.6	Implémentation sous Simulink	53
4.2.2	Modélisation du système éolien	57
4.2.2.1	Types de génératrices et technologies de turbines éoliennes	57
4.2.2.2	Modélisation aérodynamique de la turbine	62
4.2.2.3	Chaîne de conversion mécanique	64
4.2.2.4	Modélisation électrique de la génératrice	64
4.2.2.5	Implémentation sous MATLAB/Simulink	65

4.2.2.6	Cas de variation de vent	65
4.2.3	Modélisation des convertisseurs	66
4.2.3.1	Convertisseur DC/DC Boost.....	67
4.2.3.2	Redresseur actif AC→DC	68
4.2.3.3	Onduleur triphasé DC→AC	71
4.3	Modélisation sous MATLAB/Simulink	74
4.3.1	Système éolien	74
4.3.1.1	Caractéristiques du générateur éolien	74
4.3.1.2	MATLAB/Simulink.....	75
4.3.1.3	Résultats et observations.....	76
4.3.2	Système photovoltaïque	79
4.3.2.1	Caractéristiques du générateur photovoltaïque:	79
4.3.2.2	Dimensionnement du convertisseur boost:	79
4.3.2.3	MATLAB/Simulink.....	84
4.3.2.4	Résultats et observations.....	84
4.3.2.5	Limitations observées.....	87
4.3.3	Architecture globale du micro-réseau	88
4.3.3.1	Objectif et principe d'interconnexion	88
4.3.3.2	Implémentation MATLAB/Simulink	89
4.4	Conclusion	90
Chapitre 5 - Application de l'intelligence artificielle dans le contrôle et l'optimisation du micro-réseau		92
5.1	Introduction	92
5.2	Optimisation du MPPT par logique floue associée à P&O	93
5.2.1	Principe du MPPT intelligent	93

5.2.2	Conception du contrôleur flou	93
5.2.3	Table de règles floues	94
5.2.4	Implémentation sous MATLAB/Simulink	94
5.2.5	Résultats de simulation	95
5.2.6	Comparaison des performances du convertisseur Boost avec et sans MPPT flou-P&O	99
5.3	Prédiction et gestion du micro-réseau par IA avancée	101
5.3.1	Objectif	101
5.3.2	Algorithmes considérés	102
5.3.2.1	Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)	102
5.3.2.2	Réseaux de Neurones Récurrents (RNN).....	104
5.3.2.3	Réseaux de Neurones à Mémoire Longue Courte (LSTM)	106
5.3.2.4	Optimisation par Essaim Particulaire (PSO)	107
5.3.3	Préparation des données	109
5.3.4	Entraînement et simulation	110
5.3.5	Évaluation des performances	116
5.3.6	Analyse comparative	120
5.3.7	Synthèse	120
5.4	Conclusion	122
Chapitre 6 - Conclusion générale		124

Liste des tableaux

Tableau 2-1 Classification typique des réseaux selon le niveau de tension	7
Tableau 2-2 Classification des convertisseurs selon la nature des signaux	28
Tableau 4-1 Comparaison synthétique des technologies de turbines éoliennes ...	61
Tableau 4-2 Caractéristiques aérodynamiques de la turbine éolienne	74
Tableau 4-3 Caractéristiques électriques de la génératrice PMSG	74
Tableau 4-4 Caractéristiques électriques et paramétriques du générateur photovoltaïque simulé.	79
Tableau 4-5 Paramètres utilisés pour le dimensionnement du convertisseur Boost.	80
Tableau 5-1 Table de règles floues 7×7 pour le contrôleur MPPT	94
Tableau 5-2 Caractéristiques matérielles de la station de travail utilisée	111
Tableau 5-3 Bibliothèques Python utilisées et leur rôle	112
Tableau 5-4 Hyperparamètres principaux du modèle ANN	113
Tableau 5-5 Hyperparamètres principaux du modèle RNN	114
Tableau 5-6 Hyperparamètres principaux du modèle LSTM	115
Tableau 5-7 Espace de recherche PSO et réglages fixes	116
Tableau 5-8 Comparaison des indicateurs de performance (consommation MW)	117
Tableau 5-9 Comparaison des indicateurs de performance pour la prédiction de la vitesse du vent	119

Liste des figures

Figure 2.1	Topologie des réseaux électriques[4].	9
Figure 4.1	Diagramme fonctionnel du micro-réseau hybride PV-éolien.	43
Figure 4.2	Modèle électrique équivalent d'une cellule PV (modèle à une diode).	45
Figure 4.3	Organigramme de l'algorithme P&O.	52
Figure 4.4	Bloc <i>PV Array</i> intégré dans l'environnement SIMULINK.	54
Figure 4.5	Fenêtre de paramétrage du bloc <i>PV Array</i> sous SIMULINK.	55
Figure 4.6	Caractéristiques $I-V$ et $P-V$ du module PV pour différentes irradiances.	56
Figure 4.7	Influence de la température sur les caractéristiques $I-V$ et $P-V$ du module PV.	56
Figure 4.8	Structure d'une éolienne de type 1 (<i>WTG Type 1</i>).	59
Figure 4.9	Structure d'une éolienne de type 2.	59
Figure 4.10	Structure d'une éolienne de type 3.	60
Figure 4.11	Structure d'une éolienne de type 4.	61
Figure 4.12	Courbe de puissance typique d'une éolienne en fonction de la vitesse du vent.	66
Figure 4.13	Capture Simulink du système éolien.	75
Figure 4.14	Évolution des grandeurs mécaniques du système éolien	76
Figure 4.15	Évolution des grandeurs électriques du système éolien	76
Figure 4.16	Capture Simulink du système photovoltaïque sans IA.	84
Figure 4.17	Évolution de l'efficacité du convertisseur Boost pour $G = 1000$.	84
Figure 4.18	Puissance de sortie du convertisseur Boost pour $G = 1000$.	85

Figure 4.19	Tension de sortie du convertisseur Boost pour $G = 1000$	85
Figure 4.20	Puissance de sortie du convertisseur Boost pour G variable.	86
Figure 4.21	Tension de sortie du convertisseur Boost pour G variable.	87
Figure 4.22	Architecture globale du micro-réseau hybride à bus AC (1000 V) sous MATLAB/Simulink.	90
Figure 5.1	Contrôleur flou intégré à l'algorithme P&O.	95
Figure 5.2	Évolution de l'efficacité du convertisseur Boost pour $G = 1000$	96
Figure 5.3	Puissance de sortie du convertisseur Boost pour $G = 1000$	96
Figure 5.4	Tension de sortie du convertisseur Boost pour $G = 1000$	97
Figure 5.5	Puissance de sortie du convertisseur Boost pour G variable.	98
Figure 5.6	Tension de sortie du convertisseur Boost pour G variable.	98

Liste des abréviations, sigles et acronymes

AC :	Courant alternatif (Alternating Current)
ANN :	Artificial Neural Network (Réseau de neurones artificiels)
CDC :	Capacité du condensateur de bus DC
DC :	Courant continu (Direct Current)
IA :	Intelligence artificielle
LSTM :	Long Short-Term Memory
MAE :	Mean Absolute Error (Erreur absolue moyenne)
MAPE :	Mean Absolute Percentage Error
MPPT :	Maximum Power Point Tracking (Suivi du point de puissance maximale)
P&O :	Perturb and Observe (Perturber et observer)
PMSG :	Permanent Magnet Synchronous Generator
PSO :	Particle Swarm Optimization (Optimisation par essaim particulaire)
PV :	Photovoltaïque / Générateur photovoltaïque
R² :	Coefficient de détermination
RMSE :	Root Mean Square Error (Erreur quadratique moyenne)
RNN :	Recurrent Neural Network (Réseau de neurones récurrents)
SoC :	State of Charge (État de charge)
SPWM :	Sinusoidal Pulse Width Modulation
SVPWM:	Space Vector Pulse Width Modulation
THD :	Total Harmonic Distortion (Distorsion harmonique totale)
UQTR :	Université du Québec à Trois-Rivières
VSI :	Voltage Source Inverter (Onduleur à source de tension)

Liste des symboles

Symbole	Unité	Description
B	N·m·s	Coefficient de frottement visqueux
C_{DC}	F	Capacité du condensateur de bus DC
C_f	F	Capacité du filtre LCL
C_p	–	Coefficient de puissance aérodynamique
D	–	Rapport cyclique (duty-cycle) du convertisseur DC/DC
ΔP	W	Variation de puissance (algorithme P&O)
ΔV	V	Variation de tension (algorithme P&O)
e_d, e_q	V	Composantes de tension dans le repère dq
f	Hz	Fréquence électrique
f_s	Hz	Fréquence de découpage PWM
I	A	Courant électrique
I_{ph}	A	Courant de phase
i_d, i_q	A	Courants dans le repère dq
J	kg·m ²	Inertie du rotor
L	H	Inductance de filtrage
L_1, L_2	H	Inductances du filtre LCL
N	–	Nombre total d'échantillons
p	–	Nombre de paires de pôles
P	W	Puissance active
P_{mec}	W	Puissance mécanique de la turbine
Q	var	Puissance réactive
R	Ω	Résistance électrique
R_s	Ω	Résistance statorique

S	VA	Puissance apparente
v_d, v_q	V	Tensions dans le repère dq
v_{vent}	m/s	Vitesse du vent
V	V	Tension électrique
V_{DC}	V	Tension du bus continu
V_{ph}	V	Tension de phase
$\hat{y}$	–	Valeur prédite
y	–	Valeur réelle
λ	V·s	Flux magnétique rotorique
ω	rad/s	Pulsation électrique
ρ	kg/m ³	Masse volumique de l'air
R_T	m	Rayon du rotor

Chapitre 1 - Introduction générale

La transition énergétique mondiale entraîne une intégration croissante des sources d'énergie renouvelable dans les réseaux électriques. Parmi celles-ci, le photovoltaïque (PV) et l'éolien occupent une place de premier plan en raison de leur disponibilité, de leurs faibles émissions de gaz à effet de serre et de la baisse continue de leurs coûts d'exploitation. Toutefois, leur caractère intermittent et aléatoire pose d'importants défis pour l'équilibre production–consommation, la stabilité du réseau et l'optimisation de la gestion énergétique.

Face à ces contraintes, les micro-réseaux intelligents (*smart microgrids*) constituent une solution prometteuse. Ils permettent une gestion locale, flexible et autonome de la production, de la distribution et du stockage, tout en favorisant l'intégration massive des énergies renouvelables. Cependant, la conception et le contrôle de ces systèmes exigent des stratégies avancées pour :

- maximiser la puissance extraite des sources photovoltaïques et éoliennes ;
- compenser les fluctuations rapides du vent et du rayonnement solaire ;
- garantir la stabilité du bus continu et le respect des contraintes de qualité de l'énergie ;
- optimiser la gestion énergétique en temps réel, en tenant compte de la demande et des contraintes techniques.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle (IA) joue un rôle déterminant. Les méthodes telles que les réseaux de neurones, les modèles de séries temporelles, la logique floue et les algorithmes évolutionnaires offrent des outils performants pour la prise de décision, la prévision et l'optimisation dans des environnements incertains et non linéaires. Appliquées aux micro-réseaux hybrides photovoltaïque–éolien, ces techniques permettent de mieux anticiper la production et la demande, d'améliorer le suivi du point de puissance maximale

(MPPT) et d'augmenter l'efficacité globale du système.

1.1 Problématique

L'intégration conjointe de sources photovoltaïques et éoliennes dans un même micro-réseau améliore la diversification énergétique, mais accentue également la variabilité de la production. Cette variabilité se traduit par des fluctuations du bus continu, des risques de désadaptation des convertisseurs de puissance et des difficultés à assurer en permanence l'équilibre entre production et consommation.

La problématique générale de ce mémoire peut être formulée comme suit :

Comment concevoir et contrôler un micro-réseau photovoltaïque-éolien capable d'assurer une production électrique stable et optimisée malgré la variabilité des sources renouvelables, et dans quelle mesure l'intelligence artificielle peut-elle améliorer le suivi de puissance et la gestion énergétique globale du système ?

Cette question soulève plusieurs enjeux :

- la modélisation fidèle des sous-systèmes photovoltaïque et éolien, ainsi que de leurs interfaces électroniques ;
- la conception de stratégies de contrôle du MPPT adaptées à des conditions d'ensoleillement et de vent variables ;
- le développement de modèles de prévision de la production et/ou de la demande à partir de séries temporelles énergétiques ;
- l'optimisation des hyperparamètres des modèles d'IA afin d'améliorer leur précision et leur robustesse.

1.2 Objectifs du mémoire

Objectif général

L'objectif général de ce travail est de développer et d'évaluer des approches basées sur l'intelligence artificielle pour optimiser le contrôle et la gestion énergétique d'un micro-réseau multi-source photovoltaïque-éolien.

Objectifs spécifiques

Pour atteindre cet objectif général, les objectifs spécifiques suivants sont définis :

- modéliser les systèmes photovoltaïque, éolien et les convertisseurs de puissance associés, puis les implémenter sous MATLAB/Simulink ;
- concevoir un algorithme de suivi du point de puissance maximale (MPPT) intelligent, basé sur la logique floue combinée à l'algorithme Perturb and Observe ;
- développer des modèles de prévision énergétique à l'aide de réseaux de neurones artificiels (ANN), de réseaux de neurones récurrents (RNN) et de réseaux à mémoire longue courte (LSTM) ;
- optimiser les hyperparamètres des modèles de prévision au moyen de l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO) ;
- comparer les performances des différentes approches sur la base d'indicateurs quantitatifs (MAE, RMSE, R^2) et analyser les gains obtenus en termes de précision et de stabilité.

1.3 Méthodologie

La méthodologie adoptée dans ce mémoire repose sur les étapes suivantes :

1. réaliser une revue de littérature sur les systèmes électriques, les technologies

photovoltaïques et éoliennes, les convertisseurs de puissance, ainsi que sur les techniques d'intelligence artificielle appliquées aux micro-réseaux ;

2. établir les modèles mathématiques des sous-systèmes photovoltaïque et éolien, ainsi que des convertisseurs DC/DC et DC/AC nécessaires à leur intégration ;
3. implémenter ces modèles sous MATLAB/Simulink afin de construire un micro-réseau hybride complet et d'étudier son comportement en régime de base;
4. concevoir et intégrer un contrôleur de type logique floue combiné au P&O pour le suivi du point de puissance maximale du générateur photovoltaïque ;
5. développer des scripts Python pour la prévision énergétique à l'aide de modèles ANN, RNN et LSTM, puis optimiser leurs hyperparamètres par PSO ;
6. analyser et comparer les performances obtenues, en mettant en évidence l'apport de l'IA dans le contrôle et la gestion du micro-réseau.

1.4 Organisation du mémoire

Ce mémoire est structuré comme suit :

- le **Chapitre 1** présente le contexte général, la problématique, les objectifs et la méthodologie adoptée ;
- le **Chapitre 2** propose une revue de la littérature sur les systèmes électriques, les énergies renouvelables (photovoltaïque et éolien) et les convertisseurs de puissance;
- le **Chapitre 3** est consacré à l'évolution et aux applications de l'intelligence artificielle dans les micro-réseaux hybrides ;
- le **Chapitre 4** décrit la conception, la modélisation et la simulation du micro-réseau multi-source sous MATLAB/Simulink ;
- le **Chapitre 5** présente l'application de l'intelligence artificielle dans le contrôle et l'optimisation du micro-réseau, à travers le MPPT flou et les modèles de prévision

ANN, RNN, LSTM et PSO ;

- le **Chapitre 6** fournit la conclusion générale et propose des perspectives de recherche future.

Chapitre 2 - Revue de la littérature sur les systèmes électriques, les énergies renouvelables et les convertisseurs

2.1 Introduction

Ce chapitre constitue une revue de la littérature technique portant sur les composantes fondamentales d'un micro-réseau multi-source à base d'énergies renouvelables. Dans le cadre de notre projet, qui s'intéresse à l'application de l'intelligence artificielle à la gestion et au contrôle d'un micro-réseau intégrant des sources photovoltaïques et éoliennes, il est essentiel de bien comprendre les principes physiques, les évolutions technologiques, ainsi que les limites des systèmes conventionnels.

La revue s'organise en trois grands volets :

- D'abord, une présentation générale des systèmes électriques et de leur évolution vers des structures décentralisées telles que les micro-réseaux ;
- Ensuite, une description détaillée des technologies de production d'énergie renouvelable utilisées dans notre étude, à savoir le photovoltaïque et l'éolien, incluant leur fonctionnement, leurs performances, et leurs contraintes ;
- Enfin, une analyse des convertisseurs de puissance, qui sont des éléments essentiels pour assurer la liaison entre les sources d'énergie, et les charges.

L'objectif de ce chapitre est de poser les bases de connaissances techniques, en s'appuyant sur des publications scientifiques récentes, afin de mettre en évidence les défis de gestion et de contrôle propres à ces systèmes.

2.2 Aperçu général des systèmes électriques

Un système électrique peut être défini comme l'ensemble structuré des éléments et infrastructures permettant la production, la transmission, la distribution et la gestion

de l'énergie électrique, depuis les sources de production jusqu'aux utilisateurs finaux. Traditionnellement, ces systèmes suivaient une architecture centralisée, dominée par de grandes unités de production (thermiques, hydroélectriques, nucléaires), interconnectées par des réseaux de transport à haute tension et des réseaux de distribution à moyenne et basse tension. [1]

2.3 Classification des réseaux électriques

2.3.1 Classification suivant le niveau de tension

Les réseaux électriques sont classés selon les valeurs de tension utilisées pour la production, le transport et la distribution de l'énergie. Selon Murty (2017), Gönen (2014) et Glover et al. (2017) [2–4], cette classification permet d'adapter la structure et les équipements du système électrique en fonction des contraintes de distance, de puissance et de sécurité.

Tableau 2-1 Classification typique des réseaux selon le niveau de tension

Catégorie de tension	Plage typique
Très basse tension (TBT)	$U \leq 50 \text{ V AC ou } 120 \text{ V DC}$
Basse tension (BT)	$50 \text{ V} < U \leq 1\,000 \text{ V AC}$
Moyenne tension (MT)	$1 \text{ kV} < U \leq 50 \text{ kV}$
Haute tension (HT)	$50 \text{ kV} < U \leq 230 \text{ kV}$
Très haute tension (THT)	$U > 230 \text{ kV}$

Les ouvrages de Murty (2017) et de Glover et al. (2017) précisent que cette répartition n'est pas strictement universelle : les seuils exacts peuvent varier selon les pays et les

opérateurs, mais la distinction entre basse, moyenne et haute tension reste commune à toutes les architectures de réseaux. Cette classification permet notamment de déterminer les contraintes d'isolation, de dimensionnement des transformateurs et de coordination de protection dans les systèmes électriques.

2.3.2 Classification suivant la topologie

La topologie d'un réseau décrit la manière dont les composants (postes sources, lignes, charges et dispositifs de protection) sont interconnectés pour assurer le transfert de puissance. Elle détermine les performances globales du système en matière de fiabilité, de continuité de service et de coût. Selon Sallam & Malik (2018), Gönen (2014) et Glover et al. (2017) [3–5], on distingue trois grandes topologies : radiale, bouclée et maillée.

- **Réseau radial** : C'est la configuration la plus simple et la plus répandue dans les réseaux de distribution moyenne et basse tension. L'alimentation se fait dans un seul sens, d'un poste source vers plusieurs départs sans interconnexion latérale. Les avantages principaux résident dans la facilité de conception et de protection, ainsi que dans le coût réduit. En revanche, sa redondance est limitée : une seule panne sur la ligne principale entraîne l'interruption de tous les consommateurs situés en aval [3]. Ce type de réseau est privilégié dans les zones rurales et résidentielles.
- **Réseau en boucle (ou annulaire)** : Il s'agit d'un réseau fermé formant une boucle reliant plusieurs tronçons ou postes sources. En cas de défaut sur une section, l'énergie peut être acheminée par la branche opposée, garantissant une *alimentation bidirectionnelle*. Cette configuration assure une meilleure fiabilité et une continuité de service accrue, au prix d'une complexité de protection plus élevée et d'un coût d'investissement supérieur [5]. Les réseaux urbains et les zones industrielles utilisent fréquemment cette topologie.

- **Réseau maillé :** Le réseau maillé se caractérise par de multiples interconnexions entre les nœuds du système. Il offre une redondance maximale et une répartition optimale des flux de puissance. Cette topologie est typique des réseaux de transport haute et très haute tension où la stabilité et la fiabilité sont critiques. Sa conception et sa gestion nécessitent cependant des systèmes de commande et de surveillance avancés, tels que le SCADA et la synchronisation par unités PMU [4]. Les réseaux maillés sont essentiels pour maintenir la stabilité dynamique et réduire les pertes lors des fluctuations de charge.

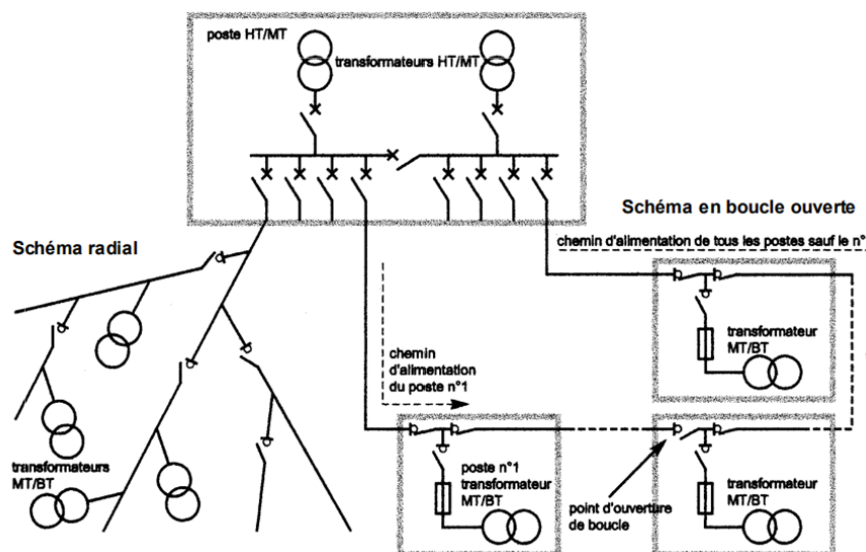


Figure 2.1 Topologie des réseaux électriques[4].

Le choix de la topologie dépend du niveau de tension, du type de réseau (transport ou distribution) et du degré de fiabilité exigé. Les réseaux de distribution BT/MT utilisent majoritairement des structures radiales ou bouclées, tandis que les réseaux de transport HT/THT sont presque toujours maillés pour garantir la stabilité du système électrique.

2.3.3 Classification suivant la fonction

Les réseaux électriques peuvent aussi être classés selon leur fonction dans la chaîne énergétique, depuis la production jusqu'à la consommation. D'après Murty (2017) et Glover et al. (2017) [2,4], un système électrique complet comprend cinq sous-ensembles principaux : la production, le transport, la répartition (ou sous-transport), la distribution et l'utilisation.

- **Réseau de production** : Ce réseau regroupe les centrales électriques (hydrauliques, thermiques, solaires, éoliennes, etc.) assurant la conversion d'énergie primaire en énergie électrique. Les tensions générées sont généralement comprises entre 11 kV et 25 kV, avant d'être élevées pour le transport [2].
- **Réseau de transport** : Il assure l'acheminement de l'énergie sur de longues distances entre les zones de production et les grands centres de consommation. Ce réseau fonctionne à haute et très haute tension (110–765 kV) pour réduire les pertes et garantir la stabilité du système [4].
- **Réseau de répartition (ou sous-transport)** : Il relie le réseau de transport aux réseaux de distribution. Fonctionnant à des tensions intermédiaires (63–110 kV), il permet de répartir l'énergie entre les postes sources régionaux et les grands centres de charge [2].
- **Réseau de distribution** : Il assure la livraison d'énergie aux consommateurs finaux, en moyenne et basse tension. La moyenne tension (1 kV–50 kV) alimente les postes de distribution publics, tandis que la basse tension (230/400 V) dessert directement les usagers résidentiels et tertiaires [4].
- **Réseau d'utilisation** : Il comprend les installations intérieures des bâtiments résidentiels, commerciaux ou industriels situées en aval du compteur, fonctionnant

à basse tension (120/240 V AC). Ce niveau final représente la zone d'exploitation où l'énergie est effectivement consommée.

2.4 Énergies renouvelables

2.4.1 Classification et types principaux d'énergies renouvelables

2.4.1.1 Énergie solaire

L'énergie solaire est l'énergie produite par le soleil par une réaction de fusion nucléaire dans laquelle deux atomes d'hydrogène se combinent pour former un noyau d'hélium et libérer de l'énergie. Beaucoup de ces réactions se produisent au soleil et l'énergie libérée est transmise sous forme de rayonnement électromagnétique (y compris le visible, l'infrarouge et l'ultraviolet). [6]

L'énergie solaire constitue la source d'énergie la plus abondante sur la planète et représente le fondement de nombreuses autres formes d'énergie renouvelable. [7] En effet, elle est considérée comme une source indirecte de la plupart des énergies disponibles sur terre, à l'exception de l'énergie géothermique et nucléaire. Le rayonnement solaire est à l'origine de processus naturels ayant contribué à la formation des combustibles fossiles à travers la photosynthèse et le stockage de la biomasse au cours des ères géologiques [8]. De plus, les phénomènes climatiques et météorologiques issus de l'interaction du rayonnement solaire avec l'atmosphère influencent de manière significative d'autres sources d'énergie comme le vent, les vagues, la biomasse et l'hydroélectricité. [9] Par ailleurs, l'énergie solaire est exploitée directement pour la production de chaleur à travers les systèmes solaires thermiques et pour la génération d'électricité via les technologies photovoltaïques et solaires à concentration [8].

2.4.1.2 Énergie éolienne

On parlait autrefois de moulins à vent avec des pales en forme de voile qui utilisaient l'énergie mécanique pour alimenter des pompes et d'autres appareils. Aujourd'hui, on ne parle plus on ne parle plus de moulins à vent, mais d'éoliennes. Sous l'effet du vent, ils génèrent de l'énergie mécanique ou électrique et servent à produire de l'électricité qui est fournie aux installations électriques domestiques (consommation directe) ou au réseau de distribution (consommation indirecte) [10].

2.4.1.3 Énergies hydrauliques

L'énergie hydraulique est produite à partir de la force de l'eau en mouvement, telle que celle des chutes d'eau ou des rivières. Cette énergie est transformée en électricité grâce à des turbines hydrauliques qui convertissent l'énergie mécanique de l'eau en énergie électrique. L'énergie hydraulique est une source d'énergie renouvelable et propre qui peut contribuer à la réduction des émissions de gaz à effet de serre. Les centrales hydroélectriques peuvent fournir de l'électricité de manière régulière et stable, car la production d'énergie est régulée par la quantité d'eau qui alimente les turbines. [11]

2.4.1.4 Énergie biomasse

L'énergie biomasse est produite à partir de la matière organique d'origine végétale ou animale, telle que les déchets agricoles, les résidus forestiers, les cultures énergétiques et les déchets alimentaires. Cette matière organique est transformée en énergie par combustion, fermentation ou gazéification. L'énergie biomasse est considérée comme une source d'énergie renouvelable, car elle peut être régénérée en continu. De plus, elle peut réduire la dépendance aux combustibles fossiles et aider à réduire les émissions de gaz à effet de serre. [12]

2.4.1.5 Géothermie

La géothermie est une forme d'énergie renouvelable qui exploite la chaleur naturelle du sous-sol terrestre pour produire soit de la chaleur, soit de l'électricité. Selon la température, de la ressource géothermique, deux approches principales sont utilisées :

- **Ressources de faible température** ($< 90^{\circ}\text{C}$) : la chaleur est extraite à l'aide de pompes à chaleur géothermiques (systèmes à boucle fermée ou ouverte) destinées au chauffage résidentiel et aux réseaux urbains;
- **Ressources de haute température** ($> 150^{\circ}\text{C}$) : la chaleur est convertie en électricité au moyen de centrales géothermiques à turbines à vapeur (cycles flash, binaire ou à vapeur sèche) [13, 14].

L'un des principaux avantages de la géothermie réside dans sa stabilité : contrairement au solaire ou à l'éolien, elle n'est pas dépendante des conditions météorologiques et assure une production continue tout au long de l'année [13] [15]. Cette constance découle des mécanismes internes de la Terre, notamment la désintégration radioactive naturelle d'éléments comme l'uranium et le thorium dans la croûte, ainsi que du gradient géothermique, qui augmente d'environ $25\text{--}30^{\circ}\text{C}$ par kilomètre de profondeur [13].

Les ressources géothermiques sont classées en fonction de leur température:

- **Très basse énergie** ($< 30^{\circ}\text{C}$) : utilisée avec des *pompes à chaleur* pour le chauffage domestique ;
- **Basse énergie** ($30\text{--}90^{\circ}\text{C}$) : adaptée au *chauffage direct* et à certains procédés industriels ;
- **Moyenne énergie** ($90\text{--}150^{\circ}\text{C}$) : permet une production combinée de chaleur et d'électricité ;

- **Haute énergie** ($> 150^{\circ}\text{C}$) : exploitée pour la production électrique à grande échelle dans des centrales géothermiques [14] [15].

Ainsi, plus la température du réservoir est élevée, plus le champ d'applications est large: du simple chauffage résidentiel aux centrales électriques industrielles, en passant par les réseaux de chaleur urbains et les systèmes hybrides combinant chaleur et électricité [13] [14].

2.4.2 Avantages des énergies renouvelables

- **Réduction des émissions de gaz à effet de serre:**

La transition vers les énergies renouvelables s'impose aujourd'hui comme une stratégie incontournable pour atténuer l'impact climatique de la production électrique. En effet, les sources d'énergie comme le solaire, l'éolien et l'hydroélectricité permettent de générer de l'électricité sans émissions directes de dioxyde de carbone, contrairement aux centrales thermiques fonctionnant au charbon ou au gaz naturel. Cette caractéristique confère aux renouvelables un avantage environnemental décisif, surtout dans un contexte mondial où la réduction des émissions constitue un impératif pour stabiliser les perturbations climatiques. Des analyses récentes montrent que l'intégration massive de ces technologies dans les systèmes énergétiques nationaux permet non seulement de faire chuter l'intensité carbone des réseaux électriques, mais aussi de réduire significativement les émissions globales de gaz à effet de serre [16].

L'énergie solaire photovoltaïque et l'énergie éolienne sont particulièrement efficaces dans cette optique, car elles ne nécessitent aucun processus de combustion. De plus, les technologies hydrauliques, bien qu'infrastructuellement lourdes,

offrent une solution stable, durable et bas-carbone, surtout lorsqu'elles sont associées à des dispositifs de stockage ou d'autoconsommation. Les systèmes hybrides renouvelables, combinant par exemple solaire + hydro, maximisent cette performance environnementale sur le long terme. [17] insistent notamment sur le potentiel de l'hydroélectricité à jouer un rôle régulateur dans les réseaux électriques tout en maintenant un profil d'émissions quasi nul.

Dans le cas des pays en développement, comme l'Égypte, l'adoption accélérée des renouvelables a déjà permis d'observer des bénéfices mesurables sur la qualité de l'air et la réduction des gaz polluants. Le déploiement de projets comme le parc solaire de Benban montre que ces sources peuvent soutenir la croissance énergétique tout en limitant l'empreinte carbone du secteur électrique [18]. Ainsi, au-delà de leur rôle énergétique, les renouvelables participent activement à la construction d'un modèle énergétique plus résilient, sobre en carbone, et conforme aux exigences climatiques actuelles.

. Diversification et sécurité énergétique :

La diversification des sources d'énergie est désormais un levier stratégique essentiel pour renforcer la sécurité énergétique nationale. Face à la volatilité des marchés des hydrocarbures, aux crises géopolitiques et aux ruptures d'approvisionnement, les énergies renouvelables apportent une réponse structurelle grâce à leur caractère local, modulable et moins dépendant des flux internationaux. En intégrant le solaire, l'éolien, l'hydroélectricité ou la biomasse dans le mix énergétique, les pays réduisent leur dépendance aux importations de combustibles fossiles, tout en stabilisant l'accès à l'électricité.

L'étude de Fan *et al.* (2024) montre que, dans les pays de l'OCDE, une

diversification du mix énergétique vers les renouvelables réduit les risques de sécurité énergétique et diminue la vulnérabilité à des chocs externes (importations, prix) [19]. De plus, Zakari *et al.* (2024) soulignent que la transition verte améliore la sécurité énergétique, en limitant la dépendance aux combustibles fossiles et en stabilisant les approvisionnements [20].

Dans le domaine des micro-réseaux hybrides, Abbass *et al.* (2025) ont réalisé une optimisation économico-technique sur 30 ans d'un micro-réseau solaire-éolien-diesel, démontrant qu'une telle configuration augmente la fiabilité opérationnelle et réduit la probabilité de coupures, notamment grâce au stockage intégré [21]. De façon similaire, Yadav *et al.* (2024) montrent que l'intégration combinée de sources renouvelables (solaire + éolien + stockage) dans des micro-réseaux isolés est rentable et améliore la stabilité électrique [22].

En parallèle, les systèmes hybrides renouvelables (solaire + hydro, solaire + biomasse, etc.) maximisent les bénéfices environnementaux en réduisant les émissions et en assurant la continuité d'approvisionnement même lorsque certaines sources sont intermittentes. Dans les zones rurales ou isolées, l'article [23] démontre que les hybrides (solaire + biomasse + stockage) réduisent fortement la dépendance au réseau classique tout en abaissant les émissions de gaz à effet de serre.

Ainsi, en combinant une diversification technologique avec des stratégies de stockage et de contrôle optimisé, les États peuvent bâtir des systèmes énergétiques plus résilients, autonomes et durables, moins exposés aux fluctuations externes, tout en respectant leurs engagements climatiques.

• Avantages économiques et création d'emplois :

Au-delà de leurs bienfaits environnementaux, les énergies renouvelables sont également de puissants moteurs économiques. Leur développement rapide à l'échelle mondiale stimule de nouveaux secteurs industriels, tout en générant des opportunités d'emploi durables, qualifiés et géographiquement diversifiés. L'ensemble de la chaîne de valeur – de la recherche aux opérations de maintenance – mobilise des compétences techniques, logistiques, commerciales et numériques. Selon Fabra *et al.* (2024), les investissements dans les énergies renouvelables contribuent à la création d'emplois locaux dans les phases de construction, d'exploitation et de maintenance, favorisant le développement économique des territoires [24]. De même, Ma *et al.* (2025) soulignent que l'expansion des renouvelables s'accompagne de la croissance d'emplois verts et de nouveaux modèles d'affaires à forte intensité de main-d'œuvre, en lien avec les systèmes énergétiques intelligents et la mobilité électrique [25].

Un autre avantage réside dans la réduction structurelle des coûts de production d'électricité à long terme. Alors que les énergies fossiles demeurent soumises à une forte volatilité des prix sur les marchés internationaux, les énergies renouvelables – notamment solaire et éolienne – présentent des coûts marginaux quasi nuls après installation. L'étude d'Osman *et al.* (2023) montre que la baisse continue des coûts des technologies renouvelables, en particulier du photovoltaïque et de l'éolien, permet une compétitivité accrue et une meilleure résilience économique face aux fluctuations du marché [26]. Par ailleurs, Samatar *et al.* (2025) démontrent que les systèmes photovoltaïques hybrides avec stockage affichent un excellent rendement économique pour les infrastructures critiques, avec des réductions de coûts énergétiques pouvant atteindre 30 % [27].

Ainsi, la transition vers les énergies renouvelables se distingue non seulement par son intérêt écologique, mais aussi par sa capacité à structurer une économie verte, résiliente et inclusive, compatible avec les objectifs de développement durable et la stabilité socio-économique des territoires.

2.4.3 Limites et défis des sources renouvelables

- **Variabilité et intermittence** : Les sources d'énergie renouvelable comme le solaire et l'éolien sont dépendantes des conditions naturelles, ce qui les rend imprévisibles. Cette intermittence perturbe l'équilibre production-demande, en particulier lorsque la pénétration des renouvelables est élevée [28, 29].
- **Besoin de systèmes de stockage d'énergie** : Pour pallier cette variabilité, il est nécessaire d'intégrer des technologies de stockage (batteries, pompage, hydrogène, etc.). Toutefois, ces systèmes demeurent assortis de limites : coût élevé, capacité restreinte, dégradation au fil des cycles, contraintes de sécurité et recyclabilité [29–31].
- **Intégration technique dans les réseaux électriques classiques** : Les réseaux existants sont conçus pour des flux unidirectionnels. L'injection massive d'énergie distribuée requiert l'adoption de réseaux intelligents (smart grids), de systèmes de contrôle dynamique de la tension et fréquence, ainsi qu'une refonte de la planification du système [28, 29].
- **Dépendance aux conditions géographiques et climatiques** : Le potentiel des technologies renouvelables varie fortement selon la localisation. Par exemple, l'ensoleillement, les profils de vent ou la topographie influencent directement la faisabilité économique et technique d'un projet [29].
- **Coûts d'investissement initiaux élevés** : Les infrastructures (panneaux

photovoltaïques, éoliennes, convertisseurs, systèmes de stockage) exigent des investissements lourds. Le temps de retour peut être long sans incitations ou soutien public [29, 30].

- **Maintenance et durée de vie :** Les équipements requièrent un entretien continu (nettoyage, surveillance, inspection), et leur durée de vie (souvent 15–30 ans) est parfois inférieure à celle des centrales conventionnelles, ce qui engendre des coûts opérationnels non négligeables [29].
- **Enjeux environnementaux spécifiques :** Même si les renouvelables produisent peu d'émissions en fonctionnement, leurs cycles de vie (extraction des matériaux, fabrication, fin de vie) peuvent générer des impacts (terres rares, déchets, recyclage). Comparer les impacts environnementaux des systèmes de stockage est crucial pour une évaluation complète [29, 32].

2.5 Technologies photovoltaïques

2.5.1 Principe de fonctionnement des cellules photovoltaïques

Le fonctionnement des cellules photovoltaïques repose sur l'effet photovoltaïque, un phénomène quantique observé dans les matériaux semi-conducteurs. Lorsqu'un photon incident, généralement issu du rayonnement solaire, pénètre dans un matériau comme le silicium, il peut transférer son énergie à un électron lié. Ce transfert d'énergie provoque l'excitation de l'électron, qui passe de la bande de valence à la bande de conduction, générant ainsi une paire électron-trou [33].

Afin d'exploiter cette génération de charges, la cellule est conçue sous la forme d'une jonction PN, c'est-à-dire une interface entre un semi-conducteur de type P (excédent de trous) et un semi-conducteur de type N (excédent d'électrons). Cette jonction crée un

champ électrique interne qui sépare les paires électron-trou dès leur création : les électrons sont attirés vers la région N et les trous vers la région P, évitant leur recombinaison [33].

Une fois séparés, les électrons libres circulent à travers un circuit externe, produisant un courant électrique continu. Ce courant est collecté par des grilles métalliques fines situées sur la face supérieure des cellules, puis combiné aux courants des cellules adjacentes pour former le courant de l'ensemble du module [34]. Ce mécanisme se répète cellule après cellule dans un panneau, permettant de fournir une tension et une puissance exploitables pour des applications domestiques, industrielles ou en réseau.

Aujourd'hui, plus de 90 % des panneaux photovoltaïques produits dans le monde reposent sur le silicium cristallin, sous forme monocristalline ou polycristalline, en raison de son abondance, de sa stabilité et de ses bonnes performances de conversion. Toutefois, d'autres matériaux innovants comme les pérovskites, les cellules à hétérojonction ou les dispositifs à nanostructures continuent de faire l'objet de recherches intensives pour améliorer le rendement et la flexibilité des modules [35].

2.5.2 Classification des générations de technologies photovoltaïques

2.5.2.1 Première génération – Silicium cristallin (mono et polycristallin)

La première génération de cellules photovoltaïques repose sur la technologie du silicium cristallin, représentant encore aujourd'hui plus de 80 % du marché mondial des modules solaires. Cette technologie mature se décline en deux variantes principales :

- **Monocristallin** : fabriqué à partir d'un cristal unique de silicium, se distingue par ses hautes performances (jusqu'à 24 % de rendement) et sa longévité. Elle est cependant associée à un coût de production élevé, en partie à cause de la complexité du procédé [36].

- **Polycristallin** : issu de plusieurs cristaux agglomérés, affiche des rendements moindres (17–19 %), mais offre un coût réduit et un meilleur bilan énergétique de fabrication [36].

2.5.2.2 Deuxième génération – Couches minces (CdTe, CIGS, CIS)

Les cellules photovoltaïques dites à couche mince reposent sur l'utilisation de semi-conducteurs déposés en films de quelques microns sur divers substrats (verre, polymères, métal). Elles permettent une réduction significative de la matière première utilisée et s'intègrent facilement dans des supports souples ou architecturaux [37].

- **Tellurure de cadmium (CdTe)** : Le tellurure de cadmium (CdTe) constitue aujourd'hui l'une des technologies les plus matures dans la famille des cellules photovoltaïques à couches minces. Grâce à des procédés de fabrication optimisés et à un coût de production compétitif, les modules commerciaux atteignent des rendements compris entre 16 % et 18 %, tandis que les cellules de laboratoire dépassent 22 %. Cette technologie est largement déployée dans les grandes centrales solaires, notamment aux États-Unis [38]
- **Cellules CIGS (Cuivre–Indium–Gallium–Sélénium)** : Les cellules à couches minces de type CIGS (Cuivre–Indium–Gallium–Sélénium) représentent une technologie en forte progression grâce à l'optimisation des procédés de fabrication, du contrôle des défauts et de la composition élémentaire. Les travaux récents ont permis d'atteindre des rendements supérieurs à 20 % en laboratoire, confirmant leur potentiel élevé pour les applications photovoltaïques de haute performance. Ces cellules offrent également une bonne stabilité et une capacité d'intégration sur différents substrats, ce qui renforce leur attractivité dans le développement de modules à couches minces compétitifs [39].

2.5.2.3 Troisième génération – Technologies émergentes : Pérovskites, Tandem, OPV

Pérovskites Les cellules à pérovskite reposent généralement sur une structure cristalline hybride organique-inorganique de type ABX_3 . Cette technologie a connu une croissance spectaculaire, avec des rendements atteignant dans les meilleurs cas l'ordre de 25 % en laboratoire, se rapprochant de ceux des cellules au silicium. Elle est prometteuse en raison d'un coût de fabrication potentiellement faible, grâce à des procédés à solution et à basse température [35].

Cellules Tandem (multijonctions) Les cellules tandem superposent plusieurs couches de matériaux absorbants, permettant de capter plusieurs longueurs d'onde du spectre solaire. Elles peuvent atteindre des rendements supérieurs à 30–40 % [40].

Photovoltaïques organiques (OPV) Les cellules photovoltaïques organiques reposent sur des polymères semi-conducteurs comme les fullerènes ou dérivés P3HT, avec un rendement d'environ 15 %. Flexibles et peu coûteuses, elles souffrent cependant d'une dégradation rapide sous lumière [41].

Quantum Dots Les points quantiques sont des nanostructures capables d'absorber la lumière de manière sélective selon leur taille. En ajustant cette taille, il est possible de contrôler les longueurs d'onde absorbées, ce qui permet de concevoir des cellules photovoltaïques à large spectre capables de capter une plus grande partie de l'énergie solaire. [42].

2.6 Technologies éoliennes

2.6.1 Évolution historique et étapes clés

L'évolution de l'énergie éolienne s'étend sur plusieurs siècles, depuis les premiers moulins à vent de l'Antiquité jusqu'aux turbines modernes. Selon Hills [43, chap. 1], cette progression résulte d'un long processus d'adaptation technologique, marqué par le passage des usages mécaniques aux applications électriques et industrielles contemporaines.

- **Origines : moulins à vent (Perse, Europe) :** Les premières traces d'utilisation du vent à des fins mécaniques remontent au VII^e siècle en Perse, où des moulins verticaux en bois et en toile servaient au pompage de l'eau et au broyage des grains. L'idée s'est ensuite diffusée en Europe, notamment dès le XII^e siècle, avec l'apparition de moulins à vent à axe horizontal aux Pays-Bas et en Angleterre. Ces dispositifs ont joué un rôle essentiel dans les activités agricoles et artisanales, en particulier pour le drainage hydraulique et la transformation des céréales [43, chap. 2].
- **Transition vers l'électricité (fin XIX^e – début XX^e siècle) :** L'application du vent à la production d'électricité débute à la fin du XIX^e siècle. En 1887, l'ingénieur danois Peder la Cour met au point une éolienne expérimentale destinée à la production d'énergie électrique, tandis qu'aux États-Unis, Charles F. Brush conçoit une machine domestique d'environ 12 kW. Ces premières éoliennes électriques marquent une étape décisive, bien que leur rendement et leur fiabilité demeurent limités à cause des matériaux et des technologies de régulation disponibles à l'époque [43, chap. 5].
- **XX^e siècle : perfectionnement et essor industriel :** Au cours du XX^e siècle, les progrès dans les domaines de l'aérodynamique, des matériaux

et des transmissions mécaniques permettent une amélioration progressive des performances. Néanmoins, la domination des énergies fossiles freine le développement de l'éolien jusqu'aux années 1970. Les chocs pétroliers ravivent alors l'intérêt pour les sources renouvelables, entraînant le lancement de programmes de recherche et la mise au point de turbines plus performantes, notamment au Danemark et aux États-Unis [43, chap. 7–8].

- **Période contemporaine : industrialisation et innovations** : L'essor de l'éolien au début du XXI^e siècle s'inscrit dans la continuité des évolutions décrites par Hills, qui soulignait déjà les défis liés à l'augmentation de la taille des machines et à leur intégration dans les réseaux électriques. Aujourd'hui, le secteur est marqué par la généralisation des parcs éoliens terrestres et marins, l'apparition de turbines géantes de plusieurs mégawatts, l'utilisation de matériaux composites et l'introduction de systèmes de commande intelligents, illustrant la maturité technologique atteinte par cette filière [43, épilogue].

2.6.2 Principe de conversion de l'énergie éolienne

L'énergie éolienne trouve son origine dans les mouvements atmosphériques engendrés par les différences thermiques entre l'équateur et les pôles, ainsi que par la rotation terrestre qui induit des forces de Coriolis. Ces phénomènes produisent des masses d'air en mouvement dont l'énergie cinétique peut être exploitée mécaniquement à travers des éoliennes [44].

La conversion de cette énergie repose sur le principe aérodynamique des pales : celles-ci sont conçues selon un profil qui maximise la portance et minimise la traînée. Cette configuration permet de capturer une partie significative de l'énergie du vent. En effet, selon la loi de Betz, une éolienne ne peut théoriquement convertir que 59,3 % de

l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique — un plafond physique imposé par la nécessité de maintenir un flux d'air continu en aval du rotor [45, 46].

Le rotor, généralement constitué de trois pales, est relié à un multiplicateur de vitesse qui transmet la rotation à une génératrice électrique, située dans la nacelle au sommet du mât. Cette génératrice transforme le mouvement de rotation en électricité. Des systèmes de contrôle sophistiqués pilotent la régulation du pas des pales ainsi que l'orientation de la nacelle face au vent, afin d'optimiser la production énergétique en fonction des conditions météorologiques [47].

Les performances réelles sont souvent affectées par plusieurs facteurs : turbulences, pannes mécaniques, variabilité du vent ou encore givre sur les pales. Des recherches récentes montrent que des conditions climatiques extrêmes, telles que le givrage, peuvent réduire significativement le rendement des éoliennes [48–50].

2.6.3 Classification des éoliennes

La classification des éoliennes se base principalement sur l'orientation de leur axe de rotation (horizontal ou vertical) ainsi que sur leur localisation géographique (onshore ou offshore). Chaque configuration présente des caractéristiques mécaniques, des avantages d'exploitation et des contraintes propres [51].

2.6.3.1 Éoliennes à axe horizontal (HAWT)

Les éoliennes à axe horizontal (HAWT – Horizontal Axis Wind Turbines) sont les plus répandues dans le monde, représentant plus de 90 % du marché mondial [52]. Leur rotor tourne autour d'un axe parallèle au sol, généralement orienté face au vent grâce à un système de nacelle motorisée. Ces éoliennes sont équipées de pales profilées aérodynamiquement, inspirées des ailes d'avion, qui maximisent la portance et

le rendement énergétique.

Les HAWT sont particulièrement adaptées aux grandes puissances, tant en milieu terrestre qu'en mer, et permettent un meilleur contrôle de la vitesse de rotation et de la production électrique via des systèmes avancés de régulation du pas ou de vitesse variable [51]. Leur efficacité est optimisée lorsqu'elles sont placées à des hauteurs où le vent est plus stable et plus fort. Toutefois, elles nécessitent une infrastructure plus lourde (mât, fondations) et un espace libre autour d'elles pour éviter les effets de sillage.

2.6.3.2 Éoliennes à axe vertical (VAWT)

Les éoliennes à axe vertical (VAWT – Vertical Axis Wind Turbines) sont moins fréquentes mais présentent des avantages dans certains contextes spécifiques, comme les environnements urbains ou les sites à turbulence élevée [53]. Leur axe de rotation est perpendiculaire au sol, ce qui leur permet de capter le vent quel que soit son angle d'incidence — elles n'ont donc pas besoin de système d'orientation.

Les VAWT sont généralement plus compactes, plus silencieuses et faciles à installer à basse altitude, ce qui les rend adaptées à des applications décentralisées, telles que l'autoconsommation ou le mobilier urbain intelligent. Cependant, elles présentent des rendements globalement inférieurs à ceux des HAWT, principalement à cause des pertes aérodynamiques et des phases de rotation défavorables de certaines pales [51].

2.6.3.3 Éoliennes onshore vs offshore

- **Éoliennes onshore** : installées sur la terre ferme, dans des zones ouvertes ou en plaine. Elles sont moins coûteuses à construire et à entretenir, bénéficient d'un accès plus facile pour les opérations de maintenance, et sont bien adaptées aux réseaux locaux ou aux microréseaux hybrides. Néanmoins, elles sont plus exposées aux

fluctuations du vent, aux interférences topographiques, et leur installation soulève parfois des problèmes de nuisance sonore ou visuelle [54].

- **Éoliennes offshore** : implantées en mer, où les vents sont plus constants, plus puissants et moins perturbés. Elles permettent l'installation de turbines de très grande taille (jusqu'à 15 MW par unité) et offrent des facteurs de capacité supérieurs aux systèmes terrestres. En contrepartie, leur coût d'ancrage, de maintenance (accès en bateau ou en drone), et la complexité des raccordements au réseau sont nettement plus élevés. De plus, les impacts sur l'écosystème marin nécessitent des études d'impact environnemental rigoureuses [54].

2.7 Convertisseurs et interfaces : topologie et rôle

2.7.1 Topologie des convertisseurs de puissance

Les convertisseurs de puissance assurent la transformation, l'adaptation et la régulation de l'énergie électrique entre différentes sources et charges. Dans les systèmes modernes notamment ceux intégrant des énergies renouvelables; ils permettent de convertir la nature du courant (continu ou alternatif), d'ajuster les niveaux de tension, et de garantir une alimentation conforme aux exigences du réseau ou de la charge [55,56].

La classification suivante présente les principales familles de convertisseurs de puissance, selon la nature des signaux en entrée et en sortie :

Tableau 2-2 Classification des convertisseurs selon la nature des signaux

Type de convertisseur	Nature de la conversion
DC/DC	Ces convertisseurs réalisent une transformation d'une tension continue en une autre tension continue, soit plus élevée (Boost), soit plus basse (Buck).
DC/AC	Ils transforment une tension continue en une tension alternative de fréquence et d'amplitude contrôlées.
AC/DC	Ces dispositifs assurent la conversion d'une tension alternative en tension continue, généralement à l'aide de redresseurs à diodes ou à thyristors.
AC/AC	Ils convertissent une tension alternative en une autre tension alternative de même ou différente fréquence et/ou amplitude.

Chaque topologie répond à un besoin spécifique d'interfaçage, de contrôle ou d'optimisation énergétique. Les sous-sections suivantes détaillent les principales familles de convertisseurs.

2.7.1.1 Convertisseurs DC/DC

Ces convertisseurs permettent d'adapter le niveau de tension continue afin de le rendre compatible avec la charge ou avec un bus continu intermédiaire. Ils sont largement utilisés dans les systèmes photovoltaïques, les alimentations à découpage et les micro-réseaux hybrides.

Les principales topologies sont :

- **Buck** : abaisseur de tension,
- **Boost** : élévateur de tension,
- **Buck-Boost** : abaisseur/élévateur,
- **SEPIC, Ćuk** : topologies hybrides offrant une continuité de courant,
- **Convertisseurs isolés**: utilisant un transformateur pour fournir une isolation galvanique.

Selon Patin [55, chap. 1], le choix du convertisseur dépend du rapport de conversion souhaité, du rendement et du besoin éventuel d'isolation. Rashid [56, chap. 9] souligne leur importance dans les systèmes photovoltaïques, où un convertisseur Boost est souvent couplé à un algorithme MPPT afin de maximiser la puissance extraite des panneaux.

2.7.1.2 Convertisseurs DC/AC (Onduleurs)

Les onduleurs assurent la conversion du courant continu en courant alternatif. Ils sont utilisés dans les alimentations autonomes, les réseaux électriques intelligents, les systèmes de traction, ainsi que dans les installations photovoltaïques et éoliennes.

On distingue :

- Onduleurs monophasés ou triphasés,
- Onduleurs à modulation PWM sinusoïdale (SPWM) ou vectorielle (SVPWM),
- Onduleurs à fréquence fixe ou variable selon la commande.

Les onduleurs modernes assurent la synchronisation réseau, la régulation de la tension et de la fréquence, et le contrôle de la puissance réactive. Patin [55, chap. 2] présente en détail les différentes structures d'onduleurs (demi-pont, pont complet, pont triphasé) et leurs stratégies de modulation. Rashid [56, chap. 10] met en évidence l'intérêt des onduleurs dans l'injection d'énergie sur le réseau, notamment grâce aux commandes vectorielles et aux modulations multiniveaux qui améliorent la qualité de la tension.

2.7.1.3 Convertisseurs AC/DC (Redresseurs)

Les redresseurs assurent la conversion du courant alternatif en courant continu. Ils peuvent être :

- **Non commandés** : à base de diodes, pour des charges passives,
- **Commandés** : utilisant des thyristors, permettant un contrôle de la tension de sortie.

Ces dispositifs sont essentiels dans les alimentations de puissance, les systèmes de stockage et les entraînements électriques. Patin [55, chap. 3] insiste sur l'importance de la correction du facteur de puissance (PFC) dans les redresseurs modernes pour respecter les normes de compatibilité électromagnétique.

2.7.1.4 Convertisseurs AC/AC

Les convertisseurs AC/AC permettent une conversion directe entre deux tensions alternatives, tout en contrôlant simultanément la fréquence et l'amplitude, sans passer par une étape continue intermédiaire. Ils trouvent leur application dans les systèmes industriels, les entraînements à vitesse variable et les réseaux nécessitant une conversion bidirectionnelle de puissance.

Les principales structures sont :

- **Cycloconvertisseurs** : utilisés pour les applications à basse fréquence et forte puissance,
- **Matrices d'onduleurs (Matrix Converters)** : conversion directe bidirectionnelle, adaptée aux entraînements modernes.

Rashid [56, chap. 13] détaille leurs principes et applications, notamment dans les entraînements à vitesse variable et les systèmes industriels nécessitant un contrôle précis de la fréquence.

2.7.2 Critères de choix

Le choix d'une topologie de convertisseur dépend de plusieurs critères :

- du **rendement énergétique** (minimisation des pertes de commutation et de conduction),
- de la **fiabilité** (robustesse des composants et gestion thermique),
- du **coût global** (investissement initial et maintenance),
- de la **densité de puissance** (compacité, poids),
- de la **compatibilité réseau** (contrôle de la puissance réactive, respect des normes IEEE/IEC).

Ces critères, analysés par Patin [55, chap. 1] et Rashid [56, chap. 12], orientent le dimensionnement et l'architecture globale des systèmes d'énergie renouvelable.

2.8 Conclusion

Cette revue préliminaire permet de consolider les connaissances nécessaires à la compréhension du fonctionnement d'un micro-réseau multi-source. En abordant successivement l'évolution des systèmes électriques vers des architectures décentralisées, les principes des technologies renouvelables retenues, ainsi que le rôle déterminant des convertisseurs de puissance, ce chapitre établit le cadre technique de référence indispensable à l'analyse et à la modélisation du système étudié. Les éléments présentés constituent la base sur laquelle s'appuie l'application de méthodes d'intelligence artificielle pour le contrôle, la gestion énergétique et l'optimisation des performances du micro-réseau.

Chapitre 3 - Évolution et applications de l'Intelligence Artificielle dans les micro-réseaux

3.1 Introduction

L'intelligence artificielle (IA) regroupe un ensemble de techniques computationnelles permettant aux systèmes de reproduire certaines capacités cognitives humaines, telles que l'apprentissage, le raisonnement, la prise de décision et l'adaptation à des environnements dynamiques. Elle se définit comme la faculté d'un système à analyser des données, à en extraire des connaissances, puis à utiliser ces apprentissages pour accomplir des tâches complexes de manière autonome et évolutive [57].

L'IA moderne repose principalement sur plusieurs approches complémentaires :

- **Apprentissage automatique (Machine Learning – ML)** : ensemble d'algorithmes capables de tirer parti des données historiques pour effectuer des prédictions ou des classifications sans programmation explicite ;
- **Apprentissage profond (Deep Learning – DL)** : extension du ML basée sur des réseaux de neurones multicouches, particulièrement adaptés à l'analyse de données massives et à la modélisation de relations non linéaires ;
- **Approches hybrides** : combinaison des méthodes neuronales, symboliques et floues, destinées à renforcer la robustesse et la capacité d'adaptation des systèmes complexes.

Dans le domaine énergétique, l'IA occupe une place de plus en plus stratégique. Elle est utilisée pour la prévision de la production et de la demande, le diagnostic des pannes, l'optimisation du stockage et le pilotage intelligent des réseaux électriques [57]. Son apport est particulièrement significatif dans les micro-réseaux, où elle permet une gestion dynamique et distribuée des ressources, une meilleure intégration des énergies

renouvelables intermittentes et une amélioration de la stabilité et du rendement global [58].

Les micro-réseaux hybrides combinant des sources photovoltaïques et éoliennes constituent un terrain privilégié pour l'application de ces technologies. Grâce à l'IA, ils bénéficient d'un contrôle prédictif, d'une allocation optimale des flux de puissance, et d'une résilience accrue face aux variations de charge et de production.

Ce chapitre examine l'évolution des approches d'intelligence artificielle appliquées aux micro-réseaux multi-sources. Il présente les principales techniques employées, leurs domaines d'application dans la gestion énergétique et le contrôle intelligent, ainsi que la stratégie adoptée dans le cadre de ce projet.

3.2 Évolution de l'IA dans les micro-réseaux

3.2.1 Évolution de l'IA dans les micro-réseaux

3.2.1.1 Des débuts dans les réseaux électriques centralisés

L'application de l'intelligence artificielle dans le domaine énergétique débute dès les années 1980, avec l'utilisation de systèmes experts et de logiques floues pour l'aide à la décision dans les réseaux électriques centralisés [59]. Ces technologies étaient mobilisées pour la détection de défauts, l'optimisation du dispatching de puissance ou encore le pilotage des systèmes *SCADA* (*Supervisory Control and Data Acquisition*).

3.2.1.2 Transition vers les micro-réseaux intelligents

L'émergence des micro-réseaux entre 2000 et 2010 [60] a conduit à une redéfinition du rôle de l'IA. Contrairement aux réseaux centralisés, les microgrids, de nature décentralisée et multisource (photovoltaïque, éolien, batteries, etc.), intègrent des phénomènes dynamiques et intermittents nécessitant une approche de contrôle plus

flexible et intelligente. L'IA y est utilisée pour :

- l'équilibrage dynamique entre production et consommation ;
- la gestion locale des ressources énergétiques distribuées (DER) ;
- la coordination entre stockage, production et charges [58].

3.2.1.3 Spécificités des systèmes PV, éoliens et hybrides

Les sources renouvelables comme le photovoltaïque et l'éolien posent des défis uniques à la commande intelligente :

- variabilité due aux conditions météorologiques ;
- caractère non pilotable de la source primaire ;
- besoin d'une optimisation en temps réel pour éviter pertes ou surcharges.

L'IA est mobilisée pour :

- prédire la production intermittente (vent, soleil) ;
- répartir intelligemment la puissance entre les sources ;
- diagnostiquer les défauts dans les onduleurs, panneaux ou rotors ;
- planifier la maintenance prédictive [57, 58].

3.2.1.4 Applications de l'IA de nos jours

Prévision météorologique (ensoleillement, vent) Les modèles tels que LSTM, RNN, CNN et ARIMA sont employés pour anticiper les variations de rayonnement solaire ou de vitesse du vent, afin de prévoir la puissance générée dans les micro-réseaux hybrides [57].

Prédiction de la demande énergétique Des algorithmes comme GRU, SVM, Random Forest ou Bayesian Regression sont intégrés dans les systèmes de gestion énergétique (EMS) pour optimiser la charge et réduire les coûts [58].

Gestion et optimisation énergétique

- L'IA permet une allocation optimale des ressources entre stockage, charge et sources renouvelables ;
- Les méthodes populaires incluent le **Deep Reinforcement Learning (DRL)**, les **algorithmes évolutionnaires** et la **logique floue adaptative** ;
- Les objectifs incluent la réduction des pertes, l'autonomie énergétique et l'arbitrage économique [57, 58].

3.3 Techniques d'IA utilisées dans les micro-réseaux hybrides

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans les micro-réseaux hybrides repose sur un ensemble varié de techniques, allant des réseaux de neurones aux algorithmes évolutionnaires, en passant par la logique floue et les approches hybrides. Ces outils permettent de traiter des systèmes complexes, fortement non linéaires et soumis à des incertitudes, tout en optimisant la gestion énergétique et la stabilité du réseau. Selon Dubey [57], l'IA constitue aujourd'hui une composante essentielle des systèmes de production et de gestion d'énergie renouvelable, tandis que Khan [58] et Padmanaban [59] soulignent son rôle clé dans les stratégies de contrôle, de prévision et d'optimisation des micro-réseaux intelligents.

3.3.1 Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Bien que les réseaux de neurones artificiels (ANN) constituent la structure de base de l'apprentissage profond (deep learning), plusieurs auteurs, dont Dubey [57], distinguent les ANN "peu profonds" des architectures profondes telles que les RNN, LSTM ou CNN alors qu'ils appartiennent bien à la famille des méthodes neuronales du deep learning. Les réseaux de neurones artificiels (*Artificial Neural Networks*, ANN) sont des modèles

computationnels inspirés du cerveau humain, capables de représenter des relations non linéaires complexes entre les entrées (données météorologiques, charge, état de stockage) et les sorties (production, consommation, état de charge). Comme l'indique Dubey [57], les ANN sont largement utilisés pour la prévision de la production solaire ou éolienne, la prédiction de la demande énergétique, ainsi que pour la gestion optimale de l'énergie dans les systèmes hybrides PV/éolien/batterie.

3.3.1.1 Principe de fonctionnement

Un ANN est structuré en plusieurs couches (entrée, cachées, sortie) interconnectées. Chaque neurone applique une fonction d'activation non linéaire à une combinaison pondérée des signaux d'entrée, et l'apprentissage se fait par rétropropagation de l'erreur. Ces architectures apprennent à partir de données historiques pour générer des prédictions ou décisions optimales sans modèle physique explicite [57].

3.3.1.2 Applications principales

- **Prévision de la production renouvelable** : prédiction de la puissance solaire et éolienne à court terme à partir de données climatiques ;
- **Prévision de la demande** : anticipation des charges pour équilibrer production et consommation ;
- **Gestion énergétique** : assistance à la décision dans les *Energy Management Systems (EMS)* pour le stockage et la distribution [58].

Ces réseaux se distinguent par leur capacité d'adaptation et leur performance en présence d'incertitudes, mais nécessitent un volume de données suffisant et un entraînement coûteux en calcul.

3.3.2 Deep Learning : RNN, LSTM, CNN

Le *deep learning*, selon Padmanaban [59], offre des solutions puissantes pour les séries temporelles énergétiques. Les RNN et leurs variantes LSTM sont adaptés à la prévision de la demande ou de la production, tandis que les CNN extraient des motifs complexes dans les signaux temporels, améliorant la détection d'anomalies et la précision des prédictions. Ces modèles sont particulièrement utiles pour anticiper les variations de charge ou de génération dans un environnement incertain et dynamique.

3.3.3 Apprentissage supervisé : SVM, k-NN, Random Forest

Les méthodes d'apprentissage supervisé apprennent à partir de données étiquetées pour prédire ou classer de nouveaux états. Dans les micro-réseaux, elles sont utilisées pour la prévision de charge, la prédiction de production ou la détection de défauts [57].

- **SVM (Support Vector Machine)** : robuste pour les problèmes non linéaires de faible dimension ;
- **k-NN (k-Nearest Neighbors)** : simple à implémenter pour la prévision à court terme ;
- **Random Forest (RF)** : performant pour les prédictions multi-variables complexes.

Khan [58] note que ces techniques constituent des briques fondamentales des systèmes de gestion énergétique intelligents (*AI-based EMS*) dans les microgrids modernes.

3.3.4 Logique floue (Fuzzy Logic)

La logique floue est un outil de prise de décision qui gère l'incertitude grâce à des degrés d'appartenance. Elle est employée pour le contrôle de la tension, de la fréquence et pour le suivi du point de puissance maximale (MPPT) dans les systèmes PV [57]. Selon

Khan [58], cette approche est souvent intégrée dans des stratégies hybrides (fuzzy-neural) pour combiner adaptabilité et précision.

3.3.5 Algorithmes évolutionnaires : GA, PSO, DE

Les algorithmes évolutionnaires optimisent la planification et la répartition énergétique dans des environnements complexes. Dubey [57] décrit leur usage dans le dimensionnement optimal, la gestion multi-objectifs et la commande adaptative :

- **GA (Genetic Algorithm)** : efficace pour la planification de ressources ;
- **PSO (Particle Swarm Optimization)** : rapide pour la répartition de puissance et le MPPT ;
- **DE (Differential Evolution)** : robuste pour l'optimisation sous incertitudes.

3.3.6 IA hybride : ANFIS et approches combinées

Les systèmes hybrides combinent plusieurs techniques (ANN, floue, évolutionnaire) pour pallier les limites individuelles. Par exemple, les modèles ANFIS associent l'apprentissage adaptatif des neurones à la capacité de raisonnement de la logique floue. Khan [58] et Padmanaban [59] montrent que ces approches hybrides améliorent la précision, la robustesse et la flexibilité du contrôle énergétique, notamment dans les micro-réseaux PV/éolien/batterie.

3.4 Proposition des technologies d'IA pour le projet

Dans le cadre de ce projet portant sur l'application de l'intelligence artificielle dans un micro-réseau multi-sources composé de systèmes photovoltaïques et éoliens, nous proposons une méthodologie reposant sur deux volets complémentaires : le suivi intelligent du point de puissance maximale (MPPT) et la prévision météorologique et énergétique assistée par intelligence artificielle.

3.4.1 Volet 1 : Suivi du point de puissance maximale (MPPT) par logique floue associée à P&O

Le premier volet consiste à concevoir un contrôleur intelligent combinant la logique floue et l'algorithme P&O (Perturb and Observe) afin d'assurer le suivi du point de puissance maximale pour les générateurs photovoltaïques et éoliens.

L'algorithme P&O est simple et efficace, mais il présente certaines limites telles que des oscillations autour du point optimal et une lenteur de convergence lors de variations rapides des conditions météorologiques. L'association avec la logique floue permet d'introduire une prise de décision adaptative basée sur des règles linguistiques, ce qui améliore la stabilité et la rapidité du suivi.

Cette approche hybride, appelée Fuzzy-P&O, présente plusieurs avantages :

- réduction significative des oscillations autour du point de puissance maximale ;
- adaptation rapide aux variations d'irradiance et de vitesse du vent ;
- amélioration du rendement global de conversion énergétique ;
- robustesse accrue face aux incertitudes et aux perturbations.

Ce contrôleur sera implémenté sous MATLAB/Simulink, afin d'optimiser la puissance extraite de chaque source avant leur intégration dans le bus commun du micro-réseau.

3.4.2 Volet 2 : Prévision météorologique et énergétique par intelligence artificielle

Le second volet du projet vise à développer un module de prévision intelligente permettant d'anticiper les variables influençant le comportement du micro-réseau, notamment :

- les grandeurs météorologiques (irradiance solaire, température, vitesse du vent) ;
- la demande ou la consommation électrique.

Pour cela, quatre algorithmes d'intelligence artificielle seront utilisés et comparés :

1. **ANN (Artificial Neural Network)** : capable de modéliser des relations non linéaires complexes entre les variables d'entrée et de sortie ;
2. **RNN (Recurrent Neural Network)** : exploite la dépendance temporelle entre les données séquentielles ;
3. **LSTM (Long Short-Term Memory)** : améliore la mémoire à long terme et surmonte les problèmes de gradient dans les séries temporelles longues ;
4. **PSO (Particle Swarm Optimization)** : utilisé comme outil d'optimisation pour ajuster les paramètres des modèles neuronaux et améliorer leur précision prédictive.

Ces algorithmes seront appliqués sur des jeux de données historiques météorologiques et énergétiques afin de :

- prédire les conditions climatiques futures ;
- anticiper la production d'énergie des sources renouvelables ;
- estimer la consommation à court et moyen terme.

Les résultats obtenus permettront d'évaluer les performances de chaque méthode à travers des indicateurs tels que la RMSE (Root Mean Square Error), le MAE (Mean Absolute Error) et le R^2 . L'objectif est d'identifier le modèle le plus performant pour une intégration dans le système de gestion énergétique (*Energy Management System*) du micro-réseau, afin d'optimiser la planification des ressources et la stabilité globale du système.

3.4.3 Synthèse de la stratégie proposée

La stratégie adoptée combine donc :

- une optimisation locale des sources par un contrôle intelligent Fuzzy-P&O garantissant l'extraction maximale d'énergie ;

- une optimisation globale via la prévision des grandeurs climatiques et énergétiques, permettant une gestion proactive du micro-réseau.

Cette approche intégrée permet de concilier la performance instantanée du suivi MPPT avec la gestion anticipative des ressources, améliorant ainsi l'efficacité, la fiabilité et la durabilité du système hybride.

3.5 Conclusion

Le développement de l'intelligence artificielle a profondément transformé la manière dont les micro-réseaux hybrides photovoltaïque-éolien sont conçus, contrôlés et optimisés. Ce chapitre a montré que l'IA occupe aujourd'hui une place centrale dans la gestion intelligente de la production et des charges, grâce à sa capacité à traiter des systèmes fortement variables, non linéaires et soumis à des incertitudes environnementales.

Les différentes approches étudiées réseaux de neurones artificiels ANN, modèles profonds tels que RNN et LSTM, logique floue, algorithmes évolutionnaires comme le PSO, ainsi que les architectures hybrides offrent chacune des avantages distincts selon les besoins du micro-réseau : prévision de la consommation, suivi du point de puissance maximale, optimisation énergétique ou encore prise de décision en temps réel. La littérature démontre clairement que ces techniques permettent d'améliorer l'efficacité, la robustesse et la flexibilité opérationnelle des systèmes énergétiques distribués.

L'analyse présentée met en évidence que l'utilisation conjointe de l'IA et des sources renouvelables ouvre la voie à des micro-réseaux véritablement intelligents, capables d'anticiper les fluctuations climatiques, d'ajuster leur fonctionnement et d'optimiser leurs performances de manière autonome. Ce chapitre prépare ainsi le terrain pour les

développements du Chapitre 5, où des techniques d'IA seront implémentées concrètement pour le suivi MPPT et la prévision énergétique dans le micro-réseau étudié.

Chapitre 4 - Modélisation et simulation du micro-réseau photovoltaïque éolien

4.1 Introduction

Ce chapitre décrit la conception, la modélisation et l'implémentation du micro-réseau hybride étudié dans ce mémoire. Il constitue la partie centrale du travail technique, car il regroupe l'ensemble des modèles mathématiques et électriques nécessaires pour représenter les sous-systèmes photovoltaïque, éolien et leurs convertisseurs associés. L'objectif principal est de construire un micro-réseau réaliste et modulable sous MATLAB/Simulink, permettant l'analyse des performances du système en régime de base. La structure générale du micro-réseau hybride étudié est illustrée à la Fig. 4.1.

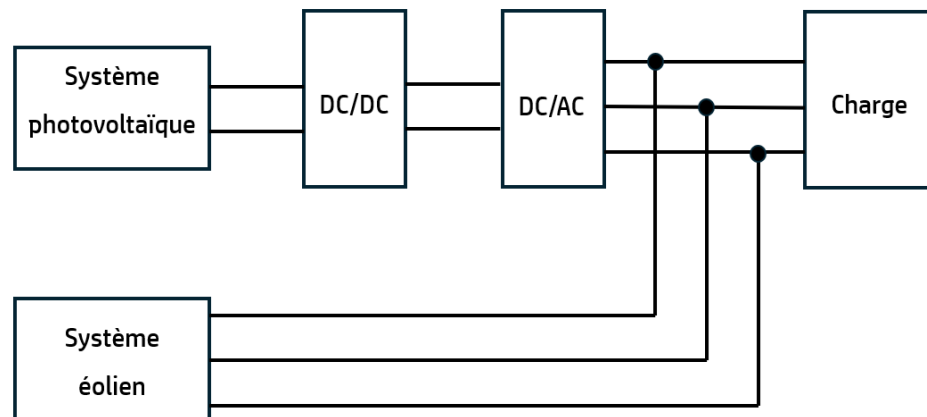


Figure 4.1 Diagramme fonctionnel du micro-réseau hybride PV-éolien.

Ce chapitre débute par la modélisation complète du générateur photovoltaïque, incluant son modèle électrique équivalent, ses équations caractéristiques et son comportement sous différentes conditions d'irradiation et de température. La section suivante est consacrée au

système éolien, depuis le modèle aérodynamique de la turbine jusqu'à la représentation électrique de la génératrice. La troisième partie présente la modélisation du convertisseur de puissance.

4.2 Modélisation des sous-systèmes du micro-réseau

4.2.1 Modélisation du système photovoltaïque

Le générateur photovoltaïque (PV) convertit l'énergie solaire incidente en énergie électrique grâce à l'effet photoélectrique [9, 33]. Sa modélisation est indispensable pour évaluer sa performance, prévoir la puissance injectée et concevoir les systèmes de commande tels que le MPPT.

La modélisation repose sur des équations physiques qui décrivent le comportement courant-tension ($I-V$) du module PV selon les conditions d'ensoleillement et de température [6, 34].

4.2.1.1 Introduction au principe de conversion photovoltaïque

Une cellule photovoltaïque est constituée d'une jonction p-n réalisée dans un matériau semi-conducteur (le plus souvent du silicium). Lorsque les photons du rayonnement solaire frappent la cellule :

- Ils transfèrent leur énergie aux électrons du matériau,
- Ceux-ci passent de la bande de valence à la bande de conduction,
- Ce qui crée des paires électron-trou,
- Sous l'effet du champ électrique interne de la jonction, les électrons sont dirigés vers la zone n et les trous vers la zone p,
- Un courant électrique apparaît lorsqu'un circuit externe est connecté.

Le rendement global dépend :

- de l'**irradiance solaire** G (en W/m^2),
- de la **température de la cellule** T_c (en Kelvin ou $^{\circ}\text{C}$),
- du **type de technologie** (mono, polycristallin, film mince, pérovskite),
- de la **surface** de la cellule [35–39].

La puissance électrique produite par une cellule est :

$$P = V \times I \quad (4.1)$$

où : - V est la tension aux bornes du module (en volts), - I est le courant généré (en ampères).

Le but de la modélisation est de déterminer I en fonction de V , G , T_c et des caractéristiques internes de la cellule.

4.2.1.2 Modèle électrique équivalent

Le modèle à une diode est le plus couramment utilisé pour représenter une cellule PV (voir Figure 4.2) [6, 34].

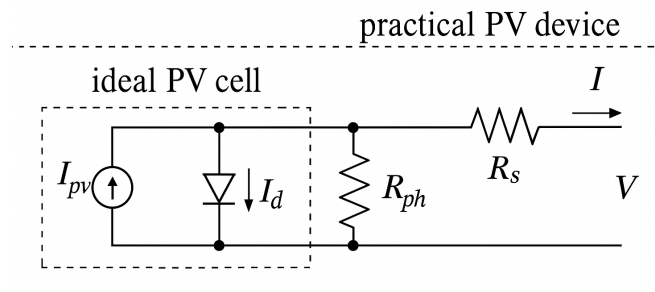


Figure 4.2 Modèle électrique équivalent d'une cellule PV (modèle à une diode).

Ce modèle comprend :

- une **source de courant** I_{ph} représentant le courant photo-généré,
- une **diode** caractérisant le comportement semi-conducteur,
- une **résistance série** R_s (liée aux pertes dans les conducteurs et les contacts),
- une **résistance parallèle** R_{sh} (liée aux courants de fuite dans la jonction).

Le courant de sortie I est exprimé par :

$$I = I_{pv} - I_0 \left[\exp \left(\frac{V + R_s I}{V_t a} \right) - 1 \right] - \frac{V + R_s I}{R_{ph}} \quad (4.2)$$

Avec:

I : courant de sortie de la cellule photovoltaïque

I_{pv} : courant photo-généré, proportionnel à l'irradiance solaire

I_0 : courant de saturation de la diode, lié aux phénomènes de recombinaison

R_s : résistance série représentant les pertes ohmiques internes

R_{ph} : résistance parallèle (shunt) représentant les fuites de courant

V : tension aux bornes de la cellule

a : facteur d'idéalité de la diode

V_t : tension thermique

4.2.1.3 Équations caractéristiques

L'équation (4.2) présentée dans la section précédente décrit le comportement courant-tension d'une cellule photovoltaïque selon le modèle à une diode. Afin de mieux comprendre l'influence de chaque paramètre de ce modèle, cette sous-section détaille les expressions analytiques des principales grandeurs physiques qui y interviennent : le courant photo-généré I_{ph} , le courant de saturation de la diode I_0 , ainsi que la tension thermique V_T . Ces relations permettront ensuite d'évaluer numériquement la

caractéristique $I-V$ et la puissance produite en fonction de l'irradiance et de la température du module.

Courant photo-généré : Le terme I_{ph} correspond au courant produit directement par la lumière incidente. Lorsqu'un photon pénètre dans le semi-conducteur, il libère un électron, ce qui génère une paire électron-trou. Ce courant dépend principalement de l'irradiance solaire (G) et de la température de la cellule (T_c). Sa valeur est approximée par [34] :

$$I_{ph} = [I_{sc,ref} + K_i \times (T_c - T_{ref})] \times \frac{G}{G_{ref}} \quad (4.3)$$

où :

$I_{sc,ref}$: courant de court-circuit à la température de référence (T_{ref}),

K_i : coefficient de température du courant (A/K),

G_{ref} : irradiance de référence (souvent 1000 W/m^2),

G : irradiance réelle incidente (W/m^2),

T_c : température de la cellule ($^{\circ}\text{C}$ ou K),

T_{ref} : température de référence (25°C).

Ainsi, I_{ph} augmente linéairement avec G et légèrement avec T_c .

Courant de saturation de la diode : Le terme I_0 représente le courant de fuite inverse qui circule dans la diode lorsque celle-ci est polarisée en inverse. Il est directement lié aux phénomènes de recombinaison des porteurs dans la jonction $p-n$. Sa valeur dépend fortement de la température, selon la relation empirique suivante :

$$I_0 = I_{0,ref} \left(\frac{T_c}{T_{ref}} \right)^3 \exp \left[\frac{qE_g}{ak} \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T_c} \right) \right] \quad (4.4)$$

où :

$I_{0,ref}$: courant de saturation à la température de référence (A),

E_g : énergie de bande interdite du matériau semi-conducteur (eV),

q : charge élémentaire de l'électron (1.602×10^{-19} C),

k : constante de Boltzmann (1.38×10^{-23} J/K),

a : facteur d'idéalité de la diode (entre 1 et 2).

Une élévation de température augmente I_0 , ce qui réduit la tension de sortie du module.

Tension thermique : La tension thermique V_T traduit l'énergie cinétique moyenne des porteurs de charge dans le semi-conducteur. Elle intervient dans l'exponentielle du modèle à une diode :

$$\exp\left(\frac{V + IR_s}{aN_s V_T}\right)$$

Elle est définie par :

$$V_T = \frac{kT_c}{q} \quad (4.5)$$

où :

T_c : température absolue de la cellule (K),

k : constante de Boltzmann,

q : charge de l'électron.

Pour un module comportant N_s cellules en série, la tension thermique équivalente est $N_s V_T$.

Caractéristique I-V du module : En combinant les relations précédentes, on obtient l'expression complète du courant de sortie I :

$$I = I_{ph} - I_0 \left(e^{\frac{V + IR_s}{N_s a V_T}} - 1 \right) - \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \quad (4.6)$$

où :

R_s : résistance série, représentant les pertes ohmiques dans les conducteurs et

contacts,

R_{sh} : résistance parallèle, modélisant les courants de fuite dans la jonction,

N_s : nombre de cellules en série dans le module.

Cette équation définit la courbe $I-V$, dont la pente dépend de R_s et R_{sh} .

Puissance électrique produite : La puissance instantanée délivrée par le module est simplement donnée par :

$$P = V \times I \quad (4.7)$$

Cette relation permet de tracer la courbe $P-V$ et d'identifier le point de puissance maximale (V_{MPP}, I_{MPP}), utilisé par les algorithmes MPPT.

4.2.1.4 Influence des conditions environnementales

L'irradiance et la température influencent fortement les performances du générateur photovoltaïque [9, 34]. Ces deux paramètres déterminent directement le courant de sortie, la tension en circuit ouvert et, par conséquent, la puissance délivrée par le module.

Effet de l'irradiance : Lorsque l'irradiance solaire G augmente, le courant photo-généré I_{ph} croît proportionnellement, entraînant une hausse quasi linéaire du courant de sortie I . En conséquence, la puissance produite par le module augmente sensiblement, tandis que la tension V varie très peu. Autrement dit, le point de fonctionnement se déplace verticalement sur la caractéristique $I-V$, traduisant une production énergétique plus élevée sans modification significative de la tension.

Effet de la température : La température de la cellule T_c exerce un effet inverse sur la tension. En effet, une élévation de température accroît le courant de saturation I_0 , ce qui réduit la tension en circuit ouvert V_{oc} . De manière générale, on observe une diminution

de la tension d'environ 0,3 à 0,5 % par degré Celsius d'augmentation. Ainsi, même si le courant peut légèrement croître avec T_c , la baisse de tension conduit à une diminution de la puissance maximale $P_{\max}$ du module. Cette variation peut être approximée par la relation suivante :

$$V_{oc}(T_c) = V_{oc,ref} + K_v \times (T_c - T_{ref}) \quad (4.8)$$

où K_v est le coefficient de température de la tension (V/°C).

4.2.1.5 Introduction au MPPT (Maximum Power Point Tracking)

Le générateur photovoltaïque (PV) présente une caractéristique non linéaire $P(V) = V \times I(V)$, dont la courbe puissance–tension comporte un point unique de puissance maximale, appelé Maximum Power Point (MPP), défini par les coordonnées (V_{MPP}, I_{MPP}) . Ce point dépend fortement des conditions d'irradiance solaire (G) et de la température de la cellule (T_c). Lorsque ces grandeurs varient, la position du MPP sur la courbe change continuellement, modifiant ainsi la puissance maximale que le générateur peut fournir. Sans dispositif d'adaptation, une partie importante de l'énergie disponible serait perdue.

Le rôle d'un contrôleur MPPT (Maximum Power Point Tracker) est donc de forcer le fonctionnement du générateur PV à son point de puissance maximale, quelles que soient les variations de G et T_c [55, 56]. Ce dispositif agit sur le convertisseur DC/DC associé (généralement un convertisseur *Boost*) en ajustant son rapport cyclique D , afin de modifier la tension d'entrée V_{PV} du panneau jusqu'à atteindre la condition optimale :

$$\frac{dP}{dV} = 0 \quad \Longleftrightarrow \quad \frac{d(VI)}{dV} = 0 \quad (4.9)$$

Cette condition correspond à la pente nulle de la courbe $P(V)$, c'est-à-dire au point où

la puissance produite par le module est maximale.

Principe de fonctionnement général : Le contrôleur MPPT mesure en temps réel la tension et le courant du module photovoltaïque, calcule la puissance $P = V \times I$ et recherche le point pour lequel une variation de tension ne provoque plus de variation de puissance ($dP/dV = 0$). Il agit ensuite sur la commande du convertisseur pour maintenir cette condition, assurant ainsi que le module fonctionne toujours à son rendement optimal.

Méthodes courantes de poursuite du MPP : De nombreuses stratégies de suivi ont été proposées dans la littérature, parmi lesquelles les plus répandues sont :

- **Méthode Perturb and Observe (P&O) :** Cette approche consiste à appliquer une petite perturbation sur la tension du générateur PV et à observer la variation correspondante de la puissance. Si la puissance augmente ($\Delta P > 0$), la perturbation est poursuivie dans le même sens ; sinon, elle est inversée. Le processus se répète en continu, ce qui permet d'osciller autour du point de puissance maximale. Bien que simple et peu coûteuse à implémenter, cette méthode présente de légères oscillations autour du MPP et peut devenir lente lors de changements rapides d'ensoleillement.
- **Méthode de la Conductance Incrémentale (INC) :** Cette méthode repose sur la dérivation de la courbe $I(V)$ du module. Au point de puissance maximale, la pente de la courbe $P(V)$ est nulle, ce qui se traduit par :

$$\frac{dP}{dV} = \frac{d(VI)}{dV} = I + V \frac{dI}{dV} = 0$$

d'où :

$$\frac{dI}{dV} = -\frac{I}{V} \quad (4.10)$$

Lorsque $\frac{dI}{dV} > -\frac{I}{V}$, le système fonctionne à gauche du MPP ; inversement, lorsque $\frac{dI}{dV} < -\frac{I}{V}$, il se situe à droite du MPP. Le contrôleur ajuste alors la tension pour atteindre la condition d'équilibre. Cette méthode est plus précise que la P&O, notamment lors de variations rapides de l'irradiance, mais requiert des calculs plus complexes et des capteurs précis. La Figure 4.3 suivante illustre le fonctionnement de l'algorithme de poursuite du point de puissance maximale (MPPT) de type Perturb and Observe (P&O), utilisé pour optimiser l'extraction de la puissance du générateur photovoltaïque [61].

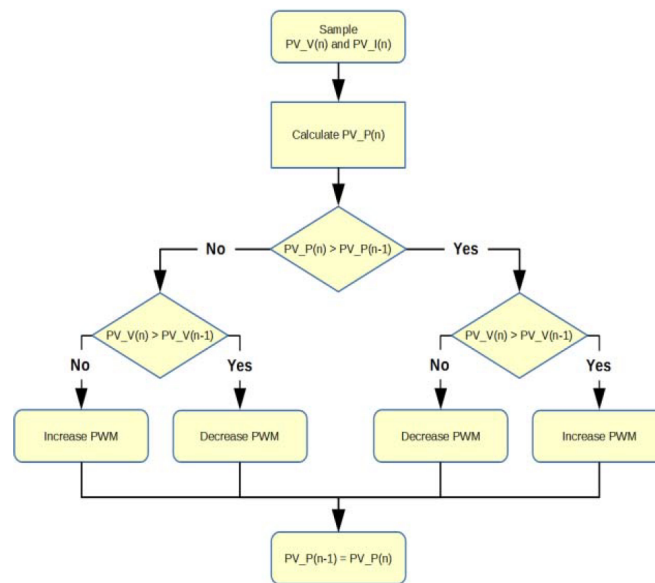


Figure 4.3 Organigramme de l'algorithme P&O.

Autres méthodes de suivi du MPP : Outre les techniques classiques P&O et INC, plusieurs approches plus avancées ont été développées : - les méthodes à base de logique floue (Fuzzy MPPT), - les algorithmes évolutionnaires (PSO, ACO, GA), - les réseaux de neurones artificiels (ANN), - les systèmes hybrides combinant prédiction et suivi dynamique.

Ces méthodes permettent d'améliorer la rapidité de convergence, de réduire les oscillations et d'adapter le comportement du système à des conditions partiellement ombragées.

4.2.1.6 Implémentation sous Simulink

L'implémentation du modèle photovoltaïque a été réalisée sous l'environnement MATLAB/Simulink, en utilisant le bloc *PV Array* de la bibliothèque SIMSCAPE ELECTRICAL. Ce bloc permet de modéliser un générateur solaire à partir de paramètres électriques réels d'un module ou d'un champ de modules connectés en série et/ou en parallèle. La structure du modèle repose sur les équations fondamentales (4.3), (4.4) et (4.6), traduisant la relation non linéaire courant–tension d'une cellule photovoltaïque.

Architecture du modèle Simulink : Le modèle global représenté sur la Figure 4.4 comporte un bloc *PV Array* recevant deux entrées dynamiques : l'irradiance solaire (G , en W/m^2) et la température de cellule (T_c , en $^{\circ}\text{C}$). Ces entrées permettent de simuler le comportement dynamique du générateur sous différentes conditions environnementales. La sortie du bloc fournit la tension V_{PV} et le courant I_{PV} , à partir desquels la puissance est calculée selon la relation $P = V \times I$. Ce signal de puissance est ensuite utilisé par le contrôleur MPPT pour ajuster le rapport cyclique du convertisseur DC/DC de type Boost, de manière à maintenir le fonctionnement au point de puissance maximale.

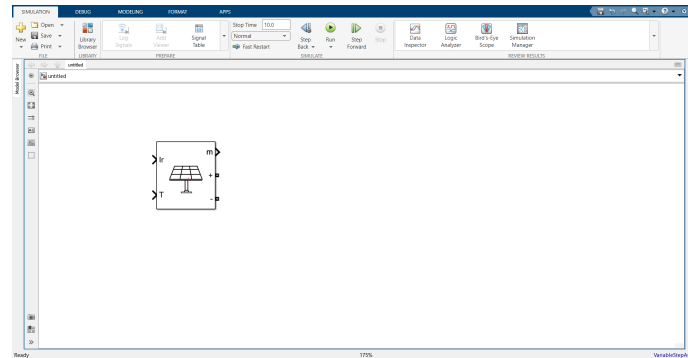


Figure 4.4 Bloc *PV Array* intégré dans l'environnement SIMULINK.

Configuration du module photovoltaïque : Les paramètres du bloc *PV Array* ont été renseignés à partir des caractéristiques d'un module de 213.15 W, composé de 60 cellules connectées en série. Les données principales sont présentées sur la Figure 4.5 : tension en circuit ouvert $V_{oc} = 36.3$ V, courant de court-circuit $I_{sc} = 7.84$ A, tension au point de puissance maximale $V_{mp} = 29$ V et courant associé $I_{mp} = 7.35$ A. Le modèle intègre également les coefficients de température de la tension et du courant, notés respectivement $K_v = -0.36099\%/^{\circ}\text{C}$ et $K_i = 0.102\%/^{\circ}\text{C}$, permettant de simuler le comportement du module pour différentes températures de fonctionnement. Les résistances internes extraites du modèle équivalent sont $R_s = 0.3938 \Omega$ et $R_{sh} = 313.05 \Omega$.

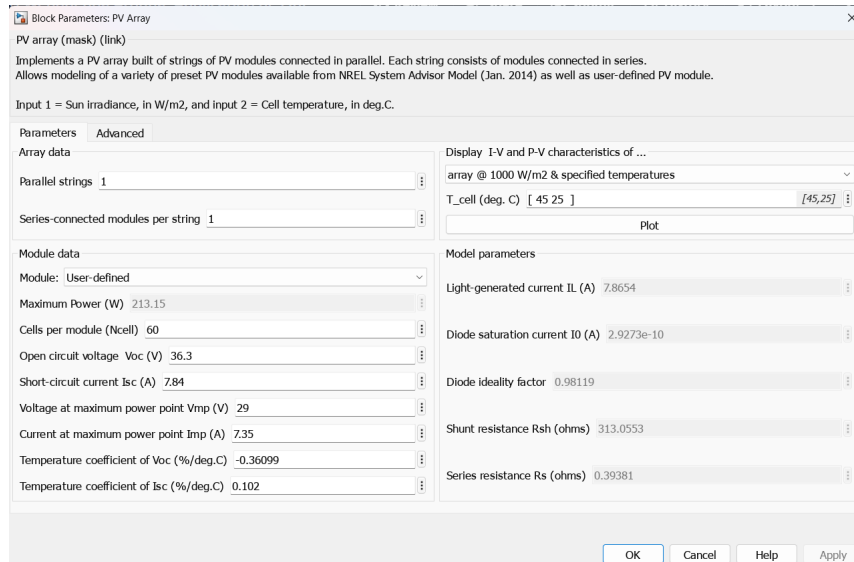


Figure 4.5 Fenêtre de paramétrage du bloc *PV Array* sous SIMULINK.

Caractéristiques $I-V$ et $P-V$ simulées : La Figure 4.6 illustre les courbes caractéristiques obtenues pour différentes valeurs d'irradiance (1000, 500 et 100 W/m²), à température constante. On observe que l'augmentation de l'irradiance entraîne une élévation quasi proportionnelle du courant de court-circuit, tandis que la tension varie peu. Ainsi, la puissance maximale croît avec l'ensoleillement, atteignant $P_{max} = 213.15$ W pour $G = 1000$ W/m², puis $P_{max} = 107.99$ W et 20.68 W pour 500 et 100 W/m² respectivement. Ces résultats confirment le comportement attendu d'un générateur photovoltaïque soumis à des conditions d'éclairement variables.

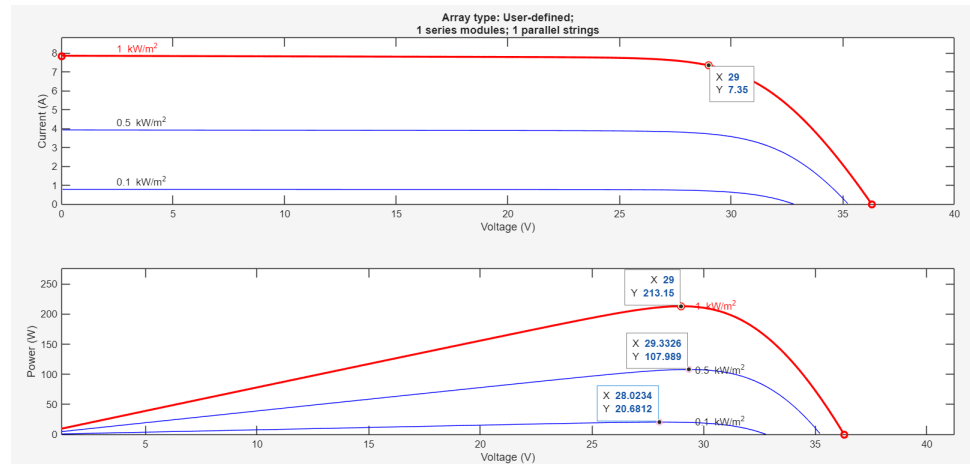


Figure 4.6 Caractéristiques I - V et P - V du module PV pour différentes irradiances.

La Figure 4.7 présente les mêmes courbes pour deux températures distinctes (25°C et 45°C). L'élévation de la température provoque une réduction notable de la tension en circuit ouvert et de la puissance maximale (de 213.15 W à 195.38 W), tandis que le courant augmente légèrement. Ce phénomène est conforme à la théorie des semi-conducteurs : la hausse de T_c augmente le courant de saturation I_0 , ce qui abaisse la tension V_{oc} et donc la puissance produite.

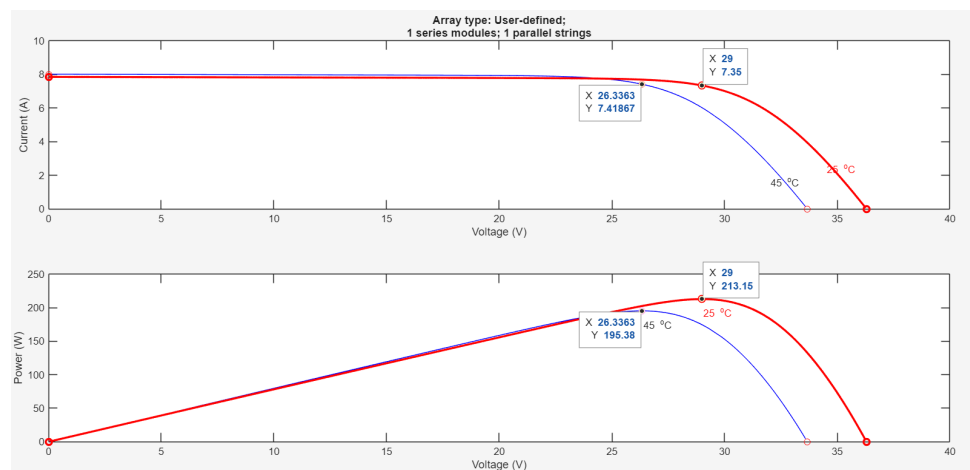


Figure 4.7 Influence de la température sur les caractéristiques I - V et P - V du module PV.

Le modèle Simulink développé traduit fidèlement le comportement non linéaire de la cellule photovoltaïque décrit par les équations physiques. Il permet de visualiser et d'analyser les effets des variations d'irradiance et de température sur les performances du module. Cette base sera ensuite couplée au convertisseur DC/DC et au contrôleur MPPT pour simuler le fonctionnement complet du système photovoltaïque dans le micro-réseau hybride étudié.

4.2.2 Modélisation du système éolien

Le système éolien est conçu pour convertir l'énergie cinétique du vent en énergie électrique utilisable [44,45]. Ce processus se fait en plusieurs étapes :

1. la **conversion aérodynamique**, où le vent agit sur les pales pour produire un couple mécanique ;
2. la **conversion mécanique**, qui transfère ce couple vers la génératrice à travers l'arbre et le multiplicateur de vitesse ;
3. la **conversion électromécanique**, où la génératrice transforme l'énergie mécanique en électricité.

Chaque sous-système peut être représenté par des équations physiques permettant de modéliser son comportement. Cette modélisation est essentielle pour l'analyse et la simulation sous MATLAB/SIMULINK [46].

4.2.2.1 Types de génératrices et technologies de turbines éoliennes

Les principales technologies de génératrices et de chaînes de conversion utilisées dans les systèmes éoliens modernes sont largement documentées dans la littérature [3, 44, 62]. Elles se distinguent selon le principe de la génératrice (asynchrone ou synchrone), la nature du couplage au réseau (direct ou via convertisseur), et le niveau de contrôle électronique

disponible.

Principaux types de génératrices

- **SCIG** (asynchrone à cage d'écureuil) : machine robuste, économique, simple d'entretien, mais nécessitant le réseau pour s'exciter. Utilisée principalement dans les éoliennes à vitesse fixe (Type 1), elle offre un faible rendement sous vents variables [44,62].
- **WRIG** (asynchrone à rotor bobiné) : permet un contrôle partiel de la vitesse grâce à une résistance variable dans le rotor. Elle constitue la base des architectures de type 2, offrant une souplesse légèrement accrue par rapport au SCIG [62].
- **DFIG** (asynchrone à double alimentation) : permet un contrôle indépendant des puissances active et réactive via un convertisseur partiel (25–30% de la puissance nominale). Couramment employée dans les éoliennes de type 3, elle offre un excellent compromis entre coût, rendement et flexibilité [44,62].
- **PMSG** (synchrone à aimants permanents) : excitation autonome grâce aux aimants, rendement élevé et compatibilité avec les systèmes isolés ou hybrides. Employée dans les éoliennes de type 4, elle permet un contrôle complet via un convertisseur de pleine puissance [44,62].

Dans ce travail, on adopte une PMSG, en raison de son efficacité énergétique, de son entraînement direct sans multiplicateur et de sa compatibilité avec les micro-réseaux hybrides photovoltaïque-éolien [44,62].

Technologie des turbines éoliennes (Types 1 à 4) L'évolution des génératrices s'accompagne de quatre principales configurations de turbines, regroupées sous la dénomination *Wind Turbine Generator Systems (WTGS)* [62] :

1. **Type 1 – Vitesse fixe (SCIG)** : La génératrice asynchrone à cage d'écureuil est directement connectée au réseau via un transformateur. Un banc de condensateurs fournit la puissance réactive. Cette architecture, simple et robuste, ne permet pas de contrôle du couple ni d'adaptation aux variations du vent.

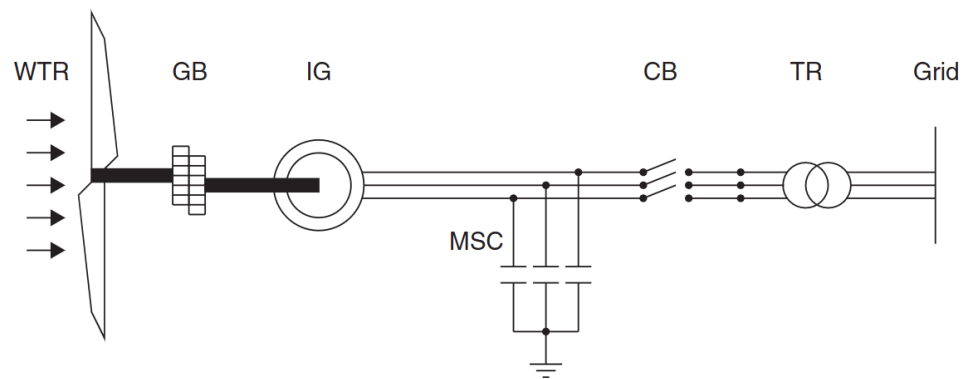


Figure 4.8 Structure d'une éolienne de type 1 (*WTG Type 1*).

2. **Type 2 – Vitesse limitée (WRIG à résistance variable)** : L'ajout d'une résistance rotorique contrôlée électroniquement permet une faible variation de vitesse ($\pm 10\%$). Le système absorbe mieux les rafales de vent, mais reste énergétiquement peu efficace à cause des pertes dans les résistances.

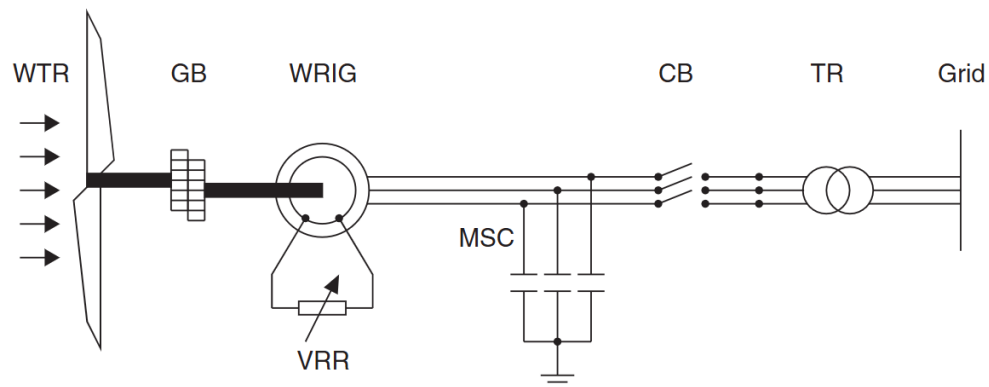


Figure 4.9 Structure d'une éolienne de type 2.

3. **Type 3 – Vitesse variable partielle (DFIG) :** Le stator est connecté directement au réseau, tandis que le rotor est alimenté par un convertisseur bidirectionnel de puissance partielle (25–30 %). Le *Rotor Side Converter (RSC)* contrôle les puissances active et réactive, et le *Grid Side Converter (GSC)* stabilise le bus DC. Cette topologie offre un excellent compromis entre coût et performance, et domine actuellement les fermes éoliennes *onshore*.

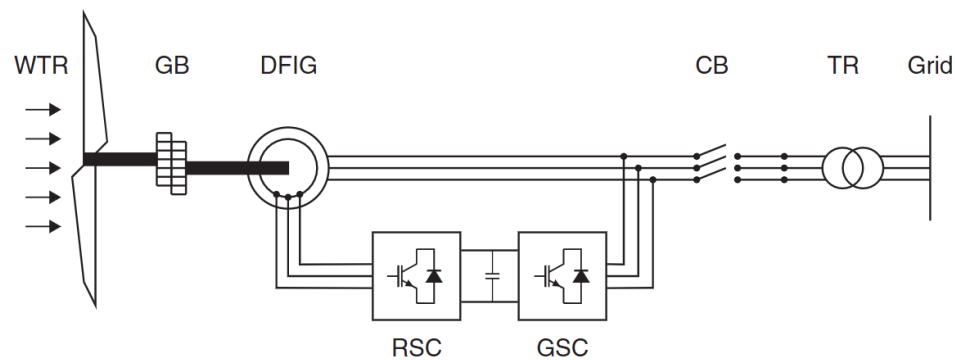


Figure 4.10 Structure d'une éolienne de type 3.

4. **Type 4 – Vitesse totalement variable (PMSG/WRSG à convertisseur complet):** La génératrice synchrone (souvent PMSG) est découplée du réseau par un convertisseur de pleine puissance. Ce dernier commande entièrement le couple, la vitesse et le facteur de puissance. L'absence de multiplicateur améliore la fiabilité et la maintenance, ce qui en fait la solution privilégiée pour les applications *offshore* et les micro-réseaux isolés.

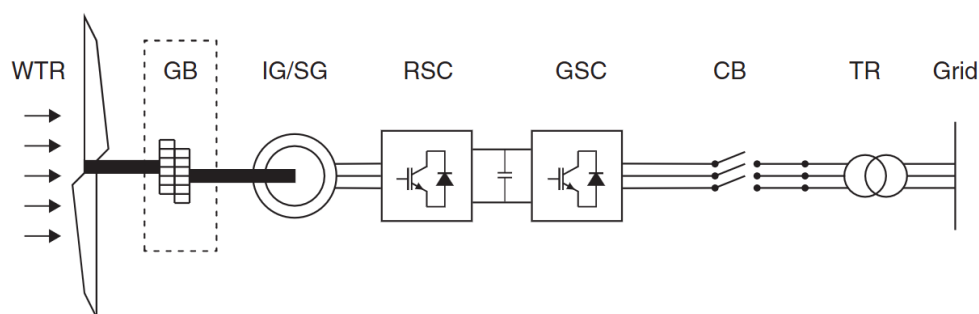


Figure 4.11 Structure d'une éolienne de type 4.

Tableau 4-1 Comparaison synthétique des technologies de turbines éoliennes

Caractéristique	Type 1	Type 2	Type 3 (DFIG)	Type 4 (PMSG/WRSG)
Génératrice	SCIG	WRIG	DFIG	PMSG/WRSG
Vitesse	Fixe	Semi-variable ($\pm 10\%$)	Variable partielle ($\pm 30-40\%$)	Variable totale
Convertisseur	Aucun	Résistance variable	25–30 % de la puissance	100 % de la puissance
Contrôle de P et Q	Limité	Faible	Indépendant	Indépendant
Rendement	Moyen	Bon	Élevé	Très élevé
Complexité	Faible	Moyenne	Moyenne à élevée	Élevée
Maintenance	Faible	Moyenne	Moyenne	Réduite
Applications typiques	Petites puissances	Moyennes puissances	Fermes <i>onshore</i>	Systèmes <i>offshore</i> /hybrides

Les technologies à vitesse fixe (types 1 et 2) ont presque disparu au profit des architectures à vitesse variable (types 3 et 4). Les systèmes à double alimentation (DFIG) dominent encore les parcs éoliens raccordés au réseau, tandis que les génératrices synchrones à aimants permanents (PMSG) sont de plus en plus privilégiées dans les systèmes isolés et hybrides en raison de leur haut rendement et de leur compatibilité avec les convertisseurs modernes [44, 62].

4.2.2.2 Modélisation aérodynamique de la turbine

Le vent contient une énergie cinétique proportionnelle au cube de sa vitesse. La puissance totale disponible dans le vent est donnée par :

$$P_{\text{vent}} = \frac{1}{2} \rho A V_{\text{vent}}^3 \quad (4.11)$$

où :

- ρ : densité de l'air, en général 1.225 kg/m^3 à 15°C au niveau de la mer ;
- $A = \pi R^2$: surface balayée par les pales, proportionnelle au carré du rayon R ;
- V_{vent} : vitesse du vent en m/s.

Cette équation découle de la formule de l'énergie cinétique ($E_c = \frac{1}{2} m V^2$) appliquée à un volume d'air $m = \rho A V$ traversant la surface A chaque seconde [46].

Cependant, une turbine ne peut pas capter toute cette puissance. Le théorème de Betz démontre qu'au maximum, une turbine ne peut convertir que 59,3% de la puissance disponible [46] :

$$C_{p,\text{max}} = 0.593$$

où C_p est le coefficient de puissance.

La puissance réellement captée par la turbine est donc :

$$P_T = \frac{1}{2} C_p(\lambda, \beta) \rho A V_{\text{vent}}^3 \quad (4.12)$$

où C_p dépend :

- du **rapport de vitesses** λ :

$$\lambda = \frac{\omega_T R}{V_{\text{vent}}}$$

qui exprime le rapport entre la vitesse en bout de pale et la vitesse du vent ;

- de l'angle de calage β , qui modifie l'angle d'attaque des pales (utilisé pour le contrôle) [45].

La valeur de C_p détermine l'efficacité de conversion. Elle atteint un maximum pour un λ_{opt} , correspondant au point de fonctionnement optimal. Pour une éolienne sans contrôle de calage ($\beta = 0$), C_p peut être modélisé par une fonction empirique [44] :

$$C_p(\lambda) = C_1 \left(\frac{C_2}{\lambda_i} - C_3 \right) e^{-\frac{C_4}{\lambda_i}} + C_5 \lambda \quad (4.13)$$

avec :

$$\lambda_i = \frac{1}{\frac{1}{\lambda + 0.08\beta} - \frac{0.035}{\beta^3 + 1}}$$

Le **couple aérodynamique** est ensuite obtenu à partir de la relation :

$$T_T = \frac{P_T}{\omega_T} = \frac{1}{2\omega_T} C_p(\lambda) \rho A V_{\text{vent}}^3 \quad (4.14)$$

Ce couple représente la force de rotation exercée sur l'arbre de la turbine. Il dépend directement de la vitesse du vent et de la vitesse de rotation : plus ω_T augmente, plus le

couple diminue pour une puissance donnée.

Ainsi, le modèle aérodynamique fournit deux grandeurs essentielles : P_T (puissance mécanique) et T_T (couple transmis à la chaîne mécanique).

4.2.2.3 Chaîne de conversion mécanique

Le rôle de la chaîne mécanique est de transmettre le couple T_T au générateur, en ajustant la vitesse de rotation [45]. Elle peut comporter :

- un **multiplicateur de vitesse** N (réducteur) qui augmente la vitesse de l'arbre ;
- des arbres et accouplements mécaniques ;
- un moment d'inertie global J .

Le modèle dynamique s'écrit :

$$\frac{T_T}{N} - T_G = J \frac{d\omega_G}{dt} \quad (4.15)$$

Cette équation traduit le principe fondamental de la dynamique : la variation du moment cinétique est égale à la somme des couples appliqués. Elle permet de simuler la réponse dynamique du rotor face à une variation de vent ou de charge.

4.2.2.4 Modélisation électrique de la génératrice

Le modèle d'une PMSG est établi dans le repère tournant (d, q) aligné avec le flux du rotor [44, 55]. Les équations électriques sont :

$$\begin{cases} v_d = R_s i_d + L_d \frac{di_d}{dt} - \omega_e L_q i_q \\ v_q = R_s i_q + L_q \frac{di_q}{dt} + \omega_e L_d i_d + \omega_e \psi_f \end{cases} \quad (4.16)$$

Le **couple électromagnétique** produit est [56] :

$$T_G = \frac{3}{2}p [\psi_f i_q + (L_d - L_q) i_d i_q] \quad (4.17)$$

4.2.2.5 Implémentation sous MATLAB/Simulink

Le modèle global est implémenté sous Simulink à partir des sous-systèmes : aérodynamique, mécanique et électrique [44,45]. Le contrôle MPPT ajuste la vitesse pour maintenir $\lambda \approx \lambda_{\text{opt}}$, optimisant la puissance extraite.

Les entrées du modèle sont la vitesse du vent V_{vent} et les paramètres de la turbine ; les sorties sont la vitesse de rotation, le couple et la puissance générée.

4.2.2.6 Cas de variation de vent

Dans la réalité, le vent est une variable aléatoire qui fluctue autour d'une vitesse moyenne. Il est donc essentiel de modéliser ces variations pour évaluer le comportement dynamique de l'éolienne [45,46].

Trois vitesses caractéristiques déterminent le fonctionnement : la coupure basse V_{ci} , la vitesse nominale V_r , et la coupure haute V_{co} . La puissance extraite en fonction de la vitesse du vent suit la courbe typique donnée par [44] :

$$P_{\text{éolienne}}(V) = \begin{cases} 0, & \text{si } V < V_{\text{ci}} \\ P_{\text{rated}} \left(\frac{V^3 - V_{\text{ci}}^3}{V_r^3 - V_{\text{ci}}^3} \right), & \text{si } V_{\text{ci}} \leq V < V_r \\ P_{\text{rated}}, & \text{si } V_r \leq V \leq V_{\text{co}} \\ 0, & \text{si } V > V_{\text{co}} \end{cases} \quad (4.18)$$

La Figure 4.12 illustre la **courbe de puissance typique** d'une éolienne en fonction de la vitesse du vent [46].

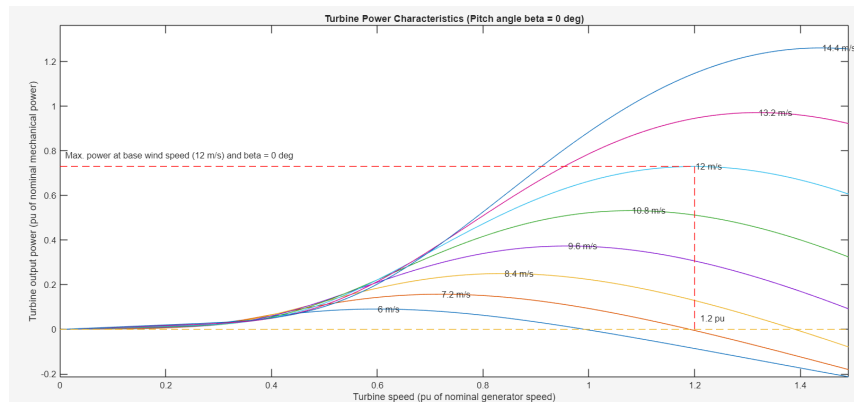


Figure 4.12 Courbe de puissance typique d'une éolienne en fonction de la vitesse du vent.

Cette modélisation permet de reproduire le comportement dynamique de l'éolienne dans MATLAB/Simulink et d'évaluer la robustesse du contrôle MPPT face aux variations de vent.

4.2.3 Modélisation des convertisseurs

Les convertisseurs assurent l'adaptation énergétique entre les sources (PV, éolien) et le bus commun/les charges [55,56]. Ils :

- ajustent les niveaux de tension/courant,
- changent la nature du courant (AC/DC ou DC/AC),
- régulent la puissance active/réactive et la qualité de l'énergie.

Les modèles retenus ci-dessous sont suffisants pour la conception, la commande et la simulation sous MATLAB/Simulink [55].

4.2.3.1 Convertisseur DC/DC Boost

Le convertisseur Boost est un élévateur de tension. Il permet d'adapter la tension issue du générateur PV (V_{in}) à une tension supérieure V_{out} compatible avec le bus DC ou l'onduleur. Il est constitué d'un interrupteur (S), d'une diode (D), d'une inductance (L) et d'un condensateur de sortie (C) [55, 56].

Le fonctionnement repose sur deux phases [56] :

- **Phase ON** (S fermé) : l'inductance L se charge à partir de la source PV, le courant i_L augmente, la diode est bloquée.
- **Phase OFF** (S ouvert) : l'énergie stockée dans L est transférée vers le condensateur C et la charge, augmentant V_{out} .

En régime permanent et en conduction continue, l'équilibre des volt-secondes sur l'inductance donne [55] :

$$V_L^{ON} \cdot D + V_L^{OFF} \cdot (1 - D) = 0 \quad (4.19)$$

avec $V_L^{ON} = V_{in}$ et $V_L^{OFF} = V_{in} - V_{out}$.

La relation tension d'entrée / sortie est alors [55, 56] :

$$V_{out} = \frac{V_{in}}{1 - D} \quad (4.20)$$

où D est le rapport cyclique de la commande PWM. Ainsi, plus D augmente, plus la tension de sortie est élevée.

Dimensionnement des composants :

- **Inductance L :**

$$L = \frac{V_{in} \cdot D}{\Delta I_L \cdot f_s} \quad (4.21)$$

où f_s est la fréquence de commutation, et $\Delta I_L = k \cdot I_{in}$ (souvent $k = 0.2$ à 0.4) [55].

• **Condensateur C :**

$$C = \frac{I_{out} \cdot D}{f_s \cdot \Delta V_{out}} \quad (4.22)$$

[56].

Expression de la puissance : En régime idéal (sans pertes) [56] :

$$P_{in} = P_{out} \Rightarrow V_{in} \cdot I_{in} = V_{out} \cdot I_{out} \quad (4.23)$$

d'où :

$$I_{out} = I_{in} \cdot (1 - D) \quad (4.24)$$

Lien avec le MPPT : Le convertisseur Boost permet de faire varier D pour ajuster $V_{in} = V_{PV}$, afin de maintenir le panneau PV au point de puissance maximale (MPP) déterminé par l'algorithme MPPT [34] :

$$V_{PV} \rightarrow V_{MPP}, \quad P_{PV} = V_{MPP} \cdot I_{MPP} \quad (4.25)$$

4.2.3.2 Redresseur actif AC→DC

Rôle et contraintes : Dans une éolienne avec convertisseur total, le générateur délivre une tension AC variable (en amplitude et fréquence) en fonction de la vitesse de rotation du rotor. Le convertisseur AC → DC doit [44] :

- redresser cette tension variable vers un bus DC constant ou contrôlé ;
- assurer une forme de courant sinusoïdal (faible distorsion) vers le générateur pour limiter les effets de couplage ;

- extraire la puissance maximale possible (algorithme MPPT, Maximum Power Point Tracking) ;
- éviter des fluctuations excessives du courant ou de la tension ;
- supporter des plages de fonctionnement très variables (vitesse du vent, régime partiel, variations de charge).

On utilise habituellement un redresseur PWM à six interrupteurs (ou topologie similaire) avec contrôle vectoriel en dq pour découpler le courant actif et réactif [44, 55].

Modulation et logique de commutation: On peut définir des fonctions de commande analogues à l'onduleur, mais ici c'est le courant que l'on commande. Les références i_d^*, i_q^* sont tracées dans le repère tournant synchronisé (orientation tension générateur). La mise en œuvre se fait via SPWM ou SVPWM [55, 56].

Modèle en dq pour le redresseur: Dans le repère tournant synchronisé à la tension génératrice [44] :

$$\begin{cases} v_{gd} = R_g i_{gd} + L_g \frac{di_{gd}}{dt} - \omega_g L_g i_{gq} \\ v_{gq} = R_g i_{gq} + L_g \frac{di_{gq}}{dt} + \omega_g L_g i_{gd} \end{cases} \quad (4.26)$$

La puissance extraite et la puissance réactive valent :

$$P_{\text{gen}} = \frac{3}{2}(v_{gd}i_{gd} + v_{gq}i_{gq}), \quad Q_{\text{gen}} = \frac{3}{2}(v_{gq}i_{gd} - v_{gd}i_{gq}) \quad (4.27)$$

Avec orientation d sur la tension ($v_{gq} = 0$) :

$$P_{\text{gen}} = \frac{3}{2}v_{gd}i_{gd} \quad (4.28)$$

$$Q_{\text{gen}} = -\frac{3}{2}v_{gd}i_{gq} \quad (4.29)$$

Algorithme MPPT : Pour maximiser l'extraction de puissance, on impose une consigne i_{gd}^* issue d'une loi MPPT (fonction de la vitesse et de la turbine) ; i_{gq}^* pilote la puissance réactive (souvent 0) [44].

Boucle de commande : PI par axe avec termes de découplage [55] :

$$\begin{aligned} v_{gd}^* &= R_g i_{gd} + L_g \frac{di_{gd}}{dt} - \omega_g L_g i_{gq} + v_{d,PI} \\ v_{gq}^* &= R_g i_{gq} + L_g \frac{di_{gq}}{dt} + \omega_g L_g i_{gd} + v_{q,PI} \end{aligned} \quad (4.30)$$

Réglage typique :

$$K_p = L_g \omega_c, \quad K_i = R_g \omega_c \quad (4.31)$$

Filtrage et ondulation : Une inductance de filtrage limite l'ondulation de courant ; des filtres LC/LCL peuvent être employés selon l'architecture [55, 56]. Règle d'ordre de grandeur :

$$L_g \approx \frac{V_g - V_{\text{instantané}}}{\Delta i} \cdot \frac{DT_s}{2} \quad (4.32)$$

Pertes et contraintes : Pertes de conduction et de commutation, effets de temps mort et contraintes thermiques doivent être pris en compte [56].

Stabilité et interactions : L'interaction entre la machine (inertie, élasticité) et les boucles de courant du redresseur doit rester stable sur toute la plage de fonctionnement ; l'analyse en impédance (domaine dq / séquences) est courante pour vérifier l'interface avec le bus DC / réseau [44, 60].

Dimensionnement du bus DC côté redresseur : La capacité du bus DC doit amortir les fluctuations de puissance :

$$C_{DC} \gtrsim \frac{P_{\text{gen}}}{2 \omega_{\text{osc}} V_{DC} \Delta V_{DC}} \quad (4.33)$$

(règle pratique, à raffiner selon le profil de puissance) [55, 56].

4.2.3.3 Onduleur triphasé DC→AC

Principe : Un onduleur triphasé *deux niveaux* (VSI) convertit une tension continue V_{DC} en tensions v_a, v_b, v_c destinées à une charge AC ou au réseau. Chaque bras comporte deux interrupteurs complémentaires (S_x^+, S_x^-) avec diodes antiparallèles. On définit la fonction de commutation de la phase $x \in \{a, b, c\}$ [55, 56] :

$$s_x = \begin{cases} 1, & S_x^+ \text{ ON, } S_x^- \text{ OFF} \\ 0, & S_x^+ \text{ OFF, } S_x^- \text{ ON} \end{cases} \quad (4.34)$$

La tension de pôle vaut $v_{xO} = (s_x - \frac{1}{2})V_{DC}$; les tensions ligne-ligne suivent de la différence.

SPWM (sinusoidal PWM) : Comparaison de références sinusoïdales à une porteuse triangulaire f_s ; en régime linéaire $0 < m_a \leq 1$, les grandeurs fondamentales sont [55] :

$$\hat{V}_{\text{ph}}^{(1)} = \frac{m_a}{2} V_{DC}, \quad V_{\text{ph,rms}}^{(1)} = \frac{m_a}{2\sqrt{2}} V_{DC}, \quad V_{LL,\text{rms}}^{(1)} = \frac{\sqrt{3}}{2\sqrt{2}} m_a V_{DC} \approx 0.612 m_a V_{DC} \quad (4.35)$$

SVPWM (Space Vector PWM): La synthèse vectorielle avec six vecteurs actifs et deux nuls augmente l'utilisation du bus (gain $\sim 15\%$) ; le domaine linéaire est $m_a \leq 0.866$ pour

éviter la surmodulation [55, 56].

$$T_1 = \frac{T_s}{V_{DC}} \hat{V}_{\alpha\beta} \sin\left(\frac{\pi}{3} - \theta\right), \quad T_2 = \frac{T_s}{V_{DC}} \hat{V}_{\alpha\beta} \sin(\theta), \quad T_0 = T_s - T_1 - T_2 \quad (4.36)$$

Filtrage de sortie : **Filtre L :** ripple courant Δi (approx.) sous SPWM [55] :

$$\Delta i \approx \frac{(V_{DC} - \hat{V}_{ph}^{(1)})}{L} \cdot \frac{DT_s}{2} \Rightarrow L \gtrsim \frac{(V_{DC} - \hat{V}_{ph}^{(1)})}{\Delta i} \cdot \frac{DT_s}{2} \quad (4.37)$$

Filtre LCL (couplage réseau) : fréquence de résonance et amortissement [4, 55] :

$$\omega_{res} = \sqrt{\frac{L_1 + L_2}{L_1 L_2 C_f}}, \quad f_{res} \in [10 f_1, 0.5 f_s] \quad (4.38)$$

$$R_d \approx \frac{1}{3 \omega_{res} C_f} \quad (4.39)$$

Modèle $abc \rightarrow \alpha\beta \rightarrow dq$ et lois de commande : Après Clarke–Park (PLL réseau), les équations sur dq sont [55] :

$$\begin{cases} v_d = Ri_d + L \frac{di_d}{dt} - \omega Li_q + e_d \\ v_q = Ri_q + L \frac{di_q}{dt} + \omega Li_d + e_q \end{cases} \quad (4.40)$$

Décorrélation + PI :

$$v_d^* = Ri_d + L \frac{di_d}{dt} - \omega Li_q + v_{d,PI}, \quad v_q^* = Ri_q + L \frac{di_q}{dt} + \omega Li_d + v_{q,PI} \quad (4.41)$$

Réglage bande passante [55] :

$$K_p = L \omega_c, \quad K_i = R \omega_c \quad (4.42)$$

Puissances (sinusoïdal équilibré) [56] :

$$P = 3 V_{\text{ph}} I_{\text{ph}} \cos \varphi, \quad Q = 3 V_{\text{ph}} I_{\text{ph}} \sin \varphi \quad (4.43)$$

Dead-time et erreurs de modulation : Le temps mort t_d induit une erreur de tension fondamentale ; une compensation logicielle réduit la distorsion [56] :

$$\Delta \hat{V}_{\text{ph}}^{(1)} \approx \frac{4V_{DC}}{\pi} \frac{t_d}{T_s} \text{sgn}(i_{\text{ph}}) \quad (4.44)$$

Pertes de commutation et de conduction : Évaluation à partir des données composants: [56]

$$P_{\text{sw}} \approx 3 f_s (E_{\text{on}} + E_{\text{off}}), \quad P_{\text{cond}} \approx 3 \left(V_F \bar{i}_D + r_{\text{on}} \bar{i}_S^2 \right) \quad (4.45)$$

Dimensionnement C_{DC} : Pour limiter l'ondulation ΔV_{DC} due à la pulsation 2ω [55, 56] :

$$C_{DC} \gtrsim \frac{P_{\text{ac}}}{2 \omega V_{DC} \Delta V_{DC}} \quad (4.46)$$

Synthèse des objectifs de commande :

- Réguler V_{DC} via une boucle externe sur i_d^* ,
- Maintenir un facteur de puissance cible (souvent $i_q^* = 0$),
- Minimiser la THD par m_f élevé, SVPWM, filtre L/LCL correctement dimensionné et compensation du dead-time [55, 56].

4.3 Modélisation sous MATLAB/Simulink

4.3.1 Système éolien

4.3.1.1 Caractéristiques du générateur éolien

Les caractéristiques du générateur éolien sont présentées à travers plusieurs tableaux distincts couvrant respectivement la turbine, la génératrice PMSG.

Tableau 4-2 Caractéristiques aérodynamiques de la turbine éolienne

Paramètre	Valeur	Unité	Description
Puissance mécanique nominale	250 000	W	Puissance fournie par la turbine
Vitesse nominale du vent	12	m/s	Vent correspondant à la puissance nominale
Puissance max. (12 m/s)	0.8	p.u	Coefficient de puissance maximal
Vitesse de base	1	p.u	Référence de vitesse du générateur
Angle de pitch nominal	0	degré	Fonctionnement normal sans orientation

Tableau 4-3 Caractéristiques électriques de la génératrice PMSG

Paramètre	Valeur	Unité	Description
Type de machine	PMSG	–	Génératrice synchrone à aimants permanents
Résistance statorique R_s	0.05	Ω	Résistance par phase
Inductance d (L_d)	0.0018	H	Inductance axe direct
Inductance q (L_q)	0.0020	H	Inductance axe quadrature
Flux magnétique λ	1.1	V·s	Flux imposé par les aimants
Inertie rotorique J	0.25	kg·m ²	Inertie du rotor
Frottement visqueux	0.002	N·m·s	Coefficient de frottement
Nombre de paires de pôles	2	–	Paramètre du rotor

4.3.1.2 MATLAB/Simulink

Cette section présente l'implémentation du système sous MATLAB/Simulink ainsi que les principaux blocs utilisés pour sa modélisation. L'objectif est de reproduire le comportement dynamique réel du système étudié et d'analyser ses performances en termes de tension, de courant et de puissance.

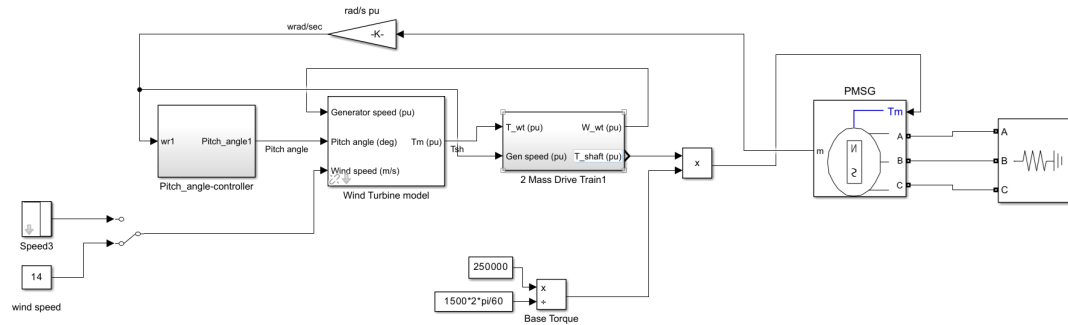


Figure 4.13 Capture Simulink du système éolien.

4.3.1.3 Résultats et observations

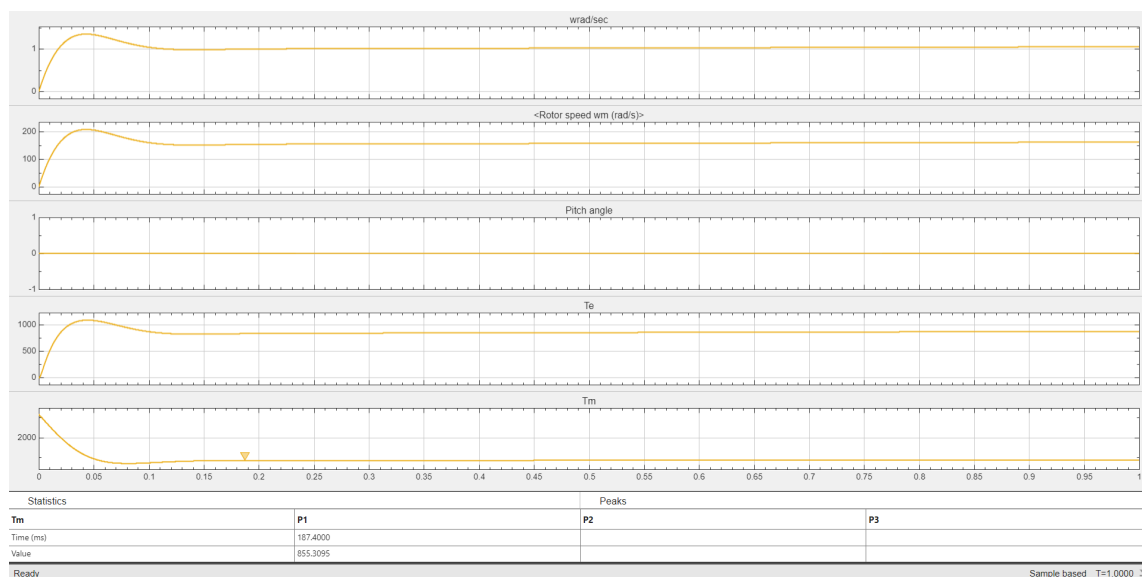


Figure 4.14 Évolution des grandeurs mécaniques du système éolien

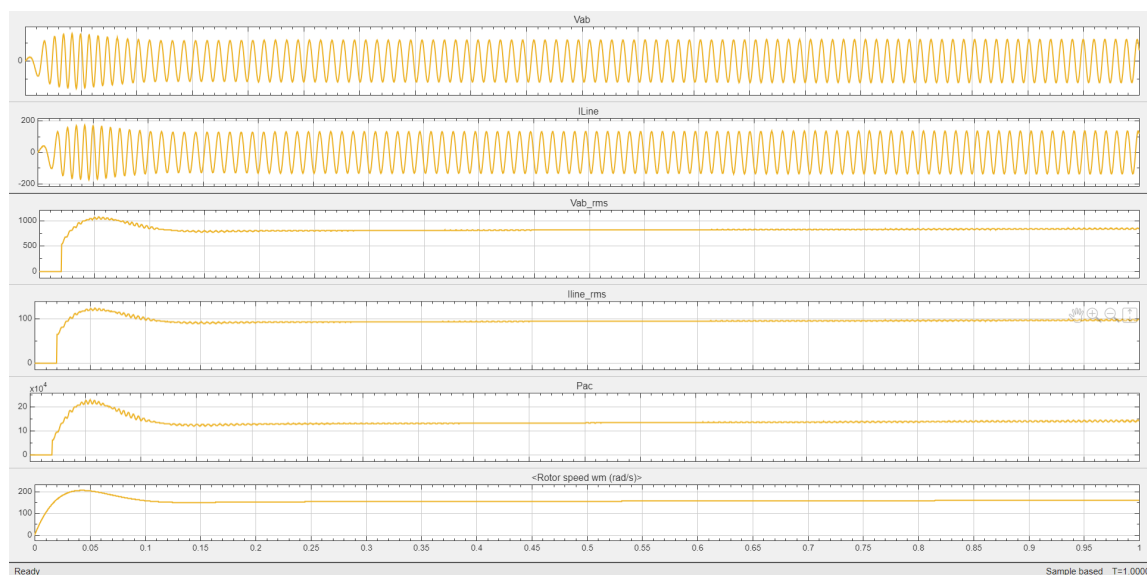


Figure 4.15 Évolution des grandeurs électriques du système éolien

Les Figures 4.14 et 4.15 présentent l'évolution temporelle des principales grandeurs mécaniques et électriques du système éolien à base de génératrice synchrone à aimants

permanents (PMSG). Les variables étudiées sont la vitesse de rotation de la turbine ω_{wt} , la vitesse mécanique du rotor de la génératrice ω_m , l'angle de pitch, le couple mécanique T_m , le couple électromagnétique T_e , la tension instantanée V_{ab} , le courant de ligne I_{line} , les valeurs efficaces $V_{ab,rms}$ et $I_{line,rms}$, ainsi que la puissance active P_{ac} .

Au démarrage, la vitesse mécanique du rotor ω_m augmente rapidement à partir de l'arrêt pour atteindre un maximum avoisinant 200 rad/s, avant de décroître légèrement et de se stabiliser autour de 150 rad/s en régime permanent. La vitesse de la turbine ω_{wt} suit une dynamique similaire et se stabilise autour de 1 rad/s. Le rapport entre ces deux vitesses demeure constant, ce qui traduit le bon fonctionnement du multiplicateur mécanique assurant l'adaptation entre la turbine et la génératrice.

L'angle de pitch reste nul pendant toute la durée de la simulation, indiquant que le système fonctionne dans sa zone nominale sans nécessiter de régulation aérodynamique par orientation des pales.

Le couple mécanique T_m présente une valeur initiale élevée, de l'ordre de 2500 N·m, puis décroît progressivement au fur et à mesure que la vitesse de rotation augmente, avant de se stabiliser. De manière analogue, le couple électromagnétique T_e croît rapidement au démarrage, atteint un pic transitoire voisin de 1000 N·m, puis converge vers une valeur proche de 850 N·m en régime permanent. La convergence de T_m et T_e traduit l'équilibre entre la puissance mécanique fournie par la turbine et la puissance électrique produite par la génératrice.

Du point de vue électrique, les signaux de tension V_{ab} et de courant I_{line} présentent une forme quasi sinusoïdale, signe d'une bonne qualité de conversion électromécanique. Après une phase transitoire marquée par une augmentation rapide de leur amplitude, ces

signaux se stabilisent en régime permanent.

La tension efficace $V_{ab,rms}$ augmente rapidement au démarrage pour atteindre une valeur proche de 1000 V, avant de décroître légèrement et de se stabiliser autour de 800 à 850 V. De même, le courant efficace $I_{line,rms}$ présente un pic supérieur à 120 A durant la phase transitoire, puis se stabilise autour de 90 à 100 A en régime établi. Ces dépassements transitoires sont liés à la phase d'accélération initiale de la turbine et à l'établissement progressif des régimes électromagnétiques dans la génératrice.

La puissance active P_{ac} suit une dynamique comparable : elle croît rapidement jusqu'à un maximum d'environ $2,0 \times 10^5$ W, avant de se stabiliser autour de $1,2 \times 10^5$ à $1,4 \times 10^5$ W en régime permanent. Cette évolution est en parfaite cohérence avec celle de la vitesse de rotation et des couples mécanique et électromagnétique.

Observations générales : Les résultats montrent que le système éolien atteint un régime permanent stable après une courte phase transitoire, caractérisée par des dépassements modérés des vitesses, des couples, de la tension, du courant et de la puissance. L'amortissement progressif observé traduit une dynamique bien maîtrisée du train d'entraînement composé de la turbine, de l'arbre, du multiplicateur et de la génératrice.

L'absence de variation de l'angle de pitch confirme que, pour la condition de vent étudiée, la turbine fonctionne dans sa plage nominale sans limitation aérodynamique de la puissance. En régime établi, la convergence de T_m et T_e ainsi que la stabilité simultanée de $V_{ab,rms}$, $I_{line,rms}$, P_{ac} et ω_m confirment l'équilibre global entre la production mécanique et la conversion électrique.

Enfin, la constance du rapport ω_m/ω_{wt} et la bonne qualité sinusoïdale des signaux électriques valident le bon dimensionnement du multiplicateur, de la génératrice PMSG et

de l'ensemble de la chaîne de conversion éolienne.

4.3.2 Système photovoltaïque

4.3.2.1 Caractéristiques du générateur photovoltaïque:

Le générateur photovoltaïque utilisé dans la modélisation est constitué de modules *SunPower SPR-415E-WHT-D* organisés en chaînes et en branches parallèles. Le tableau 4-4 présente les paramètres clés du module et de l'assemblage PV.

Tableau 4-4 Caractéristiques électriques et paramétriques du générateur photovoltaïque simulé.

Paramètre	Valeur
Nombre de branches en parallèle	60
Modules en série par chaîne	10
Puissance nominale du module	414,8 W
Tension à vide V_{oc}	85,3 V
Courant de court-circuit I_{sc}	6,09 A
Tension au MPP V_{mp}	72,9 V
Courant au MPP I_{mp}	5,69 A
Coefficient de température de V_{oc}	-0,229 %/°C
Tension d'une chaîne (10 modules) au MPP	729 V
Courant total de l'array (60 branches) au MPP	341,4 A
Puissance totale du générateur PV	248,88 kW
Courant photo-généré I_L	6.0978 A
Courant de saturation I_0	7.17×10^{-13} A
Facteur d'idéalité de la diode n	0.87223
Résistance de shunt R_{sh}	419,78 Ω

4.3.2.2 Dimensionnement du convertisseur boost:

Cette section présente le dimensionnement complet du convertisseur Boost utilisé pour élever la tension de 600 V–800 V vers 1200 V. Les calculs sont réalisés pour une puissance nominale d'entrée de 250 kW, une fréquence de découpage de 20 kHz et un rendement

estimé de $\eta = 0.90$. Le tableau 4-5 résume les valeurs d'entrée retenues.

Tableau 4-5 Paramètres utilisés pour le dimensionnement du convertisseur Boost.

Paramètre	Valeur
$V_{in,min}$	600 V
$V_{in,max}$	720 V
V_{out}	1200 V
P_{out}	225 kW
f_s	20 kHz
η	0.90
r_L	0.30 (ondulation)
ΔV_{out}	12 V
ΔV_{in}	6 V

Le courant de sortie s'obtient directement par la relation $I_{out} = P_{out}/V_{out}$. En appliquant cette expression, on obtient :

$$I_{out} = \frac{225000}{1200} = 187,5 \text{ A.}$$

La résistance équivalente de charge associée vaut :

$$R = \frac{V_{out}}{I_{out}} = \frac{1200}{187.5} = 6,4 \Omega.$$

Le rapport cyclique du convertisseur est ensuite déterminé à partir de $D = 1 - V_{in}/V_{out}$.

Le pire cas est obtenu pour la tension minimale d'entrée :

$$D_{min} V_{in} = 1 - \frac{600}{1200} = 0.5,$$

tandis que la valeur la plus favorable est atteinte pour $V_{in,max}$:

$$D_{maxVin} = 1 - \frac{720}{1200} = 0.4.$$

La puissance d'entrée est calculée par $P_{in} = P_{out}/\eta$, ce qui donne :

$$P_{in} = \frac{225000}{0.9} = 250000 \text{ W}.$$

Le courant d'entrée correspondant au pire cas devient :

$$I_{in,minVin} = \frac{250000}{600} = 416,6667 \text{ A}.$$

En imposant une ondulation relative de $r_L = 0.30$, l'ondulation de courant dans l'inductance vaut :

$$\Delta I_L = r_L \cdot I_{in,minVin} = 0.30 \times 416.6667 = 125 \text{ A}.$$

L'inductance minimale nécessaire pour maintenir la conduction continue s'exprime par:

$$L_{min} = \frac{V_{in,min} \cdot D_{minVin}}{\Delta I_L \cdot f_s},$$

d'où :

$$L_{min} = \frac{600 \times 0.5}{125 \times 20000} = 1.2 \times 10^{-4} \text{ H} = 120 \mu\text{H}.$$

Le courant crête dans l'inductance vaut :

$$I_{L,crête} = I_{in,minVin} + \frac{\Delta I_L}{2} = 416.6667 + 62.5 = 479,1667 \text{ A},$$

et la valeur efficace :

$$I_{L,RMS} = \sqrt{I_{in,min}^2 V_{in} + \frac{(\Delta I_L)^2}{12}} = 418,2262 \text{ A.}$$

L'ondulation de sortie $\Delta V_{out} = 12 \text{ V}$ est répartie à parts égales entre la capacité et l'ESR.

La contribution capacitive étant de 6 V, la capacité minimale se calcule par :

$$C_{out,min} = \frac{I_{out} \cdot D_{min} V_{in}}{f_s \cdot \Delta V_{cap}},$$

ce qui donne :

$$C_{out,min} = \frac{187.5 \times 0.5}{20000 \times 6} = 7.8125 \times 10^{-4} \text{ F} = 781,25 \mu\text{F}.$$

La valeur maximale admissible d'ESR s'écrit :

$$ESR_{out,max} = \frac{6}{125} = 0,048 \Omega.$$

De façon similaire, la capacité d'entrée minimale est donnée par :

$$C_{in,min} = \frac{I_{in,min} V_{in} \cdot D_{min} V_{in}}{f_s \cdot \Delta V_{in}},$$

d'où :

$$C_{in,min} = \frac{416.6667 \times 0.5}{20000 \times 6} = 1.7361 \times 10^{-3} \text{ F} = 1,736 \text{ mF},$$

avec

$$ESR_{in,max} = \frac{0.5 \times 6}{125} = 0,024 \Omega.$$

Les contraintes imposées aux semi-conducteurs sont ensuite évaluées. Le MOSFET doit bloquer une tension maximale :

$$V_{DS,max} = V_{out} = 1200 \text{ V},$$

et conduire un courant crête :

$$I_{sw,crête} = I_{L,crête} = 479,17 \text{ A}.$$

Pour la diode, la tension inverse maximale vaut :

$$V_{R,max} = 1200 \text{ V},$$

et le courant moyen :

$$I_{D,moyen} = I_{out} = 187,5 \text{ A}.$$

Enfin, le dimensionnement global du convertisseur peut être résumé par les valeurs suivantes :

$R = 6,4 \Omega,$	$D_{min} = 0.50, D_{max} = 0.4,$
$L_{min} = 120 \mu\text{H},$	$C_{out} \geq 781,25 \mu\text{F},$
$C_{in} \geq 1,736 \text{ mF},$	$I_{L,crête} = 479,17 \text{ A},$
$ESR_{out,max} = 0,048 \Omega,$	$ESR_{in,max} = 0,024 \Omega.$

4.3.2.3 MATLAB/Simulink

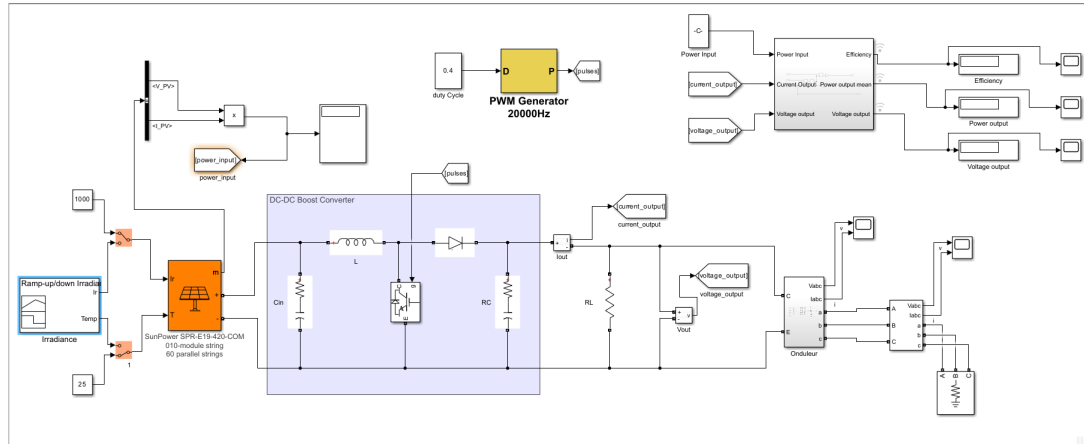


Figure 4.16 Capture Simulink du système photovoltaïque sans IA.

4.3.2.4 Résultats et observations

- Pour une irradiance $G = 1000 \text{ W/m}^2$ et température $T = 25^\circ\text{C}$.

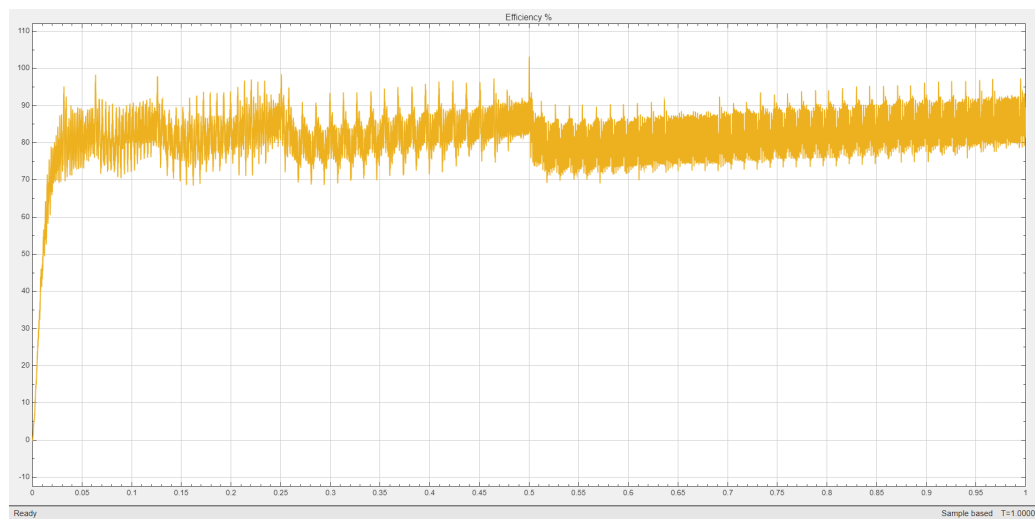


Figure 4.17 Évolution de l'efficacité du convertisseur Boost pour $G = 1000$.

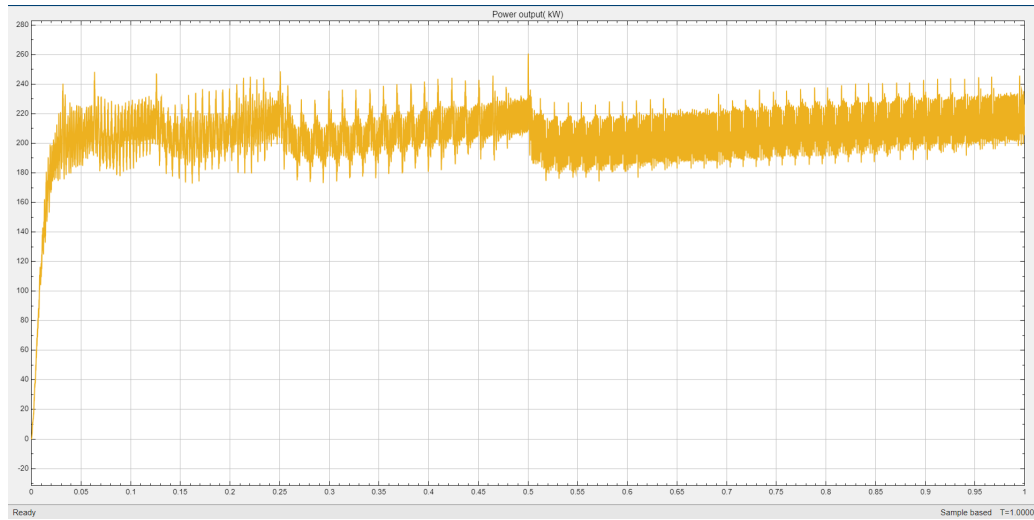


Figure 4.18 Puissance de sortie du convertisseur Boost pour $G = 1000$.

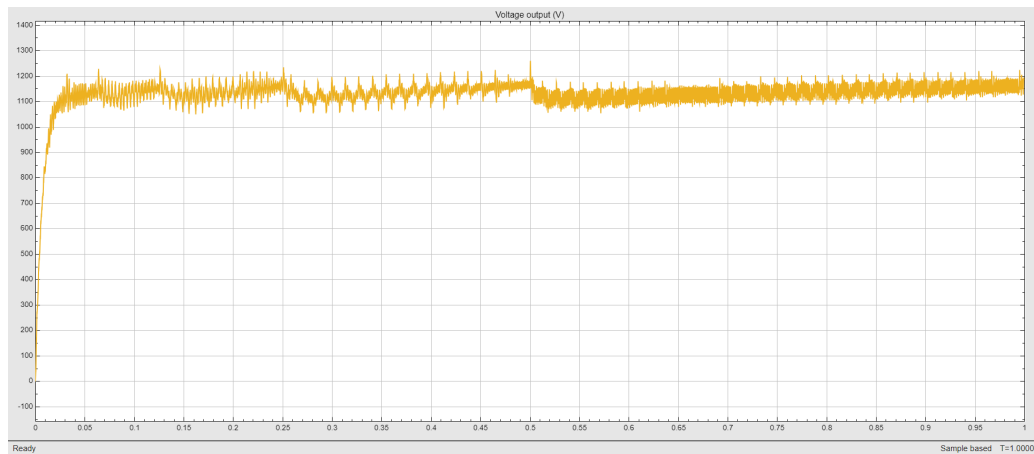


Figure 4.19 Tension de sortie du convertisseur Boost pour $G = 1000$.

Les simulations réalisées sous MATLAB/SIMULINK dans le cas d'une irradiance constante fixée à $G = 1000 \text{ W/m}^2$ et d'une température de $T = 25^\circ\text{C}$ permettent d'analyser le comportement stationnaire du convertisseur Boost pour un rapport cyclique constant $D = 0,4$. Les résultats montrent tout d'abord une montée rapide de la tension de sortie lors du régime transitoire, suivie d'une stabilisation autour d'une valeur comprise entre 1150 V et 1200 V. Cette réponse confirme que le convertisseur assure correctement

sa fonction d'élévation de tension.

La puissance de sortie évolue de manière similaire, avec une augmentation progressive jusqu'à atteindre une valeur voisine de 210 kW à 230 kW, ce qui reste cohérent avec la puissance nominale du générateur photovoltaïque.

Le rendement, quant à lui, se stabilise dans une plage comprise entre 80 % et 90 %.

Ces résultats traduisent un bon accord entre le dimensionnement théorique du convertisseur et son comportement réel en simulation, les légères ondulations observées étant dues au fonctionnement en découpage et aux effets dynamiques des composants passifs.

. Pour une irradiance G variable et température $T = 25^{\circ}\text{C}$.

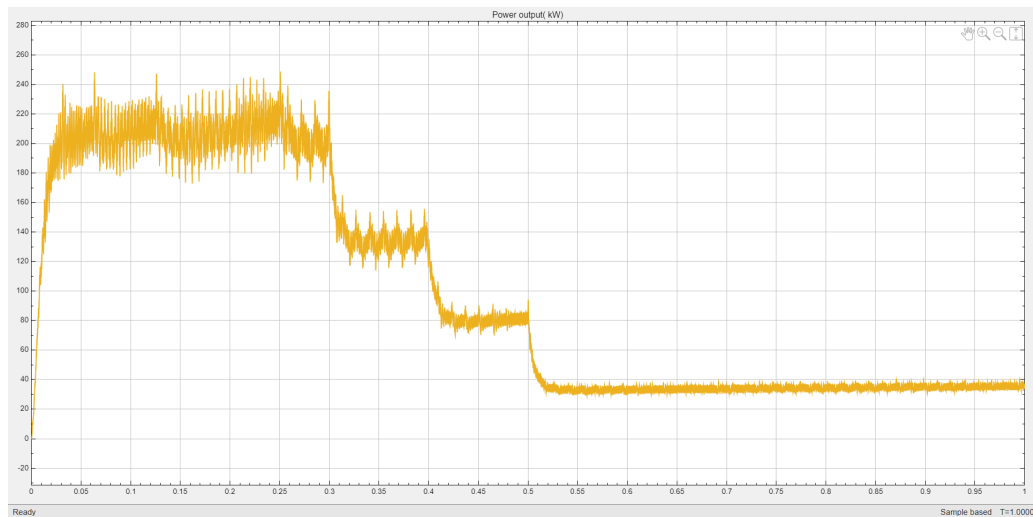


Figure 4.20 Puissance de sortie du convertisseur Boost pour G variable.

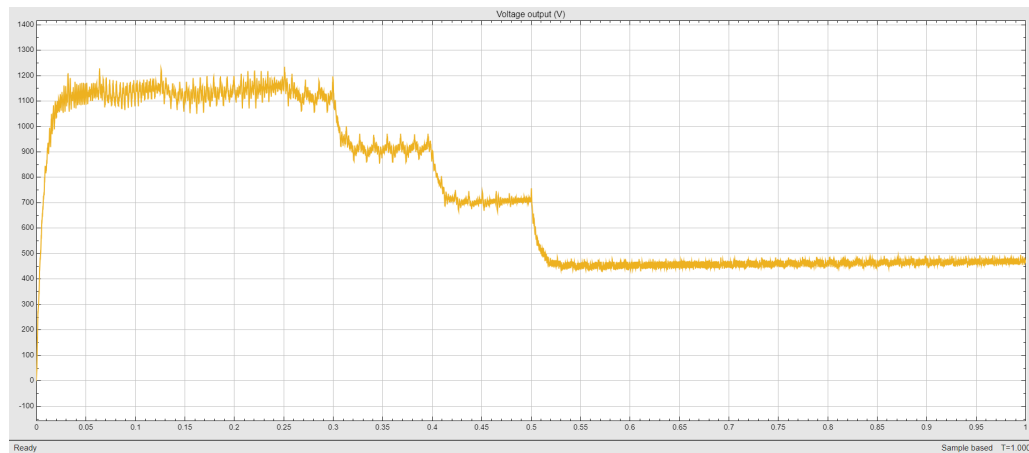


Figure 4.21 Tension de sortie du convertisseur Boost pour G variable.

Dans le second cas, où l'irradiance varie au cours du temps, les courbes obtenues mettent en évidence une adaptation directe de la tension et de la puissance de sortie aux niveaux d'ensoleillement. Lorsque l'irradiance diminue, la tension de sortie chute progressivement en passant par plusieurs paliers, et la puissance délivrée par le convertisseur suit la même tendance décroissante.

4.3.2.5 Limitations observées

L'analyse des courbes de tension, de puissance et de rendement du convertisseur Boost met en évidence les limites liées principalement au mode de commande à rapport cyclique fixe et aux conditions de fonctionnement dynamiques du générateur photovoltaïque.

La première limite observée concerne la présence d'ondulations significatives sur la tension de sortie, aussi bien en régime transitoire qu'en régime permanent. Ces oscillations sont dues au fonctionnement en découpage du convertisseur et traduisent l'influence directe de la fréquence de commutation et du dimensionnement des éléments passifs, en particulier l'inductance et les condensateurs de filtrage. Bien que ces ondulations restent acceptables du point de vue énergétique, elles peuvent engendrer des contraintes

supplémentaires sur les composants et dégrader la qualité de l'alimentation du bus continu.

Une autre limite observée est l'absence de régulation adaptative de la puissance. Le convertisseur étant piloté avec un rapport cyclique fixe, aucune compensation automatique des variations d'irradiance ou de température n'est assurée. Il en résulte un fonctionnement non optimal du générateur photovoltaïque, ce qui se traduit par une perte d'énergie récupérable. Cette limitation justifie pleinement l'introduction, dans la suite du travail, d'une stratégie de commande de type MPPT afin d'adapter dynamiquement le rapport cyclique et d'assurer une extraction maximale de la puissance solaire disponible.

4.3.3 Architecture globale du micro-réseau

4.3.3.1 Objectif et principe d'interconnexion

Cette sous-section présente l'architecture globale du micro-réseau hybride modélisé sous MATLAB/Simulink. L'objectif est d'intégrer le sous-système photovoltaïque et le sous-système éolien au sein d'une structure commune afin d'alimenter une charge sur un bus alternatif, tout en garantissant la stabilité des grandeurs électriques (tension, fréquence, courants) et l'équilibre de puissance entre production et consommation.

Le micro-réseau étudié adopte une architecture à bus AC constituant le point de couplage commun. Le niveau de tension du bus alternatif est fixé à 1000 V en sortie, ce qui permet de centraliser l'alimentation de la charge et de faciliter l'intégration de sources à interfaces électroniques de puissance. Le bus AC regroupe les contributions de la production photovoltaïque et éolienne.

4.3.3.2 Implémentation MATLAB/Simulink

La Figure 4.22 montre l'implémentation complète du micro-réseau sous MATLAB/Simulink, organisée autour d'un bus alternatif triphasé de 1000 V servant de point de couplage commun. Le modèle est structuré en deux parties principales de production interconnectées au même bus AC. La partie photovoltaïque comprend le générateur PV paramétré à partir du module SunPower SPR-415E-WHT-D, associé à un convertisseur DC/DC de type Boost commandé par un générateur PWM à 20 kHz, assurant l'élévation et l'adaptation de la tension continue. La sortie du Boost alimente un onduleur triphasé DC/AC qui réalise la conversion vers le réseau alternatif et permet l'injection de la puissance produite sur le bus commun. La partie éolienne est composée d'un modèle aérodynamique de turbine couplé à une génératrice synchrone à aimants permanents (PMSG). Les sorties des deux onduleurs sont directement raccordées au bus AC, lequel alimente une charge triphasée modélisée par une impédance équivalente. L'ensemble du système est simulé en régime discret, avec une fréquence de commutation adaptée aux convertisseurs, ce qui permet de reproduire fidèlement les dynamiques électromécaniques et électromagnétiques des deux sources ainsi que leur interaction sur le bus alternatif commun.

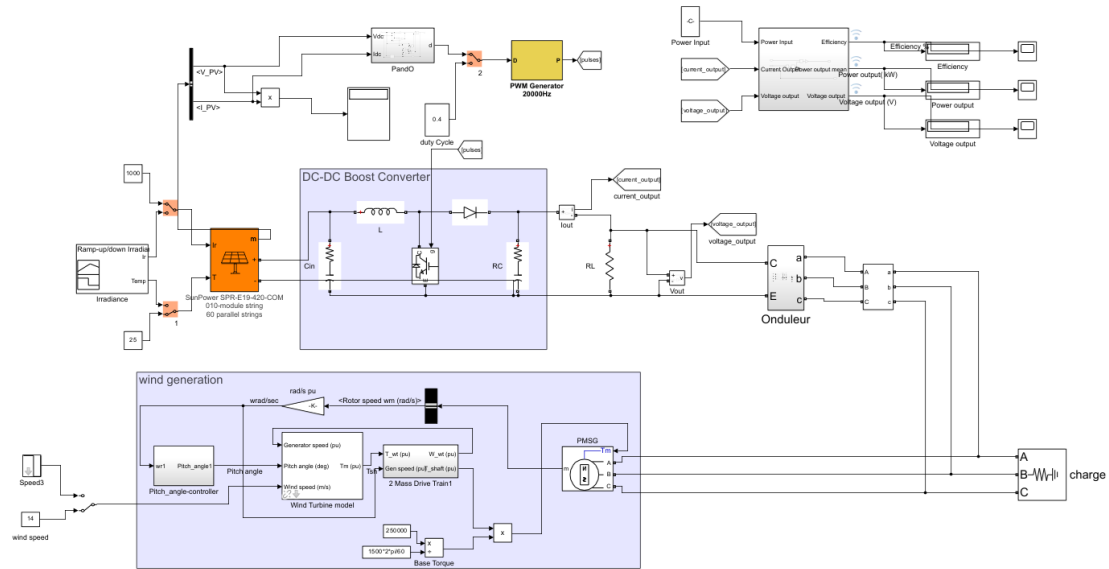


Figure 4.22 Architecture globale du micro-réseau hybride à bus AC (1000 V) sous MATLAB/Simulink.

4.4 Conclusion

Ce chapitre a présenté l'ensemble du processus de modélisation et de construction du micro-réseau hybride photovoltaïque-éolien étudié dans ce mémoire. Les modèles PV et éolien ont été développés à partir de leurs équations caractéristiques et de leurs principes physiques, puis implémentés dans un environnement Simulink permettant une représentation fidèle des phénomènes électriques et mécaniques.

Les résultats de la simulation de base ont mis en évidence les fluctuations de la tension du bus DC, les variations de puissance injectée et les limitations inhérentes aux sources renouvelables non pilotées.

Ces observations soulignent la nécessité d'intégrer des techniques avancées de contrôle et de prévision pour améliorer la stabilité et l'efficacité du système. Les modèles développés dans ce chapitre serviront ainsi de fondation aux travaux du Chapitre 5, où

des méthodes d'intelligence artificielle seront appliquées pour optimiser le suivi MPPT et la gestion énergétique du micro-réseau.

Chapitre 5 - Application de l'intelligence artificielle dans le contrôle et l'optimisation du micro-réseau

5.1 Introduction

Le présent chapitre introduit les techniques d'intelligence artificielle appliquées au contrôle et à l'optimisation du micro-réseau hybride photovoltaïque-éolien développé précédemment. Après l'analyse du fonctionnement du système en l'absence d'IA, il devient nécessaire d'intégrer des méthodes plus avancées pour améliorer la stabilité du bus DC dans le système photovoltaïque, optimiser l'extraction de puissance et anticiper les variations énergétiques.

Ce chapitre se divise en deux volets. Le premier est consacré à la commande du suivi du point de puissance maximale (MPPT) du générateur photovoltaïque, réalisée au moyen d'un contrôleur à logique floue combiné à l'algorithme Perturb and Observe classique. Cette stratégie hybride permet de réduire les oscillations du MPPT, de s'adapter plus rapidement aux conditions variables d'irradiance et d'accroître la puissance extraite du système PV.

Le second volet porte sur la prévision énergétique, élément clé pour une gestion intelligente et proactive du micro-réseau. Trois modèles d'apprentissage automatique sont implémentés : ANN, RNN et LSTM. Le modèle LSTM est ensuite optimisé par l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO) afin d'améliorer la précision prédictive et la robustesse aux variations temporelles. Les performances des modèles sont évaluées à l'aide d'indicateurs statistiques tels que le MAE, le RMSE et le coefficient de détermination R^2 .

Ce chapitre met ainsi en évidence l'apport significatif des techniques d'IA dans la

commande, la prévision et la gestion énergétique des micro-réseaux modernes.

5.2 Optimisation du MPPT par logique floue associée à P&O

5.2.1 Principe du MPPT intelligent

La méthode P&O classique ajuste le rapport cyclique D du convertisseur DC/DC en observant la variation de puissance [34, 55, 56] :

$$\Delta P = P(k) - P(k-1)$$

$$\Delta V = V(k) - V(k-1)$$

Si $\Delta P > 0$ et $\Delta V > 0$, le point de fonctionnement se rapproche du MPP. Cependant, cette méthode génère souvent des oscillations autour du point optimal et une lenteur en cas de variations rapides d'ensoleillement ou de vent [34, 56].

L'ajout d'un contrôleur flou permet d'adapter dynamiquement l'amplitude de perturbation du rapport cyclique ΔD , améliorant la rapidité et la stabilité [57–59].

5.2.2 Conception du contrôleur flou

- **Entrées** : ΔP et ΔV ;
- **Sortie** : ΔD (incrément du rapport cyclique) ;
- **Fonctions d'appartenance** : triangulaires ou trapézoïdales sur sept niveaux (NB , NM , NS , Z , PS , PM , PB) ;
- **Méthode d'inférence** : Mamdani ;
- **Défuzzification** : méthode du centre de gravité.

(Conception FLC inspirée des approches classiques appliquées à l'énergie renouvelable

[57,59].)

5.2.3 Table de règles floues

La table de règles floues permet de déterminer la correction du rapport cyclique ΔD à partir des variations de puissance ΔP et de tension ΔV . Elle repose sur sept modalités linguistiques (**NB**, **NM**, **NS**, **Z**, **PS**, **PM**, **PB**) afin d'assurer un suivi progressif et stable du point de puissance maximale. La structure adoptée est conforme aux approches classiques du MPPT flou [57,59].

Tableau 5-1 Table de règles floues 7×7 pour le contrôleur MPPT

$\Delta P \backslash \Delta V$	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PM	PM	PS	Z	Z
NM	PB	PM	PM	PS	Z	NS	NS
NS	PM	PM	PS	Z	NS	NM	NM
Z	PM	PS	Z	Z	Z	NS	NM
PS	PS	Z	NS	NM	NM	NM	NB
PM	Z	NS	NM	NM	NM	NB	NB
PB	Z	NM	NM	NM	NB	NB	NB

5.2.4 Implémentation sous MATLAB/Simulink

Le contrôleur flou est intégré à l'algorithme P&O afin de piloter le convertisseur DC/DC Boost. L'architecture développée sous Simulink (Figure 5.1) comprend principalement :

- un sous-système MPPT_Fuzzy_P&O assurant la poursuite du point de puissance maximale ;

- un bloc Fuzzy Logic Controller contenant les fonctions d'appartenance et la base de règles ;
- un module de calcul de la puissance basé sur la relation $P = V \times I$.

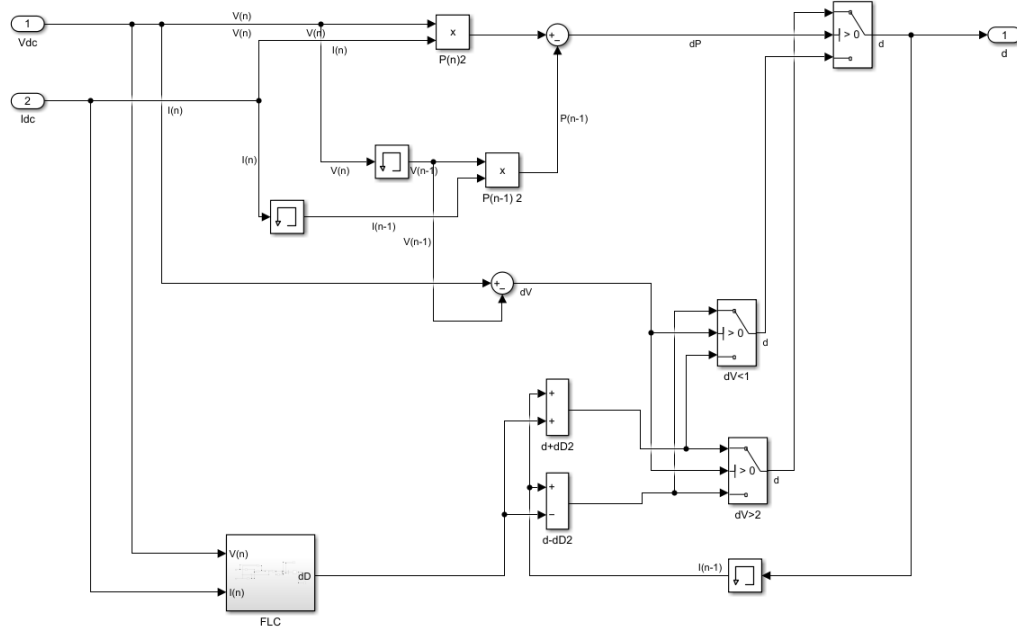


Figure 5.1 Contrôleur flou intégré à l'algorithme P&O.

5.2.5 Résultats de simulation

- Pour une irradiance $G = 1000 \text{ W/m}^2$ et température $T = 25^\circ\text{C}$.

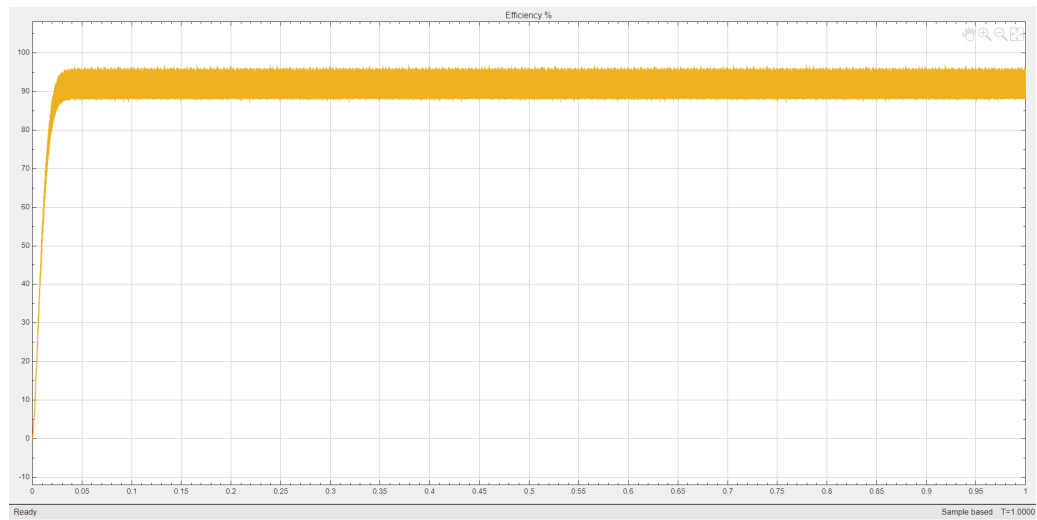


Figure 5.2 Évolution de l'efficacité du convertisseur Boost pour $G = 1000$.

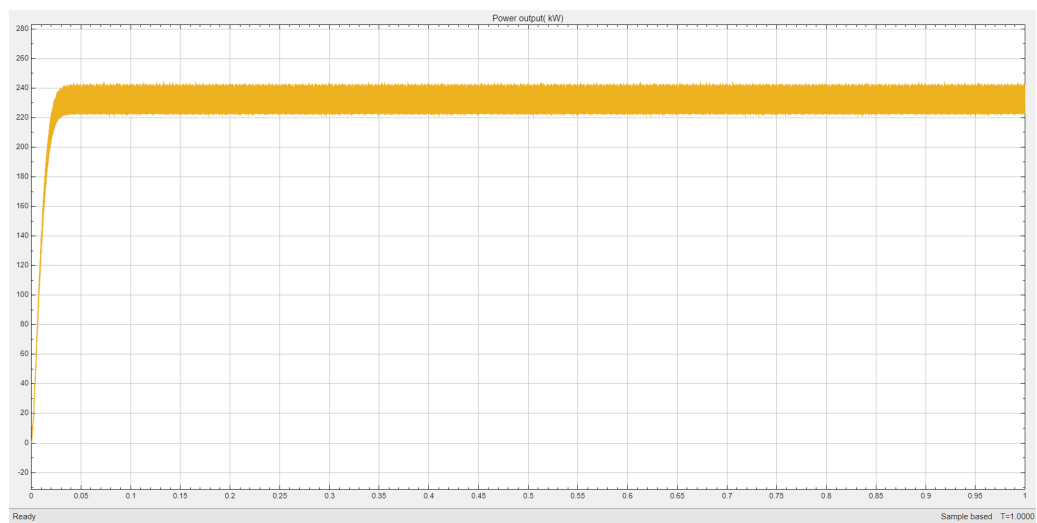


Figure 5.3 Puissance de sortie du convertisseur Boost pour $G = 1000$.

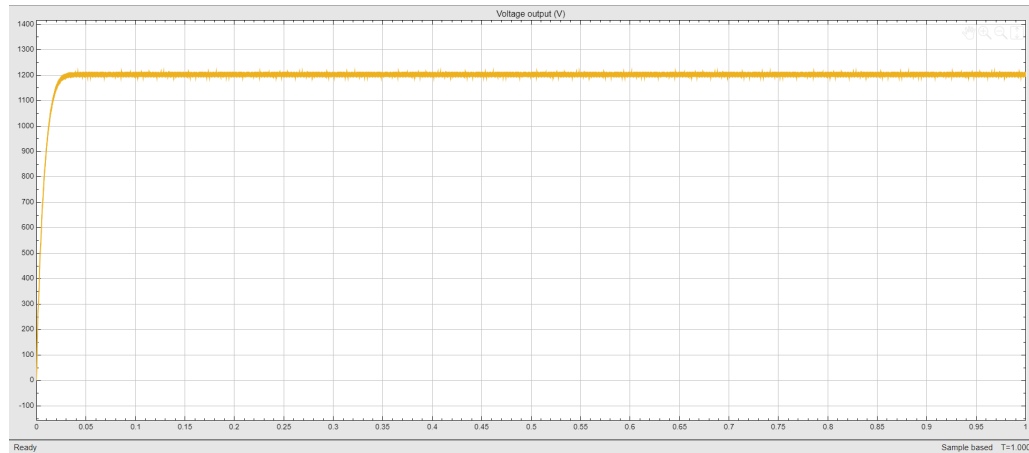


Figure 5.4 Tension de sortie du convertisseur Boost pour $G = 1000$.

Les résultats obtenus sous MATLAB/Simulink pour le cas d'une irradiance constante fixée à $G = 1000 \text{ W/m}^2$ et d'une température de $T = 25^\circ\text{C}$ mettent clairement en évidence l'amélioration des performances du système après l'intégration de la logique floue associée à l'algorithme P&O.

La tension de sortie du convertisseur s'élève rapidement après le démarrage pour se stabiliser autour de 1200 V, avec des ondulations très faibles par rapport au cas sans MPPT Figure 5.4. Cette stabilité traduit la capacité du régulateur flou à ajuster efficacement le rapport cyclique du convertisseur afin de maintenir le point de fonctionnement du générateur photovoltaïque au voisinage du point de puissance maximale.

La puissance de sortie Figure 5.3 atteint une valeur stable proche de 240 kW, ce qui correspond quasiment à la puissance nominale du champ photovoltaïque. Le rendement du convertisseur Figure 5.2 se situe alors dans une plage élevée, voisine de 90 % à 95 %, ce qui traduit une exploitation quasi optimale de l'énergie solaire disponible.

Ces résultats confirment que l'association de la logique floue à l'algorithme P&O

permet de réduire considérablement les oscillations autour du point de fonctionnement et d'améliorer significativement les performances énergétiques du système en régime permanent.

• Pour une irradiance G variable et température $T=25^{\circ}\text{C}$.

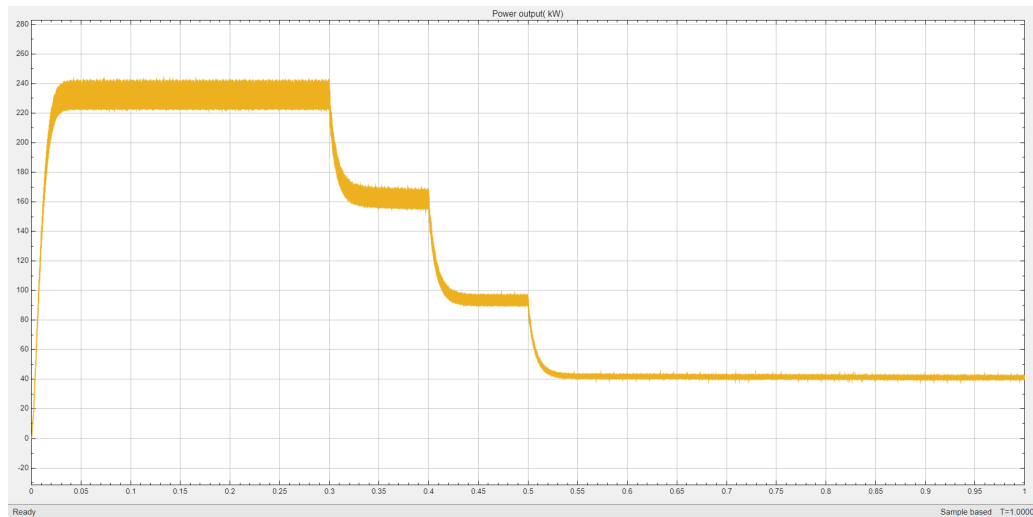


Figure 5.5 Puissance de sortie du convertisseur Boost pour G variable.

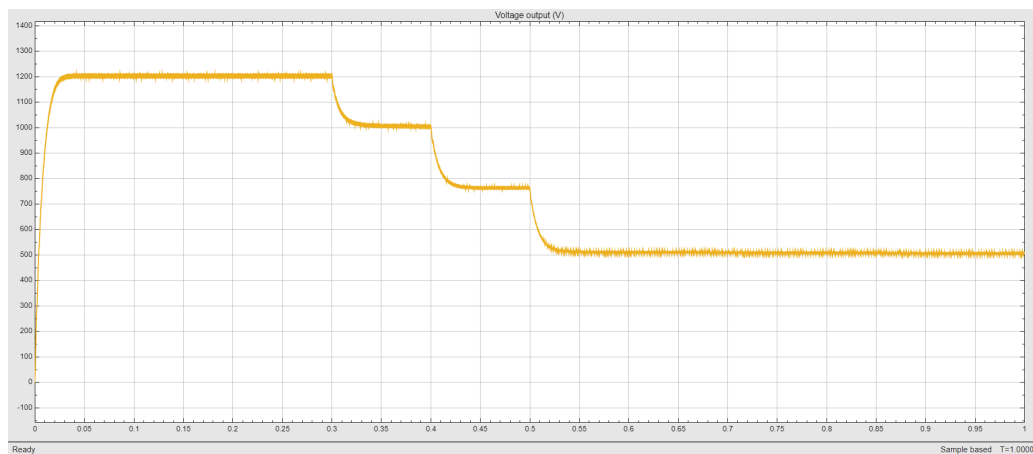


Figure 5.6 Tension de sortie du convertisseur Boost pour G variable.

Dans le second cas, correspondant à une irradiance variable, les courbes montrent que la tension et la puissance de sortie s'adaptent de manière continue aux variations de

l'ensoleillement, sans présenter les paliers brusques observés dans le fonctionnement sans MPPT. Lorsque l'irradiance diminue, la tension de sortie décroît de manière progressive, tout en restant régulée autour des valeurs optimales compatibles avec la puissance disponible Figure 5.6. La puissance de sortie suit fidèlement ces variations en restant constamment proche de la puissance maximale extractible du générateur photovoltaïque à chaque instant Figure 5.5. Ce comportement traduit la capacité de la commande floue à adapter dynamiquement le rapport cyclique du convertisseur afin de compenser les variations climatiques.

Ainsi, l'intégration de la logique floue associée au P&O permet d'assurer une exploitation efficace et continue de l'énergie solaire, en améliorant à la fois la stabilité de la tension et la puissance récupérée dans des conditions climatiques variables.

5.2.6 Comparaison des performances du convertisseur Boost avec et sans MPPT flou-P&O

La comparaison des résultats obtenus avec un fonctionnement à rapport cyclique fixe (sans MPPT flou) et ceux issus de l'intégration de la logique floue associée à l'algorithme P&O met clairement en évidence l'apport significatif de la commande intelligente sur les performances globales du convertisseur Boost.

Dans le cas sans MPPT, la tension de sortie atteint une valeur stable uniquement lorsque les conditions climatiques restent constantes, avec une présence non négligeable d'ondulations dues au découpage. En revanche, dès que l'irradiance devient variable, la tension de sortie chute par paliers successifs, traduisant l'incapacité du convertisseur à maintenir une tension régulée sous variations rapides des conditions d'entrée.

À l'inverse, avec l'intégration de la logique floue associée au P&O, la tension de sortie

reste nettement plus stable, aussi bien en régime stationnaire qu'en régime dynamique, ce qui montre que le rapport cyclique est ajusté en temps réel pour s'adapter aux conditions de fonctionnement du générateur photovoltaïque.

Du point de vue de la puissance extraite, le fonctionnement sans commande MPPT conduit à une exploitation partielle du potentiel énergétique du champ photovoltaïque. En conditions constantes, la puissance de sortie reste inférieure à la puissance nominale théorique du générateur, tandis qu'en régime variable, elle présente des chutes brutales lorsque l'irradiance diminue. Avec la commande floue, la puissance de sortie est en revanche maintenue au voisinage de la puissance maximale disponible pour chaque niveau d'irradiance. Le système est ainsi capable d'exploiter pratiquement toute l'énergie fournie par le générateur photovoltaïque, ce qui se traduit par une augmentation nette de la puissance utile transférée vers la charge.

Ainsi, la comparaison entre les deux stratégies de commande montre que l'intégration de la logique floue au sein de l'algorithme P&O améliore simultanément la stabilité de la tension de sortie, la quantité de puissance récupérée et le rendement du convertisseur Boost. Elle permet en outre de supprimer les variations brusques observées dans le cas sans MPPT et d'assurer un fonctionnement plus robuste face aux fluctuations climatiques. Ces résultats confirment l'intérêt de l'approche intelligente adoptée dans ce travail pour l'optimisation de la conversion d'énergie dans les systèmes photovoltaïques de forte puissance.

5.3 Prédiction et gestion du micro-réseau par IA avancée

5.3.1 Objectif

La gestion efficace d'un micro-réseau hybride repose non seulement sur le contrôle en temps réel des flux énergétiques, mais aussi sur la capacité à anticiper l'évolution des ressources renouvelables et de la demande [60]. Dans ce contexte, l'objectif principal de cette section est de mettre en place une stratégie de prédiction intelligente appliquée au micro-réseau photovoltaïque-éolien, afin d'améliorer la gestion énergétique par anticipation du comportement des grandeurs clés du système.

Plus précisément, il s'agit de :

- prédire la consommation électrique à partir de séries temporelles réelles issues des données de charge ;
- prédire la vitesse du vent, variable déterminante pour la production éolienne ;
- exploiter ces prévisions pour anticiper la production et la demande, et ainsi améliorer la stabilité et l'efficacité globale du micro-réseau.

Pour atteindre ces objectifs, plusieurs modèles d'intelligence artificielle sont étudiés et comparés, à savoir :

- les **réseaux de neurones artificiels (ANN)**,
- les **réseaux de neurones récurrents (RNN)**,
- les **réseaux de neurones à mémoire long terme (LSTM)**,
- ainsi qu'une **optimisation des hyperparamètres par algorithme PSO**.

Cette démarche repose sur l'utilisation de données réelles de consommation et de vitesse du vent, dont la préparation, le prétraitement et la structuration sont présentés dans la section 5.3.3. Les performances des modèles seront ensuite évaluées à l'aide d'indicateurs statistiques afin d'identifier l'approche la plus adaptée à la gestion prédictive

du micro-réseau.

5.3.2 Algorithmes considérés

Plusieurs approches d'apprentissage automatique et profond ont été explorées pour la prédiction des séries temporelles dans le micro-réseau. Elles diffèrent par leur architecture, leur capacité de modélisation temporelle et leurs méthodes d'optimisation. Les techniques retenues sont : **RNN**, **LSTM**, **ANN** et **LSTM-PSO** [57,59].

5.3.2.1 Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)

Principe de fonctionnement : Les réseaux de neurones artificiels (ANN) constituent une famille de modèles utilisés en apprentissage supervisé et non supervisé. Comme l'expliquent Bishop [63, Chap. 1–2] et Goodfellow *et al.* [64, Chap. 6], leur structure est inspirée du neurone biologique : chaque neurone artificiel combine des entrées pondérées afin de produire une valeur en sortie. Un réseau est généralement organisé en trois types de couches : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie. Les connexions entre neurones sont caractérisées par des poids ajustés au cours de l'apprentissage, ce qui permet de représenter des relations non linéaires entre les variables d'entrée et de sortie.

Les ANN classiques, aussi appelés perceptrons multicouches, se distinguent des réseaux récurrents ou convolutionnels par l'absence de mémoire temporelle et de traitement spatial. Ils sont donc adaptés aux tâches de régression statique et de classification, où chaque observation est traitée indépendamment [63, Chap. 4].

Modèle mathématique : Selon Bishop [63, Chap. 4], le calcul d'un réseau multicouche (*Multilayer Perceptron*, MLP) repose sur une succession de transformations affines et de

fonctions d'activation non linéaires. Pour une couche l , la sortie est donnée par :

$$z^{(l)} = W^{(l)}a^{(l-1)} + b^{(l)}, \quad a^{(l)} = f(z^{(l)}) \quad (5.1)$$

où $a^{(l-1)}$ est le vecteur issu de la couche précédente, $W^{(l)}$ la matrice de poids, $b^{(l)}$ le biais, et $f(\cdot)$ la fonction d'activation (sigmoïde, tangente hyperbolique ou ReLU). Goodfellow [64, Chap. 6] décrit ces calculs comme une composition de fonctions paramétrées :

$$\hat{y} = f^{(L)} \circ f^{(L-1)} \circ \dots \circ f^{(1)}(x)$$

permettant d'approximer toute fonction continue, propriété connue sous le nom de théorème d'approximation universelle.

Fonction de coût et apprentissage : L'apprentissage d'un ANN consiste à minimiser une fonction de coût, généralement l'erreur quadratique moyenne dans les problèmes de régression :

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5.2)$$

Goodfellow *et al.* [64, Chap. 8] montrent que la minimisation de cette erreur repose sur la descente de gradient stochastique, où les poids sont mis à jour selon :

$$W^{(l)} \leftarrow W^{(l)} - \alpha \frac{\partial E}{\partial W^{(l)}} \quad (5.3)$$

avec α le taux d'apprentissage. La propagation des gradients à travers les différentes couches, appelée rétropropagation, est détaillée par Bishop [63, Chap. 5]. Cette méthode permet d'ajuster efficacement les paramètres du réseau à partir de l'erreur observée en sortie.

Entraînement et régularisation : L'entraînement d'un ANN nécessite une normalisation préalable des données ainsi que leur séparation en ensembles d'apprentissage et de test. Bishop [63, Chap. 9] souligne l'importance de la régularisation, comme la pénalisation L_2 , afin de limiter le surapprentissage. De son côté, Goodfellow [64, Chap. 7] présente des techniques modernes telles que le *dropout* et la normalisation de lot (*batch normalization*).

Synthèse : Les ANN permettent d'approximer des relations non linéaires entre plusieurs variables sans recourir à un modèle physique explicite. Comme le soulignent Bishop [63, Chap. 10] et Goodfellow *et al.* [64, Chap. 6–8], leurs performances dépendent du nombre de couches, du choix des fonctions d'activation et de la méthode d'optimisation. Ils sont particulièrement adaptés à la prédiction de la puissance photovoltaïque ou de la charge électrique à partir de variables météorologiques telles que l'irradiance et la température.

5.3.2.2 Réseaux de Neurones Récurents (RNN)

Principe de fonctionnement : Les Réseaux de Neurones Récurents (RNN) sont des architectures conçues pour le traitement des données séquentielles où chaque observation dépend des précédentes. Selon Goodfellow *et al.* [64, Chap. 10], les RNN introduisent une rétroaction interne permettant de mémoriser l'information passée sous forme d'un état caché (h_t). Cet état agit comme une mémoire dynamique qui capture les dépendances temporelles d'une séquence. Medsker et Jain [65, Chap. 2–3] décrivent cette structure comme un système non linéaire à boucles internes où les sorties intermédiaires influencent les traitements futurs.

Ainsi, à chaque instant t , une nouvelle entrée x_t est combinée avec l'état précédent h_{t-1} pour produire l'état courant h_t et la sortie $\hat{y}_t$, reliant le passé et le présent du signal étudié.

Modèle mathématique : Le fonctionnement d'un RNN peut s'exprimer comme suit [64, Chap. 10] :

$$h_t = f(W_x x_t + W_h h_{t-1} + b_h) \quad (5.4)$$

$$\hat{y}_t = g(W_y h_t + b_y) \quad (5.5)$$

où x_t est l'entrée, h_t l'état caché, et $\hat{y}_t$ la sortie. Les fonctions d'activation $f(\cdot)$ et $g(\cdot)$ sont typiquement tanh, ReLU ou linéaires. Medsker et Jain [65, Chap. 4] montrent que ces équations décrivent un système récursif capable de traiter des séquences d'amplitudes variables, contrairement aux ANN statiques.

Apprentissage et propagation temporelle : L'apprentissage vise à minimiser une fonction de coût telle que l'erreur quadratique moyenne :

$$E = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (5.6)$$

La mise à jour des paramètres se fait par rétropropagation à travers le temps (*Backpropagation Through Time, BPTT*) décrite en détail par Goodfellow [64, Chap. 10.2]. Cette technique consiste à dérouler le réseau sur plusieurs pas de temps pour propager les gradients depuis la sortie finale jusqu'aux états antérieurs. Medsker [65, Chap. 5] insiste sur les difficultés liées au gradient évanescent ou explosif, phénomène limitant l'apprentissage sur de longues séquences. Les solutions incluent le *gradient clipping*, le choix de fonctions d'activation bornées et l'emploi d'architectures améliorées telles que les LSTM ou GRU.

Synthèse : Les RNN permettent de capturer la dynamique temporelle de signaux tels que la vitesse du vent, la puissance photovoltaïque ou la charge électrique. Cependant, comme le soulignent Goodfellow [64, Chap. 10.3] et Medsker [65, Chap. 6], leur performance

diminue sur les séquences longues, d'où l'évolution vers des architectures à mémoire plus stable (LSTM, GRU). Ces modèles constituent la base des approches modernes de prévision et d'analyse de séries temporelles dans les systèmes énergétiques intelligents.

5.3.2.3 Réseaux de Neurones à Mémoire Longue Courte (LSTM)

Principe de fonctionnement : Les Long Short-Term Memory (LSTM) représentent une évolution des réseaux récurrents classiques, conçue pour surmonter le problème du gradient évanescent. Selon Goodfellow *et al.* [64, Chap. 10.10], les LSTM introduisent une cellule de mémoire interne (C_t) qui conserve l'information sur de longues périodes, tout en contrôlant le flux de données par un système de portes : porte d'oubli (f_t), porte d'entrée (i_t) et porte de sortie (o_t). Graves [66, Chap. 4–5] montre que cette structure permet au modèle de retenir ou d'oublier sélectivement certaines informations, assurant ainsi une meilleure stabilité lors de l'entraînement sur des séquences temporelles longues.

Modèle mathématique : Le fonctionnement interne d'une cellule LSTM est défini par les équations suivantes [64, Chap. 10.10] :

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (5.7)$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (5.8)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C[h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (5.9)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (5.10)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5.11)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (5.12)$$

où les portes f_t , i_t , et o_t régulent la circulation de l'information. L'état C_t représente la mémoire à long terme, tandis que h_t capture la mémoire à court terme. Graves [66, Chap. 4] souligne que cette architecture hiérarchise la pertinence temporelle des signaux, ce qui la rend particulièrement adaptée à la modélisation des séquences énergétiques et météorologiques.

Apprentissage et optimisation : L'entraînement d'un LSTM repose sur la rétropropagation à travers le temps (*Backpropagation Through Time*, BPTT), décrite par Goodfellow [64, Chap. 10.8] et Graves [66, Chap. 5]. Cette méthode déroule le réseau sur une fenêtre temporelle afin de propager les gradients à travers les différentes étapes. Les LSTM, grâce à leurs mécanismes de portes, réduisent considérablement l'amplitude du phénomène de gradient évanescent, permettant d'apprendre efficacement sur des horizons temporels plus étendus. Les optimisations modernes (Adam, RMSProp) sont couramment utilisées pour ajuster les paramètres du modèle sur des séries temporelles complexes.

Synthèse : Les LSTM constituent une architecture robuste pour la modélisation des dépendances à long terme dans les séries temporelles. Comme l'expliquent Goodfellow [64, Chap. 10.10] et Graves [66, Chap. 5], leur capacité à maintenir et filtrer sélectivement l'information temporelle les rend idéaux pour la prévision énergétique, la gestion des micro-réseaux et d'autres applications séquentielles.

5.3.2.4 Optimisation par Essaim Particulaire (PSO)

Principe de fonctionnement : L'Optimisation par Essaim Particulaire (*Particle Swarm Optimization*, PSO) est une méthode d'optimisation inspirée des comportements collectifs observés dans la nature, tels que les déplacements d'oiseaux ou de poissons. Clerc [67, Chap. 1–2] définit le PSO comme un système multi-agents où chaque **particule** explore

l'espace de recherche pour trouver la solution optimale à une fonction objectif donnée. Chaque particule possède une position x_i , une vitesse v_i , une meilleure position personnelle p_i et l'information sur la meilleure position globale g atteinte par l'ensemble de l'essaim. Mirjalili [68, Chap. 2–3] souligne que cette coopération entre mémoire individuelle et intelligence collective permet une convergence rapide et stable vers l'optimum global.

Modèle mathématique : Le déplacement de chaque particule i est régi par les équations suivantes [67, Chap. 3] :

$$v_i^{(t+1)} = \omega v_i^{(t)} + c_1 r_1 (p_i - x_i^{(t)}) + c_2 r_2 (g - x_i^{(t)}) \quad (5.13)$$

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + v_i^{(t+1)} \quad (5.14)$$

où ω est le facteur d'inertie, c_1 et c_2 les coefficients d'accélération cognitive et sociale, et r_1, r_2 des variables aléatoires uniformes dans $[0, 1]$. Cette formulation permet un équilibre entre exploration et exploitation. Clerc [67, Chap. 5] démontre que la stabilité du système dépend du choix adéquat de ces paramètres.

Fonction objectif et procédure d'apprentissage : Le PSO vise à minimiser une fonction de coût J , souvent définie par l'erreur quadratique moyenne :

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5.15)$$

Mirjalili [68, Chap. 4] décrit les étapes principales de l'algorithme :

1. Initialisation aléatoire des positions et vitesses ;
2. Évaluation de la fonction objectif pour chaque particule ;
3. Mise à jour des meilleures positions p_i et g ;

4. Application des équations de mise à jour ;
5. Répétition jusqu'à convergence.

Les paramètres typiques sont $\omega \in [0.7, 0.9]$, $c_1 = c_2 = 2$, et un nombre d'itérations $T_{\max}$ compris entre 100 et 200.

Applications et synthèse : Clerc [67, Chap. 6–7] met en évidence la robustesse et la simplicité du PSO dans la recherche d'optimums globaux. Mirjalili [68, Chap. 5–7] démontre son efficacité pour l'optimisation des hyperparamètres des réseaux de neurones et la planification énergétique des micro-réseaux hybrides. Ainsi, le PSO s'impose comme une approche rapide et polyvalente pour l'optimisation de modèles d'intelligence artificielle appliqués à la production et à la gestion d'énergie.

5.3.3 Préparation des données

Les données exploitées dans cette étude proviennent exclusivement de bases de données publiques issues de la plateforme Kaggle. Il s'agit de jeux de données utilisés à titre d'exemple pour l'entraînement et la validation des modèles prédictifs, avec pour objectif un déploiement ultérieur sur des données réelles du micro-réseau. Les séries temporelles de consommation électrique sont extraites du jeu de données *AEP Hourly Energy Consumption* [69], tandis que les données relatives à la vitesse du vent proviennent du *Wind Turbine SCADA Dataset* [70].

Dans le cadre de ce travail, le choix a été porté sur la prédiction de la consommation énergétique et de la vitesse du vent, afin de mieux anticiper la demande électrique, d'améliorer la planification de la production et d'optimiser la gestion énergétique du micro-réseau étudié.

Les variables considérées dans ce cadre sont :

- la vitesse du vent (v), exprimée en m/s ;
- la puissance de consommation (P_{load}), exprimée en kW.

Avant l'entraînement, une étape de prétraitement est indispensable [57] :

1. Nettoyage : suppression des valeurs aberrantes et interpolation des données manquantes ;
2. Normalisation Min-Max :

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

afin d'accélérer la convergence ;

3. Découpage temporel : les données sont divisées en fenêtres (par exemple, 24 heures pour prédire l'heure suivante) ;
4. Séparation en 70 % pour l'entraînement et 30 % pour le test.

Cette préparation garantit la qualité et la représentativité du jeu de données pour l'apprentissage des modèles prédictifs, tout en assurant leur future transférabilité vers un contexte réel de fonctionnement [60].

5.3.4 *Entraînement et simulation*

L'ensemble des simulations, modélisations et entraînements d'algorithmes a été réalisé sur un ordinateur portable. Les principales caractéristiques matérielles sont présentées au tableau 5-2.

Tableau 5-2 Caractéristiques matérielles de la station de travail utilisée

Composant	Description
Processeur (CPU)	Intel® Core™ i7-13620H (architecture hybride : 10 cœurs — 6 Performance et 4 Efficient —, 16 threads, fréquence turbo jusqu'à 4,9 GHz).
Mémoire vive (RAM)	16 Go DDR5 à 4800 MHz.
Carte graphique (GPU)	NVIDIA® GeForce RTX 3050 Laptop GPU (6 Go GDDR6).
Stockage	SSD NVMe de 512 Go.
Système d'exploitation	Windows 11 Famille, 64 bits (build 22631).

Sur le plan logiciel, l'environnement de développement et de simulation repose sur Python 3.13 pour la mise en œuvre des algorithmes d'intelligence artificielle (ANN, RNN, LSTM, PSO). Les principales bibliothèques Python employées sont récapitulées dans le tableau 5-3.

Tableau 5-3 Bibliothèques Python utilisées et leur rôle

Bibliothèque	Version	Rôle principal
NumPy	1.26	Calculs numériques vectorisés et matriciels ; tableaux multidimensionnels et opérations mathématiques intensives.
Pandas	2.2	Manipulation, nettoyage et interpolation des séries temporelles ; découpage des ensembles d'entraînement/validation/test.
Matplotlib	3.9	Visualisation des résultats (évolution et comparaisons réel vs prédit).
PyTorch	2.6.0+cu124	Apprentissage profond pour les modèles <i>ANN</i> , <i>RNN</i> et <i>LSTM</i> , avec possibilité d'exécution sur CPU ou GPU (RTX 3050, CUDA 12.4) selon les expériences.

Artificial Neural Network (ANN) :

Tableau 5-4 Hyperparamètres principaux du modèle ANN

Hyperparamètre clé	Valeur utilisée	Rôle
LOOKBACK_STEPS	30	Historique exploité pour la prédiction.
HIDDEN_SIZES	[256, 128, 64]	Capacité du réseau (relations non linéaires apprises).
LR	1×10^{-3}	Vitesse d'apprentissage.
BATCH_SIZE	256	Stabilité du gradient.
DROPOUT	0.10	Réduction du surapprentissage.
EARLY_STOP_PATIENCE	20	Arrêt si validation stagne.
N_EPOCHS (max)	300	Limite supérieure d'entraînement.

Recurrent Neural Network (RNN) :

Tableau 5-5 Hyperparamètres principaux du modèle RNN

Hyperparamètre	Valeur	Rôle
LOOKBACK_STEPS	30	Longueur de la séquence d'entrée (30 dernières valeurs utilisées pour prédire la suivante).
RNN_HIDDEN	128	Taille de l'état caché ; plus grand $\Rightarrow$ dépendances temporelles plus riches.
RNN_LAYERS	2	Profondeur du modèle récuratif (empilement des couches).
BIDIRECTIONAL	False	Causalité respectée (prévision temps réel).
RNN_DROPOUT	0.10	Régularisation inter-couches pour limiter le surapprentissage.
FC_HIDDEN	64	Couche fully-connected en sortie du RNN (projection vers un scalaire).
LR	1×10^{-3}	Taux d'apprentissage (Adam).
BATCH_SIZE	256	Taille de lot (stabilité du gradient / efficacité CPU).
CLIP_NORM	1.0	Limitation de la norme du gradient (évite les explosions).
EARLY_STOP_PATIENCE	20	Arrêt anticipé si la validation stagne.
N_EPOCHS (max)	300	Borne supérieure ; arrêt réel via early stopping.

LongShort-TermMemory (LSTM) :

Tableau 5-6 Hyperparamètres principaux du modèle LSTM

Hyperparamètre	Valeur	Rôle
LOOKBACK_STEPS	30	Fenêtre temporelle d'entrée.
LSTM_HIDDEN	128	Capacité mémoire du LSTM ; plus grand $\Rightarrow$ meilleure modélisation mais coût supérieur.
LSTM_LAYERS	2	Empilement de couches pour capturer des dynamiques temporelles plus complexes.
BIDIRECTIONAL	False	Modèle causal ; aucune utilisation d'information future.
LSTM_DROPOUT	0.10	Régularisation inter-couches.
FC_HIDDEN	64	Couche fully-connected en sortie.
LR	1×10^{-3}	Taux d'apprentissage (Adam).
BATCH_SIZE	256	Taille du lot d'entraînement.
CLIP_NORM	1.0	Limitation du gradient pour éviter l'explosion.
EARLY_STOP_PATIENCE	20	Arrêt si performance validation stagne.
N_EPOCHS (max)	300	Entraînement maximum (arrêt anticipé appliqué).

Particle Swarm Optimization (PSO) :

Tableau 5-7 Espace de recherche PSO et réglages fixes

Paramètre	Bornes / Valeurs	Rôle
lookback	[12, 96] (entier)	Longueur de la séquence d'entrée ; contrôle la profondeur temporelle modélisée.
hidden_size	[64, 512] (entier)	Capacité du modèle (plus grand $\Rightarrow$ meilleure représentation, mais coût accru).
num_layers	[1, 3] (entier)	Profondeur du modèle LSTM ; impacte la complexité et la stabilité d'entraînement.
dropout	[0.0, 0.4] (réel)	Régularisation pour limiter le surapprentissage entre les couches.
bidirectional	{0, 1}	0 = modèle causal (temps réel) ; 1 = bidirectionnel (meilleure performance hors-ligne mais coût $\times 2$).
lr	$[3 \cdot 10^{-4}, 5 \cdot 10^{-3}]$	Taux d'apprentissage (optimiseur Adam).
batch_size	{64, 128, 256, 512}	Compromis entre stabilité du gradient et coût d'entraînement CPU/GPU.

5.3.5 Évaluation des performances

L'évaluation repose sur plusieurs indicateurs [64] :

- **RMSE (Root Mean Square Error)** : mesure l'écart moyen quadratique entre prédictions et valeurs réelles ;
- **MAE (Mean Absolute Error)** : mesure l'erreur absolue moyenne entre les valeurs prédites et les valeurs réelles ;
- **MAPE (Mean Absolute Percentage Error)** : mesure l'erreur moyenne en

pourcentage entre les valeurs prédites et les valeurs réelles ;

- R^2 (**Coefficient de détermination**) : mesure la proportion de variance expliquée ;
- **Temps d'entraînement** : indique l'efficacité computationnelle.

Prévision de la consommation (MW) Les résultats obtenus pour la prévision de la consommation électrique (jeu de données AEP_hourly) sont présentés dans le tableau 5-8.

Tableau 5-8 Comparaison des indicateurs de performance (consommation MW)

Modèle	MAE (MW)	RMSE (MW)	MAPE (%)	R^2	Temps (s)
ANN	123.699	160.925	0.80	0.997	20.37
RNN	127.619	165.984	0.82	0.997	23.12
LSTM	122.169	160.673	0.79	0.997	57.21
LSTM + PSO	119.255	158.732	0.78	0.997	223.30

Les résultats obtenus montrent que les quatre modèles testés reproduisent efficacement la dynamique de la consommation énergétique, comme en témoigne la valeur élevée et stable du coefficient de détermination ($R^2 = 0,997$) observée dans tous les cas. Ce constat est en accord avec les travaux de Hong et Fan [71], qui soulignent que les modèles neuronaux sont généralement bien adaptés aux séries de charge électrique fortement corrélées dans le temps.

Cependant, les indicateurs d'erreur révèlent des différences en termes de précision. Le modèle *RNN* présente les performances les moins satisfaisantes, ce qui est cohérent avec les limites rapportées dans la littérature concernant sa difficulté à capturer durablement les dépendances temporelles longues [64]. Le modèle *ANN* obtient de meilleurs résultats, confirmant que les relations globales entre les variables peuvent être apprises même sans

mémoire interne [72], mais les fluctuations rapides demeurent moins bien représentées.

L'architecture *LSTM*, grâce à son mécanisme de portes permettant la conservation contrôlée de l'information, améliore significativement la capacité de modélisation des variations temporelles [73], ce qui se traduit par une réduction du MAE et du RMSE dans nos résultats. Enfin, l'approche *LSTM+PSO* obtient les meilleures performances sur l'ensemble des métriques, ce qui confirme l'efficacité de l'optimisation par essaim particulaire pour ajuster automatiquement les hyperparamètres des modèles neuronaux [74]. Cette amélioration se réalise toutefois au prix d'un temps d'entraînement sensiblement plus élevé, illustrant un compromis classique entre précision et coût computationnel.

Ainsi, le modèle *LSTM+PSO* constitue l'option la mieux adaptée lorsque l'objectif premier est la qualité de prévision, tandis que le modèle *ANN* demeure une alternative pertinente dans des contextes où les contraintes de calcul ou de temps d'exécution sont prioritaires.

Prévision de la vitesse du vent (m/s) Pour la prévision de la vitesse du vent, les séries temporelles issues du jeu de données SCADA (période 1961-01-01 au 1962-12-01, $N = 700$ échantillons) ont été utilisées. Les principaux indicateurs de performance sont présentés dans le tableau 5-9.

Tableau 5-9 Comparaison des indicateurs de performance pour la prédiction de la vitesse du vent

Modèle	MAE (m/s)	RMSE (m/s)	MAPE (%)	R^2	Temps (s)
ANN	3.072	3.884	42.27	0.167	0.63
RNN	2.972	3.713	41.49	0.239	0.64
LSTM	2.897	3.630	40.21	0.272	0.96
LSTM + PSO	3.083	3.858	43.12	0.178	3.75

On observe que, pour la vitesse du vent, les valeurs de R^2 restent modestes (entre 0,167 et 0,272) et les MAPE dépassent 40 %, ce qui traduit une plus grande difficulté de modélisation par rapport à la consommation électrique. Ce comportement est conforme aux observations de la littérature, qui indiquent que les séries de vent sont généralement plus bruitées, moins stationnaires et plus sensibles aux phénomènes locaux que les séries de charge [71]. En effet, la vitesse du vent est gouvernée par des phénomènes atmosphériques complexes (turbulences, gradients de pression, instabilités thermiques), présentant un caractère fortement stochastique. De plus, l'approche adoptée repose sur une prédiction univariée, fondée uniquement sur l'historique de la vitesse du vent, sans prise en compte de variables météorologiques explicatives telles que la pression, la direction du vent ou la température. L'agrégation journalière des données contribue également à lisser les variations rapides, entraînant une perte d'information dynamique à court terme, ce qui limite la capacité des modèles à capter des dépendances temporelles exploitables.

Le modèle *LSTM* présente malgré tout les meilleures performances globales sur ce jeu de données (MAE et RMSE minimaux, R^2 maximal), confirmant l'intérêt des architectures à mémoire longue pour ce type de signal. Le modèle *RNN* pur reste compétitif en temps d'exécution, mais pâtit d'un gradient évanescent plus marqué sur de longues séquences.

Dans ce cas précis, l'optimisation par PSO n'apporte pas de gain significatif sur les métriques d'erreur en phase de test, illustrant le fait que la recherche d'hyperparamètres optimaux est fortement dépendante de la nature du signal et du compromis biais/variance.

5.3.6 Analyse comparative

Les observations tirées des simulations sont les suivantes [57,59,60] :

- **ANN** : simple à implémenter, faible coût de calcul, mais précision limitée pour des dynamiques rapides ou fortement bruitées ;
- **RNN** : meilleur suivi temporel que l'ANN, mais sensible au gradient évanescent pour de longues séquences ;
- **LSTM** : bon compromis entre précision et stabilité, capacité à retenir des tendances longues, aussi bien pour la charge que pour le vent ;
- **PSO+LSTM** : améliore la convergence et la performance pour la consommation, mais n'apporte pas systématiquement un gain sur des signaux plus incertains comme la vitesse du vent, tout en nécessitant davantage de ressources computationnelles.

Ainsi, pour la **prédiction à court terme** de la consommation, le LSTM optimisé par PSO s'avère particulièrement performant, tandis que pour la **vitesse du vent**, un LSTM correctement réglé reste le meilleur compromis entre précision et temps de calcul. Le PSO peut être intégré pour automatiser l'ajustement des hyperparamètres, mais son intérêt dépend du rapport coût/bénéfice propre à chaque application [68].

5.3.7 Synthèse

Cette étude comparative met en évidence la pertinence des approches d'IA pour la gestion des micro-réseaux :

- Les modèles séquentiels (RNN, LSTM) sont mieux adaptés aux séries temporelles énergétiques (consommation et vitesse du vent) que les architectures purement feed-forward ;
- L'**optimisation par PSO** renforce la précision et la robustesse du système pour certaines tâches (prévision de consommation), mais son utilisation doit être appréciée au regard du temps de calcul disponible ;
- Une **approche hybride** (LSTM-PSO, ANFIS-PSO) peut combiner les avantages des deux méthodes et constitue une piste intéressante pour des travaux futurs ;
- L'intégration de ces modèles dans le micro-réseau permet une planification proactive et une meilleure résilience face aux fluctuations de production et de demande.

Dans le cadre de ce travail, la stratégie de supervision repose principalement sur l'exploitation des prédictions issues des modèles d'intelligence artificielle appliqués aux conditions climatiques (vitesse du vent) ainsi qu'à la puissance consommée. Les réseaux ANN, RNN et LSTM développés précédemment permettent d'estimer à court terme l'évolution des variables environnementales et de la demande énergétique, fournissant ainsi une vision anticipative du fonctionnement futur du micro-réseau. Ces informations prédictives ne sont pas utilisées pour commander directement les interrupteurs en boucle fermée, mais servent à ajuster les références de production des différentes sources et à évaluer l'équilibre prévisionnel entre offre et demande. En estimant la puissance photovoltaïque et éolienne susceptible d'être disponible ainsi que la puissance requise par la charge, il devient possible d'anticiper les déséquilibres énergétiques, d'adapter les consignes de puissance injectée et d'améliorer la planification opérationnelle du système. Cette approche permet également d'effectuer des estimations de performance, d'analyser les marges de sécurité énergétique et d'évaluer le comportement futur du micro-réseau

sous différentes conditions climatiques. Ainsi, l'intelligence artificielle intervient ici comme un outil d'aide à la décision et d'anticipation énergétique, contribuant à une gestion plus proactive et optimisée du micro-réseau hybride.

En conclusion, les algorithmes d'IA avancés apportent une valeur ajoutée importante dans la prévision et la gestion intelligente du micro-réseau, ouvrant la voie à une automatisation plus complète et à une exploitation optimisée des ressources renouvelables [57–60].

5.4 Conclusion

Ce chapitre a démontré l'apport essentiel de l'intelligence artificielle dans l'amélioration des performances du micro-réseau photovoltaïque–éolien développé dans ce mémoire. L'intégration d'un contrôleur à logique floue combiné à l'algorithme Perturb and Observe a permis d'obtenir un suivi plus rapide et plus stable du point de puissance maximale, en réduisant les oscillations caractéristiques du MPPT classique et en améliorant la puissance extraite du générateur photovoltaïque.

La mise en œuvre des modèles ANN, RNN et LSTM pour la prévision énergétique a permis de comparer différentes architectures neuronales adaptées aux séries temporelles. Les résultats ont montré que le modèle LSTM offre de meilleures performances en termes de précision et de capacité à capturer les dépendances temporelles longues. L'optimisation par essaim particulaire (PSO) a davantage renforcé cette précision en améliorant les indicateurs d'erreur ainsi que la stabilité des prédictions.

L'ensemble de ces résultats confirme que les techniques d'intelligence artificielle constituent des outils efficaces pour la commande, l'optimisation et la gestion intelligente des micro-réseaux multi-sources. Elles rendent le système plus robuste face aux

fluctuations climatiques, plus efficace dans l'extraction de puissance, et plus précis dans l'anticipation des variations énergétiques. Ces travaux ouvrent enfin la voie à l'intégration de solutions encore plus avancées, telles que l'apprentissage par renforcement et le développement d'un système de gestion global des micro-réseaux.

Chapitre 6 - Conclusion générale

Ce mémoire avait pour objectif de concevoir, modéliser et optimiser un micro-réseau multi-source intégrant des systèmes photovoltaïques et éoliens, en évaluant l'apport de méthodes avancées d'intelligence artificielle dans le contrôle, la prévision et la gestion énergétique. La variabilité des sources renouvelables, la non-linéarité des convertisseurs de puissance et la nécessité d'assurer une production électrique stable constituent aujourd'hui des défis majeurs pour l'intégration à grande échelle des énergies propres. Les travaux réalisés dans ce mémoire apportent des éléments de réponse à ces problématiques.

Dans un premier temps, une revue de littérature approfondie a permis de contextualiser l'évolution des systèmes électriques, de décrire en détail les technologies photovoltaïques et éoliennes, et de présenter les principales architectures de conversion utilisées dans les micro-réseaux modernes. Cette synthèse a également mis en évidence le rôle croissant de l'intelligence artificielle dans les systèmes énergétiques intelligents, en particulier pour la prévision, l'optimisation et le contrôle.

La deuxième partie du travail a consisté à modéliser de manière rigoureuse les sous-systèmes photovoltaïque et éolien, ainsi que leurs interfaces électroniques. Leur intégration sous MATLAB/Simulink a permis de construire un micro-réseau hybride représentatif, capable de simuler différents scénarios de fonctionnement. Les résultats obtenus ont mis en lumière les contraintes liées aux fluctuations climatiques et la sensibilité du bus continu aux variations rapides de la production.

La dernière partie du mémoire a démontré le potentiel de l'intelligence artificielle pour améliorer les performances du micro-réseau. Le contrôleur de suivi du point de puissance maximale de type flou-P&O a permis un suivi plus rapide et plus précis du point de puissance maximale par rapport à la version classique du P&O. Par ailleurs, des modèles

de prévision ont été développés afin d'anticiper l'évolution des conditions climatiques et de la demande énergétique. Le modèle LSTM optimisé par l'algorithme PSO s'est révélé le plus performant, avec des erreurs réduites et un coefficient de détermination R^2 élevé, confirmant sa capacité à capturer la dynamique temporelle des séries énergétiques.

Les résultats obtenus mettent en évidence l'apport de l'intelligence artificielle dans l'amélioration de la précision des prévisions et dans l'anticipation des variations de production et de consommation. La réduction des indicateurs d'erreur (MAE, RMSE, MAPE) ainsi que la qualité de l'ajustement statistique observée permettent un ajustement plus cohérent des références énergétiques et une meilleure planification du fonctionnement du micro-réseau. L'intégration des énergies renouvelables associée à une approche prédictive apparaît ainsi comme une solution pertinente pour optimiser la gestion énergétique dans des environnements dynamiques et incertains.

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées pour prolonger ce travail. Il serait tout d'abord pertinent d'intégrer un système de stockage d'énergie (batteries ou autres technologies) afin d'améliorer la continuité de service et la capacité d'autoconsommation du micro-réseau. Ensuite, l'utilisation de méthodes d'apprentissage par renforcement profond (*Deep Reinforcement Learning*) pourrait être explorée pour le contrôle global du micro-réseau, en prenant en compte simultanément la production, le stockage et la demande. Enfin, la validation expérimentale sur une plateforme physique ou un micro-réseau réel, ainsi que l'étude des enjeux de cybersécurité dans les systèmes énergétiques intelligents, constituent des axes de recherche intéressants.

Ainsi, ce mémoire contribue à démontrer que la combinaison de sources renouvelables et de techniques d'intelligence artificielle ouvre la voie à des micro-réseaux plus intelligents, plus flexibles et plus fiables, capables de répondre aux besoins énergétiques

actuels et futurs.

Références

- [1] A. R. Prabowo, B. Denov, U. Khayam, and R. Zoro, “Lightning protection system for multicircuit tower in tropical areas,” pp. 1–6, 2024.
- [2] P. S. R. Murty, *Electrical Power Systems*. Cambridge, MA: Butterworth-Heinemann, an imprint of Elsevier, 2017, 1 online resource : illustrations. [Online]. Available: <https://uqtr.on.worldcat.org/oclc/990802072>
- [3] T. Gönen, *Electric Power Distribution Engineering*, 3rd ed. Boca Raton, FL: CRC Press, 2014, 1 online resource (xxv, 1021 pages) : illustrations. [Online]. Available: <https://uqtr.on.worldcat.org/oclc/879683602>
- [4] J. D. Glover, M. S. Sarma, and T. J. Overbye, *Power System Analysis and Design*, 6th ed. Cengage Learning, 2017, chapitres 7–8 : structures de transport et de distribution des réseaux électriques.
- [5] A. A. Sallam and O. P. Malik, *Electrical Distribution Systems*. Wiley-IEEE Press, 2018, chapitres 2–3 : topologies et structures de réseaux de distribution. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/9781119509332>
- [6] K. Mostakim and M. Hasanuzzaman, “Chapter 5 - solar photovoltaic thermal systems,” pp. 123–150, 2022. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128239599000052>
- [7] F. J. M. M. Nijse and al., “The momentum of the solar energy transition,” *Nature Communications*, vol. 14, no. 1, p. 6674, 2023.
- [8] A. O. M. Maka and J. M. Alabid, “Solar energy technology and its roles in sustainable development,” *Clean Energy*, vol. 6, no. 3, pp. 476–483, 06 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1093/ce/zkac023>
- [9] Z. Şen, “Solar energy in progress and future research trends,” *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 30, no. 4, pp. 367–416, 2004. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360128504000139>
- [10] J. Kaldellis and D. Zafirakis, “The wind energy (r)evolution: A short review of a long history,” *Renewable Energy*, vol. 36, pp. 1887–1901, 07 2011.
- [11] T. Wilberforce, E. T. Sayed, M. A. Abdelkareem, M. Mahmoud, and A. G. Olabi, “Chapter 4.4 - a review on hydro energy,” in *Renewable Energy - Volume 1 : Solar, Wind, and Hydropower*, A. G. Olabi, Ed. Academic Press, 2023, pp. 471–497. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780323995689000200>
- [12] B. Balopi, M. Moyo, J. Gorimbo, and X. Liu, “Biomass-to-electricity conversion technologies: a review,” *Waste Disposal Sustainable Energy*, vol. 7, no. 2, pp. 323–351, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s42768-025-00226-5>
- [13] A. Kumar and T. Alam, “A review on geothermal energy systems and various approaches to enhance the system’s performance,” *Energy and Buildings*, vol. 344, p. 115962, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778825006929>

- [14] B. Anya, M. Mohammadpourfard, G. G. Akkurt, and B. Mohammadi-Ivatloo, "Exploring geothermal energy based systems: Review from basics to smart systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 210, p. 115185, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032124009110>
- [15] C. M. Nkinyam, C. O. Ujah, C. O. Asadu, and D. V. Kallon, "Exploring geothermal energy as a sustainable source of energy: A systemic review," *Unconventional Resources*, vol. 6, p. 100149, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666519025000159>
- [16] W. Y. Leong, Y. Z. Leong, and W. S. Leong, "Net zero energy revolution: Transforming industries and communities," in *2024 IEEE International Workshop on Electromagnetics: Applications and Student Innovation Competition (iWEM)*, 2024, pp. 1–2.
- [17] T. K. Sari, F. M. Rizanulhaq, D. N. Nurmala Putri, C. G. Irianto, and M. Widjaja, "Overview of pumped storage hydropower systems and their potential utilization in indonesia," in *2024 International Conference on Informatics Electrical and Electronics (ICIEE)*, 2024, pp. 1–7.
- [18] A. Balobaid, W. M. Abd-Elhafiez, S. M. Nagy, and D. W. Trabay, "Integrating multi-criteria decision-making techniques in assessing renewable energy potential: A case study of egypt," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 103 594–103 605, 2024.
- [19] Y. Fan, T. Chang, and O. Ranjbar, "Energy security and energy mix diversification nexus in the oecd countries," *Economic Analysis and Policy*, vol. 84, pp. 2071–2085, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0313592624003254>
- [20] A. Zakari and H. Oluwaseyi Musibau, "Sustainable economic development in oecd countries: Does energy security matter?" *Sustainable Development*, vol. 32, no. 1, pp. 1337–1353, 2024. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/sd.2668>
- [21] A. Abbass, "Hybrid renewable energy microgrid optimization: an analysis of system performance and cost-efficiency using python-generated custom code for diesel-wind-solar configurations," *Energy Storage and Saving*, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772683525000330>
- [22] S. Yadav, P. Kumar, and A. Kumar, "Techno-economic assessment of hybrid renewable energy system with multi energy storage system using homer," *Energy*, vol. 297, p. 131231, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544224010041>
- [23] B. F. Silinto, C. van der Laag Yamu, C. Zuidema, and A. P. Faaij, "Hybrid renewable energy systems for rural electrification in developing countries: A review on energy system models and spatial explicit modelling tools," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 207, p. 114916, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032124006427>

- [24] N. Fabra, E. Gutiérrez, A. Lacuesta, and R. Ramos, “Do renewable energy investments create local jobs?” *Journal of Public Economics*, vol. 239, p. 105212, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0047272724001488>
- [25] B. Ma and A. Wang, “Exploring the role of renewable energy in green job creation and sustainable economic development: An empirical approach,” *Energy Strategy Reviews*, vol. 58, p. 101642, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2211467X25000057>
- [26] A. I. Osman, L. Chen, M. Yang, G. Msigwa, M. Farghali, S. Fawzy, D. W. Rooney, and P.-S. Yap, “Cost, environmental impact, and resilience of renewable energy under a changing climate: a review,” *Environmental Chemistry Letters*, vol. 21, no. 2, pp. 741–764, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s10311-022-01532-8>
- [27] A. M. Samatar, A. Lekbir, S. Mekhilef, H. Mokhlis, K. S. Tey, and A. Alassaf, “Techno-economic and environmental analysis of a fully renewable hybrid energy system for sustainable power infrastructure advancement,” *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, p. 12140, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96401-z>
- [28] S. Ergun, A. Dik, R. Boukhanouf, and S. Omer, “Large-scale renewable energy integration: Tackling technical obstacles and exploring energy storage innovations,” *Sustainability*, vol. 17, no. 3, 2025. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2071-1050/17/3/1311>
- [29] O. Ewere, J. Eyenubo, J. Alele, A. Okpare, and I. Oghogho, “A systematic review of barriers to renewable energy integration and adoption,” *Journal of Asian Energy Studies*, vol. 9, pp. 26–45, 01 2025.
- [30] E. Enasel and G. Dumitrascu, “Storage solutions for renewable energy: A review,” *Energy Nexus*, vol. 17, p. 100391, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772427125000324>
- [31] S. K. Suraparaju, M. Samykano, J. R. Vennapusa, R. K. Rajamony, D. Balasubramanian, Z. Said, and A. K. Pandey, “Challenges and prospectives of energy storage integration in renewable energy systems for net zero transition,” *Journal of Energy Storage*, vol. 125, p. 116923, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X25016366>
- [32] K. Zhang, J. Mo, Z. Liu, W. Yin, F. Wu, and J. You, “Life cycle environmental and economic impacts of various energy storage systems: eco-efficiency analysis and potential for sustainable deployments,” *Integrated Environmental Assessment and Management*, p. vjaf035, 02 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1093/inteam/vjaf035>
- [33] R. B. Kodati and N. R. Puli, “A review of solar cell fundamentals and technologies,” *Advanced Science Letters*, vol. 26, p. 260, 09 2020.

- [34] M. G. Villalva, J. R. Gazoli, and E. R. Filho, "Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 24, no. 5, pp. 1198–1208, 2009.
- [35] M. Afroz, R. K. Ratnesh, S. Srivastava, and J. Singh, "Perovskite solar cells: Progress, challenges, and future avenues to clean energy," *Solar Energy*, vol. 287, p. 113205, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0038092X24009009>
- [36] N. Kumari, S. Kumar Singh, and S. Kumar, "A comparative study of different materials used for solar photovoltaics technology," *Materials Today: Proceedings*, vol. 66, pp. 3522–3528, 2022, 3rd International Conference on "Advancement in Nanoelectronics and Communication Technologies" (ICANCT-2022). [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214785322044212>
- [37] K. ElKhamisy, H. Abdelhamid, E.-S. M. El-Rabaie, and N. Abdel-Salam, "A comprehensive survey of silicon thin-film solar cell: Challenges and novel trends," *Plasmonics*, vol. 19, no. 1, pp. 1–20, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s11468-023-01905-x>
- [38] M. A. Scarpulla, B. McCandless, A. B. Phillips, Y. Yan, M. J. Heben, C. Wolden, G. Xiong, W. K. Metzger, D. Mao, D. Krasikov, I. Sankin, S. Grover, A. Munshi, W. Sampath, J. R. Sites, A. Bothwell, D. Albin, M. O. Reese, A. Romeo, M. Nardone, R. Klie, J. M. Walls, T. Fiducia, A. Abbas, and S. M. Hayes, "Cdte-based thin film photovoltaics: Recent advances, current challenges and future prospects," *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 255, p. 112289, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0927024823001101>
- [39] C. Zhao, S. Yu, W. Tang, X. Yuan, H. Zhou, T. Qi, X. Zheng, D. Ning, M. Ma, J. Zhu, J. Zhang, C. Yang, and W. Li, "Advances in cigs thin film solar cells with emphasis on the alkali element post-deposition treatment," *Materials Reports: Energy*, vol. 3, no. 3, p. 100214, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666935823000630>
- [40] H. Yousuf, M. Q. Khokhar, Alamgeer, P. C. Madara, J. A. Jony, M. Nur Aida, R. ur Rahman, S. Jang, J. Bae, and J. Yi, "Comparative analysis of high-efficiency multijunction solar cells with various silicon bottom cell structures," *Inorganic Chemistry Communications*, vol. 170, p. 113280, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1387700324012693>
- [41] A. Jain, R. Kothari, V. Tyagi, R. Kumar Rajamony, M. Shakeel Ahmad, H. Mohan Singh, S. Raina, and A. Pandey, "Advances in organic solar cells: Materials, progress, challenges and amelioration for sustainable future," *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 63, p. 103632, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2213138824000286>
- [42] S. R, C. Hunsur Ravikumar, M. Jyothi, and R. G. Balakrishna, "Chapter 12 - application of quantum dots in solar cells," in *Quantum Dots*, R. Ameta, J. P.

- Bhatt, and S. C. Ameta, Eds. Elsevier, 2023, pp. 277–311. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128241530000124>
- [43] R. L. Hills, *Power from Wind: A History of Windmill Technology*. Cambridge: Cambridge University Press, 1996.
 - [44] V. Yaramasu, B. Wu, P. C. Sen, S. Kouro, and M. Narimani, “High-power wind energy conversion systems: State-of-the-art and emerging technologies,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 103, no. 5, pp. 740–788, 2015.
 - [45] L. Y. Pao and K. E. Johnson, “A tutorial on the dynamics and control of wind turbines and wind farms,” in *American Control Conference (ACC)*, 2011, pp. 2076–2089.
 - [46] M. Ragheb and A. M. Ragheb, “Wind turbines theory - the betz equation and optimal rotor tip speed ratio,” *Journal of Fundamentals of Renewable Energy and Applications*, vol. 1, no. 1, pp. 1–5, 2011.
 - [47] K. Prakash, S. S. Dash, and M. K. Pathak, “Control strategies for variable speed wind energy conversion systems: A review,” *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 29, no. 2, pp. 1–22, 2019.
 - [48] P. J. Schubel and R. J. Crossley, “Wind turbine blade design,” *Energies*, vol. 5, no. 9, pp. 3425–3449, 2012.
 - [49] L. Gao, W. Xu, and Z. Li, “Wind turbine icing characteristics and icing-induced power output losses,” *Energies*, vol. 14, no. 21, pp. 1–20, 2021.
 - [50] Y. Han, Z. Lei, Y. Dong, Q. Wang, H. Li, and F. Feng, “The icing characteristics of a 1.5 mw wind turbine blade and its influence on the blade mechanical properties,” *Coatings*, vol. 14, no. 2, pp. 1–15, 2024.
 - [51] A. Das, K. B. Chimonyo, T. R. Kumar, S. Gourishankar, and C. Rani, “Vertical axis and horizontal axis wind turbine- a comprehensive review,” pp. 2660–2669, 2017.
 - [52] M. Borhani and A. Danehkar, “Wind turbine assessment – large scale wind turbine,” *Renewable Energy Systems*, 2024, available online. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/323558125_Wind_Turbine_Assessment_-_Large_Scale_Wind_Turbine
 - [53] H. Liu and R. D. James, “A machine-learning optimized vertical-axis wind turbine,” 2025. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2501.17886>
 - [54] S. Tumse, M. Bilgili, A. Yildirim, and B. Sahin, “Comparative analysis of global onshore and offshore wind energy characteristics and potentials,” *Sustainability*, vol. 16, no. 15, 2024. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2071-1050/16/15/6614>
 - [55] N. Patin, *Power Electronics Applied to Industrial Systems and Transports, Volume 2: Power Converters and Their Control*. Oxford: Elsevier, 2015.
 - [56] M. H. Rashid, *Power Electronics: Circuits, Devices, and Applications*, 5th ed. Harlow, England: Pearson, 2023.
 - [57] A. K. Dubey, *Artificial Intelligence for Renewable Energy Systems*. Cambridge, MA: Woodhead Publishing, 2022, consulté le 8 octobre 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/book/9780323903967>

- [58] B. Khan, S. Padmanaban, H. H. Alhelou, O. P. Mahela, and S. Rajkumar, *Artificial Intelligence-Based Energy Management Systems for Smart Microgrids*. Boca Raton, FL: CRC Press, 2022, consulté le 8 octobre 2025. [Online]. Available: <https://research-ebsco-com.biblioproxy.uqtr.ca/linkprocessor/plink?id=ba14ba57-be06-3bce-8667-701db955e999>
- [59] S. Padmanaban, S. Palanisamy, S. Chenniappan, and J. B. Holm-Nielsen, Eds., *Artificial Intelligence-based Smart Power Systems*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc., 2022, first published: 2 December 2022.
- [60] S. L. Chartier, V. K. Venkiteswaran, S. S. Rangarajan, E. R. Collins, and T. Senjyu, “Microgrid emergence, integration, and influence on the future energy generation equilibrium—a review,” *Electronics*, vol. 11, no. 5, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2079-9292/11/5/791>
- [61] S. Titri, C. Larbes, and K. Y. Toumi, “Rapid prototyping of pvs into fpga: From model based design to fpga/asics implementation,” in *2014 9th International Design and Test Symposium (IDT)*, 2014, pp. 162–167.
- [62] Q. Wu and Y. Sun, *Modeling and Modern Control of Wind Power*. Hoboken, NJ: Wiley-IEEE Press, 2017.
- [63] C. M. Bishop, *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford, UK: Oxford University Press, 1995, chapitres 1–2, 4, 5, 9, 10 utilisés pour la présente section. [Online]. Available: <https://books.google.ca/books?id=Np9SDQAAQBAJ>
- [64] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge, MA: MIT Press, 2016, chapitres 6–8 utilisés pour la présente section. [Online]. Available: <https://www.deeplearningbook.org>
- [65] L. Medsker and L. C. Jain, *Recurrent Neural Networks: Design and Applications*. Boca Raton, FL: CRC Press, 2001, chapitres 2–4: RNN architecture and training methods. [Online]. Available: <https://books.google.ca/books?id=bjDMBQAAQBAJ>
- [66] A. Graves, *Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2013, chapitres 4–5: LSTM structure and sequence training. [Online]. Available: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-642-24797-2>
- [67] M. Clerc, *Particle Swarm Optimization*. Hoboken, NJ: Wiley, 2006, chapitres 1–7: Théorie, dynamique et applications du PSO. [Online]. Available: <https://books.google.ca/books?id=7q2FQgAACAAJ>
- [68] S. Mirjalili, *Evolutionary Algorithms and Neural Networks: Theory and Applications*. Cham, Switzerland: Springer, 2019, chapitres 2–7: PSO et optimisation de réseaux de neurones. [Online]. Available: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-15646-8>
- [69] Robikscube, “Aep hourly energy consumption dataset,” Kaggle Dataset, 2018, disponible en ligne.
- [70] B. Isen, “Wind turbine scada dataset,” Kaggle Dataset, 2020, disponible en ligne.
- [71] T. Hong and S. Fan, “Probabilistic electric load forecasting: A review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 80, pp. 1386–1403, 2016.

- [72] H. S. Hippert, C. E. Pedreira, and R. C. Souza, "Neural networks for short-term load forecasting: A review," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 16, no. 1, pp. 44–55, 2001.
- [73] A. Sagheer and M. Kotb, "Time series forecasting of petroleum production using deep lstm networks," *Energy Reports*, vol. 5, pp. 468–473, 2019.
- [74] J. Zhao *et al.*, "Hybrid pso-lstm model for load forecasting in smart grids," *Energy*, vol. 197, p. 117197, 2020.