

**IMPLÉMENTATION D'ALGORITHMES BASÉS SUR
LES RÉSEAUX DE NEURONES ET LA LOGIQUE
FLOUE SUR CIRCUIT FPGA POUR LE SUIVI DU
POINT DE PUISSANCE MAXIMALE DANS LES
GÉNÉRATEURS PHOTOVOLTAÏQUES**

Mémoire présenté

dans le cadre du programme de maîtrise en ingénierie

en vue de l'obtention du grade de maître ès sciences appliquées (M. Sc. A.)

PAR

© YAWOVI KOFSON ARNOLD LANGUEH

Décembre 2024

Composition du jury :

Maxime Berger (Ph.D.), président du jury, Université du Québec à Rimouski

Mohammed Bahoura (Ph.D.), directeur de recherche, Université du Québec à Rimouski

Fethi Meghnefi (Ph.D.), examinateur externe, Université du Québec à Chicoutimi

Dépôt initial le 10 octobre 2024

Dépôt final le 05 décembre 2024

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À RIMOUSKI
Service de la bibliothèque

Avertissement

La diffusion de ce mémoire ou de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire « *Autorisation de reproduire et de diffuser un rapport, un mémoire ou une thèse* ». En signant ce formulaire, l'auteur concède à l'Université du Québec à Rimouski une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de son travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, l'auteur autorise l'Université du Québec à Rimouski à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de son travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits moraux ni à ses droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, l'auteur conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont il possède un exemplaire.

Ce travail est dédié à mes parents
et à tous ceux qui de près ou de loin
m'ont soutenu durant ces années de
mon parcours de maîtrise.

REMERCIEMENTS

Je voudrais, avant toute chose, rendre grâce à Dieu le tout puissant sans qui ce travail ne saurait aboutir. Que son saint nom soit glorifié pour les siècles des siècles.

Je tiens à adresser mes sincères remerciements à Monsieur Mohammed Bahoura, mon directeur de recherche, pour son encadrement, sa disponibilité tout au long de ce travail de recherche. Ses précieux conseils, son expertise et son soutien inébranlable ont été d'une aide inestimable et ont grandement contribué à l'aboutissement de ce travail.

Je tiens à remercier également les membres du jury de l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'évaluer ce travail. Leurs remarques et suggestions ont été précieuses et m'ont permis d'améliorer la qualité de ce travail.

Mes remerciements vont à ma famille, pour leur soutien indéfectible et pour avoir toujours cru en moi. Leurs encouragements ont été mon refuge et ma motivation durant tout mon parcours académique.

Et pour finir, un merci particulier à mes collègues du laboratoire K-218 pour leurs encouragements, les échanges intellectuels stimulants et pour tous les moments partagés.

RÉSUMÉ

Le principal objectif dans ce travail est de développer des contrôleurs de suivi du point de puissance maximale (MPPT) en utilisant les techniques basées sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) et la logique floue (FL) avec l'outil de programmation Xilinx System Generator en vue de leur implémentation matérielle sur un circuit FPGA (Field Programmable Gate Array). Ces deux techniques ont été développées pour corriger les problèmes d'oscillations rencontrées autour du point de puissance maximale avec les techniques classiques à savoir la technique de perturbation et observation (P&O) et la technique de la conductance incrémentale (INC). Une chaîne de conversion photovoltaïque a été développée dans l'environnement Matlab/Simulink comprenant un générateur photovoltaïque, un circuit convertisseur hacheur survolteur DC-DC et une charge. La partie commande qui est le contrôleur du suivi du point de puissance maximal, a été développée sous l'environnement Xilinx System Generator avec les deux techniques (ANN et FL) tout en se basant sur la technique conventionnelle de perturbation et observation. L'environnement de programmation graphique, Xilinx System Generator, permet également de faire la cosimulation logicielle/matérielle sur une carte FPGA. L'implémentation est faite en utilisant la carte de développement Nexys-4 de la famille Artix-7 de Digilent à travers une cosimulation logicielle/matérielle sous différentes conditions environnementales. La rationalisation des ressources, l'accroissement des performances des contrôleurs MPPT et la minimisation du coût de réalisation sont également abordés lors du développement et de l'implémentation des contrôleurs MPPT sur la carte Cmod A7 caractérisée par son coût très abordable et sa faible consommation. Avec les avantages en termes de rapidité, de flexibilité, de traitement parallèle qu'offrent les circuits FPGA, ce travail démontre également l'apport des circuits FPGA dans les applications de suivi du point de puissance maximale dans les générateurs photovoltaïques.

Mots clés : [MPPT, Perturbation et Observation, Réseaux de neurones, Logique floue, FPGA, Système photovoltaïque]

ABSTRACT

The main objective of this work is to develop maximum power point tracking (MPPT) controllers using techniques based on artificial neural networks (ANN) and fuzzy logic (FL) with the Xilinx System Generator programming tool, with a view to their hardware implementation on a Field Programmable Gate Array (FPGA) circuit. These two techniques have been developed to correct the oscillation problems encountered around the maximum power point with conventional techniques, namely the perturbation and observation (P&O) technique and the incremental conductance (INC) technique. A photovoltaic conversion chain has been developed in the Matlab/Simulink environment, comprising a photovoltaic generator, a DC-DC boost chopper converter circuit and a load. The control part, which is the Maximum Power Point Tracking controller, was developed in Xilinx System Generator environment using both ANN and FL techniques, while relying on the conventional perturbation and observation technique. The graphical programming environment, Xilinx System Generator, also allows for software/hardware co-simulation on an FPGA board. The implementation is carried out using the Nexys-4 development board from Digilent's Artix-7 family, through hardware software co-simulation under different environmental conditions. Resource rationalization, MPPT controller performance enhancement and realization cost minimization are also addressed during the development and implementation of MPPT controllers on the Cmod A7 board, characterized by its very affordable cost and low power consumption. With the advantages in terms of speed, flexibility and parallel processing offered by FPGA circuits, this work also demonstrates the contribution of FPGA circuits to maximum power point tracking applications in photovoltaic generators.

Keywords: [MPPT, Perturbation and Observation, Neural networks, Fuzzy logic, FPGA, Photovoltaic system]

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS.....	ix
RÉSUMÉ.....	xi
ABSTRACT.....	xiii
TABLE DES MATIÈRES.....	xv
LISTE DES TABLEAUX.....	xix
LISTE DES FIGURES	xxi
LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES.....	xxix
LISTE DES SYMBOLES.....	xxxii
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
CHAPITRE 1 LES SYSTÈMES PHOTOVOLTAÏQUES	5
1.1 INTRODUCTION	5
1.2 GÉNÉRATEUR PHOTOVOLTAÏQUE.....	5
1.3 MODÉLISATION DE LA CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE	6
1.3.1 Modèle à une diode.....	6
1.3.2 Modèle à deux diodes	9
1.4 ASSOCIATION DES MODULES PHOTOVOLTAÏQUES	10
1.4.1 Configuration Série (S)	11
1.4.2 Configuration Parallèle (P)	12
1.4.3 Configuration Série - Parallèle (SP)	14
1.4.4 Configuration Totale Croisée (TCT).....	15
1.4.5 Configuration Bridge Linked (BL)	16
1.4.6 Configuration Nid d'abeille (HC).....	17

1.5	CONVERTISSEUR CONTINU-CONTINU (DC-DC).....	18
1.6	CONCLUSION	20
CHAPITRE 2 TECHNIQUES DE SUIVI DU POINT DE PUISSANCE MAXIMALE		
	(MPPT)	21
2.1	INTRODUCTION	21
2.2	PRINCIPE DE LA COMMANDE MPPT	21
2.3	MODULATION À LARGEUR D'IMPULSION (MLI).....	22
2.4	DIFFÉRENTES TECHNIQUES DE SUIVI DU POINT DE PUISSANCE MAXIMALE (MPPT)	23
2.4.1	Méthode de Perturbation et Observation (P&O).....	23
2.4.2	Méthode de la conductance incrémentale (INC).....	25
2.4.3	Méthode basée sur la logique floue (Fuzzy Logic)	27
2.4.3.1	La Fuzzification	28
2.4.3.2	L'inférence des règles floues	29
2.4.3.3	La défuzzification	31
2.4.3.4	Suivi MPPT dans les systèmes photovoltaïques à base de la logique floue	32
2.4.4	Méthode basée sur les réseaux de neurones	33
2.4.4.1	Principe de base des réseaux de neurones	33
2.4.4.2	Architecture du réseau de neurones multicouche (MLP).....	35
2.4.4.3	Apprentissage des réseaux de neurones	36
2.4.4.4	Suivi du MPPT dans les systèmes photovoltaïques à base du réseau de neurones	37
2.5	CONCLUSION	39

CHAPITRE 3	IMPLÉMENTATION DE LA COMMANDE MPPT À BASE DES RÉSEAUX DE NEURONES ET DE LA LOGIQUE FLOUE SUR CIRCUITS FPGA	41
3.1	INTRODUCTION	41
3.2	CIRCUITS FPGA	41
3.3	OUTILS DE PROGRAMMATION DES CIRCUITS FPGA	43
3.4	IMPLÉMENTATION DU CONTRÔLEUR MPPT BASÉ SUR LA TECHNIQUE DE PERTURBATION ET OBSERVATION.....	46
3.5	IMPLÉMENTATION DU CONTRÔLEUR MPPT À BASE DES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS.....	48
3.5.1	Implémentation avec Matlab/Simulink	50
3.5.2	Implémentation avec Xilinx System Generator	54
3.6	IMPLÉMENTATION DU CONTRÔLEUR MPPT À BASE DE LA LOGIQUE FLOUE.....	59
3.6.1	Implémentation avec Matlab/Simulink	59
3.6.1.1	Définition de la plage de variation des variables d'entrées	60
3.6.1.2	La fuzzification	63
3.6.1.3	Le système d'inférence	64
3.6.1.4	La défuzzification	66
3.6.2	Implémentation avec Xilinx System Generator	67
3.7	IMPLÉMENTATION DU MODULATEUR À LARGEUR D'IMPULSION (MLI)	77
3.8	CONCLUSION	77
CHAPITRE 4	SIMULATIONS ET RÉSULTATS	79
4.1	INTRODUCTION	79

4.2	SIMULATION DU MODÈLE DU PANNEAU PHOTOVOLTAÏQUE	79
4.3	DIMENSIONNEMENT DES PARAMÈTRES DU CIRCUIT CONVERTISSEUR HACHEUR SURVOLTEUR DC-DC	83
4.4	PRÉSENTATION DES DEUX CARTES DE DÉVELOPPEMENT.....	84
4.4.1	Carte Nexys-4 de Digilent.....	84
4.4.2	Carte Cmod A7 de Digilent	86
4.5	COSIMULATION LOGICIELLE/MATÉRIELLE DES ALGORITHMES DE SUIVI DU MPPT EN UTILISANT LA CARTE NEXYS-4.....	87
4.6	RÉSULTATS DE COSIMULATION DANS LES CONDITIONS DE FONCTIONNEMENT STANDARD	91
4.7	RÉSULTATS DE COSIMULATION SOUS DES CONDITIONS VARIABLES DE L'IRRADIATION SOLAIRE	95
4.8	RÉSULTATS DE COSIMULATION SOUS DES CONDITIONS VARIABLES DE LA TEMPÉRATURE	99
4.9	COSIMULATION DANS LE CAS D'OMBRAJE	102
4.10	SIMULATION DE VARIATION DE CHARGE	115
4.11	IMPLÉMENTATION SUR LA CARTE CMOD A7.....	117
4.12	CONCLUSION	119
	CONCLUSION GÉNÉRALE.....	121
	RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	123

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 : Récapitulatif des différentes méthodes d'inférence	31
Tableau 2.2 : Résumé des caractéristiques des algorithmes de suivi MPPT à l'aide de l'architecture MLP.....	39
Tableau 3.1 : Données d'apprentissage pour le réseau de neurone	49
Tableau 3.2 : Règles d'inférence floue	65
Tableau 4.1 : Paramètres du panneau photovoltaïque KC2000GT.....	80
Tableau 4.2 : Paramètres du convertisseur hacheur survolteur DC-DC.....	84
Tableau 4.3 : Descriptions des composants de la carte de développement Nexys-4.....	86
Tableau 4.4 : Utilisation des ressources du circuit FPGA Nexys-4.....	90
Tableau 4.5 : Récapitulatif de résultats des différentes simulations de cas d'ombrage	114
Tableau 4.6 : Ressources utilisées pour la carte Cmod A7	118

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Passage d'une cellule photovoltaïque à un système photovoltaïque.....	6
Figure 1.2 : Circuit équivalent du modèle de cellule photovoltaïque à une diode	7
Figure 1.3 : Caractéristique courant - tension (I-V) et puissance tension (P-V) de la cellule photovoltaïque.....	8
Figure 1.4 : Circuit équivalent du modèle de cellule photovoltaïque à deux diodes.....	9
Figure 1.5 : Configuration Série (S)	12
Figure 1.6 : Caractéristique courant-tension (I-V) de la configuration Série (S)	12
Figure 1.7 : Configuration Parallèle (P)	13
Figure 1.8 : Caractéristique courant-tension (I-V) de la configuration parallèle (P)	13
Figure 1.9 : Configuration Série-Parallèle (SP)	14
Figure 1.10 : Caractéristique courant-tension (I-V) de la configuration série-parallèle (SP)	15
Figure 1.11 : Configuration Totale Croisée (TCT).....	16
Figure 1.12: Configuration Bridge-Linked (BL).....	17
Figure 1.13 : Configuration Nid d'Abeille (HC).....	18
Figure 1.14 : Circuit électrique du convertisseur hacheur survolteur (DC-DC).....	19
Figure 2.1 : Schéma de principe pour le suivi du point de puissance maximale	22
Figure 2.2 : Principe de fonctionnement du générateur PWM.....	22
Figure 2.3 : Organigramme de la méthode Perturbation et Observation (P&O).....	24
Figure 2.4 : Organigramme de la méthode de conductance Incrémentale (INC)	26
Figure 2.5 : Comparaison entre un ensemble classique et un ensemble flou	27
Figure 2.6 : Étape de traitement d'un ensemble flou.....	28

Figure 2.7 : Différentes formes des fonctions d'appartenance d'un ensemble flou	29
Figure 2.8 : Modèle d'un neurone artificiel k	34
Figure 2.9 : Architecture d'un réseau de neurone MLP	35
Figure 2.10 : Schéma de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurones	37
Figure 3.1 : Architecture interne d'un circuit FPGA	42
Figure 3.2 : Principe de conception avec l'outil Xilinx System Generator	45
Figure 3.3 : Implémentation de l'algorithme Perturbation et Observation avec les blocs XSG	47
Figure 3.4 : Architecture du réseau de neurones MLP	50
Figure 3.5 : Interface graphique de création d'un réseau de neurones MLP	51
Figure 3.6 : Architecture du réseau de neurone avec l'interface graphique	52
Figure 3.7 : Bloc du contrôleur MLP-MPPT	53
Figure 3.8 : Schéma détaillé de la somme des entrées pondérées dans un neurone artificiel k avec les blocs XSG	54
Figure 3.9 : Fonction d'activation tangente hyperbolique avec les blocs XSG	55
Figure 3.10 : Architecture complète d'un neurone de la couche cachée	56
Figure 3.11 : Fonction de normalisation mapminmax et mapminmax_reverse	56
Figure 3.12 : Architecture du contrôleur MPPT à base d'un réseau de neurones MLP	58
Figure 3.13 : Interface graphique de la boîte à outils fuzzy logic	60
Figure 3.14 : Schéma bloc Simulink de calcul des entrées du contrôleur flou	61
Figure 3.15 : Graphe de détermination de la plage de variation des variables d'entrées	61
Figure 3.16 : Fonction d'appartenance de l'erreur (E)	63
Figure 3.17 : Fonction d'appartenance de la variation de l'erreur (ΔE)	64
Figure 3.18 : Fonction d'appartenance du rapport cyclique (d)	64

Figure 3.19 : Interface de l'éditeur des règles floues de la boîte à outils fuzzy logic	66
Figure 3.20 : Interface du contrôleur à base de la logique floue conçue avec la boîte à outils fuzzy logic sous Simulink.....	67
Figure 3.21 : Fonction d'appartenance NG de l'erreur (E) avec les blocs XSG.....	69
Figure 3.22 : Fonction d'appartenance NP de la variation de l'erreur (ΔE) avec les blocs XSG	70
Figure 3.23 : Exemple d'implémentation d'une règle floue utilisant la fonction Min avec les blocs XSG.....	71
Figure 3.24 : Utilisation de la fonction Min pour l'implémentation des règles floues	72
Figure 3.25 : Utilisation de la fonction Max pour les conclusions des règles floues NG.....	73
Figure 3.26 : Défuzzification avec les blocs XSG	74
Figure 3.27 : Architecture du contrôleur MPPT flou avec les blocs XSG.....	76
Figure 3.28 : Implémentation du générateur PWM avec les blocs XSG	77
Figure 4.1 : Module photovoltaïque Kyocera Solar KC2000GT	80
Figure 4.2 : Caractéristiques I-V et P-V du panneau photovoltaïque dans les conditions de fonctionnement standard.....	81
Figure 4.3 : Influence de la température T sur les caractéristiques I-V et P-V	82
Figure 4.4 : Influence de l'irradiation solaire G sur les caractéristiques I-V et P-V	82
Figure 4.5 : Modèle Simulink du circuit convertisseur hacheur survolteur DC-DC.....	83
Figure 4.6 : Carte de développement Nexys-4 de Digilent.....	85
Figure 4.7 : Carte de développement Cmod A7 de Digilent.....	87
Figure 4.8 : Paramètres du module de System Generator	88
Figure 4.9 : Architecture de cosimulation du système PV avec le contrôleur P&O-MPPT .	89

Figure 4.10 : Architecture de cosimulation du système PV avec le contrôleur MLP-MPPT	89
Figure 4.11 : Architecture de cosimulation du système PV avec le contrôleur FL-MPPT...	90
Figure 4.12 : Cosimulation matérielle/logicielle avec la carte Nexys-4 de Digilent.....	91
Figure 4.13 : Résultats de cosimulation avec le contrôleur P&O-MPPT dans les conditions de fonctionnement standard.....	92
Figure 4.14 : Résultats de cosimulation avec le contrôleur MLP-MPPT dans les conditions de fonctionnement standard.....	93
Figure 4.15 : Résultats de cosimulation le contrôleur FL-MPPT dans les conditions de fonctionnement standard.....	94
Figure 4.16 : Profil de variation de l'irradiation solaire.....	95
Figure 4.17 : Résultats de cosimulation avec la technique P&O-MPPT à une température de 25°C avec l'irradiation variable.....	96
Figure 4.18 : Résultats de cosimulation avec la technique MLP-MPPT à une température de 25°C avec l'irradiation variable.....	97
Figure 4.19 : Résultats de cosimulation avec la technique FL-MPPT à une température de 25°C avec l'irradiation variable.....	98
Figure 4.20 : Profil de variation de la température	99
Figure 4.21 : Résultats de cosimulation avec la technique P&O-MPPT à une irradiation constante de 1000 W/m ² avec des températures variables	100
Figure 4.22 : Résultats de cosimulation avec la technique MLP-MPPT à une irradiation constante de 1000 W/m ² avec des températures variables	100
Figure 4.23 : Résultats de cosimulation avec la technique FL-MPPT à une irradiation constante de 1000 W/m ² avec des températures variables	101
Figure 4.24 : Caractéristiques I-V et P-V du module photovoltaïque Kyocera Solar KC2000GT	102

Figure 4.25 : Architecture série parallèle du générateur photovoltaïque	103
Figure 4.26 : Architecture et caractéristique P-V avec un module PV ombragé à 800 W/m ² et les trois autres à 1000 W/m ²	104
Figure 4.27 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur P&O-MPPT pour un module PV ombragé à 800 W/m ² et les trois autres à 1000 W/m ²	104
Figure 4.28 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur MLP-MPPT pour un module PV ombragé à 800 W/m ² et les trois autres à 1000 W/m ²	105
Figure 4.29: Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur FL-MPPT pour un module PV ombragé à 800 W/m ² et les trois autres à 1000 W/m ²	105
Figure 4.30 : Architecture et Caractéristique P-V de deux modules PV en série ombragés à 800 W/m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	106
Figure 4.31 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur P&O-MPPT pour deux modules PV en série ombragés à 800 W/m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	106
Figure 4.32 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur MLP-MPPT pour deux modules PV en série ombragés à 800 W/m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	107
Figure 4.33 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur FL-MPPT pour deux modules PV en série ombragés à 800 W/m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	107
Figure 4.34 : Architecture et Caractéristique P-V de deux modules PV en parallèle ombragés à 800 W/ m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	108
Figure 4.35 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur P&O-MPPT pour deux modules PV en parallèle ombragés à 800 W/ m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	108

Figure 4.36 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur MLP-MPPT pour deux modules PV en parallèle ombragés à 800 W/ m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	109
Figure 4.37 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur FL-MPPT pour deux modules PV en parallèle ombragés à 800 W/m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	109
Figure 4.38 : Architecture et Caractéristique P-V deux modules PV en série ombragé à 400 W/ m ² et à 800 W/ m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	110
Figure 4.39 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur P&O-MPPT pour deux modules PV en série ombragé à 400 W/ m ² et à 800 W/ m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	110
Figure 4.40 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur MLP-MPPT deux modules PV en série ombragé à 400 W/ m ² et à 800 W/ m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	111
Figure 4.41 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur FL-MPPT pour deux modules PV en série ombragé à 400 W/ m ² et à 800 W/ m ² et les deux autres à 1000 W/m ²	111
Figure 4.42 : Architecture et Caractéristique P-V de deux (2) modules PV ombragés à 400 W/m ² et un (1) module PV ombragé à 800 W/m ²	112
Figure 4.43 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur P&O-MPPT pour deux (2) modules PV ombragés à 400 W/m ² et un (1) module PV ombragé à 800 W/m ²	112
Figure 4.44 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur MLP-MPPT pour deux (2) modules PV ombragés à 400 W/m ² et un (1) module PV ombragé à 800 W/m ²	113
Figure 4.45 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur FL-MPPT pour deux (2) modules PV ombragés à 400 W/m ² et un (1) module PV ombragé à 800 W/m ²	113

Figure 4.46 : Allure de la puissance de sortie pour une charge de 9.49Ω	116
Figure 4.47 : Allure de la puissance de sortie pour une charge de 14.49Ω	117
Figure 4.48 : Cosimulation matérielle/logicielle avec la carte Cmod A7 de Digilent.....	119

LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES

ANN	:	<i>Artificial Neural Network</i> Réseau de Neurones Artificiel
ASIC	:	<i>Application Specific Integration Circuit</i> Circuit Intégré à Application Spécifique
BL	:	<i>Bridge Linked</i>
CAN	:	Convertisseur Analogique Numérique
DC	:	<i>Direct Current</i> Courant Continu
DSP	:	<i>Digital Signal Processor</i> Processeur numérique du signal
FL	:	<i>Fuzzy Logic</i> Logique Flou
FPGA	:	<i>Field Programmable Gate Array</i> Réseau de portes logique programmable
GPV	:	Générateur photovoltaïque
HC	:	<i>Honey Comb</i> Nid d'abeille
INC.	:	Conductance incrémentale
JTAG	:	<i>Joint Test Action Group</i> Groupe d'action conjoint pour les tests
MLI	:	Modulateur à Largeur d'Impulsion
MLP	:	<i>Multi Layer Perceptron</i> Perceptron Multicouche
MPPT	:	<i>Maximum Power Point Tracking</i> Suivi du point de puissance maximale
P	:	Parallèle
P&O	:	Perturbation et Observation

MPP	:	<i>Maximum Power Point</i> Point de Puissance Maximale
PV	:	Photovoltaïque
S	:	Série
SP	:	Série-Parallèle
TCT	:	<i>Total Cross Tied</i> Configuration Totale Croisée
VHDL	:	<i>Very High-Speed Integrated Circuit Hardware Description Language</i>
XSG	:	<i>Xilinx System Generator</i>

LISTE DES SYMBOLES

A	:	Ampère
A/°C	:	Ampère par degré Celcius
C	:	Coulomb
°C	:	Dégré Celcius
d	:	Rapport cyclique
G	:	Irradiance solaire
I_{pv}	:	Courant photovoltaïque
J/K	:	Joule par Kelvin
K	:	Kelvin
kHz	:	kilohertz
mH	:	millihenry
ms	:	millisecondes
T	:	Température
V	:	Volt
V/°C	:	Volt par degré Celcius
V_{pv}	:	Tension photovoltaïque
W	:	Watt
μ F	:	micro farad
Ω	:	Ohm

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Contexte

La demande mondiale en énergie électrique a considérablement augmenté en raison de divers facteurs tels que l'essor des voitures électriques, des trains électriques, des appareils électroménagers, et bien d'autres. La satisfaction de cette demande croissante représente jusqu'alors un défi majeur pour tous les pays du monde. Étant donné que les ressources fossiles telles que le pétrole, le gaz, le charbon et l'uranium sont limitées et sont considérées comme des sources non renouvelables, l'homme s'oriente désormais vers les sources d'énergies propres et renouvelables comme une solution à moyen ou même à long terme (Takun et al., 2011). Ces sources d'énergie renouvelables répondent mieux aux besoins dans les applications domestiques et industrielles en raison de leurs caractéristiques avantageuses, telles que leur stockage et le respect de l'environnement. Parmi ces sources d'énergie renouvelable, l'énergie éolienne et l'énergie solaire (qu'elle soit thermique ou photovoltaïque) se distinguent en tant que ressources potentiellement inépuisables (Gupta et al., 2016). Les systèmes photovoltaïques, en convertissant la lumière solaire en électricité, sont devenus des acteurs majeurs de la transition vers les sources d'énergie renouvelables. Cependant l'efficacité des systèmes photovoltaïques est étroitement liée à leur capacité à maintenir un suivi du point de puissance maximale (MPPT) quelles que soient les conditions environnementales. Le suivi précis du MPPT constitue un défi crucial dans cette quête d'optimisation des systèmes photovoltaïques. Dans ce contexte, l'intégration des algorithmes de MPPT aux générateurs photovoltaïques présente plusieurs avantages, notamment la maximisation du rendement énergétique, l'adaptabilité aux conditions météorologiques variables et la contribution à la viabilité économique et écologique des installations photovoltaïques.

Problématique

La puissance de sortie d'un générateur photovoltaïque varie en fonction de l'irradiation solaire et de la température. La caractéristique puissance tension (P-V) du générateur photovoltaïque est non linéaire en fonction des niveaux d'irradiation et de la température (Boukenoui et al., 2016). Le point de puissance maximale (MPP) évolue dans

ces conditions variables de l'irradiation solaire G et de la température T . La caractéristique puissance tension (P-V) présente donc un point de fonctionnement unique où la puissance de sortie du générateur photovoltaïque est maximale (Babaa et al., 2014). Par conséquent, pour que le générateur photovoltaïque puisse fonctionner de manière plus efficace et pour améliorer sa performance, il est nécessaire de l'associer avec un contrôleur de suivi du point de puissance maximale (Saravanan & Babu, 2016). Les contrôleurs MPPT sont nécessaires dans les applications photovoltaïques, car ils jouent un rôle important en maximisant la puissance de sortie du générateur photovoltaïque (Chellakhi et al., 2019). Plusieurs méthodes de suivi du MPPT ont été développées dans la littérature telles que la méthode de perturbation et observation (P&O), la méthode de la conductance incrémentale (INC), la méthode à base de réseaux de neurones et la méthode à base de la logique floue (Liu et al., 2016). Les deux premières méthodes (P&O et INC.) sont les plus couramment utilisées en raison de leur faible coût et de leur facilité de développement (Chellakhi et al., 2019). Ces deux méthodes ont fait l'objet de plusieurs travaux; cependant elles présentent généralement des oscillations importantes autour du point de la puissance maximale entraînant des pertes de puissance et ont un suivi de convergence lente (Ahmed et al., 2022). Afin de remédier aux problèmes rencontrés avec ces méthodes conventionnelles, les auteurs (Bahgat et al., 2005; Fathi & Parian, 2021; Rai et al., 2011; Ramaprabha & Mathur, 2011) et bien d'autres ont proposé de nouveaux contrôleurs basés sur les méthodes intelligentes. Le développement de ces contrôleurs basés sur la logique floue et les réseaux de neurones offre une approche novatrice et se penche sur plusieurs problématiques, notamment l'optimisation de l'efficacité énergétique, l'adaptabilité aux conditions météorologiques variables, la fiabilité et la robustesse des générateurs photovoltaïques. La résolution de ces problématiques est essentielle pour exploiter pleinement le potentiel des méthodes intelligentes dans l'optimisation de l'efficacité des systèmes photovoltaïques, ce qui contribue à l'accroissement de la production d'énergie solaire propre et le soutien de la transition vers une énergie plus durable. L'implémentation de ces algorithmes de suivi du point de la puissance maximale sur un circuit FPGA représente une solution technologique efficace et vise à offrir des performances en temps réel et une adaptabilité élevée (Chekired et al., 2014).

C'est dans cette optique que se situe notre travail portant sur l'implémentation sur circuit FPGA des algorithmes à base des réseaux de neurones et de la logique floue pour le suivi du point de la puissance maximale dans les générateurs photovoltaïques.

Objectif de recherche

L'objectif de ce travail est de concevoir et d'implémenter sur circuit FPGA les algorithmes de suivi du point de puissance maximale (MPPT) dans les générateurs photovoltaïques en utilisant les approches basées sur les réseaux de neurones et la logique floue. Ce travail vise à concevoir des architectures matérielles permettant d'implémenter des algorithmes MPPT fonctionnels capable de suivre en temps réel le point de puissance maximale (MPP) pour un générateur photovoltaïque.

Méthodologie de travail

Pour atteindre l'objectif ci-dessus, nous avons adopté la méthodologie suivante :

- Recherche bibliographique qui nous a permis de cerner la problématique sur le suivi du point de la puissance maximale (MPPT) dans les systèmes photovoltaïques;
- Analyse de la caractéristique puissance-tension (P-V) du générateur photovoltaïque;
- Identification des différentes techniques de suivi du point de puissance maximale;
- Modélisation de la chaîne de conversion photovoltaïque associée à une commande MPPT dans l'environnement Simulink. Cette chaîne est composée d'un générateur photovoltaïque, d'un circuit convertisseur élévateur DC-DC et d'une charge;
- Implémentation des contrôleurs MPPT avec les méthodes de perturbation et Observation (P&O), des réseaux de neurones (ANN) et de la logique floue (FL) en utilisant l'outil de programmation avancée *Xilinx System Generator* en vue de leur implémentation sur un circuit FPGA ;
- Cosimulation avec la carte de développement Nexys-4 des contrôleurs MPPT développés sur la base des mêmes caractéristiques environnementales;
- Comparaison des performances des architectures matérielles proposées par rapport aux solutions logicielles.

Contributions

La principale contribution dans ce travail de recherche est l'implémentation des contrôleurs MPPT sur la carte Cmod A7 de Diligent; une carte à prix abordable et à faible consommation; tout en permettant une gestion efficace des ressources et une minimisation du coût d'implémentation des contrôleurs MPPT. D'autres contributions ont été apportées comme la mise en place d'une méthode adéquate pour la définition de la plage de variation des variables d'entrées de la logique floue et la flexibilité de l'opération de division sur circuit FPGA. Ces derniers n'ont pas été abordés dans les travaux consultés traitant des problèmes de la logique floue.

Organisation du mémoire

Ce mémoire est organisé comme suit : nous verrons au premier chapitre un aperçu sur les systèmes photovoltaïques, les différentes associations possibles des modules solaires photovoltaïques et les convertisseurs DC-DC. Dans le deuxième chapitre, nous présenterons le principe du suivi MPPT avec les différentes techniques utilisées à cette fin. Dans le troisième chapitre, nous présenterons brièvement un aperçu sur les circuits FPGA et les outils utilisés pour l'implémentation sur circuit FPGA notamment l'outil de programmation haut niveau, *Xilinx System Generator*. Nous commencerons l'implémentation avec la méthode de perturbation et observation (P&O) ensuite la méthode avec les réseaux de neurones et finir avec la technique de la logique floue. Le quatrième chapitre fera l'objet des résultats de cosimulation matérielle/logicielle tout en commençant par la présentation du panneau photovoltaïque utilisé, le circuit convertisseur hacheur survolteur DC-DC, les cartes de développement (Nexys-4 et Cmod A7) utilisées pour la cosimulation et les différentes architectures de cosimulation. Pour réduire les coûts de l'implémentation matérielle, nous présenterons l'implémentation des différents contrôleurs MPPT sur la carte CmodA7 de Diligent avec une estimation des ressources matérielles utilisées. Le mémoire se termine avec une conclusion générale incluant les perspectives de recherche qui découlent de ces travaux.

CHAPITRE 1

LES SYSTÈMES PHOTOVOLTAÏQUES

1.1 INTRODUCTION

Les générateurs photovoltaïques sont l'une des sources d'énergie renouvelable, mais aussi inépuisable et non polluante. Ces systèmes photovoltaïques sont constitués de modules solaires photovoltaïques qui sont des dispositifs à semi-conducteurs qui convertissent le rayonnement solaire incident en énergie électrique offrant ainsi un avantage dans la production de l'énergie électrique. L'énergie solaire photovoltaïque dépend fortement de l'irradiation solaire et de la température. Dans ce chapitre, nous donnerons un aperçu sur la constitution d'un système photovoltaïque. Nous aborderons ensuite la modélisation d'une cellule photovoltaïque, les différentes associations possibles des modules PV et nous terminerons par les convertisseurs continu-continu (DC-DC).

1.2 GÉNÉRATEUR PHOTOVOLTAÏQUE

Un générateur photovoltaïque est composé d'un ensemble de panneaux solaires photovoltaïques placés en série et en parallèle dans l'optique de produire une puissance désirée. Chaque panneau est en fait composé de modules photovoltaïques réalisés à partir d'un ensemble de cellules photovoltaïques. Les cellules photovoltaïques sont les éléments de base des modules photovoltaïques et elles sont connectées en série pour augmenter la tension, car celle produite par une cellule est petite et en parallèle pour augmenter le courant. La modélisation des champs photovoltaïques se fait donc à partir des cellules. Le schéma de la figure 1.1 montre le passage d'une cellule photovoltaïque jusqu'à l'obtention d'un système photovoltaïque.

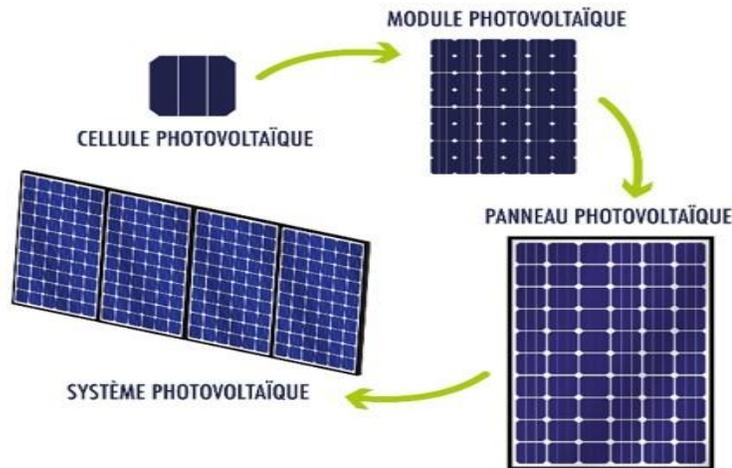


Figure 1.1 : Passage d'une cellule photovoltaïque à un système photovoltaïque

1.3 MODÉLISATION DE LA CELLULE PHOTOVOLTAÏQUE

La cellule photovoltaïque est l'unité de base d'un module photovoltaïque. Elle peut se modéliser à l'aide de l'équation traduisant le comportement de la jonction PN d'une diode classique. Pour prédire son comportement en tenant compte des conditions environnementales, il est important de la modéliser afin d'obtenir les courbes caractérisant la puissance, la tension et le courant que peut produire le système photovoltaïque. Il existe différents modèles de cellules photovoltaïques qui se traduisent par leur circuit électrique équivalent comportant une et deux diodes. La modélisation de la cellule photovoltaïque implique principalement l'estimation de la courbe caractéristique courant tension (I-V) non linéaire. Afin d'avoir une précision plus fine lors de la simulation de la cellule photovoltaïque, des chercheurs ont proposé le modèle de circuit électrique équivalent à deux diodes (Chowdhury et al., 2007; Gow & Manning, 1999; Hyvarinen & Karila, 2003).

1.3.1 Modèle à une diode

Une cellule photovoltaïque peut être décrite de manière simple comme une source de courant qui produit un courant proportionnel à la puissance lumineuse incidente (Oudiai et al., 2019). Le circuit équivalent du modèle à une diode présenté à la figure 1.2 est composé d'une source de courant placée en parallèle avec une diode. Sa caractéristique courant-tension

dépend principalement de trois facteurs à savoir le courant de court-circuit, la tension en circuit ouvert, et le facteur d'idéalité de la diode.

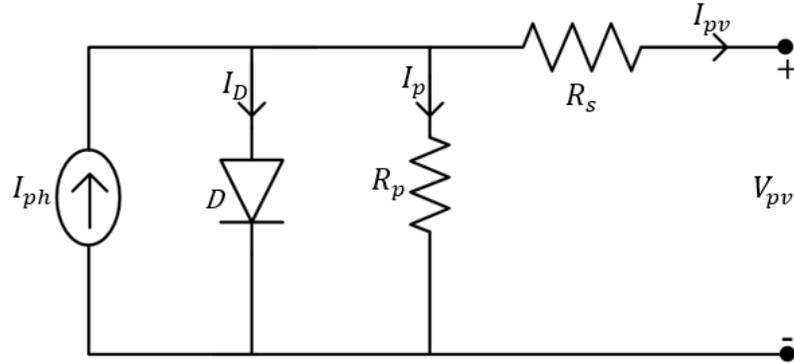


Figure 1.2 : Circuit équivalent du modèle de cellule photovoltaïque à une diode

Ce modèle lorsqu'il est soumis à des conditions environnementales importantes ne reflète pas correctement le fonctionnement d'une cellule photovoltaïque en basse tension. Pour remédier à ce dysfonctionnement, la résistance (R_s) est placée en série au circuit (Kassis & Saad, 2010). Le modèle avec la résistance (R_s), est largement connu en raison de l'efficacité de calcul et est largement utilisé dans la simulation des systèmes photovoltaïques, mais il subit des contraintes lorsqu'il est soumis à une température élevée. Cette limitation a été résolue en insérant la résistance shunt R_p dans le circuit en parallèle à la source de courant et la diode (Chenni et al., 2007). L'équation du courant généré par la cellule photovoltaïque est donnée par la relation (1.1).

$$I_{pv} = I_{ph} - I_D \left[\exp \left(\frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{n V_t} \right) - 1 \right] - \left(\frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{R_p} \right) \quad (1.1)$$

avec : I_{ph} : le photo courant de la cellule;

I_D : le courant de saturation inverse de la diode;

R_s : la résistance série de la cellule;

R_p : la résistance parallèle de la cellule;

n : le facteur d'idéalité de la diode;

V_t : la tension thermique.

Les expressions du photo courant, du courant de saturation inverse de la diode et de la tension thermique sont respectivement données par les formules (1.2), (1.3) et (1.4).

$$I_{ph} = [I_{sc} + k_i (T - T_n)] \frac{G}{G_n} \quad (1.2)$$

$$I_D = \frac{I_{sc} + k_i (T - T_n)}{\exp \left[\frac{V_{oc} + k_v (T - T_n)}{nV_t} \right] - 1} \quad (1.3)$$

$$V_t = \frac{k \times T}{q} \quad (1.4)$$

où I_{sc} représente le courant de court-circuit, k_i le coefficient de température en court-circuit (A/°C), k_v le coefficient de température en circuit ouvert (V/°C), T la température de la cellule (K), T_n la température nominale de la cellule, V_{oc} est la tension en circuit ouvert, G l'irradiance solaire et G_n l'irradiance solaire nominale, k la constante de Boltzmann (1.380649×10^{-23} J/K), q la charge d'un électron ($1.602176634 \times 10^{-19}$ C). La plupart des travaux de recherche sont basés sur le modèle de cellule photovoltaïque à une diode, car il présente une simplicité dans la détermination des paramètres. La cellule photovoltaïque est caractérisée par la courbe courant-tension (I-V) qui représente la variation du courant en fonction de la tension qu'elle produit à ses bornes et la courbe puissance-tension (P-V) représentant la puissance délivrée par la cellule en fonction de la tension. Les courbes de ces deux caractéristiques sont représentées à la figure 1.3 (Dibi & Meziani, 2016).

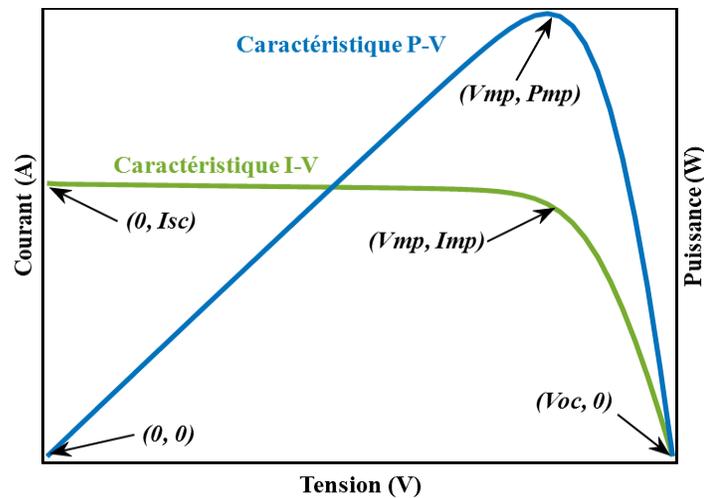


Figure 1.3 : Caractéristique courant - tension (I-V) et puissance tension (P-V) de la cellule photovoltaïque.

Les variables V_{mp} , I_{mp} présentes sur la figure 1.3 représentent respectivement la tension et le courant du générateur photovoltaïque au point de puissance maximale (MPP).

1.3.2 Modèle à deux diodes

Le circuit électrique équivalent du modèle à deux diodes de la figure 1.4 illustre une représentation de la cellule photovoltaïque avec précision, mais nécessite des variables supplémentaires (Shannan et al., 2013). Comparé au modèle à une diode, il présente de meilleurs résultats dans des conditions d'irradiance solaire faible. Pour avoir une plus grande précision des résultats, plusieurs paramètres sont à déterminer notamment le courant de la cellule, le courant de saturation des deux diodes ainsi que leur facteur d'idéalité et les résistances R_p et R_s respectivement placées en parallèle et en série. Avec le nombre accru de paramètres inconnus à déterminer et le temps de calcul, ce modèle est très peu utilisé par rapport au modèle à une diode, mais sa précision est bien meilleure que celui du modèle à une diode.

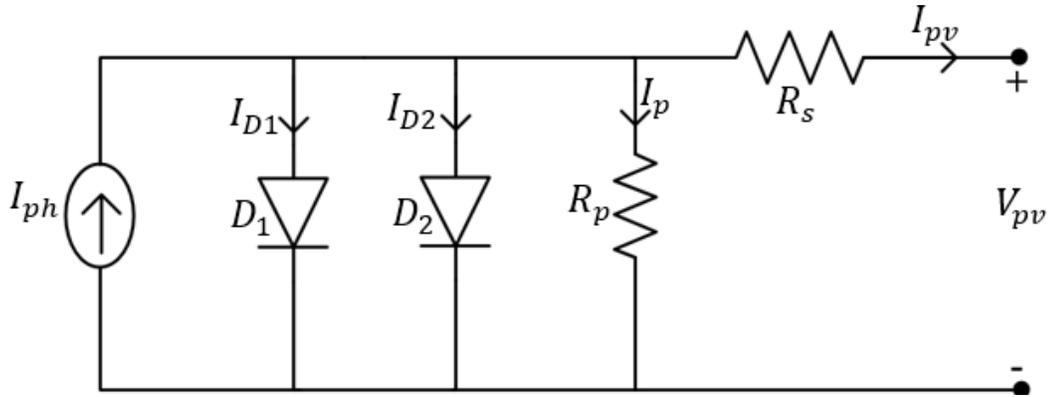


Figure 1.4 : Circuit équivalent du modèle de cellule photovoltaïque à deux diodes

L'expression du courant de sortie du circuit équivalent du modèle à deux diodes est donnée par la relation (1.5) (Shannan et al., 2013).

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{D1} \left[\exp \left(\frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{n_1 V_{t1}} \right) - 1 \right] - I_{D2} \left[\exp \left(\frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{n_2 V_{t2}} \right) - 1 \right] - \left(\frac{V_{pv} + I_{pv} R_s}{R_p} \right) \quad (1.5)$$

Avec I_{D1} , I_{D2} , V_{t1} , V_{t2} , n_1 , n_2 respectivement les courants de saturation de la diode 1 et 2, les tensions thermiques des deux diodes et les facteurs d'idéalité. Les valeurs des courants de

saturation de ce modèle sont déterminées par itération, ce qui augmente considérablement le temps de calcul en raison des valeurs des conditions initiales.

1.4 ASSOCIATION DES MODULES PHOTOVOLTAÏQUES

Les modules photovoltaïques sont généralement associés en série et en parallèle dans l'optique d'augmenter la tension et le courant à la sortie du générateur photovoltaïque. La puissance électrique produite par un module photovoltaïque se retrouve à être diminuée par rapport aux conditions optimales de production, mais également par rapport aux conditions environnementales. De nombreux facteurs tels que l'ombrage agit considérablement sur l'effet de diminution de la puissance du générateur photovoltaïque (GPV). Lors de l'association de ces modules PV pour constituer un générateur photovoltaïque, il est important d'assurer la protection électrique de ce dernier afin d'augmenter sa durée de vie en évitant des dysfonctionnements en cas d'ombrage et d'autres contraintes liées aux conditions environnementales. Pour ce faire, deux types de protection sont généralement utilisés :

- la protection avec les diodes de dérivation (*diode bypass*) lors de la mise en série de ces modules PV pour éviter la perte de la totalité de la puissance de la chaîne PV en cas d'ombrage ou de dysfonctionnement d'un module PV et d'éviter les points chauds;
- la protection avec les diodes anti-retour dans le cas de la connexion en parallèle de ces modules PV pour éviter la circulation des courants négatifs dans le GPV.

L'ombrage fait partie des problèmes souvent rencontrés lors de l'utilisation de l'énergie photovoltaïque. Les modules photovoltaïques sont exposés aux irradiances solaires et en fonction de la variation de l'ensoleillement, certains présentent de faible puissance sous l'effet de l'ombrage. Différents schémas de configuration de générateurs photovoltaïques sous l'effet d'ombrage ont été étudiés dans la littérature comme la configuration série (S), parallèle (P), série-parallèle (SP), Totale Croisée (TCT), Pointé-Lié (BL) et nid d'abeille (HC) (Belhachat & Larbes, 2015; Winston et al., 2020).

1.4.1 Configuration Série (S)

Avec ce type de configuration, la tension obtenue en sortie du générateur résulte de la somme des tensions de tous les modules PV et le courant est identique au courant fourni par chacun des modules comme le montrent les relations (1.6) et (1.7).

$$V_{PVS} = N \times V_{PV} \quad (1.6)$$

$$I_{PVS} = I_{PV} \quad (1.7)$$

La connexion série des modules photovoltaïques occasionne des pertes de puissance si les caractéristiques électriques des panneaux ne sont pas identiques et si toutes les cellules ne sont pas soumises aux mêmes conditions de fonctionnement (Mäki et al., 2012).

Dans des conditions d'ombrage partiel, le courant des modules photovoltaïques placés en série est limité à un plus bas niveau. Le niveau d'irradiation solaire et les caractéristiques de sortie non linéaires des modules photovoltaïques sont assujettis à des pertes de puissance. Par conséquent, les modules ombragés fonctionnent dans une condition de polarisation inverse en générant un courant de court-circuit équivalent au courant des modules PV non ombragés. Pour un fonctionnement optimal des modules PV dans ces conditions d'ombrages, particulièrement dans la configuration série, une diode de dérivation (*diode bypass*) est placée en parallèle à chaque module PV (Pendem & Mikkili, 2018b). La diode de dérivation assure la protection d'un module PV lorsqu'une ou plusieurs de ses cellules photovoltaïques sont obstruées par l'ombrage en permettant de limiter la tension inverse des cellules ombragées en dessous de la tension d'avalanche. Le schéma de la figure 1.5 présente l'architecture de la configuration des modules connectés en série. Le schéma de la figure 1.6 illustre la caractéristique courant-tension (I-V) de la configuration série.

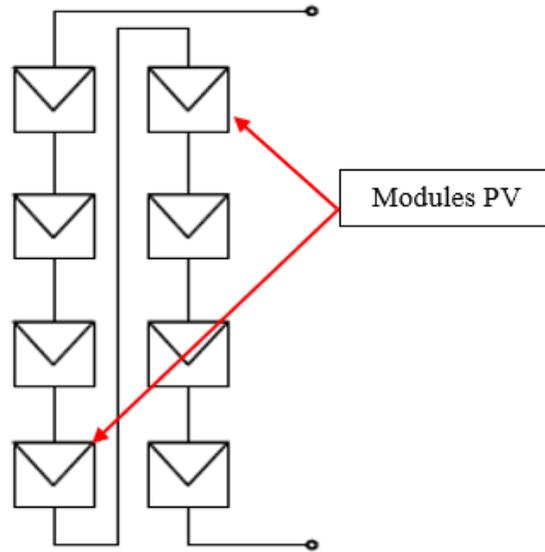


Figure 1.5 : Configuration Série (S) (Mao et al., 2020)

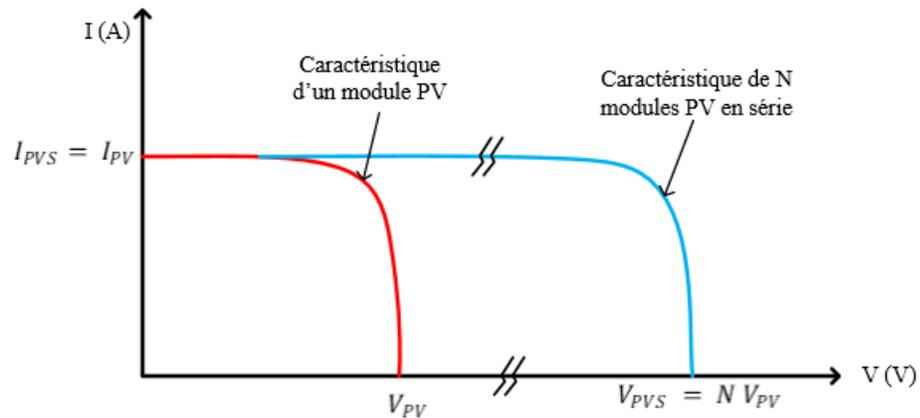


Figure 1.6 : Caractéristique courant-tension (I-V) de la configuration Série (S)

1.4.2 Configuration parallèle (P)

Avec le schéma de la configuration parallèle représentée à la figure 1.7, la tension du réseau est la même que celle fournie par un seul module PV et le courant en sortie est égal à la somme des courants de tous les modules PV. Cette configuration comme décrite dans les expressions (1.8) et (1.9) permet d'augmenter le courant en gardant la même tension comme indiqué sur la caractéristique courant-tension (I-V) de la figure 1.8.

$$I_{PVp} = N \times I_{PV} \quad (1.8)$$

$$V_{PVp} = V_{PV} \quad (1.9)$$

Les tensions des modules PV ombragés et non ombragés sont constantes, identiques et uniformes pour tout le système photovoltaïque. Le niveau d'irradiation solaire ne limite pas uniformément le courant dans cette configuration comme dans la configuration série (Pendem & Mikkili, 2018b). Avec la connexion parallèle, le système PV fonctionne efficacement avec différents niveaux d'irradiation solaire (Lijun et al., 2009). Dans le cas des modules PV connectés en parallèle, lorsqu'il y a un phénomène d'ombrage ou que des cellules sont défectueuses, il existe un réel risque que les chaînes de cellules ensoleillées débitent sur les chaînes de cellules ombragées. Pour éviter qu'un courant négatif circule dans les chaînes de cellules ombragées, il leur est associé en série une diode anti-retour.

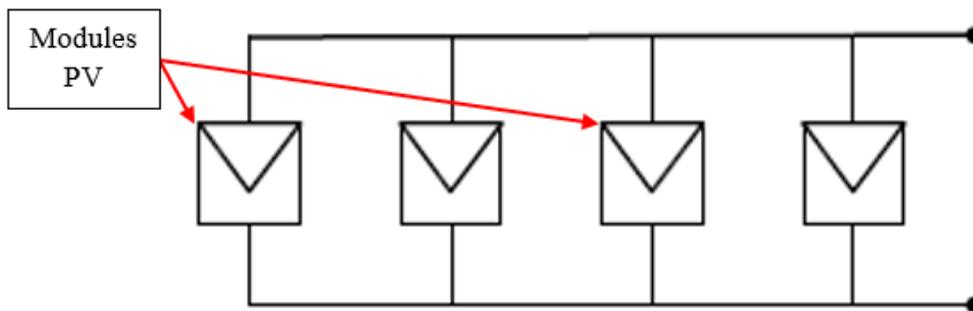


Figure 1.7 : Configuration parallèle (P) (Mao et al., 2020)

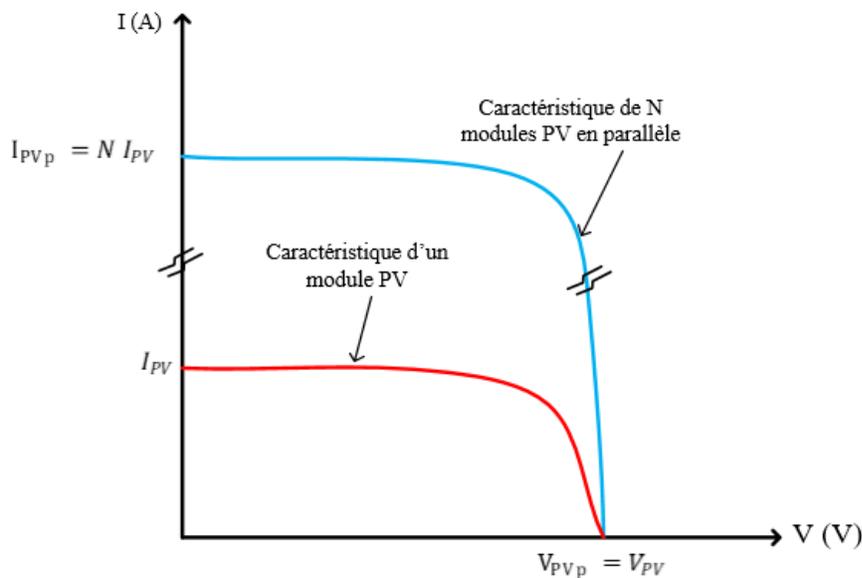


Figure 1.8 : Caractéristique courant-tension (I-V) de la configuration parallèle (P)

1.4.3 Configuration Série — Parallèle (SP)

La configuration série-parallèle (SP) permet de produire la tension et le courant de sortie souhaités. Les modules photovoltaïques sont dans un premier temps connectés en série afin de former des chaînes PV et ces dernières sont par la suite connectées en parallèle. Cette configuration est couramment utilisée dans la pratique, car sa mise en œuvre est facile et est relativement moins coûteuse (Balato et al., 2015). Cette configuration ne dispose pas de connexions redondantes; lorsqu'une interruption survient dans une chaîne PV, cette dernière est isolée. Afin de protéger chaque chaîne PV des courants de court-circuit provenant de sévères conditions d'ombrages partiels, des diodes anti-retours sont également placées en série avec chaque chaîne PV hors les diodes de dérivation. Ces diodes anti-retours empêchent le retour du courant d'une chaîne PV à une autre en raison de la différence de potentiel entre les différents modules PV (Pongratananukul & Kaspafis, 2004). Ces diodes anti-retours sont nécessaires dans les systèmes PV autonomes pour bloquer le flux de courant inverse provenant des batteries de stockage du générateur photovoltaïque dans des conditions d'ombrages partiels (Pendem & Mikkili, 2018b). Le schéma de la figure 1.9 représente l'architecture de la configuration SP.

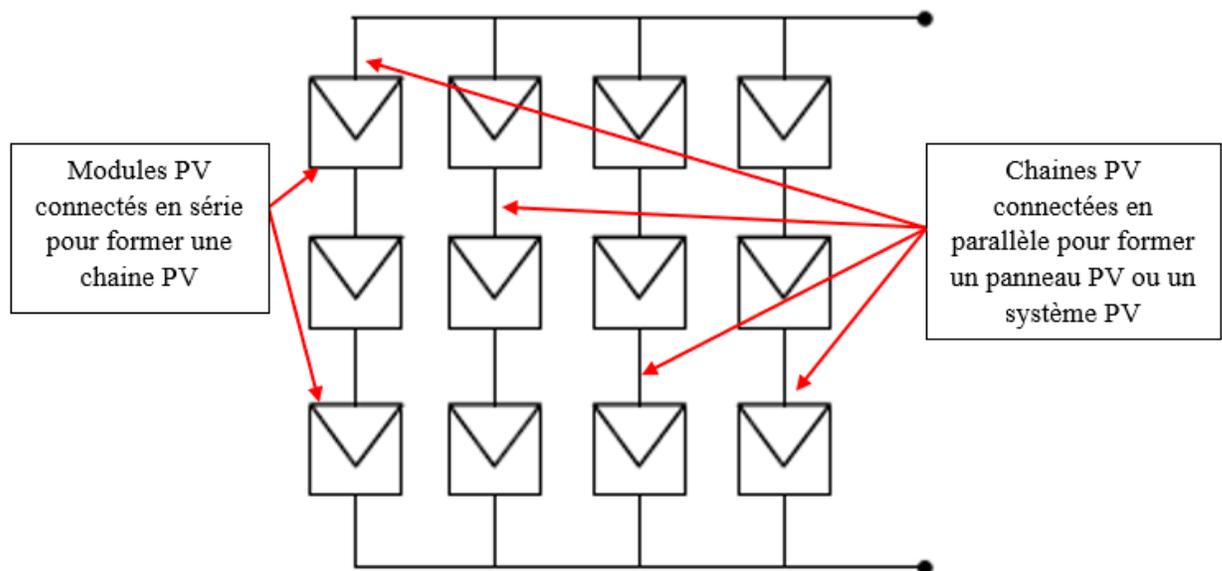


Figure 1.9 : Configuration Série-Parallèle (SP) (Mao et al., 2020)

La caractéristique courant-tension de la configuration série-parallèle (SP) est représentée à la figure 1.10.

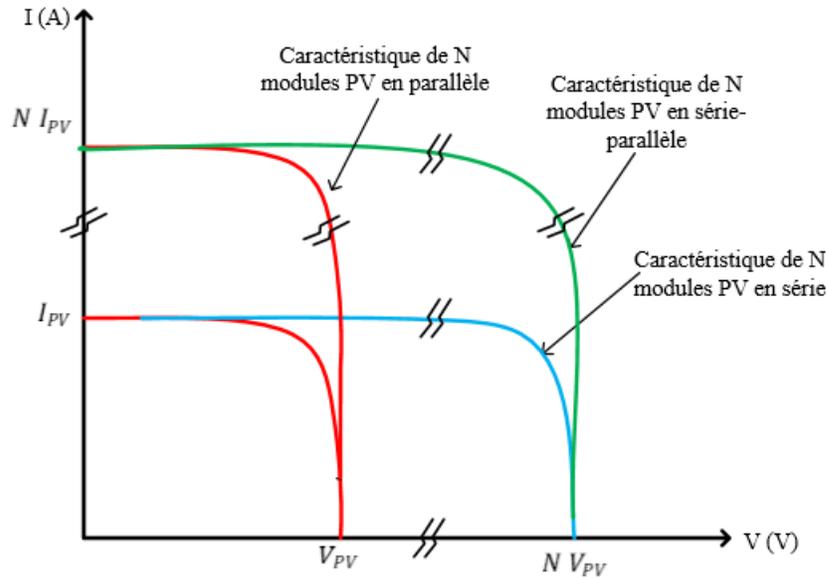


Figure 1.10 : Caractéristique courant-tension (I-V) de la configuration série-parallèle (SP)

1.4.4 Configuration Totale Croisée (TCT)

La configuration totale croisée TCT (Total Cross Tied) est obtenue à partir de la configuration série-parallèle. La connexion des modules PV est faite d'abord en parallèle sous forme de rangée puis les rangées sont connectées en série (Gautam & Kaushika, 2002). Le courant total du réseau est la somme des courants générés par tous les modules PV dans une rangée. L'architecture totale croisée est plus complexe à réaliser à raison de ces multiples connexions. Cette configuration présente également des pertes de puissances qui sont dues aux pertes de connexion provenant du câblage. Son architecture est représentée sur le schéma de la figure 1.11. L'avantage de cette configuration est qu'elle offre un équilibrage du courant généré par les différentes chaînes PV. En cas d'ombrage sur une chaîne PV, les connexions croisées permettent aux autres chaînes PV de compenser la baisse de performance ce qui entraîne une réduction de l'impact global sur le générateur photovoltaïque.

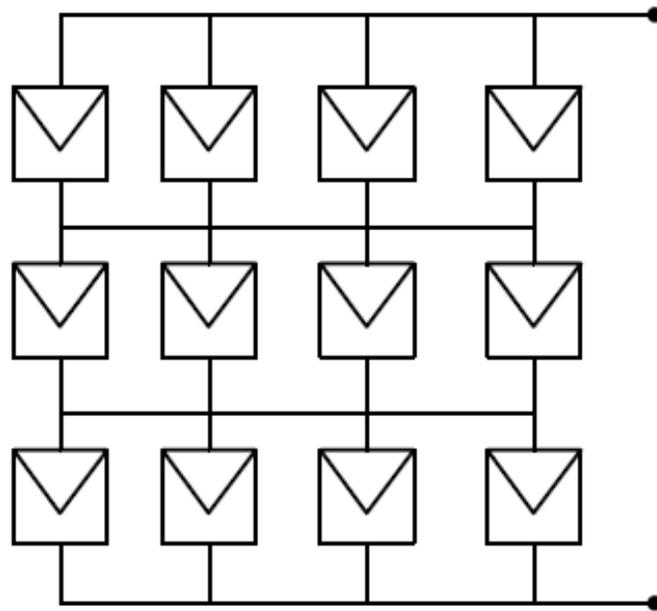


Figure 1.11 : Configuration Totale Croisée (TCT) (Mao et al., 2020)

1.4.5 Configuration Bridge Linked (BL)

Dans la configuration série des modules PV, si certaines cellules sont soumises à des conditions d'ombrages ou de dysfonctionnements, la tension de sortie du système photovoltaïque chute. La configuration série-parallèle comporte un plus grand nombre de connexions en série entre les modules d'une chaîne PV entraînant ainsi des pertes de puissances considérables. Pour réduire cette perte de puissance, tous les modules PV sont connectés dans une structure de pont ce qui permet d'obtenir la configuration Bridge Linked (BL) représentée à la figure 1.12 (Pendem & Mikkili, 2018b). La configuration BL, est modélisée en connectant dans chaque structure de pont deux modules PV en série et en parallèle. Tous les ponts sont liés pour obtenir les valeurs de tension et de courant de sortie souhaitées en ajoutant les tensions en série et les courants en parallèle.

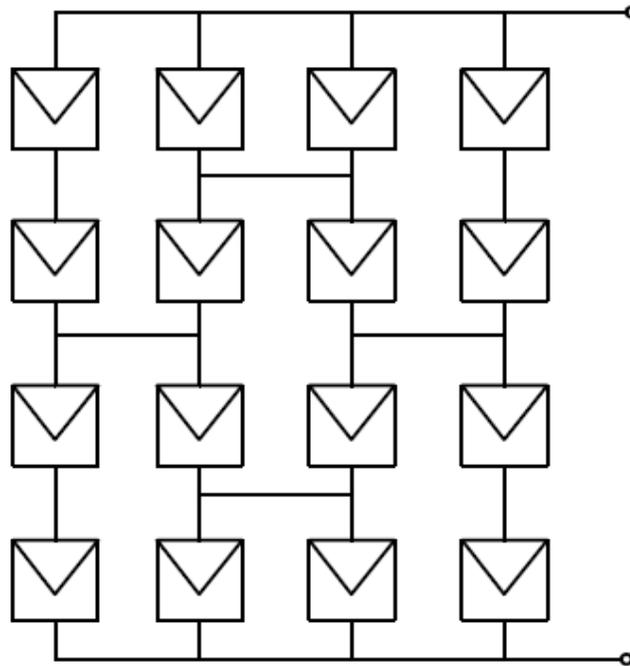


Figure 1.12 : Configuration Bridge-Linked (BL)(Mao et al., 2020)

1.4.6 Configuration Nid d'abeille (HC)

La configuration nid d'abeille HC (Honey Comb) vient corriger les failles des configurations SP et BL. Avec cette configuration, les modules PV sont connectés comme un hexagone d'où la structure nid d'abeille (Honey Comb) présentée à la figure 1.13 (Cipriani et al., 2014; Pendem & Mikkili, 2018a). La configuration nid d'abeille dispose de plus de connexions en série que les configurations TCT et BL; et moins de connexions en série par rapport à la configuration série-parallèle. La perte de désadaptation de la configuration HC est supérieure à celle de la configuration BL et inférieure à celle de la configuration série. La tension et le courant de sortie sont calculés en ajoutant des tensions en série et en ajoutant des courants en parallèle (Bonthagorla & Mikkili, 2020).

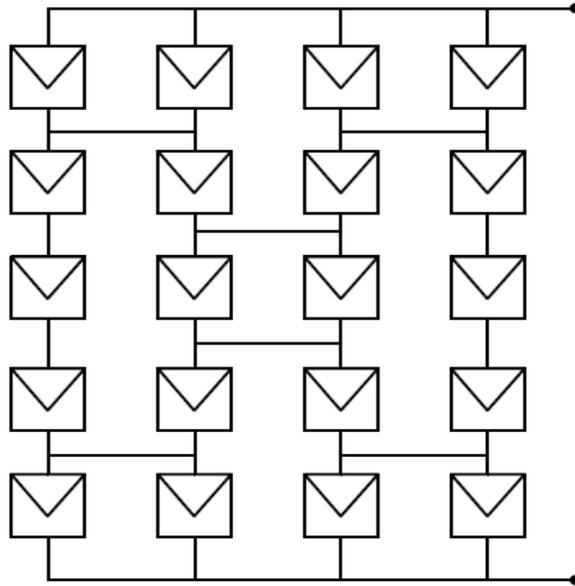


Figure 1.13 : Configuration Nid d’Abeille (HC) (Mao et al., 2020)

1.5 CONVERTISSEUR CONTINU-CONTINU (DC-DC)

Du point de vue énergétique, la puissance produite par un générateur photovoltaïque (GPV) dépend fortement des variables telles que l’irradiation solaire, la température et le type de charge. Chaque charge a son propre comportement et ce comportement peut varier brusquement en fonction de la demande des utilisateurs, ce qui entraîne une dégradation des performances des générateurs photovoltaïques. Afin d’optimiser la production de la puissance du GPV et d’assurer un rendement élevé, il est nécessaire d’adapter le générateur à la charge. Cette adaptation est réalisée en insérant un convertisseur d’énergie DC-DC de type hacheur entre le générateur photovoltaïque et la charge particulièrement pour les applications en régime continu (Aziz, 2006).

L’utilisation de ces convertisseurs DC-DC permet de contrôler la puissance électrique dans des circuits fonctionnant en courant continu avec une très grande souplesse et un rendement élevé. Les circuits hacheurs sont composés de condensateurs, d’inductances et d’interrupteurs (transistors et diodes) (Lalili & Halimi, 2021). Ces interrupteurs sont souvent des IGBTs (Insulated Gate Bipolar Transistor) et des HEMT (High Electron Mobility Transistor). Dans le cas idéal, ces composants ne consomment aucune puissance active.

Le type de hacheur à utiliser varie selon le besoin. On peut citer le hacheur dévolteur (*Buck Converter*) et le hacheur survolteur (*Boost Converter*).

Le circuit électrique du convertisseur hacheur survolteur présenté à la figure 1.14 est une alimentation à découpage ayant pour rôle de convertir une tension continue en une autre tension continue plus élevée. Il est généralement utilisé dans la plupart des systèmes photovoltaïques, car il a été démontré que le suivi du MPPT avec ce type de convertisseur offre un meilleur rendement et permet une utilisation plus efficace des modules photovoltaïques (Ramdane & Dabouz, 2003). Le suivi du point de puissance maximale (MPPT) dans les systèmes photovoltaïques utilise ce type de convertisseur pour réguler la tension ou le courant d'entrée et fournir une adaptation de charge pour un transfert de puissance maximale (Joseph & Kamala, 2013). La tension obtenue en sortie du convertisseur est sensible aux variations du rapport cyclique (Sholapur et al., 2014).

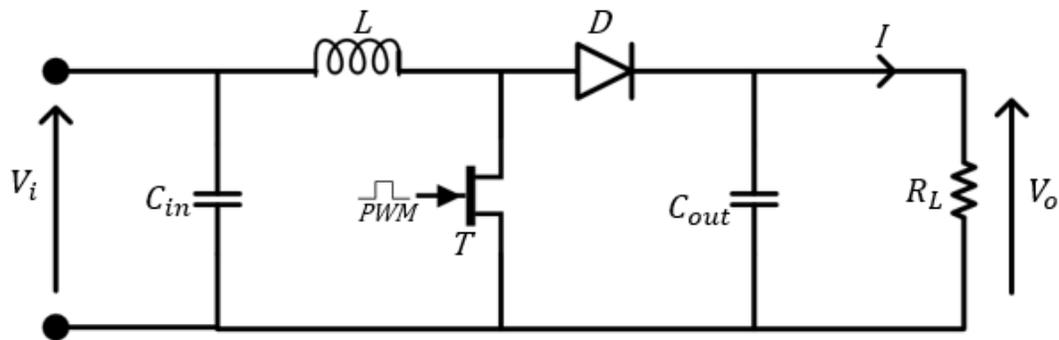


Figure 1.14 : Circuit électrique du convertisseur hacheur survolteur (DC-DC)

Le principe de fonctionnement de ce type de convertisseur est divisé en deux étapes suivant l'état du transistor T .

- Lorsque le transistor T est en position fermée, la diode D est bloquée donc la tension aux bornes de la charge chute; le courant circule à travers l'inductance ce qui entraîne un stockage d'énergie dans l'inductance;
- lorsque le transistor T est en position ouverte, l'inductance se trouve en série avec la source de tension, la diode D est passante; le courant traversant l'inductance passe à travers la diode D , le condensateur et la charge. La tension aux bornes de l'inductance s'additionne avec celle de la source de tension pour s'appliquer à la charge.

Le rapport de transformation est donné par la relation (1.10) :

$$V_o = \frac{V_i}{1-d} \quad (1.10)$$

avec V_o : la tension en sortie du convertisseur ;

V_i : la tension en entrée du convertisseur ;

d : le rapport cyclique.

Les équations (1.11), (1.12) et (1.13) donnent respectivement les expressions permettant de déterminer l'inductance L , les capacités des condensateurs placées en entrée (C_{in}) et en sortie (C_{out}) du circuit convertisseur (Amar, 2015).

$$L = \frac{d \times V_i}{\Delta I_i \times f_s} \quad (1.11)$$

$$C_{in} = \frac{d \times V_i}{(1-d) \times V_o \times 0.05 \times f_s \times R} \quad (1.12)$$

$$C_{out} = \frac{(1-d) \times d \times I_i}{\Delta V_o \times f_s} \quad (1.13)$$

avec f_s : la fréquence de commutation;

ΔI_i : le facteur d'ondulation du courant de l'inductance (valeur crête à crête);

ΔV_o : le facteur d'ondulation sur la tension de sortie (valeur crête à crête).

1.6 CONCLUSION

Ce chapitre présente un aperçu détaillé d'un générateur photovoltaïque, en commençant par sa constitution, de la cellule photovoltaïque jusqu'au système PV complet. Nous avons ensuite étudié les différents modèles de cellules photovoltaïques utilisées et les différentes configurations de modules photovoltaïques utilisées pour construire un générateur photovoltaïque dans le but d'obtenir la puissance désirée d'une part et d'autre part de résoudre les problèmes d'ombrage souvent rencontrés avec les panneaux PV lors de leur utilisation. Enfin, nous avons étudié le circuit du hacheur survolteur DC-DC habituellement associé aux systèmes photovoltaïques pour la conversion de tension, et nous avons déterminé ses paramètres caractéristiques. Le prochain chapitre se concentrera sur la commande MPPT et les différentes techniques décrites dans la littérature pour le suivi du MPPT.

CHAPITRE 2

TECHNIQUES DE SUIVI DU POINT DE PUISSANCE MAXIMALE (MPPT)

2.1 INTRODUCTION

La caractéristique puissance-tension (P-V) des générateurs photovoltaïques présente une non-linéarité et peut atteindre un point de fonctionnement optimal dans des conditions météorologiques standard. Cette caractéristique dispose d'un point unique où la puissance est maximale et ce point est appelé le point de puissance maximale (MPP). La détermination de ce point unique (MPP) est possible avec la commande de suivi du point de puissance maximale (MPPT). Dans ce chapitre nous aborderons le principe de la commande MPPT et les différentes techniques utilisées pour son implémentation ou utilisation dans les systèmes photovoltaïques.

2.2 PRINCIPE DE LA COMMANDE MPPT

Le schéma de la figure 2.1 composé d'une charge alimentée par un générateur photovoltaïque par l'intermédiaire d'un convertisseur DC-DC, représente une chaîne de conversion photovoltaïque élémentaire associée à la commande MPPT. Le convertisseur DC-DC est commandé par un signal PWM (Pulse Width Modulation). Par définition, la commande de suivi du point de puissance maximale MPPT (Maximum Power Point Tracking) associée à l'étage de conversion continu-continu (DC-DC) permet de faire fonctionner un générateur photovoltaïque de façon à produire en permanence le maximum de sa puissance, quelles que soient les conditions environnementales (irradiation solaire G et température T). Son principe se base sur la variation du rapport cyclique du signal PWM à la valeur optimale afin de maximiser continuellement la puissance du panneau photovoltaïque. La commande du convertisseur place le système au point de fonctionnement à puissance maximale.

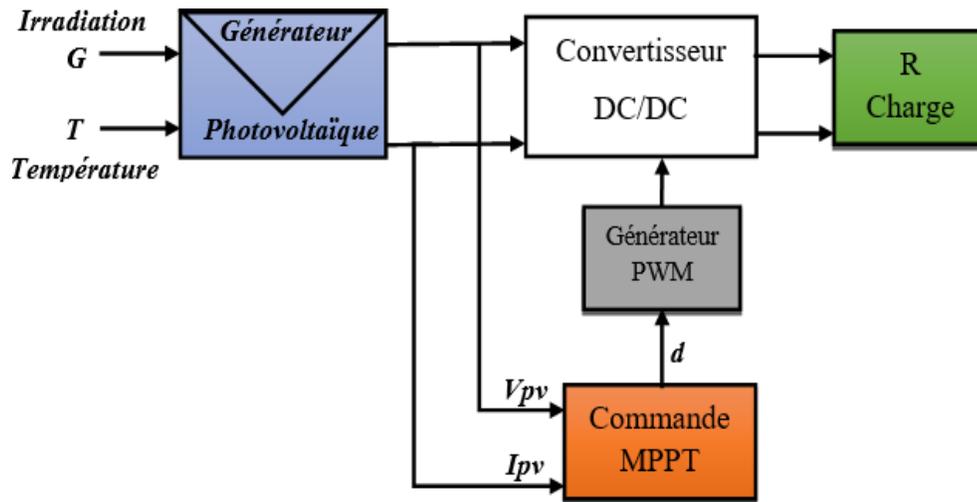


Figure 2.1 : Schéma de principe pour le suivi du point de puissance maximale

2.3 MODULATION À LARGEUR D'IMPULSION (MLI)

Le principe de modulation à largeur d'impulsion en anglais *PWM* (*Pulse Width Modulation*) consiste à générer un signal impulsionnel en sortie, permettant de contrôler les différents états du transistor du convertisseur DC-DC, en comparant le signal de commande (rapport cyclique) reçu à un signal périodique en dents de scie. Lorsque le signal de commande est supérieur au signal en dents de scie, la sortie du comparateur (générateur PWM) est à l'état haut et prend la valeur 1. Dans le cas contraire, la sortie est à l'état bas et prend la valeur 0. Le schéma de la figure 2.2 illustre le principe de fonctionnement du générateur PWM.

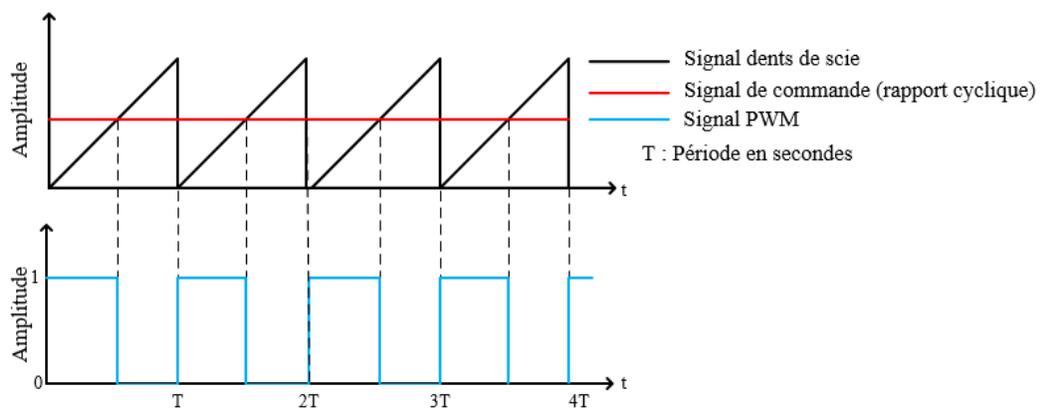


Figure 2.2 : Principe de fonctionnement du générateur PWM

2.4 DIFFÉRENTES TECHNIQUES DE SUIVI DU POINT DE PUISSANCE MAXIMALE (MPPT)

L'utilisation d'une technique de suivi du point de puissance maximale (MPPT) est nécessaire afin de fournir à la charge qu'alimente le système PV une puissance maximale, quelles que soient les conditions de fonctionnement (Babaa et al., 2014). Des publications sur les principes des commandes MPPT apparaissaient dans la littérature depuis 1968, année de publication de la première loi de commande de ce genre adaptée à une source d'énergie renouvelable de type photovoltaïque (Boehringer, 1968). Depuis lors, différentes techniques MPPT ont été proposées dans la littérature pour résoudre le problème de suivi du MPP dans les systèmes photovoltaïques (Faranda & Leva, 2008; Kute & Ratnaparkhi, 2013). La méthode MPPT la plus populaire et couramment utilisée est celle de la perturbation et observation (P&O). Les techniques présentées dans ce document sont :

- La technique de Perturbation et Observation (P&O);
- La technique de la conductance incrémentale (INC);
- La technique à base de réseaux de neurones artificiels (ANN);
- La technique à base de la logique floue (*Fuzzy Logic*).

La variété de ces techniques se trouve dans la simplicité de réalisation, la vitesse de convergence, les capteurs requis, la gamme d'efficacité, les besoins de paramétrages ainsi que leur implémentation matérielle (Faranda & Leva, 2008).

2.4.1 Méthode de Perturbation et Observation (P&O)

L'organigramme de la technique de perturbation et observation présenté à la figure 2.3 a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche et est couramment utilisé en raison de sa simple structure et de sa facilité de développement (Elagori & Tacer, 2017; Selmi et al., 2014). Son principe est basé sur la perturbation de la tension de fonctionnement du générateur photovoltaïque et le changement de la puissance qui en résulte est observé. Si la tension du générateur photovoltaïque change positivement (soit une augmentation) et que la puissance augmente, le contrôleur déplace le point de fonctionnement dans la direction du

point de puissance maximale sinon le point de fonctionnement sera déplacé dans la direction opposée et le cycle de perturbation continue de la même manière (Dolara et al., 2009).

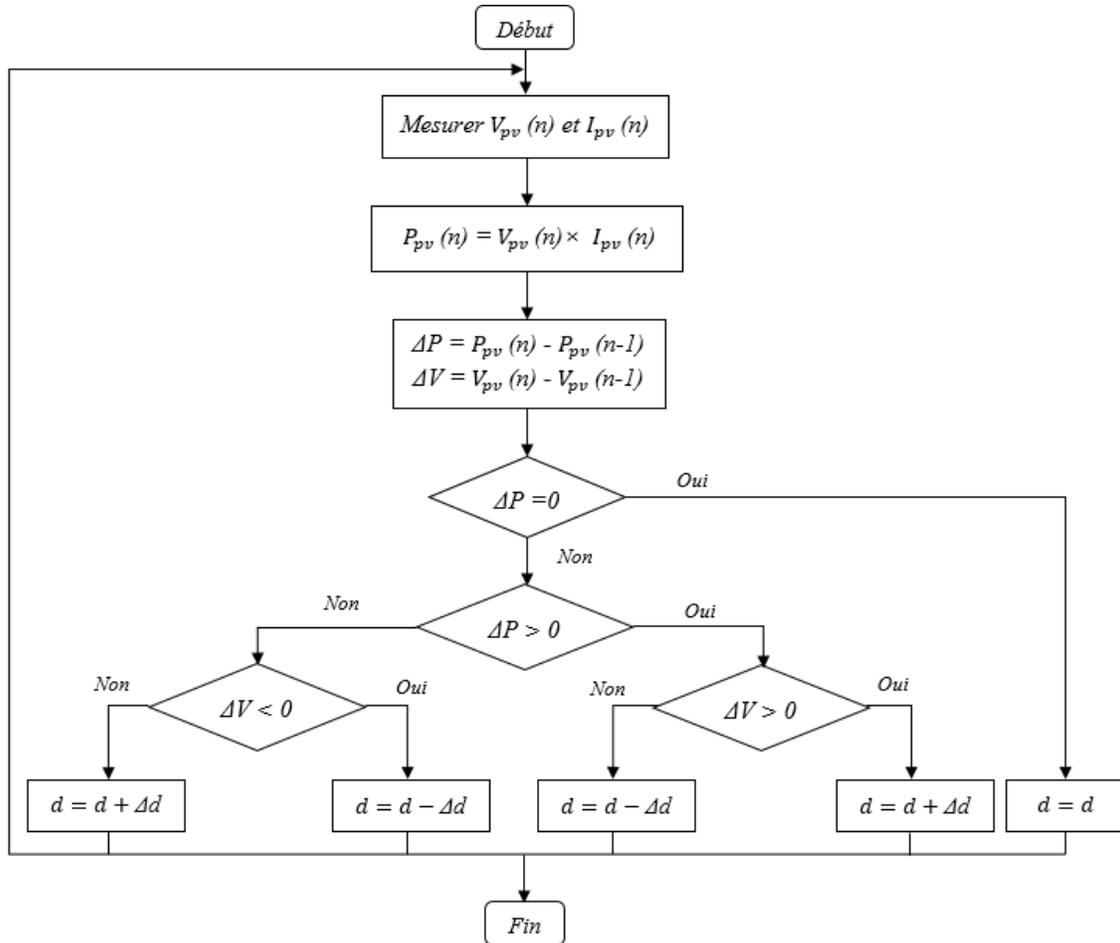


Figure 2.3 : Organigramme de la méthode Perturbation et Observation (P&O)

Avec cet algorithme, on effectue dans un premier temps la mesure de la tension $V_{pv}(n)$ et du courant $I_{pv}(n)$ pour ensuite calculer la puissance $V_{pv}(n)$ aux instants d'échantillonnages n . La variation de la puissance calculée $\Delta P(n) = P_{pv}(n) - P_{pv}(n-1)$ permet de déterminer le sens de variation de la puissance; si celle-ci est positive, la prochaine perturbation doit suivre le même sens que la précédente sinon elle doit être dans le sens opposé. La variation de la tension $\Delta V = V_{pv}(n) - V_{pv}(n-1)$ permet de prendre la décision sur la valeur du rapport cyclique soit par son incrémentation ou sa décrémentation. À titre d'exemple, si ΔP est positive alors la puissance a augmenté au cours du dernier cycle, et si

en plus ΔV est négative, cela veut dire qu'il y a eu une décrémentation du rapport cyclique durant le dernier cycle, la décision à prendre dans ce cas sera alors une autre décrémentation du rapport cyclique. Un problème courant avec la méthode perturbation et observation est que la tension aux bornes du réseau est perturbée à chaque cycle du MPPT ce qui induit des oscillations autour de la puissance maximale de sortie entraînant ainsi des pertes de puissance dans le système PV (Esrám & Chapman, 2007).

2.4.2 Méthode de la conductance incrémentale (INC)

La technique de la conductance incrémentale (INC) a été développée pour résoudre les problèmes rencontrés avec la méthode P&O (Babaa et al., 2014). Le principe de cette technique est basé sur la connaissance de la valeur de la conductance $G=I/V$ et de son incrément $\Delta G = \Delta I/\Delta V$ qui permettra de déduire la position du point de fonctionnement par rapport au point de puissance maximale (MPP). Cette technique prend en entrée la conductance incrémentale $\Delta I/\Delta V$ du générateur photovoltaïque pour déterminer le signe de la variation de la puissance par rapport à la variation de la tension $\Delta P/\Delta V$. L'algorithme INC détermine le MPP par une comparaison entre la conductance incrémentale et la conductance instantanée I/V . Cette technique est basée sur le fait qu'au point de puissance maximale, la variation de la puissance par rapport à la variation de la tension $\Delta P/\Delta V$ soit égale à zéro pour que le point de fonctionnement soit au MPP. L'équation liant la conductance et la dérivée de la puissance par rapport à la tension est donnée par la relation (2.1).

$$\frac{\Delta P}{\Delta V} = \frac{\Delta(VI)}{\Delta V} = \frac{I\Delta V}{\Delta V} + \frac{V\Delta I}{\Delta V} = I + V \frac{\Delta I}{\Delta V} \quad (2.1)$$

La relation entre la conductance instantanée (I/V) et la conductance incrémentale ($\Delta I/\Delta V$) dans l'équation (2.1) permet de déterminer les conditions de suivi du MPP ci-dessous :

- Si $\frac{\Delta I}{\Delta V} > -\frac{I}{V}$, le point de fonctionnement se trouve à gauche du MPP, le rapport cyclique augmente en augmentant la tension pour atteindre le MPP;
- Si $\frac{\Delta I}{\Delta V} < -\frac{I}{V}$, le point de fonctionnement se trouve à droite du MPP, le rapport cyclique diminue en diminuant la tension pour atteindre le MPP;

- Si $\frac{\Delta I}{\Delta V} = -\frac{I}{V}$, le point de fonctionnement est au MPP, donc le rapport cyclique et la tension restent constants.

Lorsque le point de fonctionnement est exactement au MPP, la pente de la courbe comme prévu est nulle (Ghosh & Mahendran, 2013). Cette méthode peut déterminer que le MPPT a atteint le point de puissance maximale et arrêter de perturber le point de fonctionnement. Si cette condition n'est pas remplie, la direction du point de fonctionnement est perturbée et peut être calculée à partir de la dérivée ($\Delta V/\Delta I$). L'avantage de cette méthode est qu'elle peut suivre les variations rapides d'irradiation solaire (Chafle & Vaidya, 2013). Le schéma de la figure 2.4 présente l'organigramme de la méthode de conductance incrémentale.

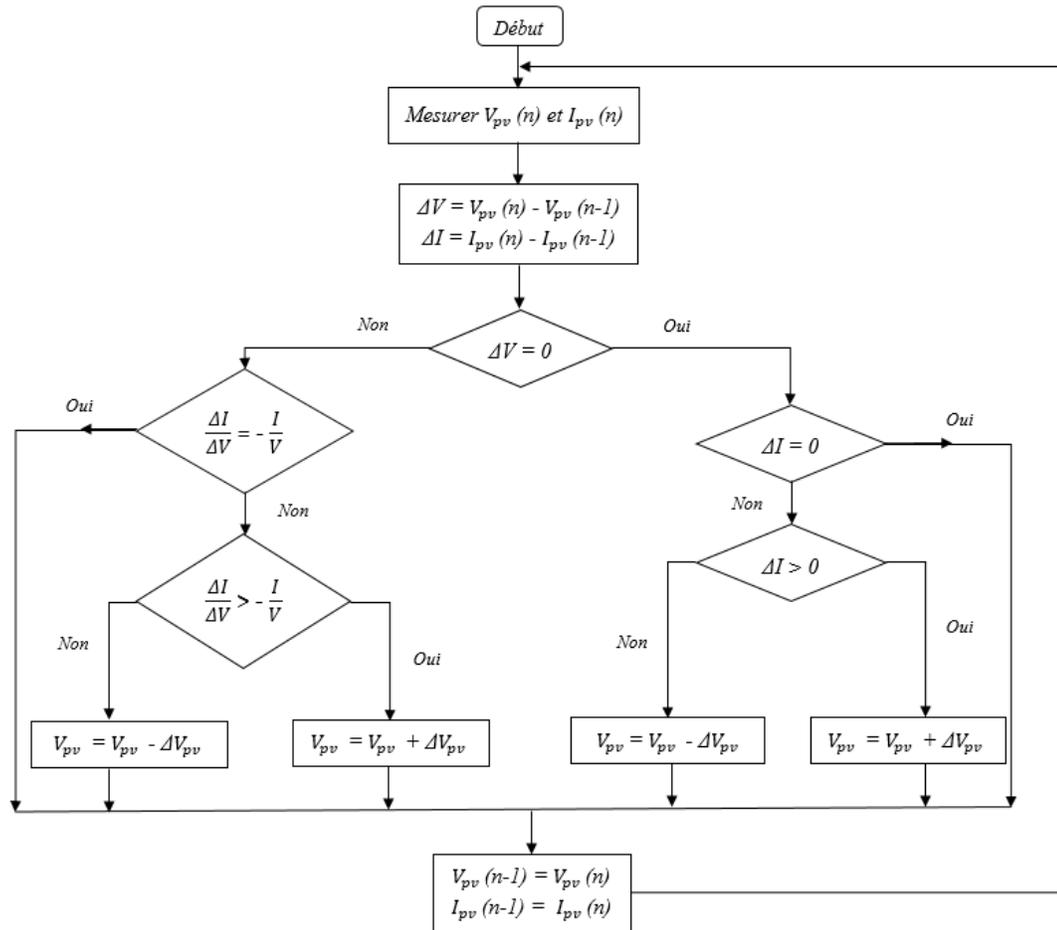


Figure 2.4 : Organigramme de la méthode de conductance incrémentale (INC)

2.4.3 Méthode basée sur la logique floue (*Fuzzy Logic*)

La logique floue a été développée en 1965 par Lotfi Zadeh et son objectif est la formalisation et la mise en œuvre de la façon de raisonnement d'un être humain. En raison de cela, elle peut être classée dans le domaine de l'intelligence artificielle.

- Principe de base de la logique floue

Dans la théorie des ensembles classiques, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble. La notion d'ensemble est à l'origine de nombreuses théories mathématiques. Cette notion essentielle ne permet cependant pas de prendre en compte certaines situations pourtant simples et fréquemment rencontrées. La notion d'ensemble flou a été créée pour prendre en compte de telles situations. La théorie d'ensemble flou se repose sur la notion d'appartenance partielle où chaque élément appartient partiellement ou graduellement aux ensembles flous définis (Schneider, 1998). Les contours des ensembles flous ne sont pas nets, mais plutôt flous ou graduels. Le schéma de la figure 2.5 représente la comparaison entre un ensemble classique et un ensemble flou.

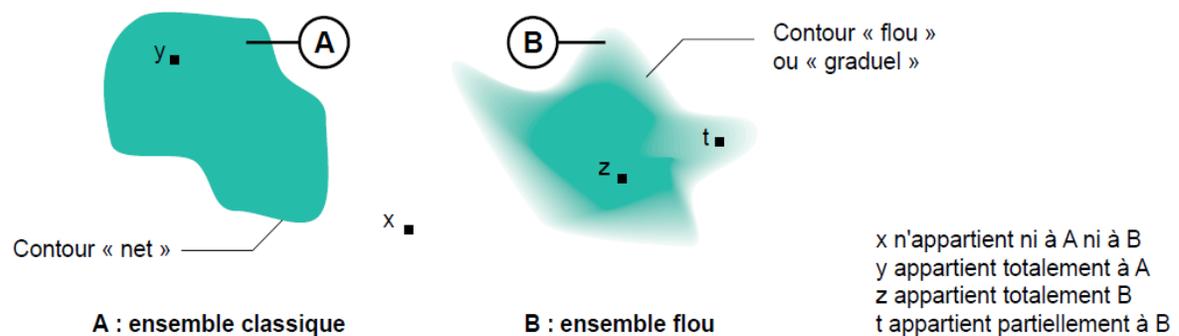


Figure 2.5 : Comparaison entre un ensemble classique et un ensemble flou (Schneider, 1998)

- Les règles floues

La base de règles floues est l'outil le plus utilisé dans les applications de la logique floue. Cette base est composée de règles qui sont généralement utilisées en parallèle, mais peuvent également être enchaînées dans certaines applications.

Une règle est du type : Si « prédicat » alors « conclusion ». Un prédicat (encore appelé prémisses ou condition) est une combinaison de propositions par des opérateurs ET, OU,

NON. L'opérateur ET correspond à l'opération Minimum, OU à l'opération Maximum et NON au complément à un. La conclusion de la règle floue est la sortie de combinaison des propositions liées par les opérateurs cités précédemment (Schneider, 1998).

La méthode de traitement d'un ensemble flou se décompose en trois étapes fondamentales à savoir la fuzzification, le système d'inférence et la défuzzification, comme illustrée sur la figure 2.6.

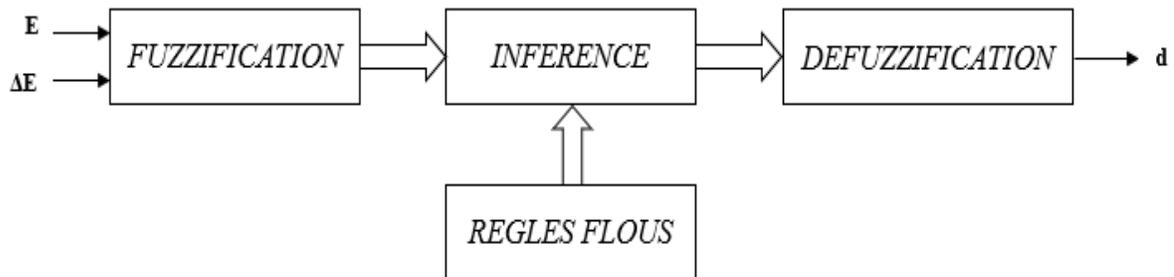


Figure 2.6 : Étape de traitement d'un ensemble flou

2.4.3.1 La Fuzzification

La première étape de traitement d'un problème par logique floue est la fuzzification qui consiste à la conversion des entrées nettes du système en des entrées floues avec les variables linguistiques. La variable linguistique est décomposée en des termes linguistiques composites (petite, moyenne et grande). Des fonctions d'appartenance sont appliquées pour convertir les données numériques en variables linguistiques. Les fonctions d'appartenance mesurent le degré avec lequel un élément appartient à un ensemble flou. Plusieurs formes de fonctions d'appartenance sont utilisées dans la théorie des ensembles flous, notamment les formes triangulaires, trapézoïdales et gaussiennes. Différentes formes des fonctions d'appartenances sont représentées à la figure 2.7.

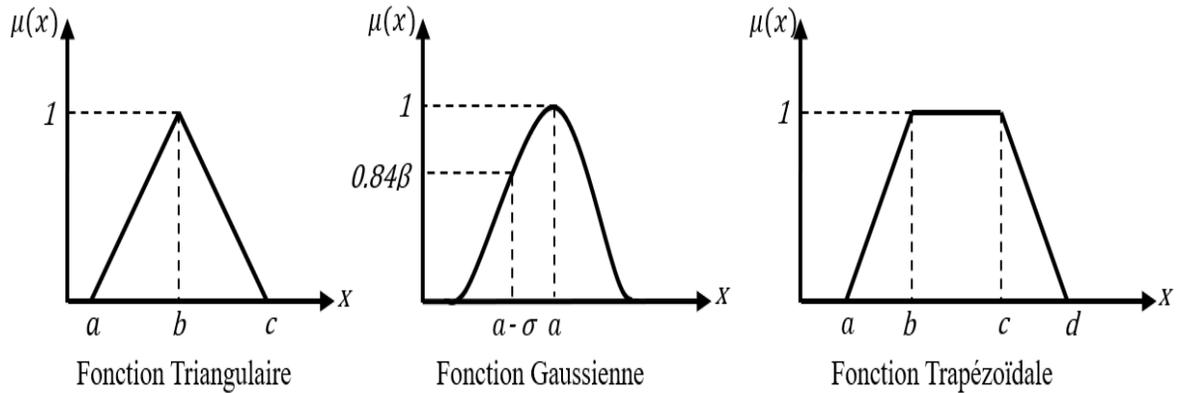


Figure 2.7 : Différentes formes des fonctions d'appartenance d'un ensemble flou

La fonction triangulaire est définie par l'expression (2.2) :

$$\text{trimf}(x; a, b, c) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq a; \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{si } a \leq x \leq b; \\ \frac{c-x}{c-b} & \text{si } b \leq x \leq c; \\ 0 & \text{si } c \geq x. \end{cases} \quad (2.2)$$

La fonction trapézoïdale est définie par l'expression (2.3) :

$$\text{trapmf}(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq a; \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{si } a \leq x \leq b; \\ 1 & \text{si } b \leq x \leq c; \\ \frac{d-x}{d-c} & \text{si } c \leq x \leq d; \\ 0 & \text{si } d \geq x. \end{cases} \quad (2.3)$$

La fonction gaussienne est définie par l'expression (2.4) :

$$\text{gaussmf}(x; \sigma, a) = e^{-\frac{(x-a)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.4)$$

2.4.3.2 L'inférence des règles floues

Le système d'inférence permet de lier les variables floues d'entrée aux variables floues de sortie grâce à des opérateurs logiques ET, OU et NON en établissant des règles. Les sous-ensembles issus de l'inférence sont regroupés pour obtenir un seul ensemble

représentatif des différentes conclusions des règles floues. Plusieurs méthodes d'inférences sont utilisées notamment celles utilisant la méthode Min-Max de Mamdani, la méthode Max-Prod de Larsen et la méthode Som-Prod de Sugeno (Ray, 2014).

La méthode de Min-Max (Mamdani)

La méthode d'inférence de Mamdani est la méthode la plus populaire utilisée. Son implémentation est facile grâce à sa simple structure Min-Max. La fuzzification des deux variables d'entrée du contrôleur à logique floue (Erreur et Variation d'erreur) fournit des variables linguistiques et les fonctions d'appartenance correspondantes (Allani et al., 2019). La liaison entre les deux variables d'entrées est réalisée en utilisant l'opérateur logique "ET" pour la condition et l'opérateur logique "ALORS" pour la conclusion dans la base des règles floues ; tous définissant la formation du minimum. La liaison entre toutes les conclusions des règles floues établies est réalisée avec l'opérateur logique "OU" réalisant une opération de maximum. Dans cette méthode, la règle est exprimée de la manière ci-dessous :

$$R_i = \text{Si } x_1 \text{ est } A_i \text{ Et } x_2 \text{ est } B_i \text{ Alors } z \text{ est } C_i \quad (2.5)$$

$$\mu_{R_i} = \mathbf{Min} (x_1 \text{ est } A_i, x_2 \text{ est } B_i) \quad (2.6)$$

$$\mu_{C_i}(z) = \mathbf{Max}(\mu_{R_i}) = \text{Max} \{ \text{Min}[\mu_{A_i}(x_1), \mu_{B_i}(x_2)] \} \quad (2.7)$$

avec R_i : les règles floues établies ($i = 1, 2, \dots n$);

$x_1; x_2$: les variables d'entrées;

$A_i; B_i \text{ et } C_i$: les fonctions d'appartenances des variables d'entrée et de sortie;

μ_{R_i} : la sortie des règles floues établies;

$\mu_{C_i}(z)$: la fonction d'appartenance représentant le maximum des règles floues ayant les mêmes conclusions.

La méthode de Max-Prod (Larsen)

La différence de la méthode de Larsen par rapport à la méthode précédente réside dans la manière de réaliser la conclusion ALORS. La méthode d'inférence Max-Prod utilise l'opérateur "ET" entre les variables d'entrées x_1, x_2 au niveau de la condition. La conclusion dans chaque règle est introduite par l'opérateur "ALORS" qui réalise la formation du produit.

L'opérateur "OU" liant les règles est réalisé par la formation du maximum d'où la désignation de cette méthode d'inférence Max-Prod. La structure de la règle avec la méthode de Larsen se présente de la manière suivante :

$$R_i = \text{Si } x_1 \text{ est } A_i \text{ Et } x_2 \text{ est } B_i \text{ Alors } z \text{ est } C_i \quad (2.8)$$

$$\mu_{R_i} = \mathbf{Min} (x_1 \text{ est } A_i, x_2 \text{ est } B_i) \quad (2.9)$$

$$\mu_{C_i}(z) = \mathbf{Max}(\mu_{R_i}) = \text{Max} \{ \text{Prod} [\mu_{A_i}(x_1), \mu_{B_i}(x_2)] \} \quad (2.10)$$

La méthode de Som-Prod (Sugeno)

Cette méthode consiste à faire la somme des fonctions d'appartenance des sous-ensembles issus de l'inférence. La méthode d'inférence de Sugeno utilise, au niveau de la condition qui relie les deux entrées de la règle floue, l'opérateur "OU" pour la formation de la somme tandis que la formation du produit est réalisée avec l'opérateur "ET". La conclusion dans chaque règle introduite utilise l'opérateur "ALORS", liant le facteur d'appartenance des variables d'entrées avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie en réalisant l'opération de produit. Un résumé des différentes méthodes d'inférence est présenté dans le tableau 2.1.

Tableau 2.1 : Récapitulatif des différentes méthodes d'inférence

Méthodes	Condition	Conclusion	Conclusions des règles
Min — Max (Mamdani)	ET : Min OU : Max	ALORS : Min	OU : Max
Max — Prod (Larsen)	ET : Min OU : Max	ALORS : Prod	OU : Max
Som — Prod (Sugeno)	ET : Prod OU : Som	ALORS : Prod	OU : Som

2.4.3.3 La défuzzification

La défuzzification est le processus utilisé dans les systèmes à logique floue pour convertir la sortie floue d'un système en une valeur nette. En logique floue, les règles floues produisent des ensembles flous en sortie souvent représentés sous forme de fonctions

d'appartenance. La défuzzification est donc nécessaire pour obtenir une valeur précise à partir de ces ensembles flous. Il existe plusieurs méthodes de défuzzification comme la méthode du centre de gravité, la méthode du maximum et la méthode de la moyenne des maximas. La plus couramment utilisée est la méthode du centre de gravité. Cette méthode permet d'obtenir une valeur optimale de la variable de sortie. La méthode du centre de gravité consiste à calculer l'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante de la phase de composition selon la relation (2.11).

$$y_{res} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \mu(x_i)}{\sum_{i=1}^n \mu(x_i)} \quad (2.11)$$

avec : x_i : la valeur des différentes fonctions d'appartenance de la variable de sortie ($i = 1, 2, \dots, n$);
 n : le nombre total de fonctions d'appartenances;
 $\mu(x_i)$: la valeur résultante issue des règles floues (conclusions des règles floues).

2.4.3.4 Suivi MPPT dans les systèmes photovoltaïques à base de la logique floue

L'une des techniques avancées pour le suivi MPPT dans les systèmes photovoltaïques est celle basée sur la logique floue. Cette technique a été développée pour résoudre les problèmes rencontrés avec les méthodes MPPT conventionnelles (Abdourraziq et al., 2014). Le contrôleur MPPT basé sur la logique floue est un contrôleur performant avec les systèmes PV et permet d'obtenir des résultats améliorés pour le suivi du MPPT en termes de vitesse de convergence et de la faible oscillation autour du point de puissance maximale. Malheureusement, un problème majeur qui se pose avec les algorithmes MPPT à base de la logique floue est le manque de polyvalence face à des conditions environnementales changeantes telles que la variation rapide de l'irradiation solaire ou de la température (Ben Salah & Ouali, 2011; Kwan & Wu, 2016).

La technique de suivi du MPPT à base de la logique floue consiste essentiellement à l'examen de la puissance de sortie du panneau photovoltaïque par le contrôleur FL dans chaque échantillon et ensuite la définition de la variation de la puissance par rapport à la variation de la tension (dP/dV). Si la valeur (dP/dV) est supérieure à zéro, le contrôleur modifie le rapport cyclique pour augmenter la tension jusqu'à ce que la puissance soit

maximale ou la valeur (dP/dV) soit nulle. Si cette valeur est inférieure à zéro, le contrôleur modifie le rapport cyclique du générateur *PWM* pour réduire la tension jusqu'à ce que la puissance soit maximale et le cycle recommence. Le contrôleur flou dispose de deux variables d'entrée qui sont l'erreur (E) et la variation d'erreur (ΔE). Elles sont calculées aux instants d'échantillonnage n et leurs expressions sont données par les équations (2.12) et (2.13).

$$E(n) = \frac{P_{pv}(n) - P_{pv}(n-1)}{V_{pv}(n) - V_{pv}(n-1)} \quad (2.12)$$

$$\Delta E(n) = E(n) - E(n-1) \quad (2.13)$$

avec $P_{pv}(n)$, $V_{pv}(n)$ qui sont respectivement la puissance et la tension du générateur photovoltaïque aux instants d'échantillonnage n .

Le signe de l'entrée erreur $E(n)$ dans la pente de la courbe P-V définit l'emplacement du point de puissance maximale. La seconde entrée représentant la variation de l'erreur $\Delta E(n)$ indique si le déplacement du point de fonctionnement se fait dans le sens du point de puissance maximale ou non (Algarín et al., 2017). La sortie est le rapport cyclique d qui est envoyé au générateur *PWM* pour ensuite fournir des impulsions de commutation au circuit convertisseur DC-DC utilisé dans la chaîne de traitement du MPP.

2.4.4 Méthode basée sur les réseaux de neurones

2.4.4.1 Principe de base des réseaux de neurones

Le concept de réseaux de neurones artificiels (ANN) est inspiré des neurones biologiques où le réseau artificiel imite le système neuronal biologique. Un neurone est une unité de traitement d'information fondamentale pour le fonctionnement d'un réseau de neurones artificiels (Haykin, 2009). La figure 2.8 montre le modèle d'un neurone artificiel k qui entre dans la construction d'un réseau de neurones.

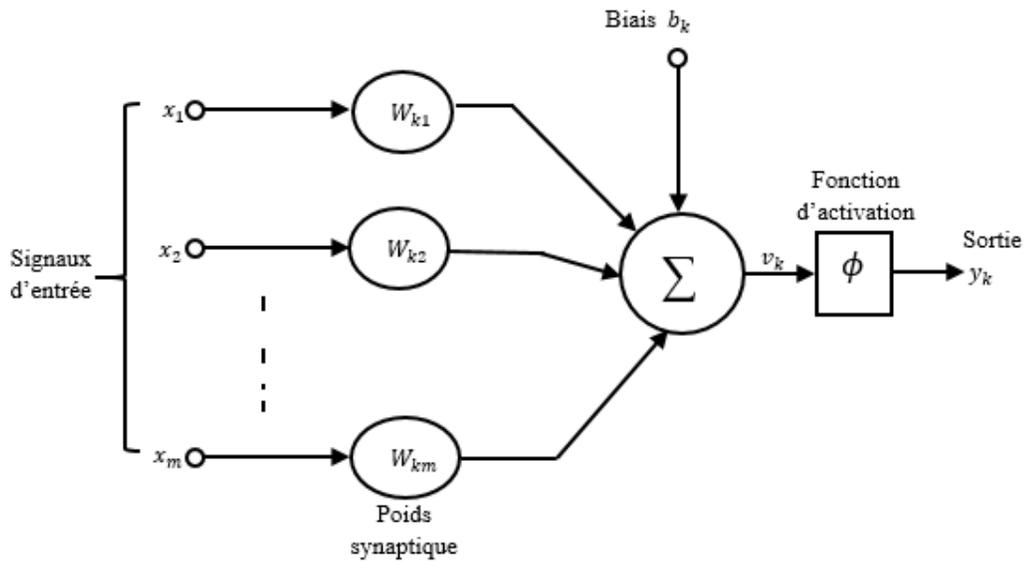


Figure 2.8 : Modèle d'un neurone artificiel k (Haykin, 2009)

D'après le schéma de la figure 2.8, les m signaux d'entrées sont chacun multiplié par un poids; la somme des entrées pondérées est ensuite additionnée à un biais, qui par la suite est transmise à la fonction d'activation. Le biais permet d'augmenter ou de diminuer l'entrée nette de la fonction d'activation selon qu'elle soit positive ou négative. La fonction d'activation permet de limiter l'amplitude de la valeur de sortie du neurone. Généralement, la plage d'amplitude normalisée de la sortie d'un neurone s'écrit comme un intervalle unitaire fermé $[0,1]$ ou alternativement $[-1,1]$ (Haykin, 2009). Le processus de calcul de sortie du neurone artificiel k présenté à la figure 2.8 se résume comme suit :

- le signal d'entrée x_j de la synapse j connectée au neurone k , est multiplié par le poids synaptique W_{kj} ;
- toutes les pondérations des signaux d'entrées avec leur poids respectif sont additionnées puis ajoutées au biais b_k ;
- une fonction d'activation ϕ est ensuite appliquée pour calculer la valeur de sortie.

En termes mathématiques, le neurone artificiel k est décrit par les équations (2.14) et (2.15).

$$v_k = \sum_{j=1}^m W_{kj} x_j + b_k \quad (2.14)$$

$$y_k = \phi(v_k) \quad (2.15)$$

2.4.4.2 Architecture du réseau de neurones multicouche (MLP)

Pour construire un réseau de neurones, il est important de combiner plusieurs neurones artificiels qui peuvent être structurés en plusieurs couches et connectés de différentes manières. Les couches directement connectées aux entrées et aux sorties sont respectivement appelées couche d'entrée et couche de sortie; la couche intermédiaire entre l'entrée et la sortie est appelée couche cachée (Kriesel, 2007). Un réseau peut contenir plus d'une couche cachée. L'architecture du réseau est déterminée en fonction de la manière dont les neurones sont connectés pour résoudre des problèmes complexes dans différents domaines. Ces différentes connexions peuvent se faire avec différentes topologies possibles comme la topologie de réseau de neurones à propagation en avant (*feedforward*) et la topologie de réseau avec rétroaction (*back-loops*). La topologie avec propagation en avant (*feedforward*) est celle qui est la plus utilisée et est connue sous le nom de perceptron multicouche MLP (*Multi Layer Perceptron*). Dans ce type de réseau, chacun des neurones de chaque couche a une connexion vers les neurones de la couche suivante et les informations se transmettent de l'entrée vers la sortie (Haykin, 2009). Le schéma de la figure 2.9 présente l'architecture d'un réseau de neurones MLP à trois couches avec deux neurones à la couche d'entrée, trois neurones dans la couche cachée et un neurone dans la couche de sortie.

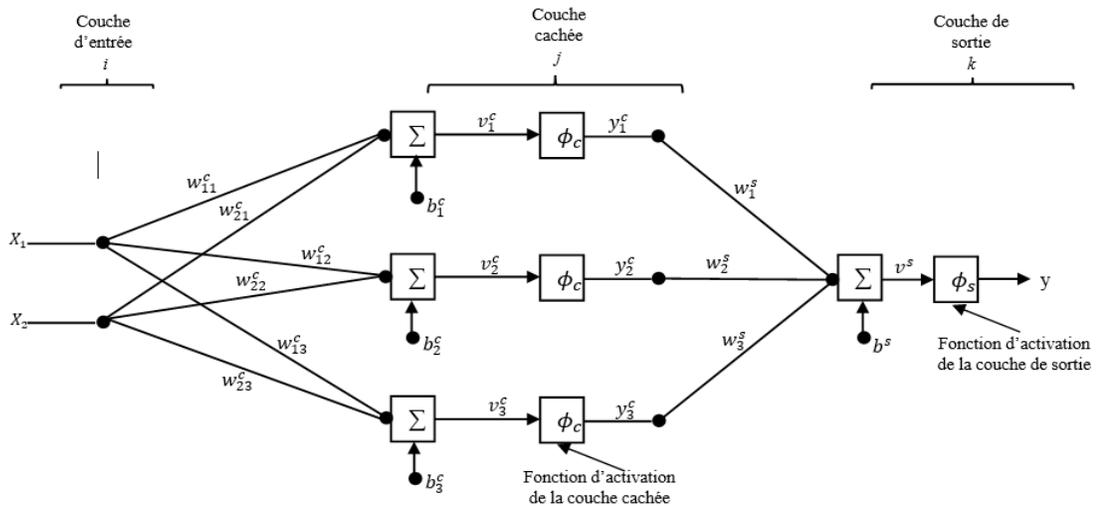


Figure 2.9 : Architecture d'un réseau de neurones MLP (Elagori & Tacer, 2017)

La sortie de chacun des neurones de la couche cachée est donnée par les relations (2.16), (2.17) et (2.18) :

$$y_1^c = \phi_c(v_1^c) = \phi_c[(w_{11}^c \times x_1) + (w_{21}^c \times x_2) + b_1^c] \quad (2.16)$$

$$y_2^c = \phi_c(v_2^c) = \phi_c[(w_{12}^c \times x_1) + (w_{22}^c \times x_2) + b_2^c] \quad (2.17)$$

$$y_3^c = \phi_c(v_3^c) = \phi_c[(w_{13}^c \times x_1) + (w_{23}^c \times x_2) + b_3^c] \quad (2.18)$$

où ϕ_c est la fonction d'activation de type tangente hyperbolique appliquée à la sortie de chaque neurone de la couche cachée. L'expression de calcul du neurone de la couche de sortie du réseau est donnée par la relation (2.19) :

$$y = \phi_s(y_1^c \times w_1^s + y_2^c \times w_2^s + y_3^c \times w_3^s + b^s) \quad (2.19)$$

où ϕ_s est la fonction d'activation de type linéaire appliquée à la sortie du neurone de la couche de sortie.

2.4.4.3 Apprentissage des réseaux de neurones

Après avoir défini l'architecture du réseau à construire, il s'en suit avec la phase d'apprentissage. L'apprentissage est une phase de développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. L'apprentissage consiste donc à l'ajustement des poids et des biais afin de minimiser l'erreur quadratique entre la sortie désirée et la sortie obtenue. L'algorithme de rétropropagation est l'algorithme le plus utilisé pour l'apprentissage des réseaux de neurones multicouche. Cet algorithme est essentiellement composé de deux phases : la propagation et la rétropropagation. Dans la première phase, un vecteur d'entrée est appliqué à la couche d'entrée et son effet se propage à travers le réseau produisant un ensemble de sorties. Chaque sortie obtenue est soustraite de la sortie correspondante pour avoir un signal d'erreur. La seconde phase consiste à la propagation du signal d'erreur dans la direction opposée aux connexions synaptiques en les ajustant afin de se rapprocher de la sortie désirée (Ferreira et al., 2019). On distingue généralement trois types d'apprentissage, notamment l'apprentissage supervisé, non supervisé et par renforcement. Dans notre travail, il s'agit d'un apprentissage supervisé.

L'apprentissage supervisé consiste à fournir au réseau des paires de données d'entrée et de sortie attendue. Les paramètres du réseau (poids et biais) sont ajustés de manière à minimiser le signal d'erreur constitué par la différence entre la sortie obtenue et la sortie désirée. L'apprentissage est dit supervisé lorsque le réseau est forcé à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif (entrée) pour la prédiction (Trahi, 2011). L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle sur la figure 2.10.

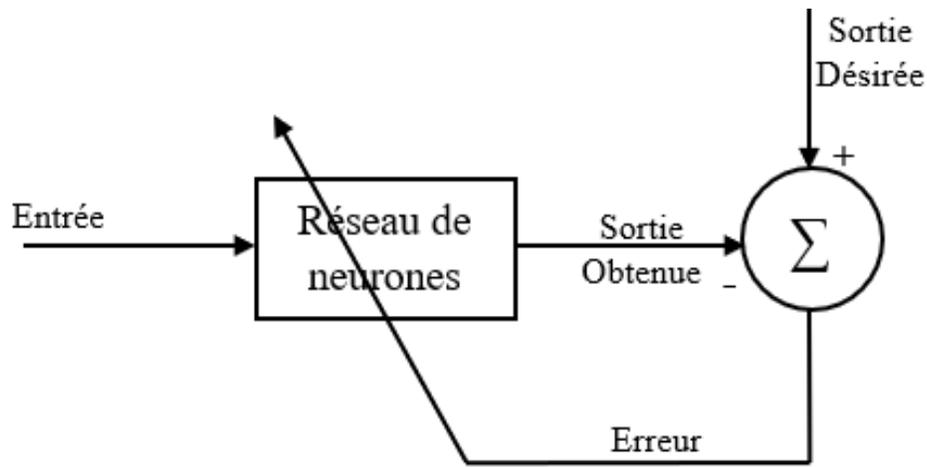


Figure 2.10 : Schéma de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurones

2.4.4.4 Suivi du MPPT dans les systèmes photovoltaïques à base du réseau de neurones

Le contrôleur MPPT basé sur les réseaux de neurones est l'une des méthodes utilisées pour le suivi du MPPT dans les systèmes photovoltaïques pour prédire le comportement de la tension et de la puissance de sortie. L'architecture d'un réseau de neurones pour l'utilisation dans les systèmes photovoltaïques nécessitent l'utilisation d'un réseau MLP incluant une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie (Zarrad et al., 2019). Dans ce type de réseau, les entrées sont transmises aux sorties par l'intermédiaire d'une série de poids. Les poids du neurone artificiel sont ajustés lors de la phase d'apprentissage pour obtenir les sorties désirées correspondant aux entrées spécifiques (Zarrad et al., 2015).

L'algorithme utilisé pour la formation du réseau neuronal est la rétropropagation et cet algorithme n'a besoin que des données d'entrées et de la sortie souhaitée pour calculer les valeurs des poids et des biais. Les poids et les biais calculés sont utilisés lors de phase de test du réseau de neurones. Lors de la phase de test, le réseau neuronal est présenté au

système photovoltaïque pour déterminer le rapport cyclique correspondant à la tension et au courant du générateur photovoltaïque en fonction de l'irradiation solaire G et de la température T .

Les travaux publiés dans la littérature montrent que les variables indépendantes telles que l'irradiation solaire G et la température T sont les données d'entrées de la première couche. D'autres variables comme la tension (V_{pv}) et le courant (I_{pv}) du générateur photovoltaïque peuvent être également utilisées comme variables d'entrées du réseau MLP. Ces dernières dépendent de l'irradiation solaire G et de la température T auxquelles est soumis le générateur PV. Le rapport cyclique (d) ou la tension du point de fonctionnement maximale (V_{mp}) est obtenu en sortie du réseau selon l'architecture définie et les données d'apprentissage. La performance du réseau à construire dépendra du nombre de neurones dans la couche cachée et de l'algorithme d'apprentissage utilisé (Villegas-Mier et al., 2021). Les caractéristiques des générateurs PV varient d'un générateur à un autre cependant le réseau de neurones est spécialement formé pour le générateur avec lequel il sera utilisé (Esrām & Chapman, 2007). Dans ce mémoire l'algorithme de rétropropagation des erreurs, celui de Levenberg-Marquardt (LM) est utilisé.

L'architecture MLP a fait l'objet de nombreux travaux dans la littérature et nous pouvons mentionner quelques-uns :

- El-Khatib and Aner (2023) ont proposé une architecture de réseau MLP ayant deux entrées, la tension et le courant du module PV; deux couches cachées composées chacune de 10 et 8 neurones, et un neurone de sortie qui représente le rapport cyclique. L'algorithme de Levenberg-Marquardt est utilisé dans la phase d'apprentissage du réseau. Les résultats obtenus avec les niveaux d'irradiation uniformes, les changements des niveaux d'irradiation et de température révèlent que le réseau MLP montre d'excellentes performances de surveillance et présente des oscillations minimales autour du MPP.
- Abdullah et al. (2020) ont développé un réseau de neurones MLP à trois couches dans l'environnement Simulink dont deux variables sont les entrées (l'irradiation solaire G et la température T) avec dix neurones dans la couche cachée. Les données d'apprentissage utilisées pour former le réseau MLP sont obtenues pour différentes conditions de température

et d'irradiation solaire du système PV simulé avec le contrôleur P&O. La formation est faite en utilisant la rétropropagation des erreurs dite la méthode Levenberg-Marquardt (LM). Les résultats de simulation dans les conditions de changement des paramètres météorologiques tels que l'irradiation solaire et la température révèlent que le contrôleur MLP-MPPT proposé améliore l'efficacité du générateur photovoltaïque en réduisant l'oscillation autour du MPP qui s'applique à la méthode P&O et ainsi diminue les pertes de puissance.

Le tableau 2.2 présente quelques travaux réalisés au cours des dernières années sur le suivi du MPPT dans les systèmes photovoltaïques avec l'architecture de réseau MLP.

Tableau 2.2 : Résumé des caractéristiques des algorithmes de suivi MPPT à l'aide de l'architecture MLP

Références	Architecture	Neurone couche cachée	Variable d'entrée	Variable de sortie
(Çelikel & Gundogdu, 2020)	<i>MLP feedforward</i>	10	V_{mp} et T	V_{ref}
(Idrissi et al., 2022)	<i>MLP feedforward</i>	10	G et T	V_{ref}
(Divyasharon et al., 2019)	<i>MLP feedforward</i>	5	G et T	V_{mp} et I_{mp}
(El-Khatib & Aner, 2023)	<i>MLP feedforward</i>	18	G et T	d
(Sakthivel & Arunachalam, 2023)	<i>MLP feedforward</i>	-	V_{pv} et I_{pv}	V_{mp}

2.5 CONCLUSION

Ce chapitre résume l'explication du principe du MPPT. À partir du schéma de principe du suivi du MPPT, nous avons décrit le fonctionnement du générateur *PWM* utilisé dans la chaîne, ainsi que les différentes techniques de suivi du MPPT dans les systèmes photovoltaïques couramment rencontrés dans la littérature. Le chapitre suivant fera l'objet de notre travail, où nous détaillerons toutes les étapes d'implémentation des algorithmes de suivi du MPPT en utilisant l'outil *Xilinx System Generator*. Nous aborderons également les outils de programmation sur circuit FPGA en mettant particulièrement l'accent sur l'outil de programmation *Xilinx System Generator*, car c'est celui qui sera utilisé dans notre travail.

CHAPITRE 3

IMPLÉMENTATION DE LA COMMANDE MPPT À BASE DES RÉSEAUX DE NEURONES ET DE LA LOGIQUE FLOUE SUR CIRCUITS FPGA

3.1 INTRODUCTION

Le suivi du point de puissance maximale (*MPPT : Maximum Power Point Tracking*) est essentiel dans les systèmes photovoltaïques pour optimiser l'efficacité de la conversion d'énergie solaire en électricité. Les différentes techniques de suivi du point de puissance maximale ont été présentées dans le chapitre précédent. Pour atteindre les objectifs, une description détaillée de l'implémentation matérielle des approches basées sur les réseaux de neurones et la logique floue pour le suivi du point de puissance maximale sera abordée dans ce chapitre. La production de la base de données pour l'apprentissage du réseau de neurones sera faite en se basant sur la méthode conventionnelle, perturbation et observation (P&O). L'implémentation matérielle avec les blocs XSG de la méthode de perturbation et observation (P&O) sera présentée dans un premier temps. Par la suite, les techniques suivantes seront abordées, en commençant avec Matlab/Simulink avant de passer ensuite à l'implémentation avec l'outil *Xilinx System Generator*.

3.2 CIRCUITS FPGA

Les réseaux de portes logiques programmables FPGA (*Field Programmable Gate Array*) sont des circuits entièrement reconfigurables inventés en 1985, qui permettent d'accélérer les calculs grâce à leur architecture parallèle. L'avantage de l'utilisation des circuits FPGA se situe dans leur grande souplesse tout en permettant la réutilisation des ressources à volonté dans de différents algorithmes en des temps très courts. Le progrès de cette technologie permet de produire des composants toujours plus rapides et à plus haut taux d'intégration permettant de programmer des applications complexes. Cette technologie permet d'implémenter un grand nombre d'applications et offre une solution d'implémentation matérielle à faible coût pour des compagnies de taille modeste pour qui le coût de développement d'un circuit intégré à application spécifique ASIC (*Application Specific Integration Circuit*) implique un très lourd investissement. Quant à leur architecture,

les circuits FPGA sont constitués d'une matrice de blocs logiques programmables (*CLB* : *configurable Logic Blocks*) reliés entre eux par des interconnexions configurables et des blocs d'entrée sortie (*IOB* : *Input/Output Block*) permettant d'interfacer le FPGA avec l'environnement extérieur. Les blocs logiques programmables (CLB) constituent le cœur du FPGA. Ils sont constitués d'éléments logiques programmables comme des bascules, des LUTs (*Look-Up Table*), des multiplexeurs et des portes logiques disposés sous forme matricielle. Pour réaliser les fonctions complexes à partir des fonctions de base que représentent les CLBs, il est important de disposer des ressources d'interconnexions des cellules qui sont généralement des bus d'interconnexion (Saptono, 2011).

Les circuits FPGA sont bien distincts des autres familles de circuits programmables tout en offrant le plus haut niveau d'intégration logique. Il existe plusieurs fabricants de circuits FPGA; AMD/XILINX et INTEL/ALTERA sont les plus connus. En fait, l'architecture d'un circuit FPGA se présente sous forme de deux couches : une couche active appelée circuit configurable et une couche réseau mémoire SRAM (Amar, 2012). La couche active est constituée de la matrice de blocs logiques configurables (CLB) permettant de réaliser des opérations de logique combinatoire et séquentielle. La couche mémoire (SRAM) permet de stocker les données de configurations sur la puce FGPA. Le schéma de la figure 3.1 présente l'architecture interne d'un circuit FPGA (Yu, 2022).

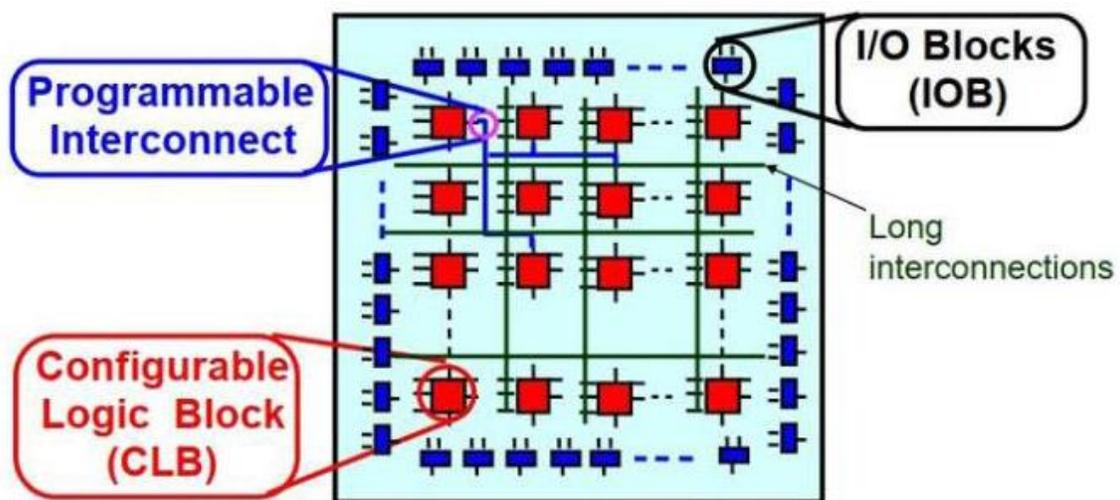


Figure 3.1 : Architecture interne d'un circuit FPGA

3.3 OUTILS DE PROGRAMMATION DES CIRCUITS FPGA

Il existe plusieurs outils à différent niveau d'abstraction permettant la programmation sur les circuits FPGA, facilitant ainsi la conception d'algorithmes pouvant être exécutés sur une solution matérielle basée sur les FPGA.

Parmi ces outils figurent deux qui sont répartis en deux grandes familles, notamment le langage de description matérielle (HDL) de bas niveau tel que le VHDL ou Verilog utilisant l'environnement intégré Xilinx Vivado et le langage de programmation de haut niveau de type graphique avec *Xilinx System Generator* sous Matlab/Simulink. Ces outils d'implémentation d'algorithme sur les circuits FPGA permettent de transformer le design spécifié à l'aide de schéma bloc ou de langage textuel en une suite de données binaires permettant de programmer le circuit FPGA. Nous utilisons dans ce projet *Xilinx System Generator* sous l'environnement Matlab/Simulink.

L'outil de programmation de haut niveau de type graphique *Xilinx System Generator* permet un prototypage rapide dans un environnement complet de développement dans lequel les modules matériels et logiciels peuvent être conçus, testés et validés. Il dispose d'une bibliothèque de blocs Xilinx qui contient une large gamme de fonctions primitives et de fonctions avancées de traitement du signal développé par Xilinx permettant à l'utilisateur de créer des architectures dans l'environnement Simulink. Ces blocs permettent aux utilisateurs de développer leurs propres algorithmes et d'utiliser au même moment les blocs classiques de Simulink lors de la phase de test pour la visualisation et l'analyse des résultats obtenus. L'avantage majeur des blocs XSG est qu'ils peuvent être synthétisés vers un matériel reconfigurable par rapport aux blocs de simulink. Les signaux dans Simulink sont de format à virgule flottante et ceux de XSG sont de format à virgule fixe. Pour assurer la communication entre les deux, des passerelles sont utilisées.

- **Le bloc Gateway in** : sert de passerelle entre les blocs Simulink vers les blocs Xilinx, il est utilisé pour passer du domaine de virgule flottante au domaine à point fixe. Il permet également de spécifier la fréquence à laquelle le signal sera échantillonné, ainsi que la précision et le type de donnée du signal;

- **Le bloc Gateway out** : joue le rôle inverse du précédent bloc. Il sert de passerelle extérieure entre les blocs xilinx et les blocs Simulink. Il reconvertit automatiquement les valeurs en point flottant, ce qui permet de les reconnecter aux blocs standards de Matlab/Simulink.

Xilinx System Generator permet à travers l'environnement de synthèse *Xilinx Vivado*, de convertir automatiquement l'architecture logique conçue en un fichier de configuration "bitstream" qui sera chargé sur le circuit FPGA à travers une connexion JTAG (*Joint Test Action Group*). Le processus de génération de *bitstream* est contrôlé à partir du bloc *System Generator* de la bibliothèque *Xilinx Blockset*. Son interface graphique permet à l'utilisateur de choisir le périphérique FPGA cible, la période d'horloge du système cible et d'autres options de mise en œuvre (Xilinx, 2018). Un autre avantage principal de l'utilisation de l'outil XSG est qu'il intègre à la fois un simulateur logiciel et un simulateur matériel et permet de faire la cosimulation logicielle/matérielle. *Xilinx System Generator* permet donc de tester l'architecture développée avec les mêmes conditions comme si elle fonctionne sur un circuit FPGA physique en utilisant la même largeur de bits des variables et des opérateurs (Hmida, 2016).

Dans la démarche d'implémentation d'algorithmes MPPT avec l'outil *Xilinx System Generator*, le processus d'acquisition des données d'entrées du contrôleur MPPT et la sortie du système sont traités avec l'environnement Matlab/Simulink. Seul le contrôleur MPPT est modélisé avec les blocs Xilinx. Le schéma de la figure 3.2 représente le flux de conception avec l'outil XSG.

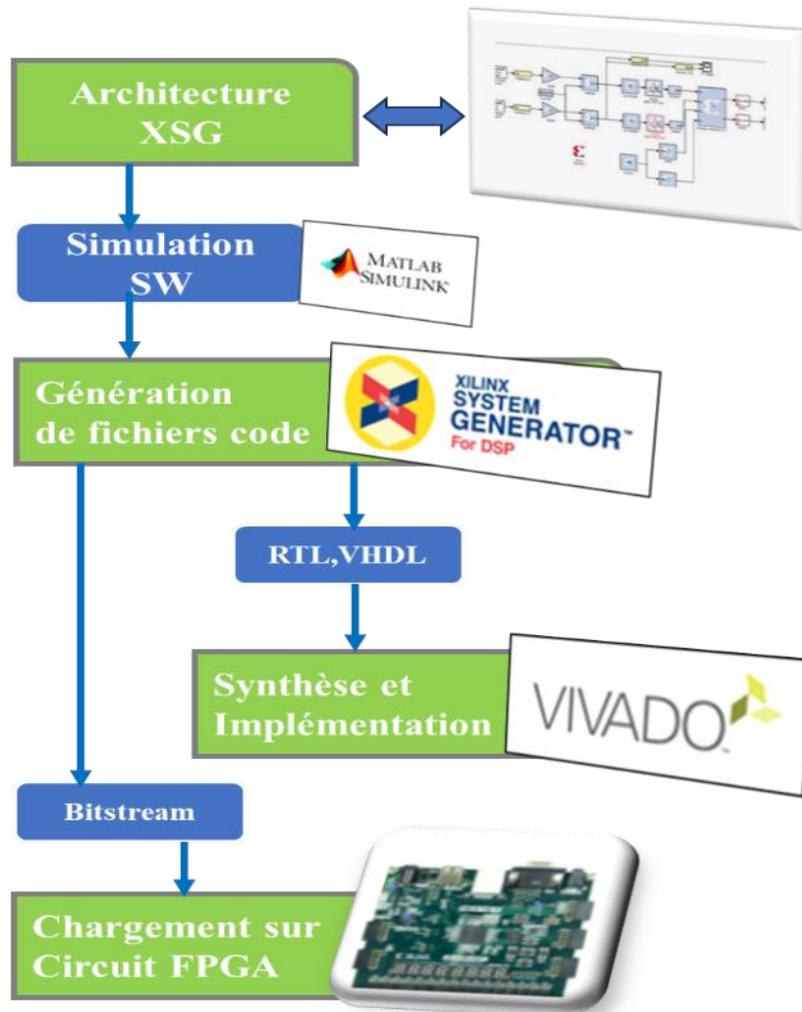


Figure 3.2 : Principe de conception avec l’outil Xilinx System Generator

Jemaa et al. (2018) ont utilisé un contrôleur à logique floue pour le suivi du point de puissance maximale (MPPT) dans un système hybride éolien-solaire. Pour des fins de contrôle et de répondre en temps réel aux contraintes, ils ont utilisé XSG pour une implémentation matérielle sur une carte de développement FPGA de type Virtex-6-XC6VLX315T. Leurs travaux ont mis en évidence l’avantage de l’utilisation de l’outil XSG et la stabilisation rapide du système conçu et le temps de réponse pour atteindre le point de puissance maximale (MPP).

Zarrad et al. (2019) ont proposé une simulation et une implémentation matérielle d'un système hybride éolien-solaire avec les réseaux de neurones pour suivre le point de puissance maximale (MPP) dans les conditions météorologiques fixes et pour une simulation en temps réel. L'ensemble du système est présenté avec des blocs XSG et implémenté sur une carte FPGA de type Virtex6-XC6VSX315T. Les résultats montrent l'avantage de la structure parallèle de XSG et la stabilisation rapide du système avec de meilleures performances.

3.4 IMPLÉMENTATION DU CONTRÔLEUR MPPT BASÉ SUR LA TECHNIQUE DE PERTURBATION ET OBSERVATION

La technique de Perturbation et Observation (P&O) est l'une des techniques couramment utilisées parmi toutes les techniques MPPT à raison de sa simplicité et de sa facilité d'implémentation. Tel que présenté par son organigramme dans le chapitre précédent (figure 2.3); elle est basée comme son nom l'indique sur l'introduction d'une perturbation sur la tension et l'observation de son effet sur la puissance. En suivant ce principe, l'ensemble de l'organigramme de la figure 2.3, décrivant le fonctionnement de la technique P&O, a été implémenté à l'aide des blocs XSG. Le diagramme d'implémentation matérielle de cette technique, en utilisant les blocs XSG, est représenté à la figure 3.3.

Chaque opération mathématique ou logique de l'organigramme de la méthode P&O est réalisée avec des blocs arithmétique ou logique de la bibliothèque de Xilinx. Un bloc multiplicateur (*Mult*) est utilisé pour calculer la valeur de la puissance à partir de la tension et du courant du générateur photovoltaïque. Les blocs *Delay* de la bibliothèque XSG permettent de retarder les valeurs de la puissance et de la tension dans le but de pouvoir calculer la variation de la puissance ΔP et la variation de la tension ΔV . Le calcul de ces derniers a été fait avec le bloc *AddSub* effectuant la soustraction. Une série de blocs *Relationnal* est utilisée pour comparer les valeurs de ΔP et ΔV par rapport à une constante zéro définissant ainsi les conditions logiques. Les blocs *Logical AND* déterminent les conditions pour lesquelles le rapport cyclique doit être incrémenté ou décrémenté. Quant aux blocs *Logical OR*, ils sélectionnent la décision prise en fonction des résultats de comparaison. Les multiplexeurs (*Mux*) choisissent le bon ajustement du rapport cyclique (soit

l'incrémentation $d + \Delta d$ ou la décrémentation $d - \Delta d$ en fonction de la logique précédente. La sortie d est reliée à l'entrée du multiplexeur afin de réaliser la dernière condition dans le cas où la variation de la puissance est égale à zéro ($\Delta P = 0$). Dans cette condition, le point de fonctionnement se trouve au point de puissance maximale (MPP) donc le rapport cyclique reste constant. Le bloc (*Delay*) est utilisé pour relier la sortie à l'entrée, car il est impossible de relier directement une sortie à une entrée dans Matlab/Simulink. Une telle configuration sans le délai engendrera un conflit de calcul, car la sortie dépend normalement de l'entrée.

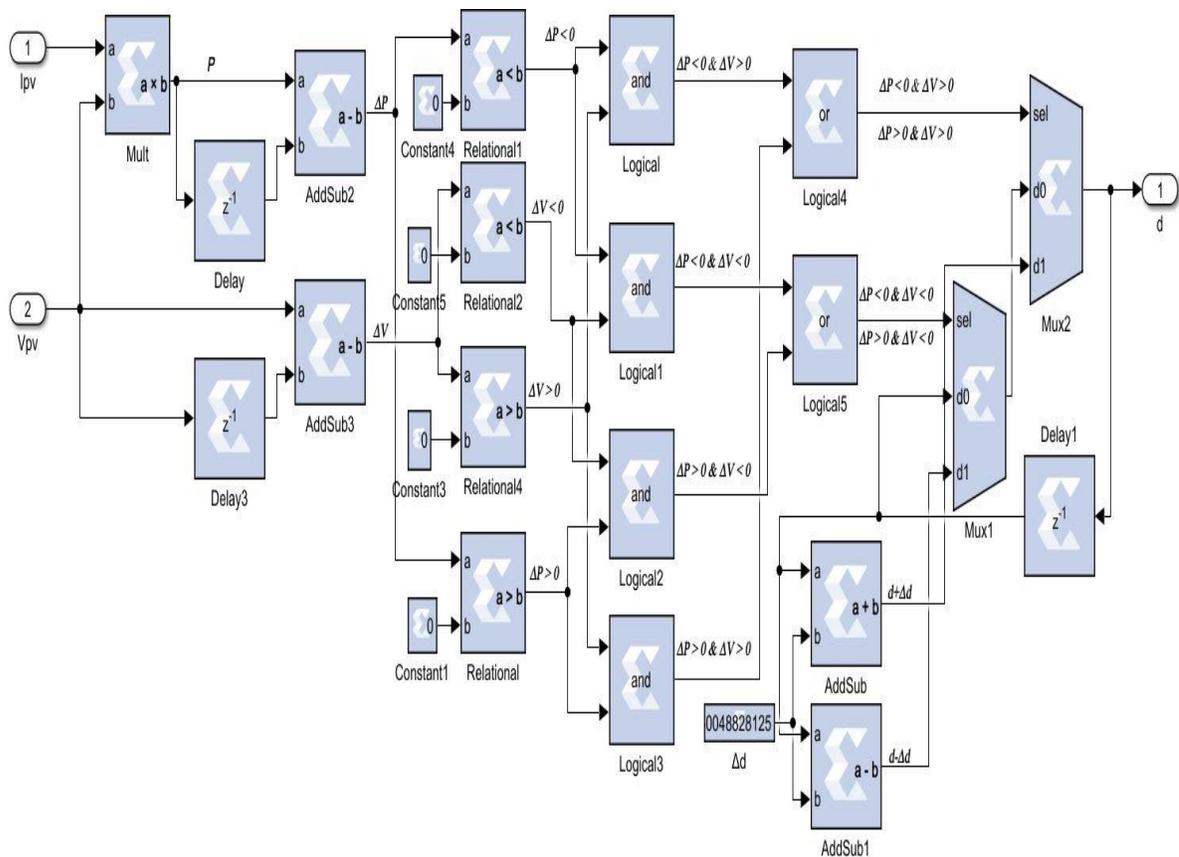


Figure 3.3 : Implémentation de l'algorithme Perturbation et Observation avec les blocs XSG

3.5 IMPLÉMENTATION DU CONTRÔLEUR MPPT À BASE DES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

La mise en place d'une architecture de réseau de neurones pour un contrôleur MPPT dans les systèmes photovoltaïques requiert l'utilisation d'un réseau MLP comprenant une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, ainsi qu'une couche de sortie intégrant des poids et des fonctions d'activation appropriées (Zarrad et al., 2019). Dans ce type de réseau, toutes les couches sont interconnectées pour apprendre des relations complexes entre les données d'entrée et les sorties correspondantes en ajustant les poids et les biais à l'aide de l'algorithme de rétropropagation pour minimiser l'erreur de prédiction pendant la phase d'apprentissage. La somme des entrées pondérées par les poids obtenus après l'apprentissage est calculée dans chaque nœud caché et additionné à son biais pour être ensuite envoyé à une fonction d'activation. La fonction d'activation intervient dans la prise de décision de transmission ou non des données de calcul d'un neurone d'une couche à une autre.

L'apprentissage du réseau neuronal se fait souvent par l'algorithme de rétropropagation qui n'a besoin que d'entrées et de la sortie souhaitée pour calculer les poids et les biais du réseau. L'approche basée sur les réseaux de neurones pour le suivi du MPPT se divise en plusieurs étapes. Tout d'abord, il est nécessaire de collecter les données de simulation du système photovoltaïque qui serviront à entraîner le réseau neuronal. Dans ce travail, à la suite de nombreux tests de simulation effectués avec une série de différents niveaux d'irradiation solaire G et de température T , un échantillon de données a été constitué avec la méthode conventionnelle de perturbation & observation (P&O) de suivi du MPPT.

Le générateur PV utilisé pour cette simulation est formé à partir du module photovoltaïque *Kyocera Solar KC2000GT* de Simulink. Les résultats de simulation obtenus et ayant servi à l'apprentissage du réseau sont présentés dans le tableau 3.1. La base de données qui servira à l'apprentissage du réseau de neurones est composée par des vecteurs d'entrée $X = [V_{pv}, I_{pv}]$ et des vecteurs de sortie $Y = [d]$. Les valeurs de V_{pv} et I_{pv} sont obtenues pour différentes valeurs d'irradiation solaire G et de température T .

Tableau 3.1 : Données d'apprentissage pour le réseau de neurones

G	T	V_{pv}	I_{pv}	d
1200	55	47,92	16,49	0,6444
	50	42,99	19,05	0,5508
	45	53,75	13,06	0,6466
	40	47,84	18,35	0,5832
	35	53,72	15,94	0,5014
	30	48,18	18,78	0,5444
	25	55,12	16,32	0,645
	20	50,26	18,72	0,5234
	15	57,42	16,03	0,317
	10	60,33	14,89	0,6473
	5	56,82	17,84	0,6029
1000	55	50,56	11,85	0,6468
	50	42,66	15,95	0,5275
	45	43,37	15,96	0,5086
	40	40,1	16,26	0,1371
	35	51,32	14,52	0,6478
	30	57,39	11,39	0,587
	25	58,97	10,93	0,6131
	20	60,13	10,97	0,6105
	15	61,55	10,68	0,6214
	10	63,1	10,2	0,634
	5	64,37	10,07	0,6345
800	55	34,74	13,17	0,08038
	50	35,57	13,13	0,08003
	45	47,11	12,19	0,6122
	40	47,85	12,26	0,5988
	35	56,46	8,878	0,5648
	30	39,47	12,96	0,1092
	25	40,11	12,92	0,09633
	20	48,76	12,64	0,08398
	15	49,76	12,61	0,08417
	10	50,38	12,61	0,08227
	5	50,47	12,63	0,08037

Le schéma de la figure 3.4 illustre l'architecture du réseau MLP qui sera utilisé dans ce travail pour le suivi du point de la puissance maximale. Cette architecture est composée de trois couches; une couche d'entrée composée de deux neurones, une couche cachée de trois neurones et une couche de sortie comprenant un seul neurone. L'architecture comprenant trois neurones dans la couche cachée a été évaluée avec une autre architecture comprenant quatre neurones dans la couche cachée. L'architecture à trois neurones dans la couche cachée est retenue dans le but d'avoir une architecture plus simple afin de minimiser les ressources matérielles lors de l'implémentation sur le circuit FPGA d'une part et d'autre part il présente de meilleurs résultats dans la phase de test par rapport à l'autre architecture.

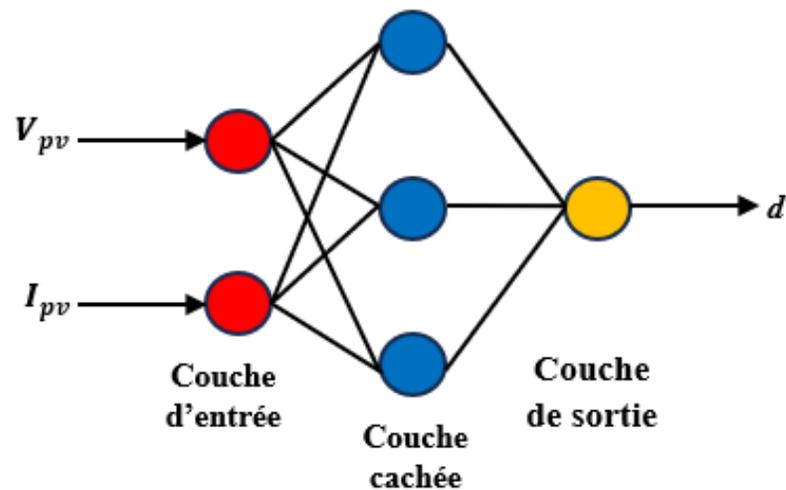


Figure 3.4 : Architecture du réseau de neurones MLP

3.5.1 Implémentation avec Matlab/Simulink

La création et l'entraînement d'un réseau de neurones MLP ont été réalisés avec l'interface graphique de la boîte à outils de réseaux de neurones intégrés à Matlab (*Neural Network Toolbox*) en utilisant la fonction *nftool*. Cette fonction permet de générer l'interface graphique permettant de construire l'architecture du réseau comme le montre la figure 3.5.

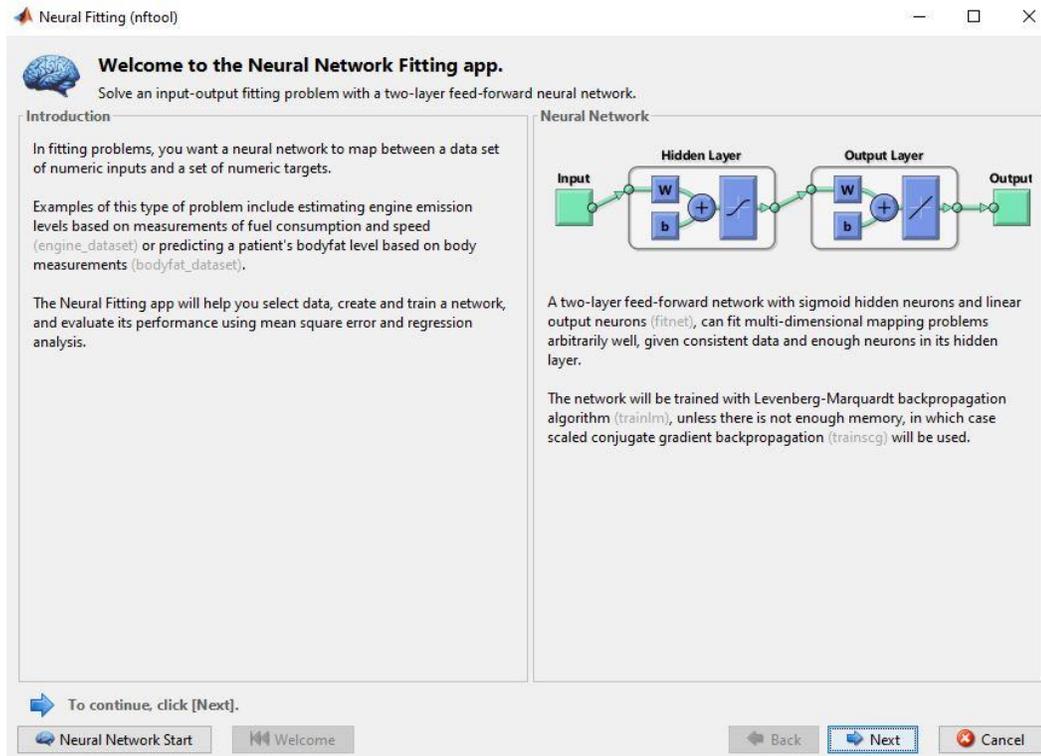


Figure 3.5 : Interface graphique de création d'un réseau de neurones MLP

L'étape suivante, après cette interface graphique, permet de définir les données d'entrées à présenter au réseau et les données cibles définissant la sortie souhaitée. Dans le cas de ce travail, les données d'entrées sont la tension et courant du générateur photovoltaïque (V_{pv} , I_{pv}) et la sortie souhaitée est le rapport cyclique (d) comme le montre l'architecture présentée à la figure 3.2. Après la définition des données d'entrées et de sorties cibles qui proviennent des résultats du tableau 3.1, il s'en suit dans la troisième fenêtre avec la répartition des données qui serviront à la validation et au test. 70% des données seront présentés au réseau lors de la phase d'apprentissage; 15% pour la validation et 15% pour le test. Cette étape sera suivie de la définition de la structure du réseau. Le nombre de neurones de la couche cachée a été défini. Quant aux nombres de neurones dans les couches d'entrée et de sortie, ils sont automatiquement définis selon la dimension des données d'apprentissage. Ainsi, l'architecture du réseau de neurones à trois couches a été construite. Le schéma de la figure 3.6 représente la fenêtre présentant l'architecture du réseau de neurones créé.

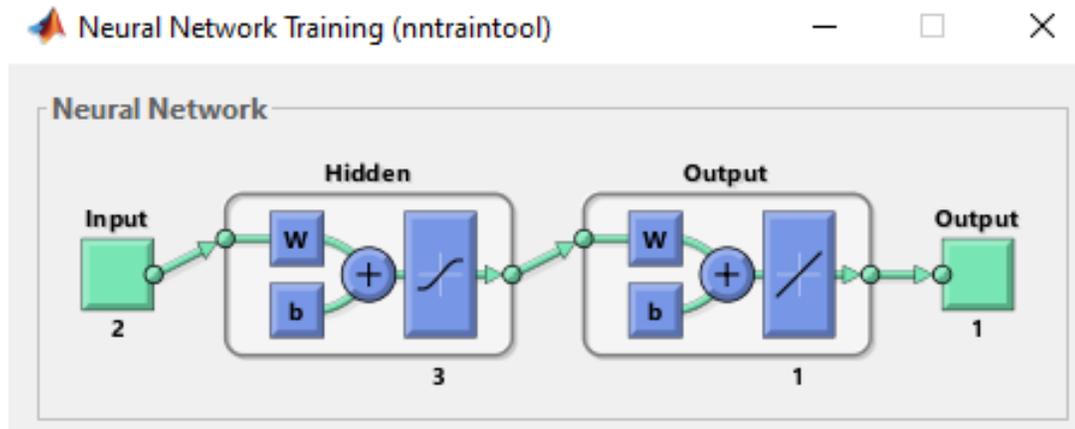


Figure 3.6 : Architecture du réseau de neurones avec l'interface graphique

Comme défini dans l'architecture, les entrées du réseau sont la tension (V_{pv}) et le courant (I_{pv}) du générateur photovoltaïque, alors que sa sortie génère le rapport cyclique (d). Pour les trois neurones de la couche cachée, la fonction d'activation est la fonction tangente hyperbolique. Pour la couche de sortie, la fonction d'activation est du type linéaire (*purelin*).

L'objectif du contrôleur MPPT est de fournir une commande continue permettant d'ajuster le point de fonctionnement du générateur PV; le rapport cyclique d doit donc être proportionnel à la variation de la tension et du courant sans être restreinte à une plage spécifique. Avec une fonction linéaire comme *purelin*, la sortie d est ajustée automatiquement en fonction des entrées sans risque d'être restreinte à une plage, car cette fonction est représentée par une ligne. L'algorithme d'apprentissage utilisé est *Levenberg-Marquardt*. Parmi les 33 ensembles de données d'apprentissage, 23 ensembles de données sont utilisés pour l'entraînement, 5 ensembles de données pour la validation et 5 pour les tests. La phase d'apprentissage est une étape indispensable pour ajuster les paramètres du réseau, notamment les biais et les poids. La fonction « gensim » est utilisée pour produire le bloc Simulink du contrôleur MLP-MPPT présentée à la figure 3.7 après la phase l'apprentissage du réseau.

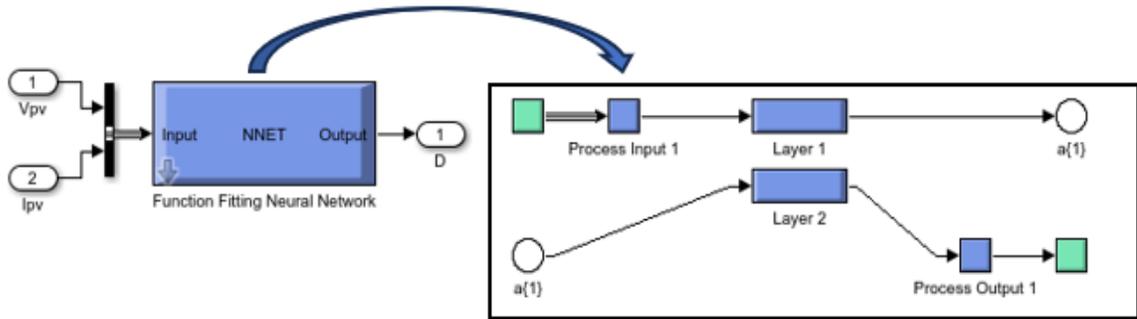


Figure 3.7 : Bloc du contrôleur MLP-MPPT

Comme le montre la figure 3.7, le bloc Simulink du contrôleur MLP-MPPT dispose d'une entrée vectorielle composée de deux entrées et une sortie comme définie dans la structure du réseau. Dans la vue détaillée du bloc du contrôleur MLP-MPPT, la couche cachée est désignée par le bloc *Layer 1* et la couche de sortie *Layer 2*. Les blocs *process input 1* et *process output 1* sont des fonctions de normalisation appliquées à l'entrée et à la sortie du réseau pour faciliter le traitement des données par les réseaux de neurones. À l'entrée du réseau, le *process input 1* est implémenté avec la fonction de normalisation directe (**mapminmax**) servant à la normalisation des données d'entrée de telle sorte que toutes les valeurs soient situées dans l'intervalle $[-1,1]$. L'inverse de cette fonction (**mapminmax_reverse**) est appliqué à la sortie du réseau (Çelikel & Gundogdu, 2020). Ces fonctions sont traduites par les expressions mathématiques (3.1) et (3.2).

$$y = \text{mapminmax}(x) = \frac{(x - x_{\min})(y_{\max} - y_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})} + y_{\min} \quad (3.1)$$

$$x = \text{mapminmax}_{\text{reverse}}(y) = \frac{(y - y_{\min})(x_{\max} - x_{\min})}{(y_{\max} - y_{\min})} + x_{\min} \quad (3.2)$$

- où
- x : valeur nette de l'entrée;
 - y : valeur nette de la sortie;
 - x_{\min} : valeur minimale des données d'entrées;
 - x_{\max} : valeur maximale des données d'entrées;
 - y_{\min} : valeur limite inférieure (valeur = - 1);
 - y_{\max} : valeur limite supérieure (valeur = 1).

La construction du réseau (apprentissage) dans Matlab/Simulink a permis de faire le calcul des poids et les biais nécessaires pour les utiliser dans le développement du réseau MLP sous l'environnement XSG (*Xilinx System Generator*). Une fois cette étape d'apprentissage achevée, l'implémentation des réseaux de neurones avec les blocs Xilinx System Generator sera entamée.

3.5.2 Implémentation avec Xilinx System Generator

Xilinx System Generator est un outil de programmation qui permet le prototypage rapide des circuits FPGA. C'est une boîte à outils développée par AMD-Xilinx pour être intégrée à Matlab/Simulink afin de permettre à l'utilisateur de créer des architectures à l'aide de bloc graphique de Xilinx. Il fournit une librairie de blocs synthétisables, optimisés, simples, flexibles et efficaces. L'avantage majeur des blocs XSG, par rapport aux blocs de Simulink est qu'ils peuvent être synthétisés vers un matériel reconfigurable. Les signaux dans Simulink sont de format à virgule flottante et ceux de XSG utilisent généralement le format de virgule fixe. Pour construire le réseau de neurones sous Xilinx System Generator, un neurone a été construit dans un premier temps à base de l'équation (2.15) décrivant le fonctionnement d'un neurone artificiel k annoncé dans le chapitre précédent. La fonction de calcul réalisée par le neurone est constituée d'un ensemble de blocs d'addition et de multiplication. Chaque entrée est multipliée par un poids. Le biais est ensuite ajouté à la somme de tous les neurones. Ainsi le schéma de la figure 3.8 représente la modélisation avec les blocs XSG d'un neurone sans la fonction d'activation.

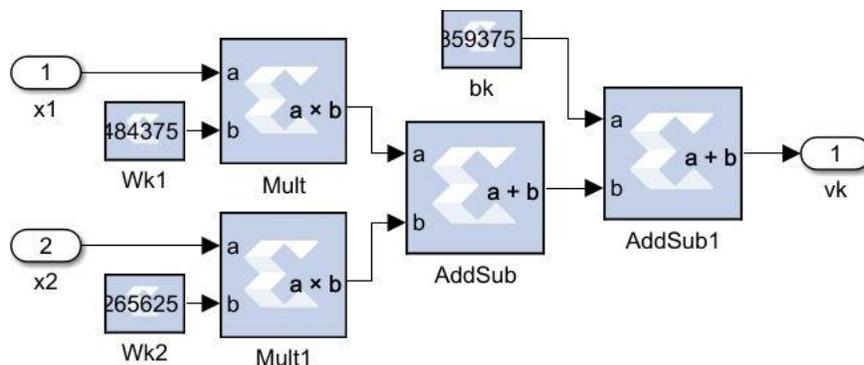


Figure 3.8 : Schéma détaillé de la somme des entrées pondérées dans un neurone artificiel k avec les blocs XSG

La fonction d'activation tangente hyperbolique appliquée à la sortie de chaque neurone de la couche cachée est basée sur la conversion de l'argument de la fonction en une adresse mémoire contenant la valeur correspondante à cette fonction. L'implémentation de cette fonction représentée à la figure 3.9, est réalisée à l'aide d'un bloc mémoire ROM de la bibliothèque XSG de 2^{N_b} mots. Le registre à décalage de 6 bits assure la conversion des données d'entrées en adresse. La valeur du registre correspond à une multiplication de $(2^{N_b} / A)$ où A représente l'amplitude maximale de l'entrée et N_b la taille du bus d'adresse. La propriété d'asymétrie de la fonction tangente hyperbolique permet d'économiser la moitié (50%) de la capacité ROM requise, et pour une capacité ROM donnée elle double la précision de calcul de cette fonction (Bahoura, 2018). Quant au neurone de la couche de sortie, sa fonction d'activation est du type linéaire (*purelin*). Cette fonction d'activation étant représentée par une simple ligne (connexion) dans l'implémentation Matlab/Simulink, aucune fonction n'est donc appliquée au neurone de la couche de sortie dans l'implémentation avec *Xilinx System Generator*. Les tests de simulation démontrent également que la sortie d correspondant au rapport cyclique ne dépasse pas 1.

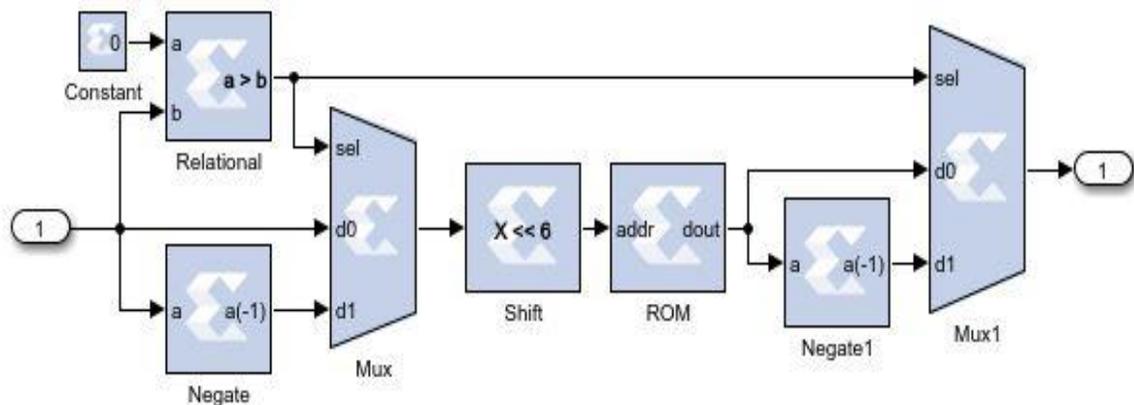


Figure 3.9 : Fonction d'activation tangente hyperbolique avec les blocs XSG (Bahoura, 2014)

Le schéma complet d'un neurone de la couche cachée est représenté à la figure 3.10.

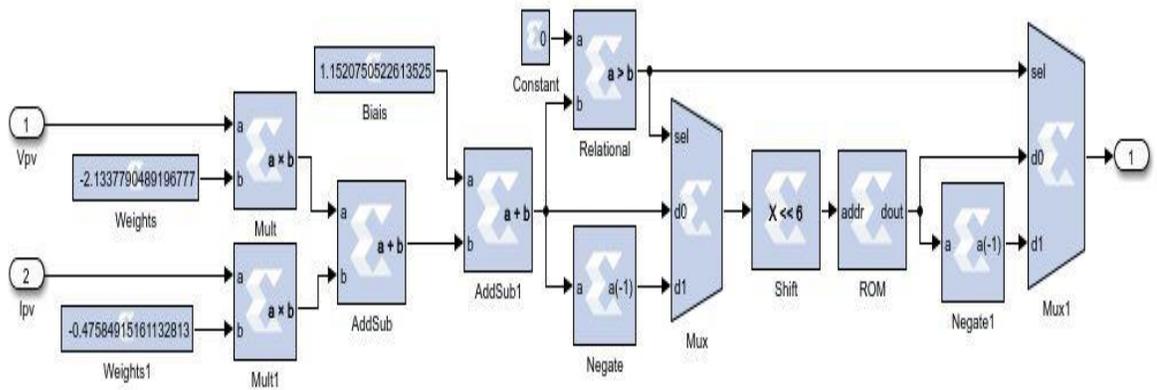


Figure 3.10 : Architecture complète d'un neurone de la couche cachée

Comme implémenté dans Simulink, des fonctions de normalisation sont appliquées aux entrées et à la sortie du réseau pour transformer les données d'entrées et de sortie en une forme plus facile ou plus efficace à traiter par le réseau. L'implémentation de ces deux fonctions est représentée à la figure 3.11 grâce aux expressions mathématiques (3.1) et (3.2) annoncées précédemment.

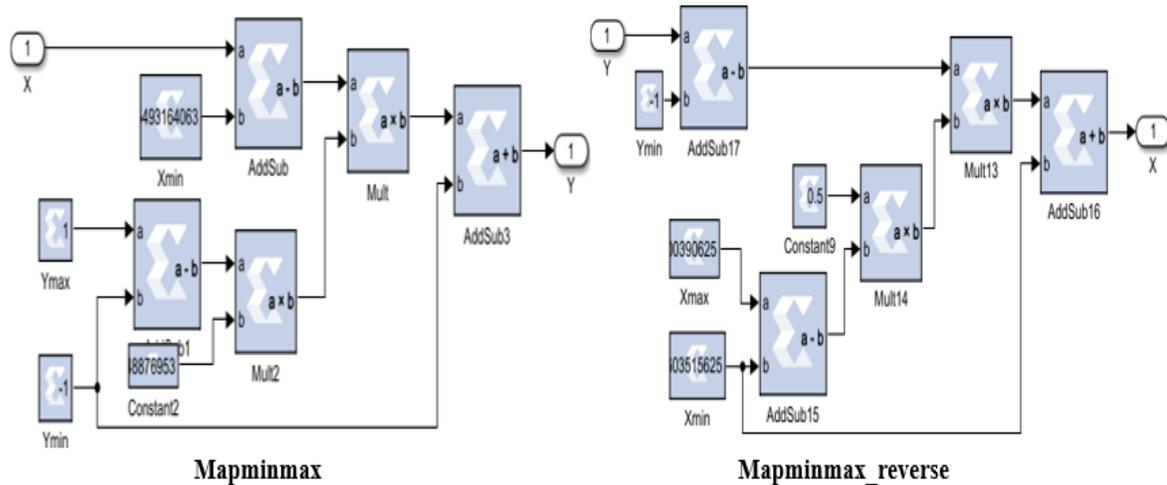


Figure 3.11 : Fonction de normalisation mapminmax et mapminmax_reverse

L'implémentation du contrôleur MPPT à base de réseaux de neurones se présente comme suit :

- Après l'étape de normalisation sur les deux entrées du réseau, les entrées de chaque neurone sont multipliées par leurs poids respectifs et additionnées au biais correspondant ;
- La somme pondérée des entrées additionnées au biais est envoyée à la fonction d'activation tangente hyperbolique. Cette fonction est utilisée dans les trois neurones de la couche cachée ;
- La couche de sortie est constituée d'un neurone ayant comme entrée les sorties des neurones de la couche cachée multipliées par leur poids respectif et additionnée au biais correspondant;
- Enfin la fonction de normalisation inverse est appliquée à la sortie du neurone de la couche de sortie.

L'architecture complète de notre contrôleur MPPT à base d'un réseau de neurones implémenté sous l'environnement *Xilinx System Generator*, est représentée par le schéma de la figure 3.12. Les poids et les biais obtenus avec Simulink ont été appliqués dans cette architecture développée.

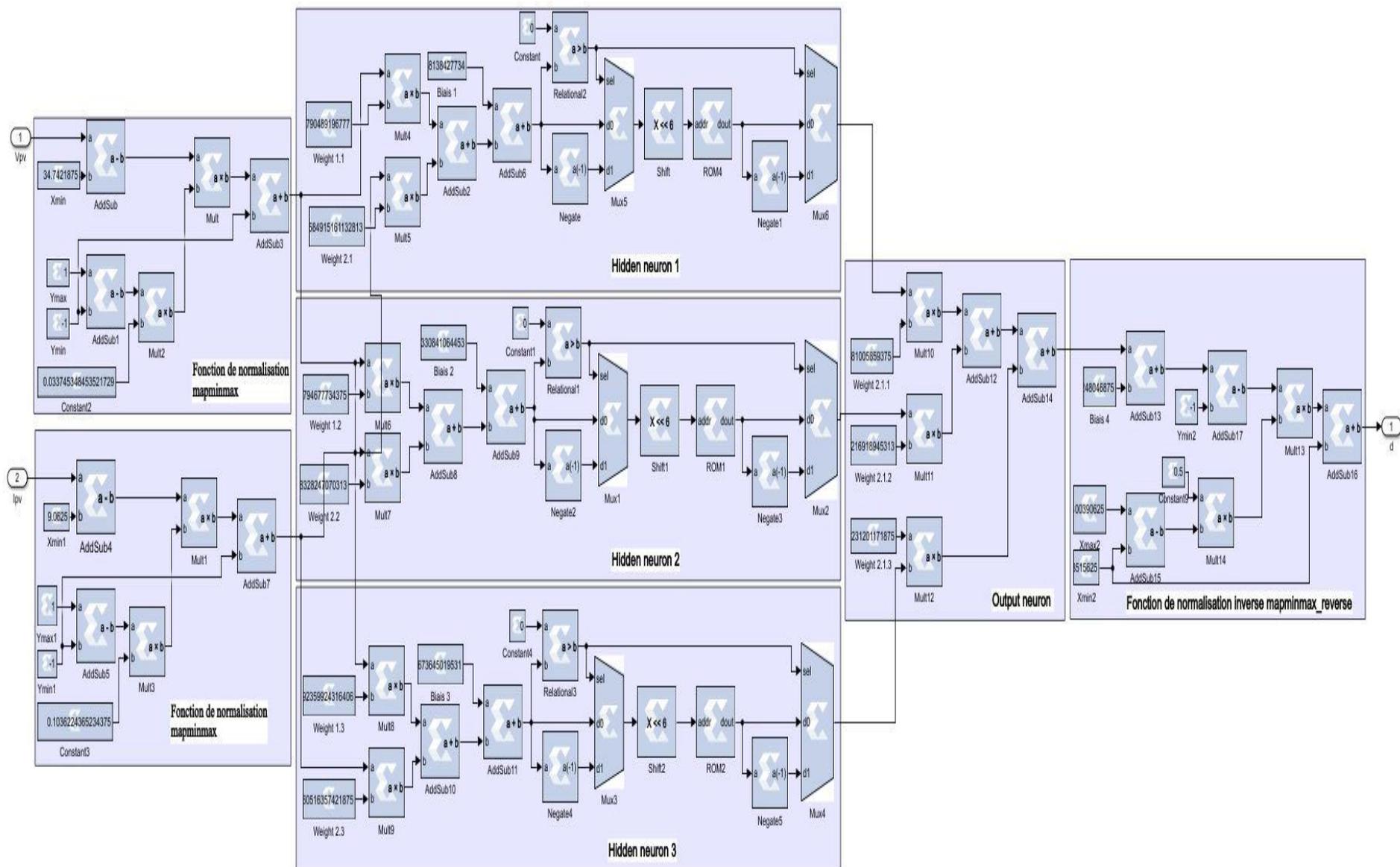


Figure 3.12 : Architecture du contrôleur MPPT à base d'un réseau de neurones MLP

3.6 IMPLÉMENTATION DU CONTRÔLEUR MPPT À BASE DE LA LOGIQUE FLOUE

La logique floue fait partie des systèmes de contrôle le plus populaire et est connue pour sa méthode multi-règle. À l'instar des autres contrôleurs du suivi du point de puissance maximale (MPPT), l'objectif principal du contrôleur à logique floue est d'atteindre le point de puissance maximale (MPP). Cependant la performance de ce contrôleur dépend essentiellement de l'expertise humaine (Rezvani & Gandomkar, 2016). Son utilisation pour le suivi du point de puissance maximale rend plus rapide la réponse du contrôleur et augmente la stabilité du système dès que le MPP est atteint. Le concept du contrôleur MPPT à base de la logique floue se base sur l'examen ou la vérification de la puissance de sortie du système PV par le contrôleur FL (*Fuzzy Logic*) à chaque instant d'échantillonnage n puis la définition de la variation de la puissance par rapport à la variation de la tension $\Delta P/\Delta V$ (Baramadeh et al., 2021).

Notre contrôleur dispose de deux variables d'entrées qui sont l'erreur (E) et la variation d'erreur (ΔE) et une variable de sortie d qui représente le rapport cyclique qui servira comme entrée au modulateur à largeur d'impulsion (MLI) permettant de contrôler le convertisseur DC-DC. Comme tous les contrôleurs flous, notre contrôleur FL a été conçu en suivant trois principales étapes : La fuzzification, l'inférence des règles et la défuzzification.

3.6.1 Implémentation avec Matlab/Simulink

Dans cette section, les étapes de conception du contrôleur flou pour le suivi du point de puissance maximale sous l'environnement Matlab/Simulink seront abordées en détail. Le développement du contrôleur à base de la logique floue avec Matlab/Simulink s'opère avec la boîte à outils Fuzzy Logic. L'accès à cette boîte à outils est possible avec la commande *fuzzy* dans l'éditeur de commande de Matlab. Le schéma de la figure 3.13 présente l'interface graphique de la boîte à outils *fuzzy logic* de Simulink. À partir de cette interface, il est possible de définir les variables d'entrée et de sortie avec leur fonction d'appartenance; éditer des règles floues; la méthode d'agrégation de ces règles et la méthode de défuzzification.

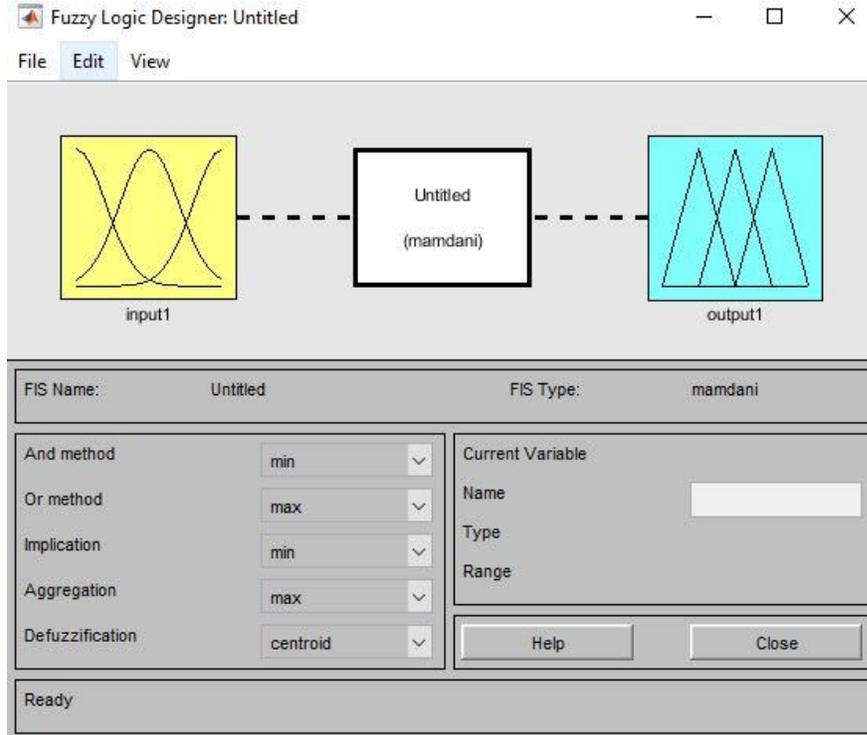


Figure 3.13 : Interface graphique de la boîte à outils fuzzy logic

3.6.1.1 Définition de la plage de variation des variables d'entrées

Dans le cadre de ce travail, la plage de variation des variables d'entrée a été définie en mesurant la tension et le courant du générateur photovoltaïque, puis en calculant la puissance aux instants d'échantillonnage n . Cette opération de calcul de la puissance a permis de déterminer les plages des deux entrées, l'erreur et la variation d'erreur grâce aux relations (2.8) et (2.9) annoncées dans le chapitre 2. Les valeurs de ces deux entrées dépendent des valeurs instantanées de la puissance et de la tension du générateur PV et sont fonction de l'irradiation solaire G et de la température T . Les expressions mathématiques des deux variables d'entrées ont conduit à l'établissement du schéma bloc Simulink de la figure 3.14 effectuant le calcul des variables d'entrées. Après la détermination des plages des deux entrées et pour s'assurer que les calculs se feront dans la plage de variation qui sera définie lors de la simulation du contrôleur, un bloc de limitation sera utilisé à la sortie des deux variables d'entrées. Ces blocs empêcheront le signal de dépasser la valeur maximale définie pour les entrées ou de descendre en dessous de la valeur minimale requise afin d'assurer le bon fonctionnement du contrôleur.

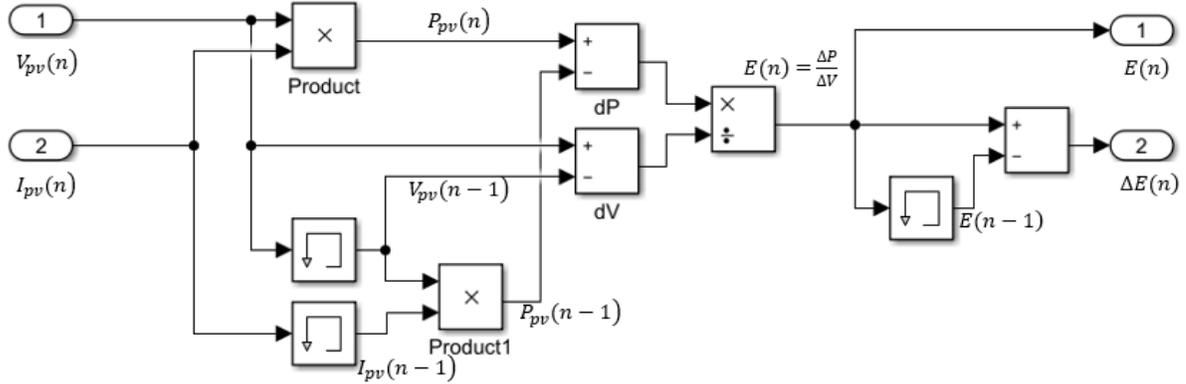


Figure 3.14 : Schéma bloc Simulink de calcul des entrées du contrôleur flou

Les tracés des deux entrées (erreur E et variation d'erreur ΔE) ainsi que la caractéristique puissance-tension (P-V) du générateur photovoltaïque utilisé représenté à la figure 3.15 ont permis de déterminer la plage de variation des entrées. La courbe orange représente la caractéristique puissance-tension (P-V) du générateur photovoltaïque, la courbe en bleu représente la variation de la puissance par rapport à la tension ($\Delta P/\Delta V$) correspondant ainsi au signal d'entrée erreur (E) et celle en rouge représente la variation de l'erreur (ΔE).

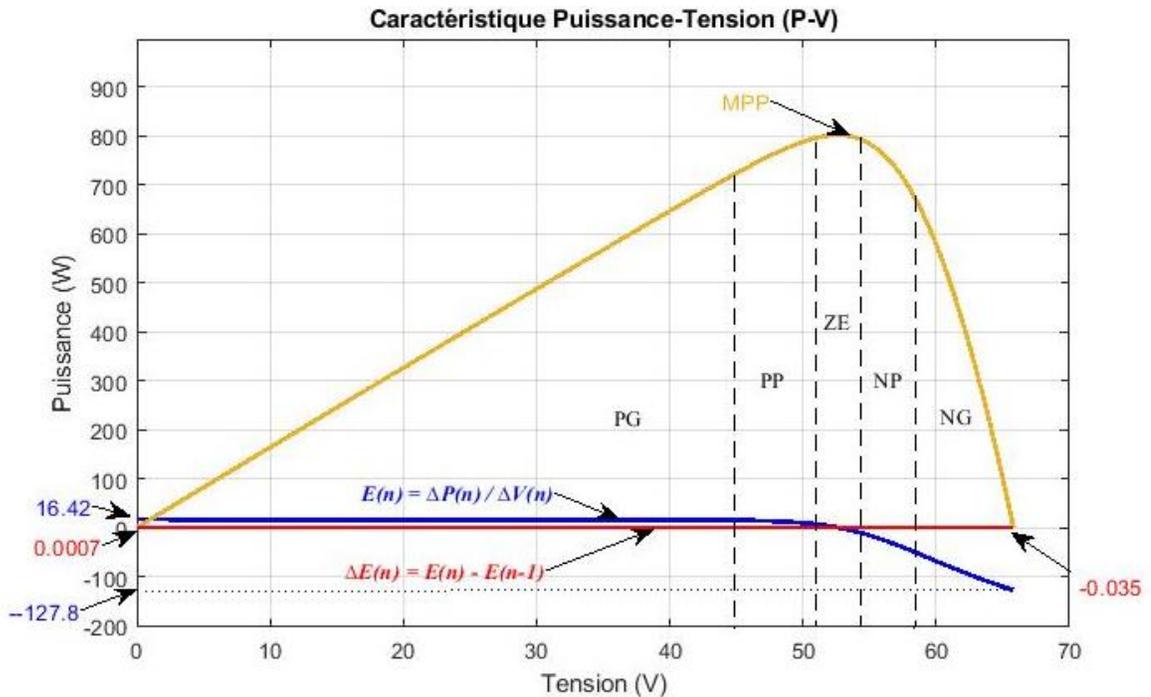


Figure 3.15 : Graphe de détermination de la plage de variation des variables d'entrées

La caractéristique (P-V) représentée sur la figure 3.15 a été divisée en plusieurs zones afin de déterminer les différentes limites des fonctions d'appartenances des différentes entrées. En analysant la caractéristique (P-V), la pente dans la zone PG est relativement constante et le point de fonctionnement est éloigné du point de puissance maximale (MPP). Dans la zone PP, la pente diminue et tend vers zéro pour atteindre le MPP. D'après la figure 3.15, la plage de variation des entrées est déduite comme suit :

- Erreur : $E(n) = \frac{dP}{dV} \in [-127.8 \ 16.42]$;
- Variation d'erreur : $\Delta E(n) = E(n) - E(n - 1) \in [-0.035 \ 0.0007]$.

Ces valeurs seront inscrites plus tard comme valeur maximale et minimale dans les blocs de limitation pour chacune des entrées dans la phase de simulation du contrôleur MPPT flou.

La plage de variation des entrées sélectionnée représente la plus large étendue de plage obtenue après les tracés des courbes des deux variables dans diverses conditions de fonctionnement. Cela a permis de prendre en compte un large éventail de conditions possibles dans lesquelles le contrôleur MPPT fonctionnera. Notons qu'il n'y a pas de méthode précise sur la détermination de la plage requise pour les variables d'entrées; cela se base sur l'expérience du concepteur et les travaux antérieurs. Des travaux portant sur la logique floue ont été consultés, mais aucun des travaux n'a présenté la méthode utilisée pour déterminer la plage de variation utilisée.

Quant à la plage de variation du rapport cyclique, nous nous sommes référés aux résultats de simulation faite précédemment avec la méthode de perturbation et observation. Ceci nous a permis de définir la plage de ce dernier comme suit :

- Rapport cyclique : $d \in [0 \ 1]$.

Le signe de la valeur de l'entrée $E(n)$ indique si le point de fonctionnement à l'instant n se situe à gauche ou à droite du point de puissance maximale (MPP) sur la caractéristique puissance-tension (P-V). Si cette valeur est positive, le point de fonctionnement est donc situé à gauche du MPP; si elle est négative, le point de fonctionnement est à droite du MPP.

La seconde entrée $\Delta E(n)$ indique la direction de déplacement du point de fonctionnement vers le point de puissance maximale (MPP).

3.6.1.2 La fuzzification

Après la définition des plages de variation des entrées, il s'en suit avec l'étape de fuzzification. Dans cette étape, les entrées numériques sont converties en variables linguistiques basées sur un sous-ensemble en utilisant des fonctions d'appartenance. La méthode de détermination des fonctions d'appartenances optimales s'avère difficile, car il n'existe jusqu'à présent aucune méthode standard. La détermination des fonctions d'appartenance se fait donc en se basant sur des travaux et expériences antérieures. Dans le cadre de ce travail, les plages de variation utilisées sont obtenues après plusieurs tests de simulations et ajustements des intervalles des fonctions d'appartenances.

Les entrées (erreur E et la variation d'erreur ΔE) et la variable de sortie d sont converties en cinq variables linguistiques chacune utilisant des fonctions d'appartenance trapézoïdale et triangulaire nommées : NG (Négatif Grand), NP (Négatif Petit), ZE (Zéro), PG (Positif Grand), PP (Positif Petit). Les représentations des fonctions d'appartenance des variables entrées et de la sortie d sont illustrées respectivement sur les figures 3.16, 3.17 et 3.18 avec la boîte à outils logique floue (*fuzzy logic*) de Matlab/Simulink. Les intervalles des fonctions d'appartenance des entrées sont obtenus en se basant sur les différentes zones définies sur la courbe caractéristique (P-V) à la figure 3.15.

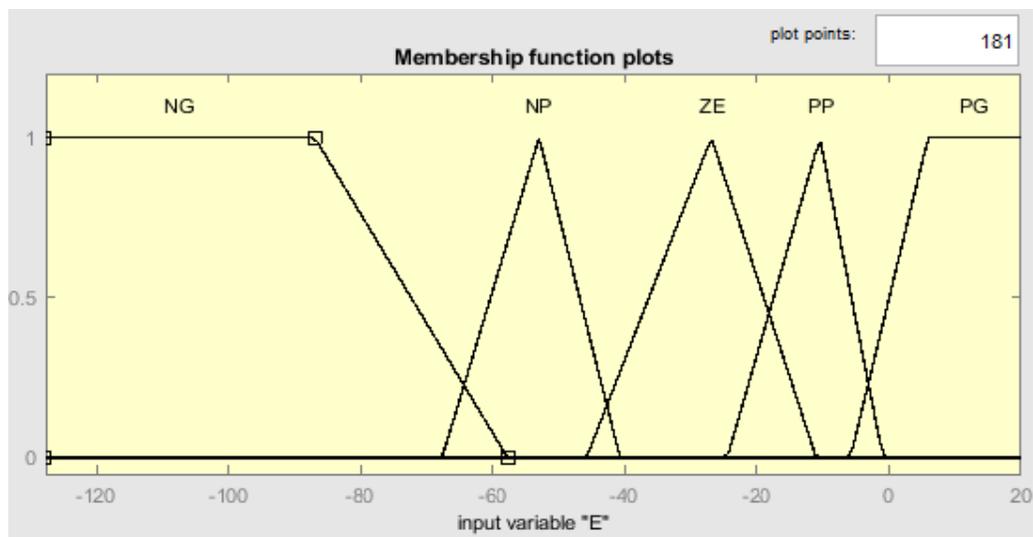


Figure 3.16 : Fonction d'appartenance de l'erreur (E)

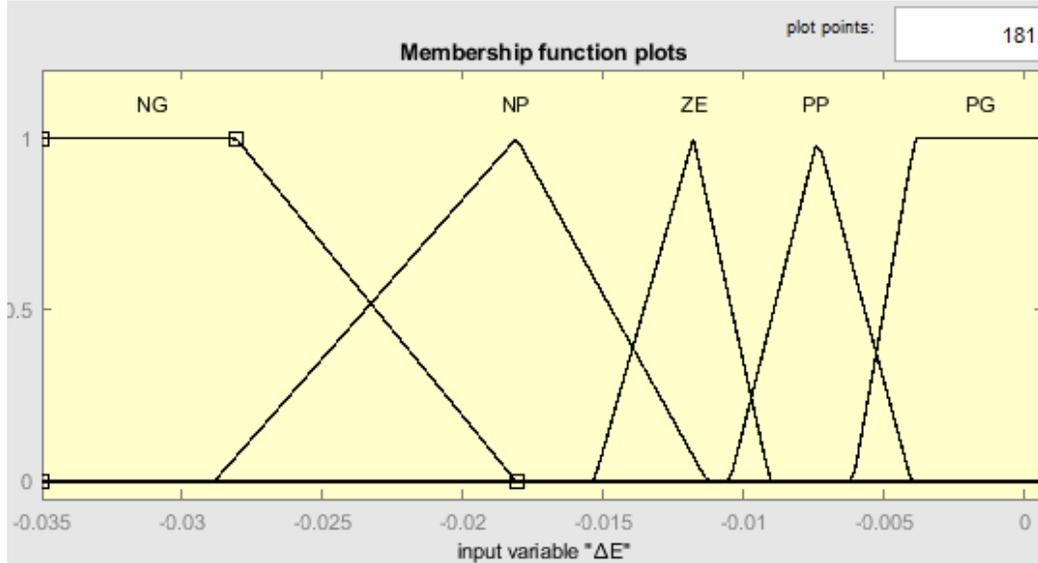


Figure 3.17 : Fonction d'appartenance de la variation de l'erreur (ΔE)

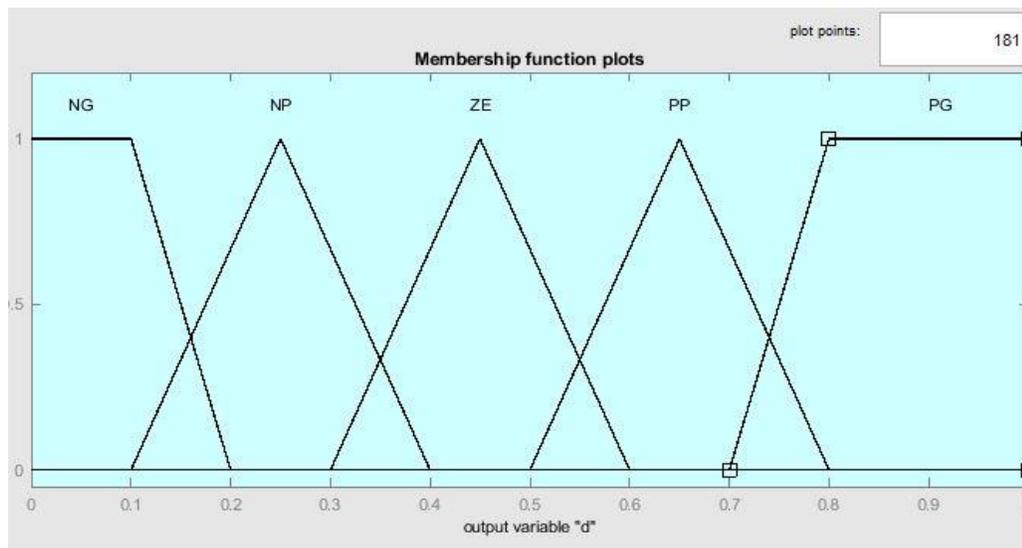


Figure 3.18 : Fonction d'appartenance du rapport cyclique (d)

3.6.1.3 Le système d'inférence

L'étape d'inférence permet de créer une relation logique entre les variables d'entrées et la variable de sortie en définissant des règles floues permettant d'aboutir à une commande. Ces règles sont définies dans le seul but de contrôler le système afin de répondre aux exigences de performances souhaitées. Elles sont conçues en tenant compte du comportement du système à

contrôler et de l'expérience du concepteur. Ces règles floues permettent de lier les variables d'entrées à la variable de sortie afin de produire des conclusions floues. La méthode d'inférence floue généralement utilisée est celle de Mamdani et est associée à la composition Min-Max. Au stade de la prise de décision, les règles spécifiées par l'ensemble d'instructions Si-Alors définissent le comportement du contrôleur. La règle floue comporte une prémisse du genre Si l'erreur E est positive grande (PG) ET la variation de l'erreur ΔE est négative petite (NP) alors la variable du rapport cyclique d est négative grande (NG). Dans ce travail, les deux variables d'entrées sont définies chacune par cinq ensembles flous, ce qui a conduit à l'établissement de 25 règles floues présentées dans le tableau 3.2. L'établissement des 25 règles floues s'est basé sur le principe de rapprocher au maximum possible le point de fonctionnement du module PV du point MPP. Ce principe se résume comme suit : l'erreur $E(n)$ s'annule si le point de fonctionnement s'approche du MPP. La variation d'erreur $\Delta E(n)$ permet de déterminer si l'amplitude du rapport cyclique est à augmenter ou à diminuer.

Tableau 3.2 : Règles d'inférence floue

$E \backslash \Delta E$	NG	NP	ZE	PP	PG
PG	ZE	NG	NG	NP	NP
PP	PP	ZE	NG	NG	NP
ZE	PP	PP	ZE	NG	NG
NP	PG	PP	PP	ZE	NG
NG	PG	PG	PP	PP	ZE

Pour l'implémentation des règles floues avec la boîte à outils *fuzzy logic* de Matlab/Simulink, l'éditeur de règles floues intégré à la boîte à outils *fuzzy logic* a été utilisé. La figure 3.19 représente l'interface de cet éditeur.

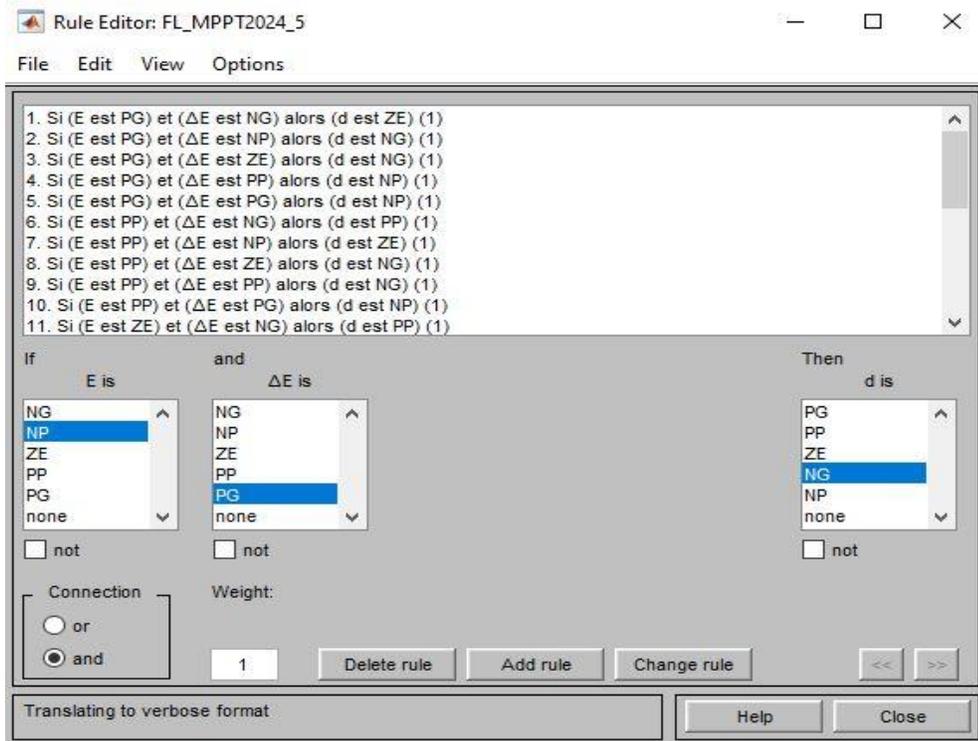


Figure 3.19 : Interface de l'éditeur des règles floues de la boîte à outils fuzzy logic

Une fois les règles floues établies, il faut associer à ces dernières une méthode d'inférence pour déterminer l'allure de la variable de sortie. La méthode d'inférence associée aux règles floues dans ce travail est celle de Mandani dite méthode Min-Max. Cette méthode est populaire et est très utilisée dans les contrôleurs à logique floue. Cette méthode utilise l'opérateur Min pour le "ET" et l'opérateur Max pour le "OU" (Moussa & Khedher, 2019). Cette étape d'implémentation de la méthode de Mandani avec la boîte à outils *fuzzy logic* de Simulink est faite en sélectionnant la méthode d'implication et d'agrégation sur l'interface graphique de la boîte à outils présentée à la figure 3.13.

3.6.1.4 La défuzzification

La sortie floue du contrôleur est transformée en sortie réelle représentant le rapport cyclique d permettant de contrôler le convertisseur DC-DC par l'intermédiaire du modulateur à largeur d'impulsion (*PWM : Pulse Width Generator*). Dans cette dernière étape, la sortie linguistique obtenue est convertie en une valeur réelle en utilisant une technique de

défuzzification. La méthode du centre de gravité ou centroïde est la plus couramment utilisée et c'est elle qui a été utilisée dans la conception du contrôleur flou. Pour ce faire, la méthode de calcul du centre de gravité a été appliquée. Ce dernier est déterminé par l'équation mathématique (2.11) annoncée dans le chapitre 2. Dans cette partie, la méthode de défuzzification est également choisie sur l'interface graphique de la boîte à outils fuzzy logic.

La conception du contrôleur à base de la logique floue, en utilisant la boîte à outils *fuzzy logic* sous Matlab/Simulink, est représenté de manière globale à la figure 3.20.

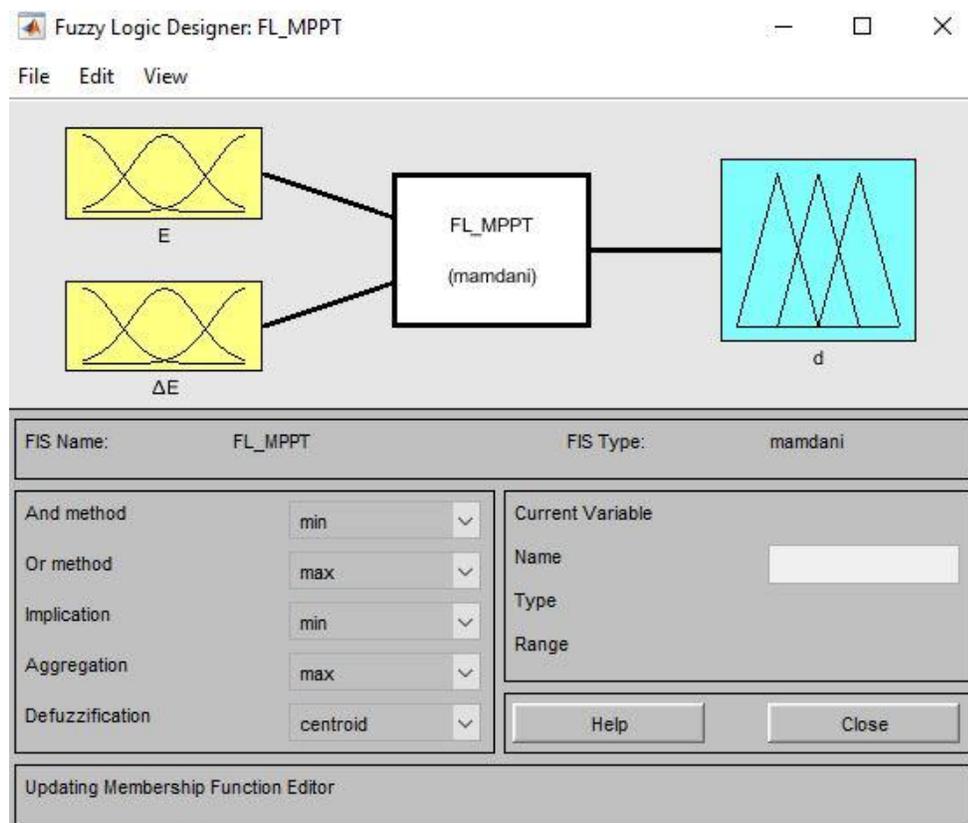


Figure 3.20 : Interface du contrôleur à base de la logique floue conçue avec la boîte à outils fuzzy logic sous Simulink

3.6.2 Implémentation avec Xilinx System Generator

Pour traduire le contrôleur flou conçu dans Simulink en blocs XSG, les mêmes étapes ont été répétées. La boîte à outils *fuzzy logic* n'existe pas dans la bibliothèque XSG. Dans ce cas nous devons refaire chacune des étapes en se référant aux blocs XSG disponibles.

À l'étape de fuzzification, les différentes fonctions d'appartenances des deux entrées ont été traduites en systèmes d'équations mathématiques afin de pouvoir les implémenter matériellement. En se référant aux plages de variation des fonctions d'appartenances des entrées présentées sur les figures 3.16 et 3.17, les systèmes d'équations suivantes ont été établis pour l'erreur E et la variation de l'erreur ΔE . Les systèmes d'équations de l'entrée erreur sont présentés par les expressions (3.3), (3.4), (3.5), (3.6) et (3.7).

$$\begin{cases} NG = 1 \text{ si } E \leq -87,05 \\ NG = 0 \text{ si } E \geq -57,8 \\ NG = -0,03425E - 1,9761 \text{ si } -87,05 < E < -57,8 \end{cases} \quad (3.3)$$

$$\begin{cases} NP = 0 \text{ si } E \leq -64,75 \\ NP = 0 \text{ si } E \geq -40,75 \\ NP = 0,0680E + 4,6088 \text{ si } -64,75 < E < -53,05 \\ NP = -0,0813E - 3,3130 \text{ si } -53,05 < E < -40,75 \end{cases} \quad (3.4)$$

$$\begin{cases} ZE = 0 \text{ si } E \leq -45,87 \\ ZE = 0 \text{ si } E \geq -11,04 \\ ZE = 0,0528E + 2,4231 \text{ si } -45,87 < E < -26,94 \\ ZE = -0,0629E - 0,6943 \text{ si } -26,94 < E < -11,04 \end{cases} \quad (3.5)$$

$$\begin{cases} PP = 0 \text{ si } E \leq -24,56 \\ PP = 0 \text{ si } E \geq -0,9275 \\ PP = 0,0711E + 1,7468 \text{ si } -24,56 < E < -10,5 \\ PP = -0,1045E - 0,0969 \text{ si } -10,5 < E < -0,9275 \end{cases} \quad (3.6)$$

$$\begin{cases} PG = 0 \text{ si } E \leq -5,886 \\ PG = 1 \text{ si } E \geq 5,9 \\ PG = 0,0848E + 0,4994 \text{ si } -5,886 < E < 5,9 \end{cases} \quad (3.7)$$

Les systèmes d'équations des ensembles flous de la variation d'erreur sont présentés par les expressions (3.8), (3.9), (3.10), (3.11) et (3.12).

$$\begin{cases} NG = 1 \text{ si } \Delta E \leq -0,02809 \\ NG = 0 \text{ si } \Delta E \geq -0,0181 \\ NG = -100,1\Delta E - 1,8118 \text{ si } -0,02809 < \Delta E < -0,0181 \end{cases} \quad (3.8)$$

$$\begin{cases} NP = 0 \text{ si } \Delta E \leq -0,02887 \\ NP = 0 \text{ si } \Delta E \geq -0,0113 \\ NP = 92,8505\Delta E + 2,6806 \text{ si } -0,02887 < \Delta E < -0,0181 \\ NP = -147,0588\Delta E - 1,6618 \text{ si } -0,0181 < \Delta E < -0,0113 \end{cases} \quad (3.9)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} ZE = 0 \text{ si } \Delta E \leq -0,01533 \\ ZE = 0 \text{ si } \Delta E \geq -0,00906 \\ ZE = 283,2861\Delta E + 4,3428 \text{ si } -0,01533 < \Delta E < -0,0118 \\ ZE = -364,9635\Delta E - 3,3066 \text{ si } -0,0118 < \Delta E < -0,00906 \end{array} \right. \quad (3.10)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} PP = 0 \text{ si } \Delta E \leq -0,0105 \\ PP = 0 \text{ si } \Delta E \geq -0,00403 \\ PP = 319,3868\Delta E + 3,3536 \text{ si } -0,0105 < \Delta E < -0,007369 \\ PP = -299,4909\Delta E - 1,2069 \text{ si } -0,007369 < \Delta E < -0,00403 \end{array} \right. \quad (3.11)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} PG = 0 \text{ si } \Delta E \leq -0,00611 \\ PG = 1 \text{ si } \Delta E \geq -0,003902 \\ PG = 452,8986\Delta E + 2,7672 \text{ si } -0,00611 < \Delta E < -0,003902 \end{array} \right. \quad (3.12)$$

Ces systèmes d'équations nous ont permis de modéliser les différentes fonctions d'appartenances des variables d'entrées E et ΔE . Les figures 3.21 et 3.22 présentent respectivement les fonctions d'appartenances NG de l'erreur E et NP de la variation de l'erreur ΔE avec les blocs XSG. Toutes les autres fonctions d'appartenances sont implémentées de la même manière en se basant sur leur système d'équations respectif.

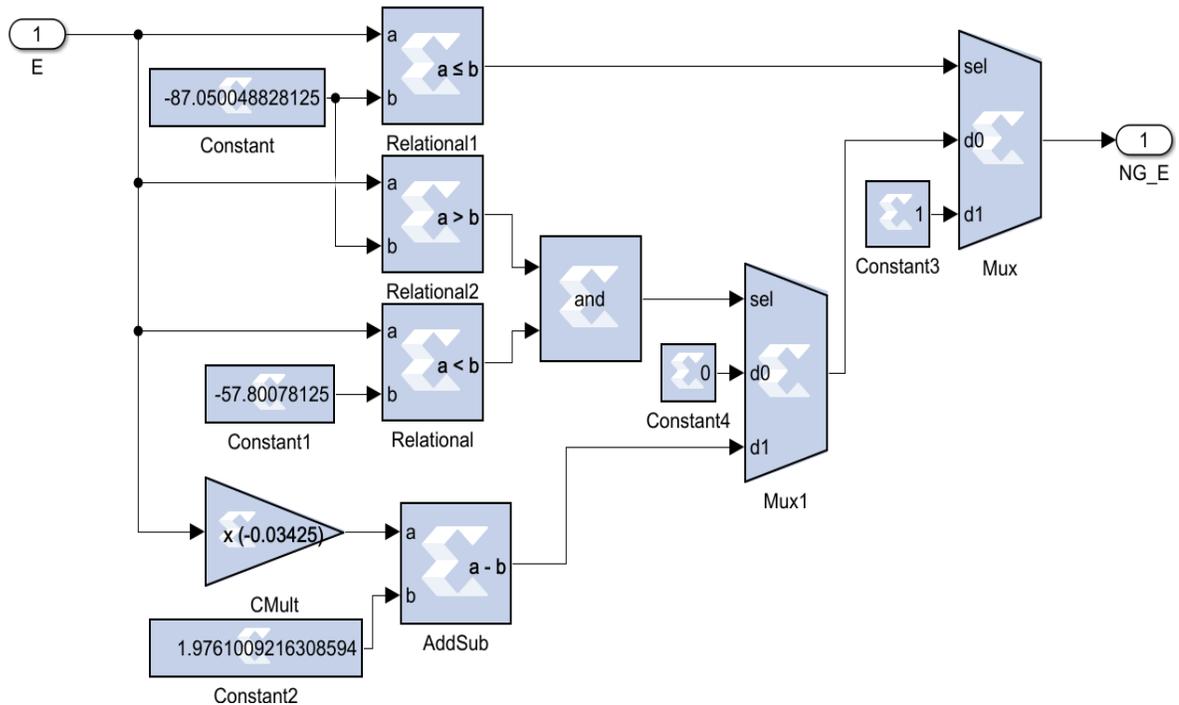


Figure 3.21 : Fonction d'appartenance NG de l'erreur (E) avec les blocs XSG

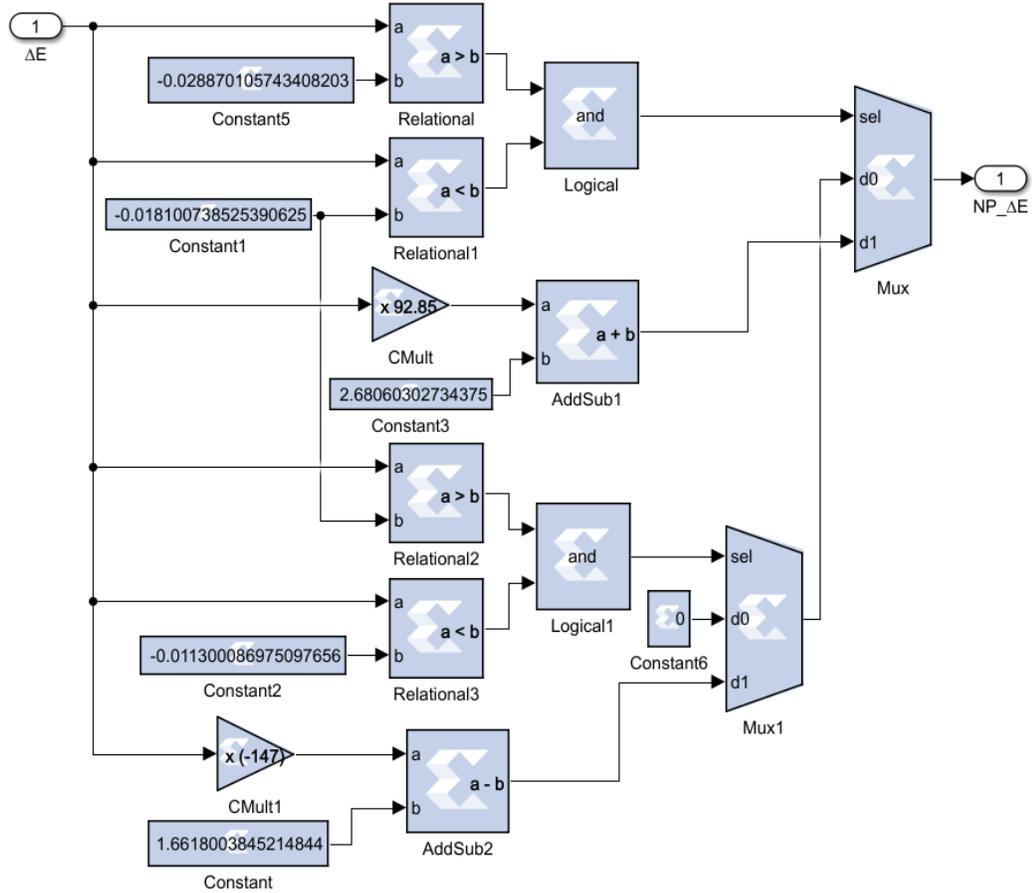


Figure 3.22 : Fonction d'appartenance NP de la variation de l'erreur (ΔE) avec les blocs XSG

Les règles étant précédemment établies, la méthode de Mandani dite méthode Min-Max est utilisée pour le système d'inférence afin de déterminer l'allure de la fonction d'appartenance de la variable de sortie en fonction de la valeur présente des entrées et des règles d'inférence établies. Avec cette méthode d'inférence, la fonction Min est représentée par l'opérateur ET. En suivant cette logique, les 25 règles du tableau 3.2 sont réécrites de la manière suivante :

$$R1 = \mathbf{Min} (E \text{ est } PG, \Delta E \text{ est } NG);$$

$$R2 = \mathbf{Min} (E \text{ est } PG, \Delta E \text{ est } NP);$$

$$R3 = \mathbf{Min} (E \text{ est } PG, \Delta E \text{ est } ZE);$$

$$R4 = \mathbf{Min} (E \text{ est } PG, \Delta E \text{ est } PP);$$

$$R5 = \mathbf{Min} (E \text{ est } PG, \Delta E \text{ est } PG);$$

$$R11 = \mathbf{Min} (E \text{ est } ZE, \Delta E \text{ est } NG);$$

$$R6 = \mathbf{Min} (E \text{ est } PP, \Delta E \text{ est } NG);$$

$$R7 = \mathbf{Min} (E \text{ est } PP, \Delta E \text{ est } NP);$$

$$R8 = \mathbf{Min} (E \text{ est } PP, \Delta E \text{ est } ZE);$$

$$R9 = \mathbf{Min} (E \text{ est } PP, \Delta E \text{ est } PP);$$

$$R10 = \mathbf{Min} (E \text{ est } PP, \Delta E \text{ est } PG);$$

$$R16 = \mathbf{Min} (E \text{ est } NP, \Delta E \text{ est } NG);$$

$R12 = \mathbf{Min} (E \text{ est } ZE, \Delta E \text{ est } NP);$

$R13 = \mathbf{Min} (E \text{ est } ZE, \Delta E \text{ est } ZE);$

$R14 = \mathbf{Min} (E \text{ est } ZE, \Delta E \text{ est } PP);$

$R15 = \mathbf{Min} (E \text{ est } ZE, \Delta E \text{ est } PG);$

$R21 = \mathbf{Min} (E \text{ est } NG, \Delta E \text{ est } NG);$

$R22 = \mathbf{Min} (E \text{ est } NG, \Delta E \text{ est } NP);$

$R23 = \mathbf{Min} (E \text{ est } NG, \Delta E \text{ est } ZE);$

$R17 = \mathbf{Min} (E \text{ est } NP, \Delta E \text{ est } NP);$

$R18 = \mathbf{Min} (E \text{ est } NP, \Delta E \text{ est } ZE);$

$R19 = \mathbf{Min} (E \text{ est } NP, \Delta E \text{ est } PP);$

$R20 = \mathbf{Min} (E \text{ est } NP, \Delta E \text{ est } PG);$

$R24 = \mathbf{Min} (E \text{ est } NG, \Delta E \text{ est } PP);$

$R25 = \mathbf{Min} (E \text{ est } NG, \Delta E \text{ est } PG).$

Avec cette traduction des règles floues en utilisant l'opérateur Min, il revient donc de les implémenter matériellement. Comme la bibliothèque de XSG ne dispose pas des blocs réalisant les fonctions Min-Max, il va falloir les créer à partir des blocs XSG existants. La création de ces fonctions s'est réalisée en utilisant les blocs *Xilinx relational* et *Mux* de la bibliothèque de XSG. Le bloc *Xilinx relational* implémente un comparateur et le bloc *Xilinx Mux* un multiplexeur. Le comparateur spécifie l'opération de comparaison en comparant les signaux reçus à ses entrées et envoie un signal au multiplexeur qui sélectionne l'entrée qui vérifie la condition du comparateur. L'implémentation d'une règle floue avec la fonction Min est représentée par le schéma de la figure 3.23.

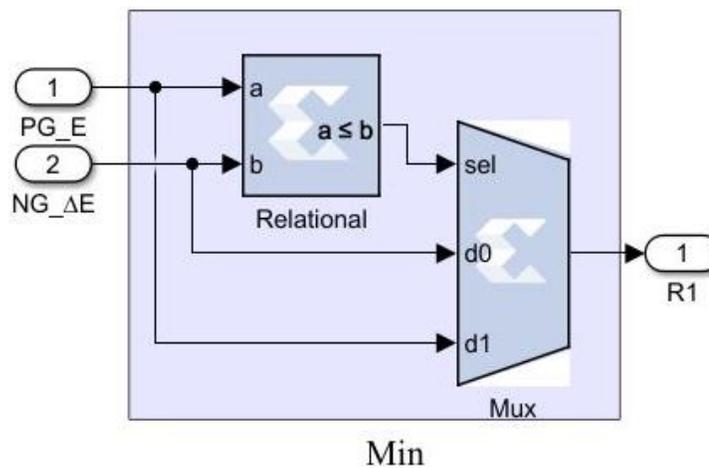


Figure 3.23 : Exemple d'implémentation d'une règle floue utilisant la fonction Min avec les blocs XSG.

À partir de cette implémentation (figure 3.23), l'ensemble des 25 règles floues sont implémentées en utilisant la fonction Min pour lier les deux variables d'entrée. Cette implémentation est représentée à la figure 3.24.

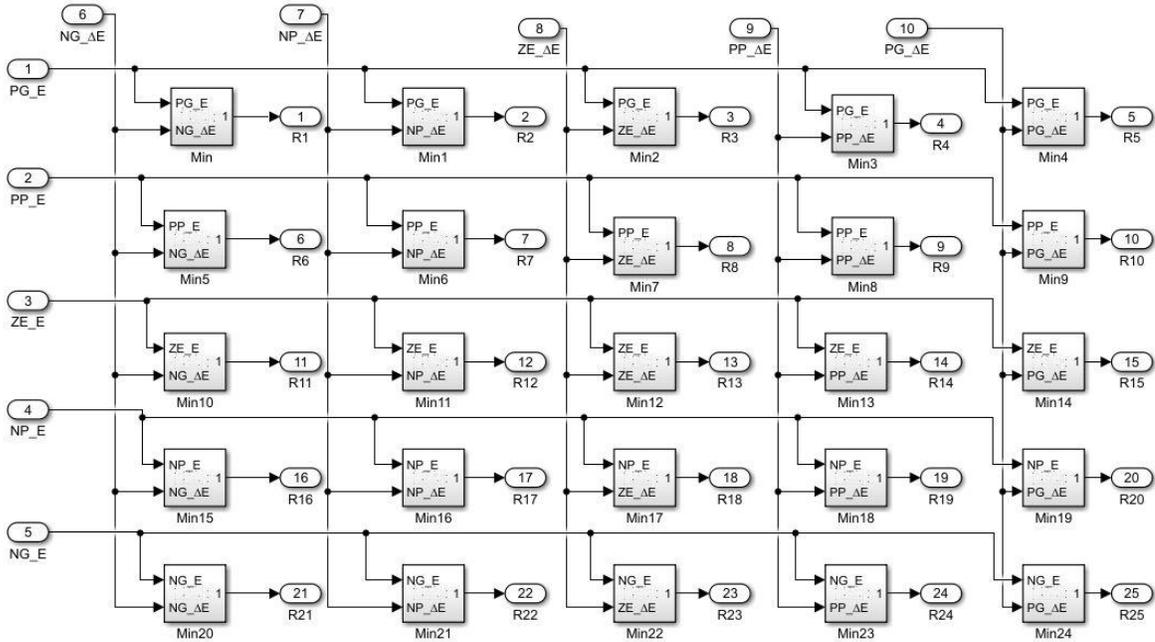


Figure 3.24 : Utilisation de la fonction Min pour l'implémentation des règles floues

L'établissement des règles a conduit à des conclusions floues. Ces conclusions floues obtenues avec les règles floues sont réunies entre elles par l'opérateur OU utilisant la fonction Max. La fonction Max est utilisée pour réunir l'ensemble des règles floues présentant les mêmes conclusions floues (voir tableau 3.2). Ces conclusions floues sont réunies avec la fonction Max de la manière suivante :

$$\mu_{PG} = \mathbf{Max} (R16, R21, R22) \quad (3.13)$$

$$\mu_{PP} = \mathbf{Max} (R6, R11, R12, R17, R18, R23, R24) \quad (3.14)$$

$$\mu_{ZE} = \mathbf{Max} (R1, R7, R13, R19, R25) \quad (3.15)$$

$$\mu_{NP} = \mathbf{Max} (R4, R5, R10) \quad (3.16)$$

$$\mu_{NG} = \mathbf{Max} (R2, R3, R8, R9, R14, R15, R20) \quad (3.17)$$

L'implémentation de cette opération de conclusion des règles floues est représentée sur le schéma de la figure 3.25. Ce schéma représente uniquement les règles floues ayant comme

conclusions floues NG (voir tableau 3.2). Les autres conclusions floues sont également implémentées de la même manière.

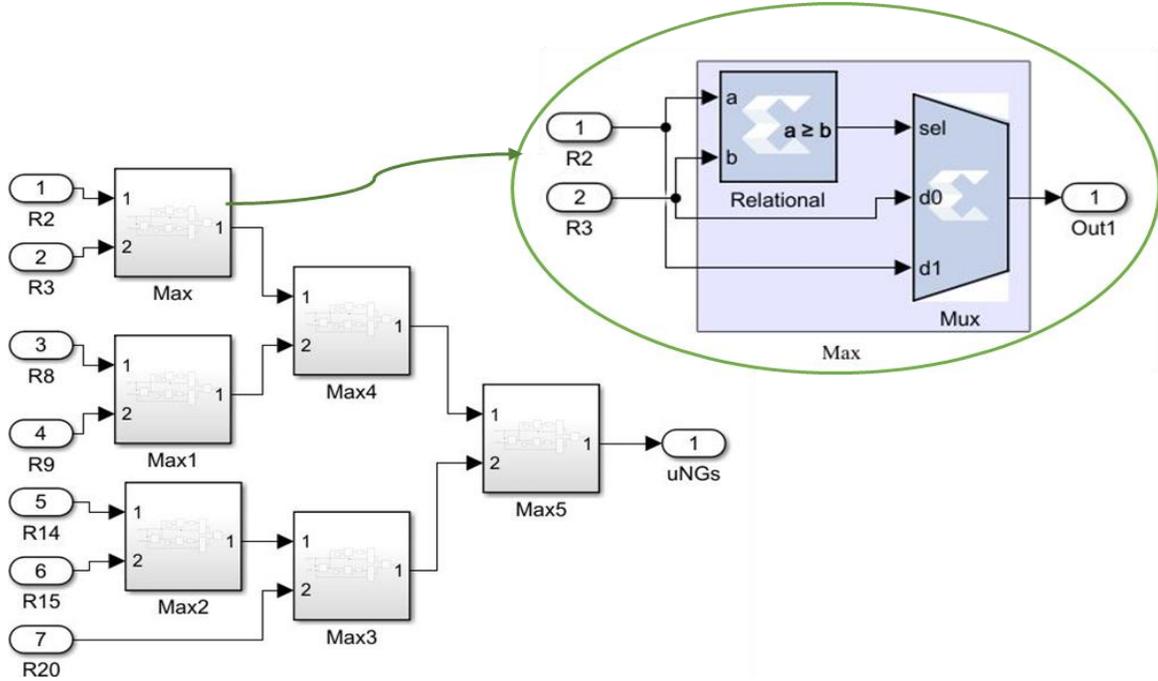


Figure 3.25 : Utilisation de la fonction Max pour les conclusions des règles floues NG

Après cette étape d'inférence floue, nous passons à l'implémentation de l'étape de défuzzification qui consiste à calculer, à partir de la fonction d'appartenance résultante, la valeur réelle de la variable de sortie d à appliquer au générateur PWM (*Pulse Width Modulation*). Pour le contrôleur flou, la méthode du centre de gravité est utilisée, car elle est largement utilisée dans les applications de contrôle à logique floue et présente de meilleures performances (Altas & Sharaf, 2007). Le calcul mathématique de la variable de sortie, en se référant à la formule de détermination du centre de gravité, est présenté de la manière suivante :

$$d = \frac{(\mu_{NG} \times X_{NG}) + (\mu_{NP} \times X_{NP}) + (\mu_{ZE} \times X_{ZE}) + (\mu_{PP} \times X_{PP}) + (\mu_{PG} \times X_{PG})}{(\mu_{NG} + \mu_{NP} + \mu_{ZE} + \mu_{PP} + \mu_{PG})} \quad (3.18)$$

Les valeurs des fonctions d'appartenance de la variable de sortie d présentée à la figure 3.18 sont : $X_{NG} = 0,1$; $X_{NP} = 0,25$; $X_{ZE} = 0,45$; $X_{PP} = 0,65$; $X_{PG} = 0,8$. Ces valeurs représentent les amplitudes maximales des différentes fonctions d'appartenance de la sortie d (figure 3.16).

Cette expression analytique a permis d'implémenter l'étape de défuzzification représentée sur le schéma de la figure 3.26.

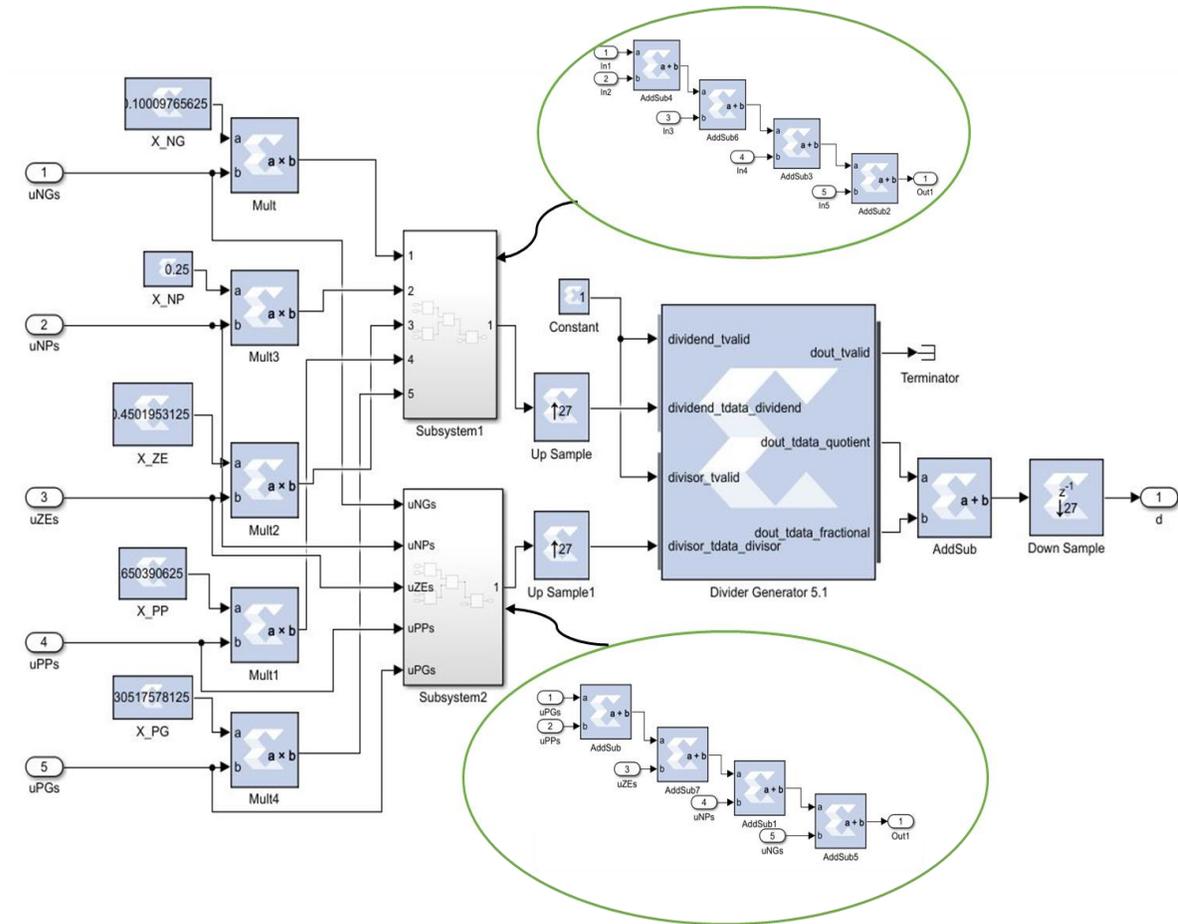


Figure 3.26 : Défuzzification avec les blocs XSG

L'opération de division dans les circuits FPGA est coûteuse en ressources et en temps d'exécution. Lors de l'utilisation du bloc *Divisor Generator 5.1* dans l'implémentation du contrôleur flou, nous avons constaté qu'il fournissait des résultats retardés en raison du fait que l'opération de division ne se terminait pas dans le délai imparti. Le bloc *Divisor Generator 5.1* nécessite dans ce cas une configuration hautement précise en termes de précision (nombre de bits) et de latence pour bien faire le calcul sans trop sacrifier les ressources et gagner en temps. La configuration de la période de calcul pour obtenir des résultats précis a entraîné un ralentissement significatif dans le temps de simulation du contrôleur.

Pour résoudre ce problème de latence, un suréchantillonnage est fait sur les signaux de dividende et de diviseur en utilisant les blocs *Up Sample* de *Xilinx System Generator*. Ce procédé consiste à insérer des zéros entre les échantillons existants du signal afin d'augmenter la fréquence d'échantillonnage. Par la suite, un sous-échantillonnage avec le bloc *Down Sample* est appliqué à la sortie pour réduire la fréquence d'échantillonnage.

À la fin de l'opération de division, le résultat est fourni sous forme de quotient qui est un nombre entier et le reste sous forme d'une fraction décimale. Pour obtenir le résultat final, nous avons dû additionner les deux sorties pour avoir le rapport cyclique d , ce qui explique l'utilisation du bloc d'addition *Addsub* de la bibliothèque XSG à la sortie avant le bloc du sous-échantillonnage. La difficulté majeure rencontrée à cette étape de défuzzification était le fonctionnement du bloc de division. L'utilisation de ce bloc dans le processus de défuzzification a permis d'obtenir une sortie plus précise, améliorant ainsi la performance globale du contrôleur MPPT.

Cette approche utilisée pour faire fonctionner le bloc *Divider Generator 5.1* n'est pas abordée dans les articles et mémoires consultés portant sur l'implémentation des contrôleurs à logique floue ou impliquant les opérations de division sur circuit FPGA; cela constitue une autre contribution à ce travail.

L'architecture complète du contrôleur flou implémenté avec les blocs XSG est représentée à la figure 3.27. Cette figure montre les deux variables d'entrées (E et ΔE), la sortie d avec les trois systèmes qui sont la fuzzification, le système d'inférence et la défuzzification.

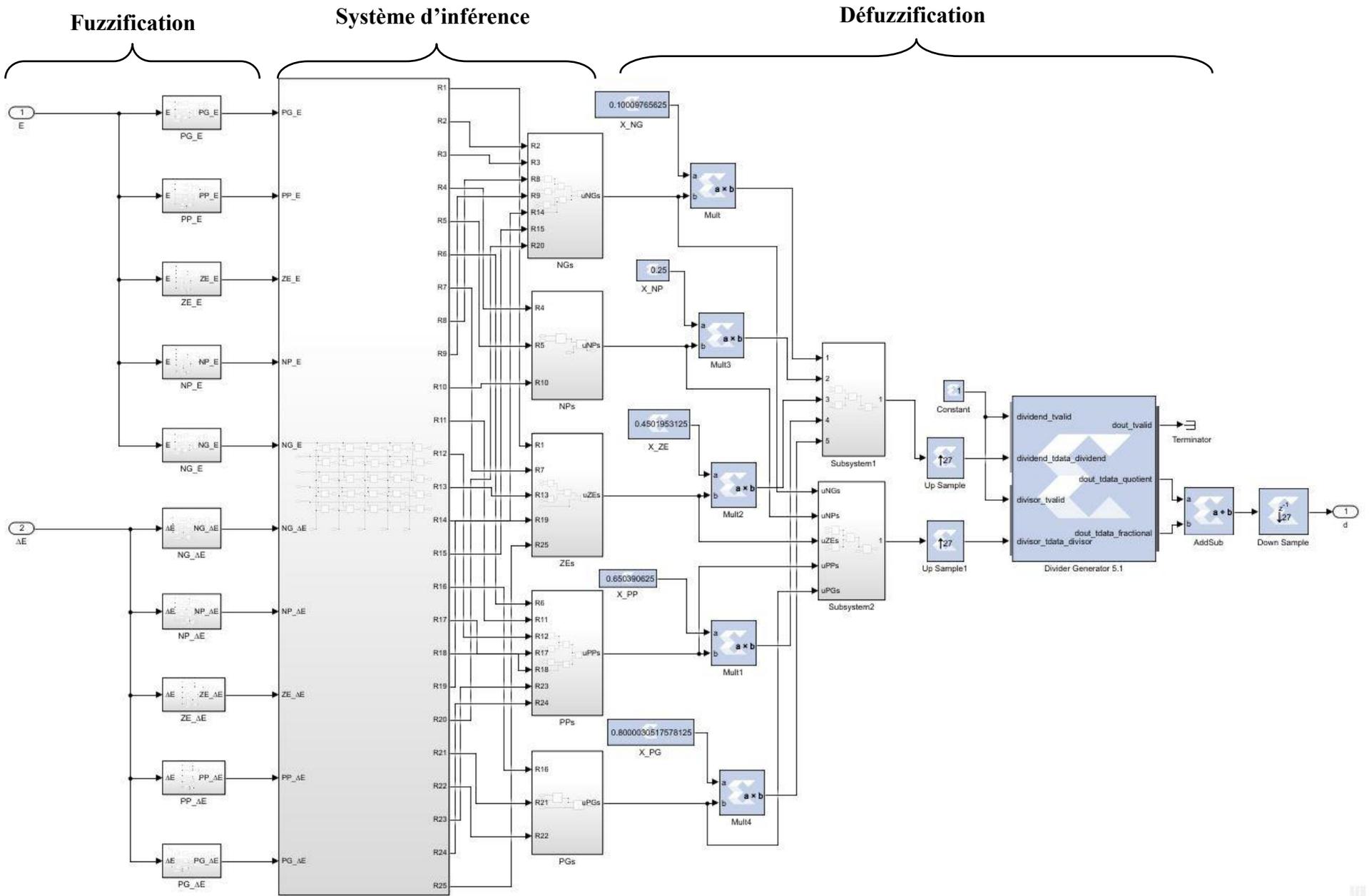


Figure 3.27 : Architecture du contrôleur MPPT flou avec les blocs XSG

3.7 IMPLÉMENTATION DU MODULATEUR À LARGEUR D'IMPULSION (PWM)

Les contrôleurs MPPT développés donnent comme variable de sortie le rapport cyclique d . Ce rapport cyclique est alors converti en impulsions de commutation à l'aide d'un générateur PWM. Le générateur PWM compare le rapport cyclique, compris entre 0 et 1, qu'il reçoit avec le signal en dents de scie généré par un compteur et donne le signal impulsionnel permettant de contrôler le circuit convertisseur hacheur survolteur DC-DC. Le générateur PWM implémenté avec les blocs XSG est illustré à la figure 3.28.

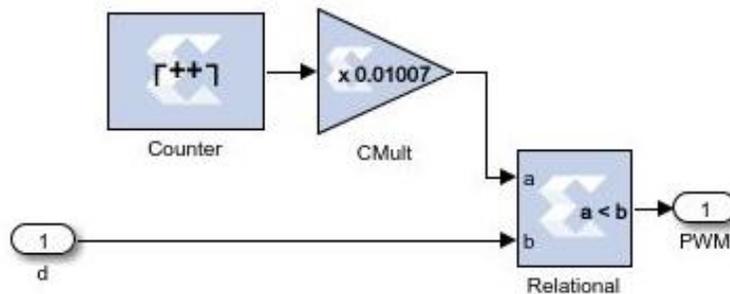


Figure 3.28 : Implémentation du générateur PWM avec les blocs XSG

3.8 CONCLUSION

Ce chapitre a été consacré à l'implémentation matérielle des contrôleurs MPPT avec trois différents algorithmes (perturbation et observation, logique floue et les réseaux de neurones) avec l'outil *Xilinx System Generator*. Les différentes étapes de conception des contrôleurs MPPT ont été détaillées. Le développement des deux contrôleurs MPPT (MLP et FL) sous l'environnement Simulink a permis de faire les calculs des paramètres nécessaires avant de passer à *Xilinx System Generator* et de faire une comparaison pour comparer les performances de nos contrôleurs sous XSG. Les contrôleurs ont été développés dans le but d'extraire au maximum la puissance fournie par le générateur PV tout en se basant sur la méthode conventionnelle perturbation & observation. Le prochain chapitre sera consacré à la phase de cosimulation logicielle/matérielle et de la présentation des résultats.

CHAPITRE 4

SIMULATIONS ET RÉSULTATS

4.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous allons aborder la cosimulation logicielle/matérielle des contrôleurs MPPT développés qui sont associés au générateur photovoltaïque (PV). Le générateur PV utilisé est constitué d'un modèle de panneau solaire photovoltaïque adapté par un convertisseur hacheur survolteur DC-DC à une charge résistive. Le convertisseur DC-DC sera piloté par les contrôleurs MPPT développés pour l'extraction du maximum de puissance. La première section de ce chapitre abordera la présentation du module photovoltaïque utilisé pour construire le panneau solaire photovoltaïque et les paramètres caractéristiques de ce dernier avec les différentes courbes caractéristiques présentant l'influence de l'irradiation solaire et de la température; cette section sera suivie de la détermination des paramètres caractéristiques du circuit convertisseur hacheur survolteur DC-DC. Nous présenterons ensuite les deux cartes de développement FPGA utilisées dans ce travail pour la cosimulation. La cosimulation se fera avec différentes conditions de fonctionnement du panneau photovoltaïque ainsi que dans des conditions d'ombrages. L'implémentation sur la carte Cmod A7 sera vu en dernière partie dans ce chapitre.

4.2 SIMULATION DU MODÈLE DU PANNEAU PHOTOVOLTAÏQUE

Afin de réaliser la simulation, nous avons choisi le module photovoltaïque Kyocera Solar KC2000GT de la bibliothèque de Simulink pour constituer le panneau photovoltaïque. Le module PV est constitué de 54 cellules multicristallines; il produit une puissance de 200,143 W avec une tension de 26,3 V et un courant de 7,61 A au point de puissance maximale (MPP). La tension en circuit ouvert V_{oc} de ce module PV est de 32,9 V; le courant de court-circuit I_{cc} vaut 8,21A. La figure 4.1 présente le module photovoltaïque *Kyocera Solar KC2000GT* de Matlab/Simulink.

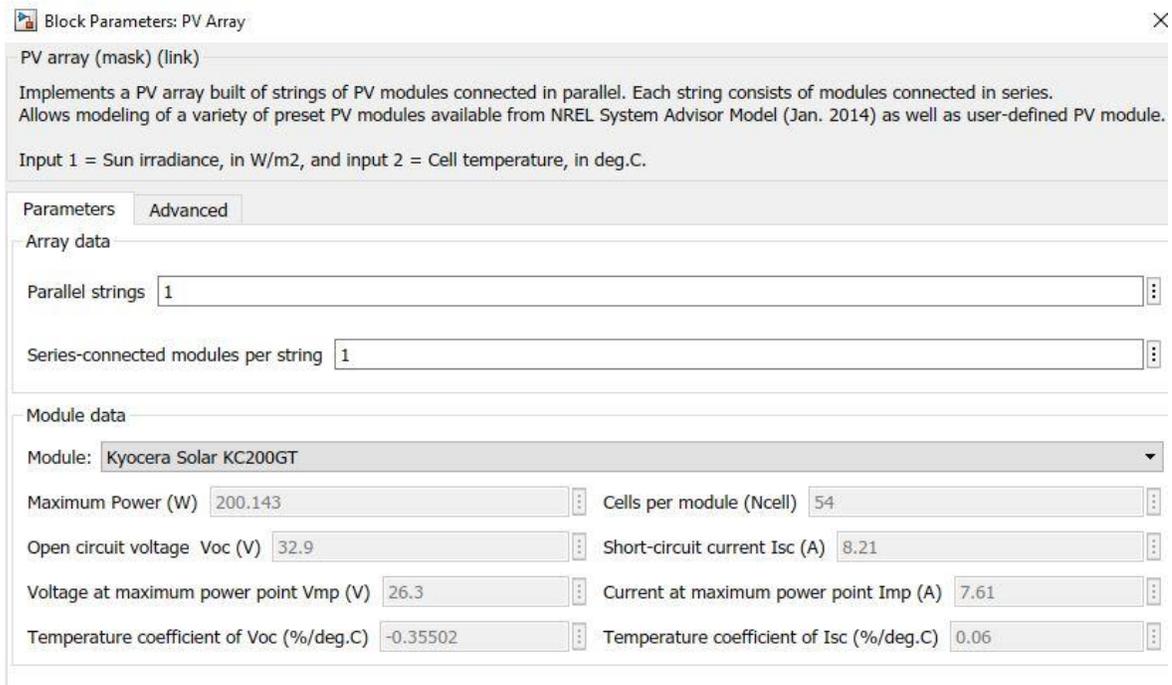


Figure 4.1 : Module photovoltaïque Kyocera Solar KC2000GT

Ce module est ensuite utilisé pour constituer le panneau photovoltaïque. Pour constituer le panneau photovoltaïque, les paramètres du module PV de la figure 4.1 ont été changés en mettant deux modules en série (*series connected modules per string*) et deux en parallèle (*parallel strings*) pour obtenir la configuration série-parallèle. Les paramètres du panneau photovoltaïque ainsi formé dans les conditions standard sont présentés dans le tableau 4.1.

Tableau 4.1 : Paramètres du panneau photovoltaïque KC2000GT

Paramètre dans les conditions standard	Valeur
Puissance maximale P_{max} (Watt)	800.572 W
Tension en circuit ouvert V_{oc} (Volt)	65.8 V
Tension au point de puissance maximale V_{mp} (Volt)	52.6 V
Courant au point de puissance maximale I_{mp} (Ampère)	15.22 A
Courant de court-circuit I_{cc} (Ampère)	16.42 A
Nombre de modules connectés en série	2
Nombre de modules connectés en parallèle	2

Les caractéristiques de courant-tension (I-V) et de puissance-tension (P-V) du panneau photovoltaïque obtenues dans les conditions de fonctionnement standard, c'est-à-dire lorsque l'irradiation solaire est à 1000 W/m^2 à une température de 25°C , sont représentées à la figure 4.2. Ces caractéristiques illustrent l'évolution du courant et de la puissance fournie par le panneau en fonction de la tension à ses bornes.

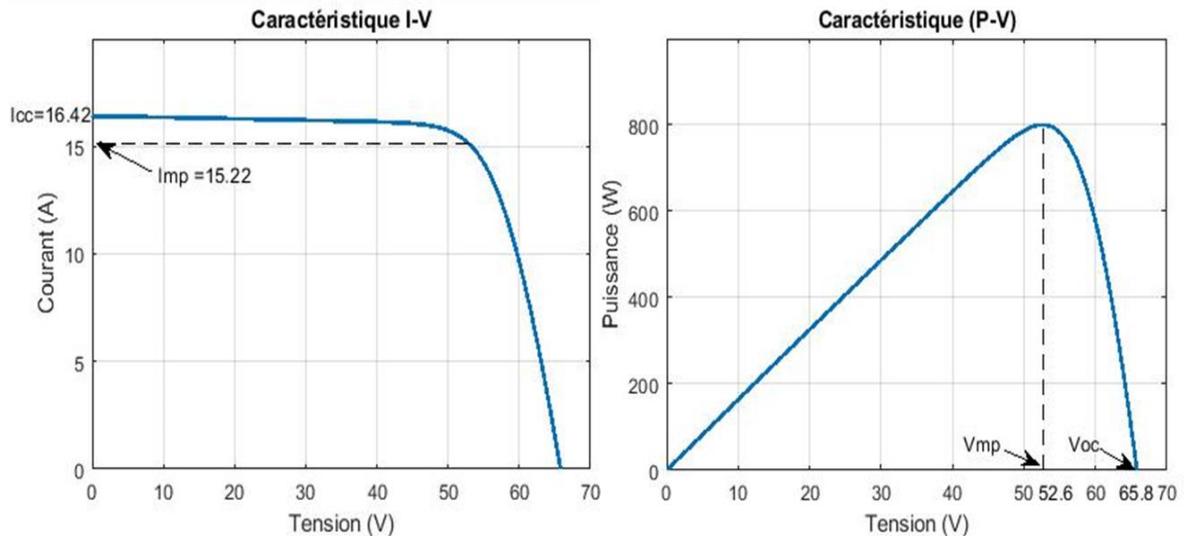


Figure 4.2 : Caractéristiques I-V et P-V du panneau photovoltaïque dans les conditions de fonctionnement standard

Pour étudier l'influence de la température sur le générateur PV, une simulation a été effectuée avec différentes valeurs de température. Les courbes de la figure 4.3 représentent les caractéristiques courant-tension et puissance-tension pour différentes valeurs de T à une irradiation solaire de 1000 W/m^2 . Ces caractéristiques montrent que le générateur PV est sensible à la température de fonctionnement et nous remarquons également que le pas de variation de la tension est beaucoup plus grand que celui du courant. L'étude de l'influence de la température sur le générateur photovoltaïque permet de prédire le comportement et de prévoir les performances de ce dernier selon les différentes saisons climatiques.

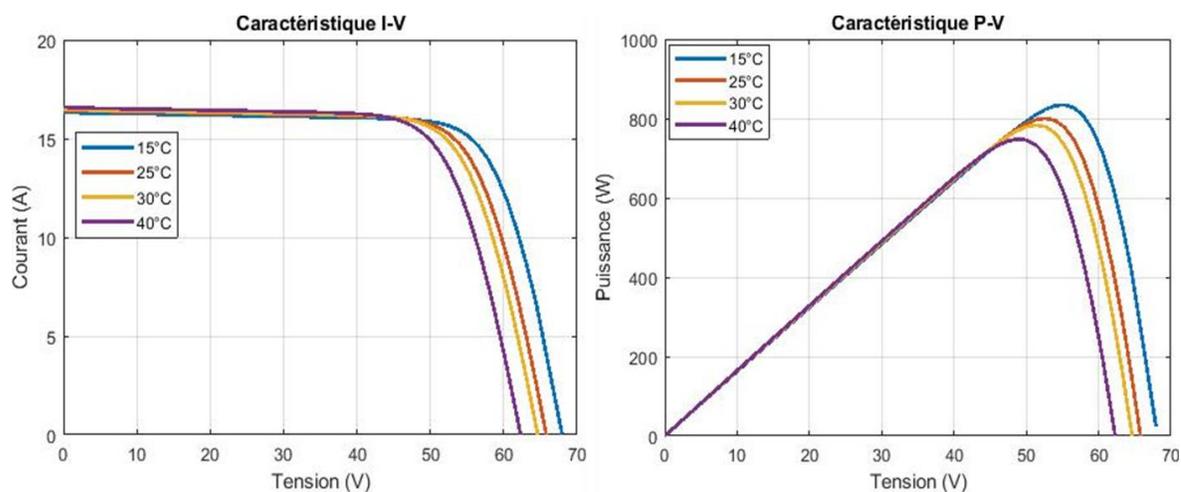


Figure 4.3 : Influence de la température T sur les caractéristiques I-V et P-V

L'effet de variation de l'irradiation solaire G a été également testé sur le générateur photovoltaïque à une température T constante de 25°C. Les résultats des deux courbes caractéristiques (I-V et P-V) sont représentés sur le schéma de la figure 4.4.

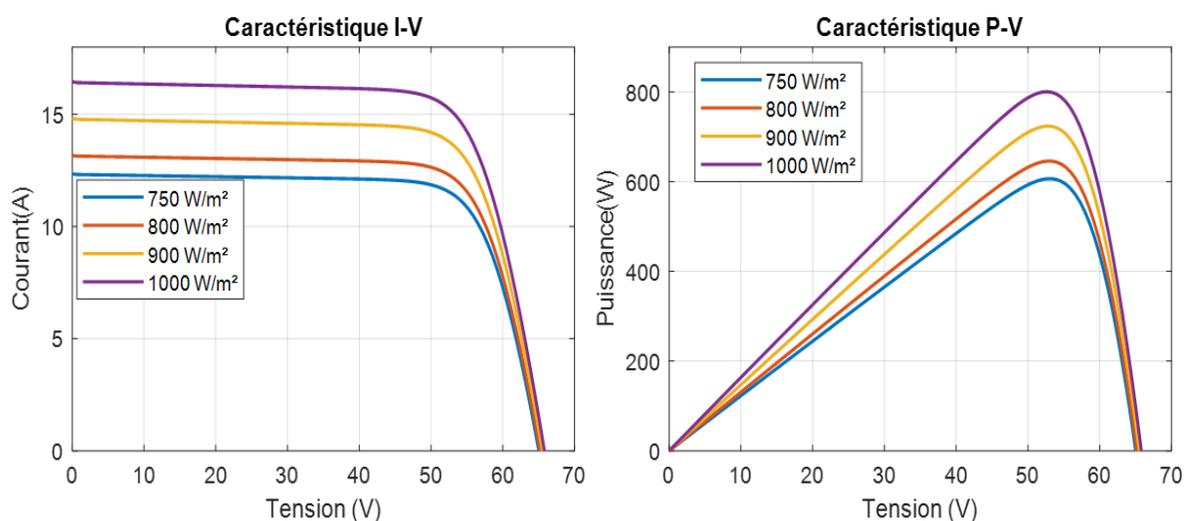


Figure 4.4 : Influence de l'irradiation solaire G sur les caractéristiques I-V et P-V

Face à ces conditions changeantes de l'irradiation solaire G , le courant du générateur PV varie beaucoup plus que la tension. La puissance du générateur PV diminue au fur et à mesure que l'irradiation solaire diminue. Avec ces cas de simulation, nous pouvons dire que l'irradiation solaire G et la température T ont des impacts significatifs sur la puissance produite par un générateur photovoltaïque.

4.3 DIMENSIONNEMENT DES PARAMÈTRES DU CIRCUIT CONVERTISSEUR HACHEUR SURVOLTEUR DC-DC

Cette partie fera l'objet du dimensionnement des paramètres du circuit convertisseur hacheur survolteur DC-DC représenté à la figure 4.5 sous Simulink.

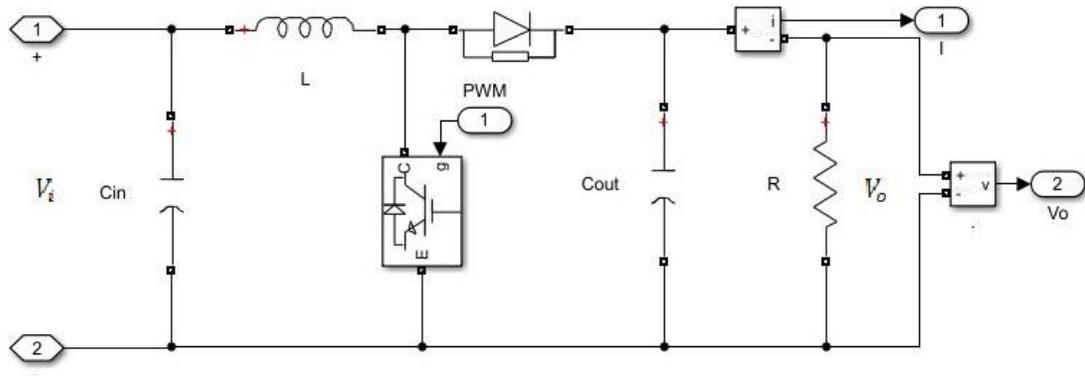


Figure 4.5 : Modèle Simulink du circuit convertisseur hacheur survolteur DC-DC

Pour une puissance de 800.572 W, et une tension d'entrée de 52.6 V fournies par le panneau photovoltaïque, nous allons dimensionner les paramètres du circuit convertisseur pour une valeur du rapport cyclique d . Une variation du rapport cyclique d n'influence pas les composants du convertisseur, mais plutôt la tension de sortie du convertisseur, car cette dernière dépend du rapport cyclique et de la tension d'entrée. Ainsi la tension de sortie (V_o) s'adapte à la variation du rapport cyclique (*lorsque* $d = 0 \Rightarrow V_o = V_i$). La sortie d ne pourra pas atteindre 1 car elle impliquerait une tension de sortie infinie, ce qui est impossible en pratique. En supposant que les composants sont parfaits, la puissance à l'entrée est égale à la puissance à la sortie donc $P_e = P_o = 800.572$ W. L'ondulation sur la tension de sortie (ΔV_o) est de 2V (Amar, 2015). Pour un choix d'une tension de sortie de 100 V dans ce projet, il faut :

$$d = 1 - \frac{V_i}{V_o} \quad d = 0.474$$

- Resistance de la charge

$$R = \frac{V_o^2}{P_o} \quad R = 12.49 \Omega$$

- Inductance L

Afin de déterminer une bonne valeur, le facteur d'ondulation du courant de l'inductance doit être inférieur à 30% (Rao et al., 2019). Dans ce travail, une valeur de 10% est utilisée.

$$L = \frac{d \times V_i}{0.1 \times I_{in} \times f_s} \quad L = 0.656 \text{ mH}$$

- Condensateur en entrée C_{in}

$$C_{in} = \frac{d \times V_i}{(1 - d) \times V_o \times 0.05 \times f_s \times R} \quad C_{in} = 30.3 \mu F$$

- Condensateur en sortie C_{out}

$$C_{out} = \frac{(1 - D) \times D \times I_{in}}{\Delta V_o \times f_s} \quad C_{out} = 75.89 \mu F$$

Les paramètres du convertisseur hacheur survolteur DC-DC utilisé pour la simulation dans ce travail sont présentés dans le tableau 4.2.

Tableau 4.2 : Paramètres du convertisseur hacheur survolteur DC-DC

Paramètre	Valeur
Inductance L	0.656 mH
Condensateur en entrée C_{in}	$30.3 \mu F$
Condensateur en sortie C_{out}	$75.89 \mu F$
Resistance de charge R	12.49Ω

4.4 PRÉSENTATION DES DEUX CARTES DE DÉVELOPPEMENT

4.4.1 Carte Nexys-4 de Digilent

La carte Nexys-4 de Digilent est une plateforme de développement de circuit numérique prêt à être utilisé; elle est complète et est basée sur les réseaux de portes logiques programmables. Elle est composée d'un circuit FPGA (XC7A100T-1CSG324C) avec une grande capacité, de mémoires externes généreuses, et un grand nombre de ports USB, Ethernet, et autres. La carte Nexys-4 peut accueillir des modèles allant des circuits combinatoires préliminaires à de puissants processeurs embarqués. Plusieurs périphériques intégrés, dont un accéléromètre, un capteur de température, un microphone numérique, un amplificateur de haut-parleur et de nombreux périphériques d'E/S permettent à la carte Nexys-4 d'être utilisé pour une large gamme de modèles, sans avoir besoin d'autres composants. Le circuit FPGA Artix-7 est optimisé pour la logique à haute performance, et

offre plus de capacité, plus de performances et plus de ressources que les modèles précédents (Digilent, 2016). Ses principales caractéristiques sont les suivantes :

- 15850 tranches logiques, comprenant chacune quatre LUTs à 6 entrées et 8 bascules;
- 4860 Kbits de mémoire vive rapide de type bloc;
- Six tuiles micro de gestion d'horloge, chacune avec une boucle à verrouillage de phase (PLL);
- 240 tranches DSP (processeur numérique de signal);
- Des vitesses d'horloge interne supérieure à 450 MHz;
- Un convertisseur analogique-numérique (CAN) intégré sur la puce (XADC).

La carte Nexys-4 dispose également d'une collection améliorée de ports et de périphériques. L'ensemble des ports et autres périphériques est présenté à la figure 4.6 (Digilent, 2016).

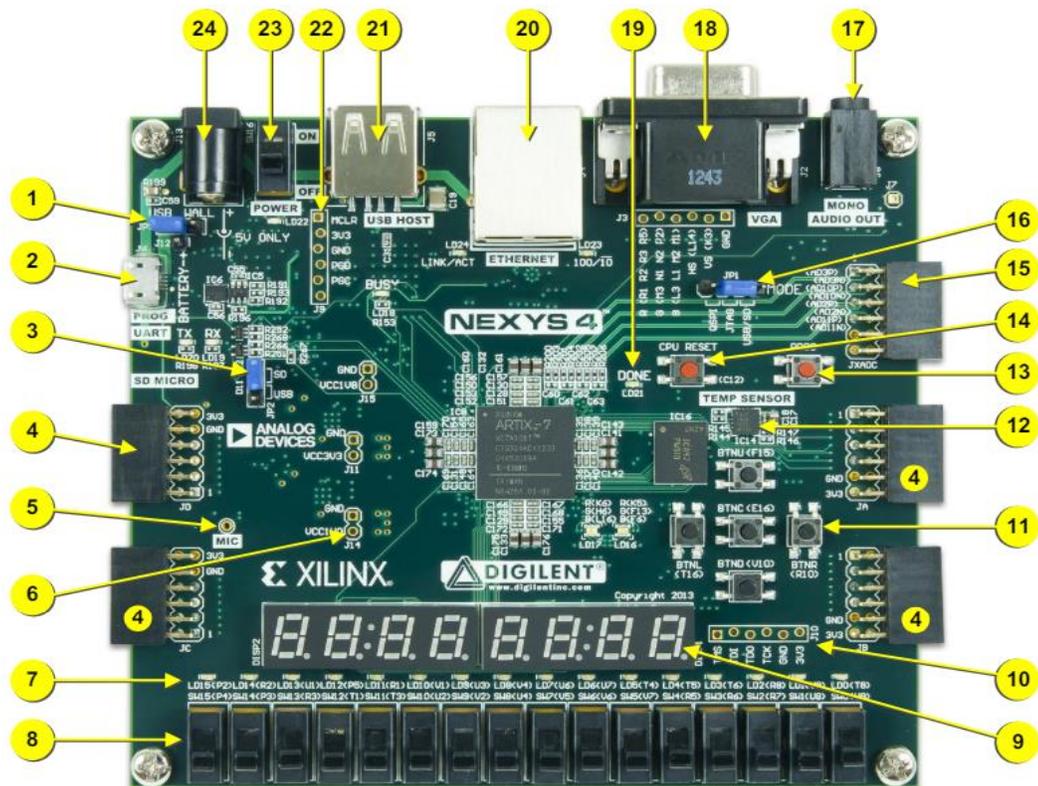


Figure 4.6 : Carte de développement Nexys-4 de Digilent

Les descriptions des composants de la carte de développement Nexys-4 sont présentées dans le tableau 4.3.

Tableau 4.3 : Descriptions des composants de la carte de développement Nexys-4

Callout	Component Description	Callout	Component Description
1	Power select jumper and battery header	13	FPGA configuration reset button
2	Shared UART/ JTAG USB port	14	CPU reset button (for soft cores)
3	External configuration jumper (SD / USB)	15	Analog signal Pmod port (XADC)
4	Pmod port(s)	16	Programming mode jumper
5	Microphone	17	Audio connector
6	Power supply test point(s)	18	VGA connector
7	LEDs (16)	19	FPGA programming done LED
8	Slide switches	20	Ethernet connector
9	Eight digit 7-seg display	21	USB host connector
10	JTAG port for (optional) external cable	22	PIC24 programming port (factory use)
11	Five pushbuttons	23	Power switch
12	Temperature sensor	24	Power jack

4.4.2 Carte Cmod A7 de Digilent

La carte Cmod A7 de Digilent est une plateforme FPGA basée sur les puces Xilinx Artix-7, conçue pour offrir une grande flexibilité et une large gamme de possibilités pour le développement de systèmes embarqués et de prototypes. Le Cmod A7 est une petite carte de 48 broches. La carte comprend un circuit de programmation USB-JTAG, un pont USB-UART, une source d'horloge, un connecteur hôte Pmod, une SRAM, une Flash Quad-SPI et des périphériques E/S de base. Le Cmod A7 est disponible avec un FPGA Artix-15T ou Artix-35T. Ces deux variantes du Cmod A7 sont appelées respectivement Cmod A7-15T et Cmod A7-35T. La différence entre les deux réside dans les capacités du FPGA présent sur la carte (Digilent, 2019). La carte Cmod A7-35T sera utilisée dans ce projet. Elle dispose les caractéristiques suivantes :

- 512 Kbits SRAM avec un bus de 8 bits et un temps d'accès de 8ns;
- 225 Kbits de mémoire vive de type bloc RAM;
- Mémoire Flash Quad SPI de 4 Mo;
- 41600 bascules (Flip-Flops);
- 20800 LUTs (Look-up Tables);

- 90 tranches DSP (processeur numérique de signal);
- Cinq tuiles de gestion d'horloge.

La figure 4.7 présente la carte Cmod A7.

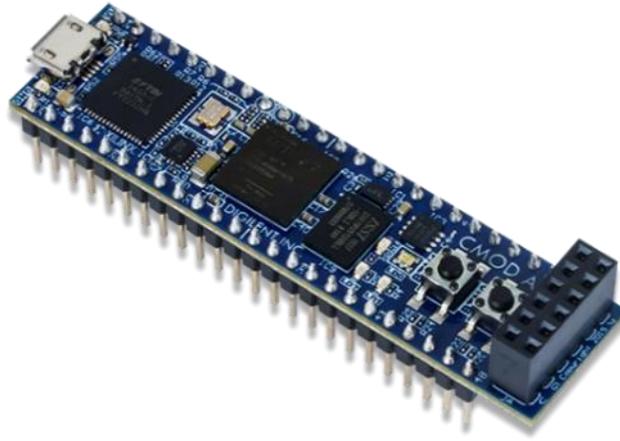


Figure 4.7 : Carte de développement Cmod A7 de Digilent

4.5 COSIMULATION LOGICIELLE/MATÉRIELLE DES ALGORITHMES DE SUIVI DU MPPT EN UTILISANT LA CARTE NEXYS-4

La cosimulation logicielle/matérielle est une technique moderne largement utilisée de nos jours. Elle permet de tester des applications avec les mêmes conditions que si elles sont réellement implémentées sur un circuit FPGA physique avec le même nombre de bits des variables et des opérateurs. Pour réaliser cette cosimulation, l'ordinateur personnel (PC) et la carte de développement sont connectés via un câble ou des connecteurs de communications appropriés. Le support de la carte de développement permet deux types d'interfaces physiques pour communiquer avec la cible de cosimulation : JTAG et Ethernet.

Dans ce travail, nous avons paramétré la boîte de dialogue du module de *System Generator* en sélectionnant la carte cible (Nexys-4), le type de compilation matérielle, le choix de l'interface de communication (JTAG), et d'autres paramètres spécifiques à la cosimulation matérielle. Les paramètres de la boîte de dialogue du module de System Generator sont présentés à la figure 4.8.

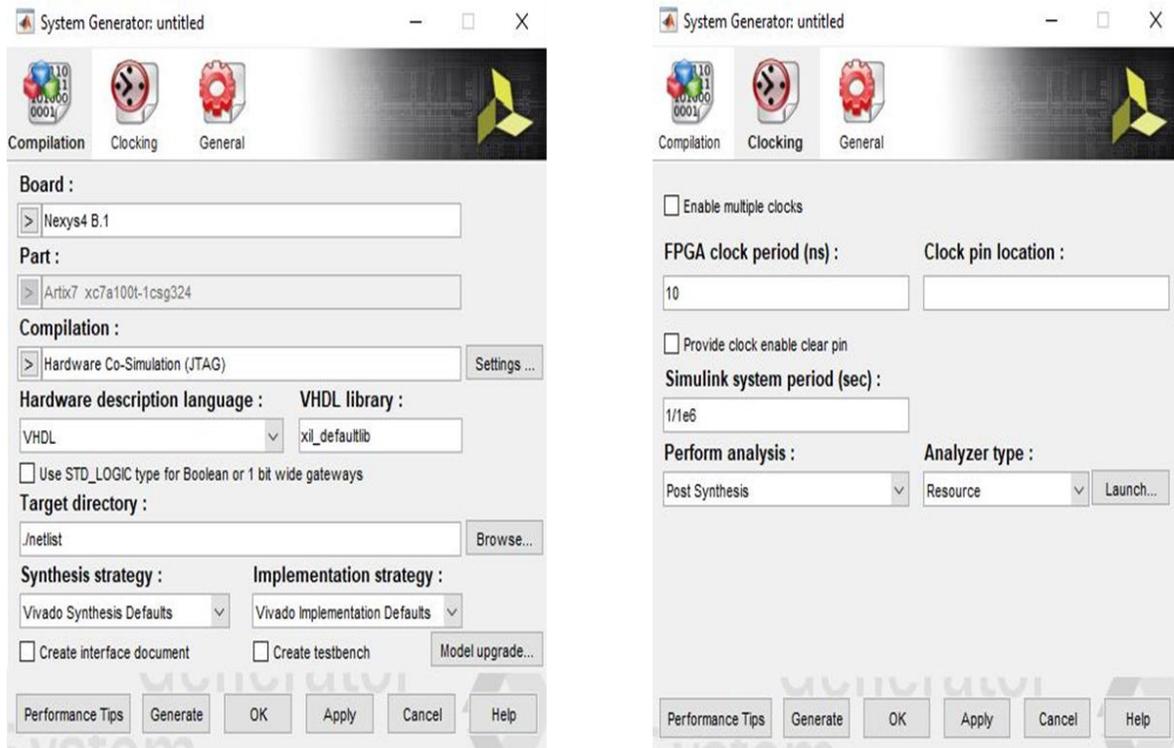


Figure 4.8 : Paramètres du module de System Generator

Lors de la mise en œuvre de la conception sur le circuit FPGA, les cibles de compilation et de la cosimulation matérielle créent automatiquement un fichier de configuration *bitstream* en fonction de l'interface de communication sélectionnée (JTAG) et l'associe à un bloc de cosimulation. Le bloc de cosimulation créé remplace l'architecture du contrôleur conçu avec les blocs XSG et est prêt à être chargé sur le circuit FPGA. Le bloc présente les mêmes entrées et sorties que l'architecture du modèle développé sous XSG.

La figure 4.9 représente l'architecture du système photovoltaïque en association avec la commande MPPT basée sur la méthode de Perturbation et Observation (P&O). Il est à noter que les deux panneaux solaires photovoltaïques utilisés pour alimenter les deux systèmes sont distincts. Chaque système est alimenté par un panneau photovoltaïque afin de garantir le bon fonctionnement prévu de ces deux systèmes. En utilisant un seul panneau photovoltaïque pour alimenter les deux systèmes, la tension de sortie du panneau photovoltaïque resterait la même, mais le courant serait divisé en deux (connexion parallèle).

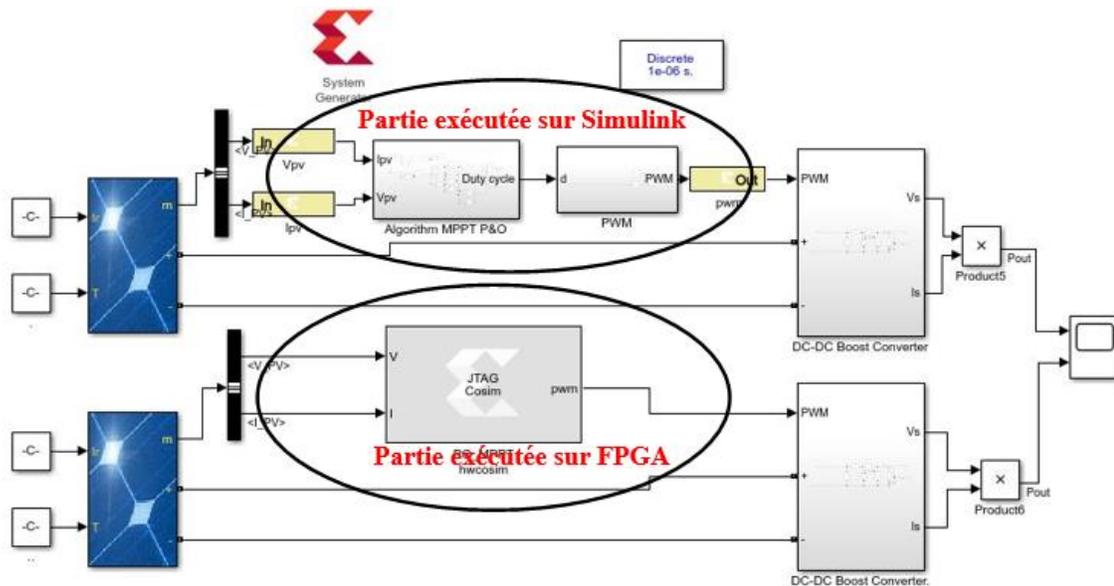


Figure 4.9 : Architecture de cosimulation du système PV avec le contrôleur P&O-MPPT

L'architecture du système photovoltaïque en association avec la commande MPPT basée sur les réseaux de neurones avec le bloc de cosimulation de la commande MPPT est présentée à la figure 4.10.

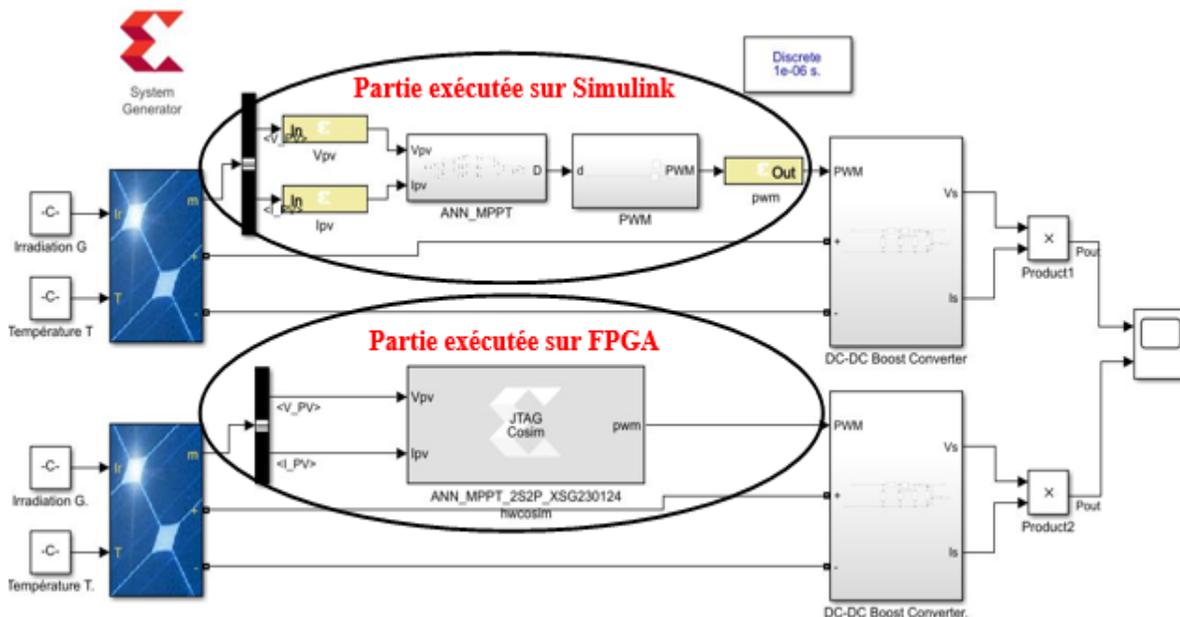


Figure 4.10 : Architecture de cosimulation du système PV avec le contrôleur MLP-MPPT

La figure 4.11 représente l'architecture du système photovoltaïque en association avec la commande MPPT à base de la logique floue avec le bloc de cosimulation de la commande MPPT.

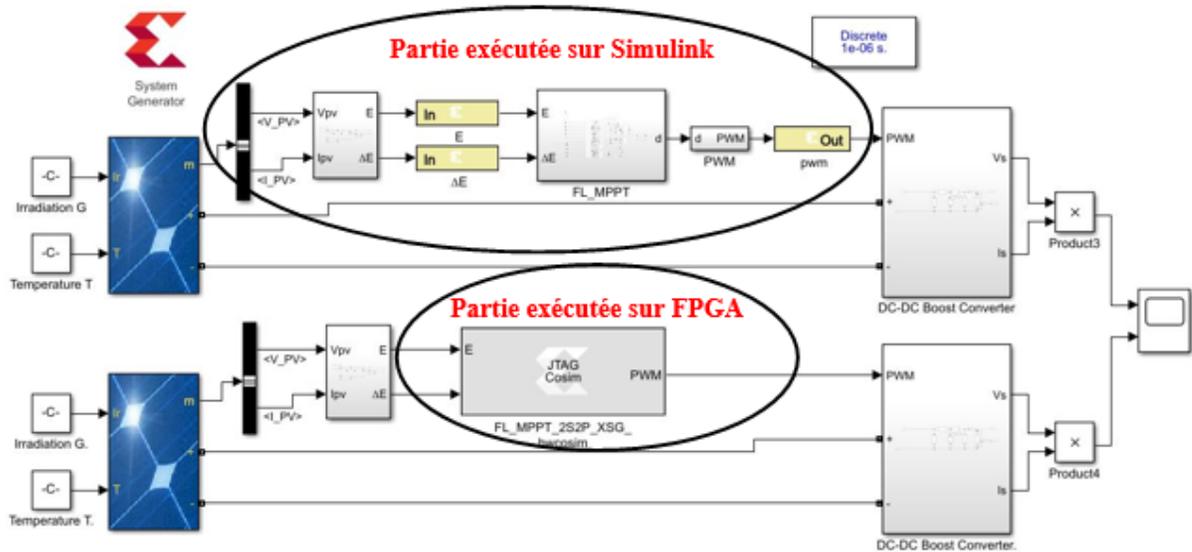


Figure 4.11 : Architecture de cosimulation du système PV avec le contrôleur FL-MPPT

Le tableau 4.4 résume les différentes ressources utilisées pour l'implémentation des contrôleurs de suivi du MPPT avec la carte de développement Nexys-4.

Tableau 4.4 : Utilisation des ressources du circuit FPGA Nexys-4

Ressources	Disponibilité	Utilisation		
		P&O	MLP	FL
Flip-Flops (Registres)	126800	72 (0.05 %)	1242 (0.97%)	2818 (2.2 %)
LUTs	63400	192 (0.3%)	1047 (1.65%)	6847 (10.79%)
BRAMs	135	2 (1.48%)	2 (1.48%)	2 (1.48%)
DSPs	240	3 (1.25%)	35 (14.58%)	17 (7.08%)

Les contrôleurs P&O-MPPT, MLP-MPPT et FL-MPPT utilisent des nombres modérés de registres (soit une utilisation de 0.05 % pour le P&O-MPPT, 0.97% pour le MLP-MPPT et 2.2 % pour le FL-MPPT) et de LUTs (soit 0.3 % pour le P&O-MPPT, 1.65% pour le MLP-MPPT et 10.79 % pour le FL-MPPT). Le nombre relativement faible de Flip-Flops

et de LUTs au niveau du contrôleur P&O reflète sa simplicité. Au niveau du contrôleur MLP-MPPT, l'augmentation significative du nombre de flip-flops et LUTs reflète le nombre accru de calcul dans les différentes couches du réseau de neurones. Le contrôleur FL-MPPT montre une forte consommation de LUTs et de Flips-Flops dû à l'implémentation des fonctions d'appartenances et des règles floues. L'utilisation des DSP indique les opérations arithmétiques, notamment la multiplication. Nous notons une utilisation de 1.25% pour le contrôleur P&O-MPPT, 14.58% pour le MLP-MPPT et 7.08% pour le FL-MPPT. Deux blocs RAM (soit une utilisation de 1.48%) sont utilisés dans chaque contrôleur pour stocker les valeurs de la tension et du courant ou toutes autres informations complémentaires. La figure 4.12 montre une photo de la cosimulation avec la carte de développement Nexys4.

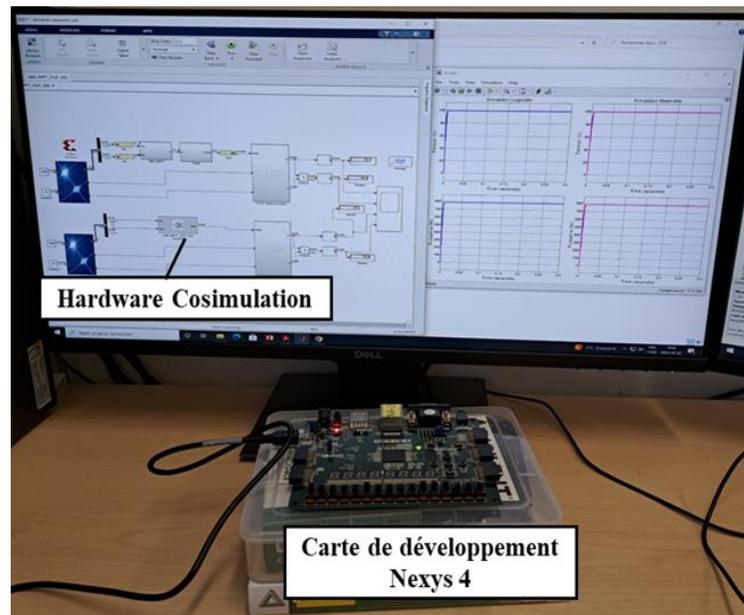


Figure 4.12 : Cosimulation matérielle/logicielle avec la carte Nexys-4 de Digilent

4.6 RÉSULTATS DE COSIMULATION DANS LES CONDITIONS DE FONCTIONNEMENT STANDARD

Les tests dans les conditions de fonctionnement standard offrent un environnement stable où l'irradiation solaire G est à $1000\text{W}/\text{m}^2$ à une température T de 25°C . Les courbes de la figure 4.13 illustrent les signaux de tension et de puissance obtenues à la sortie du convertisseur DC-DC avec la technique de perturbation et observation (P&O-MPPT). Les

graphiques en bleu représentent les résultats de la simulation logicielle et en rose ceux de la simulation matérielle. Cette technique de perturbation et observation (P&O) est bien connue pour son efficacité à suivre le point de puissance maximale (MPP) dans des conditions stables, cependant le contrôleur peut toutefois osciller autour du MPP, ce qui entraîne des pertes de puissance.

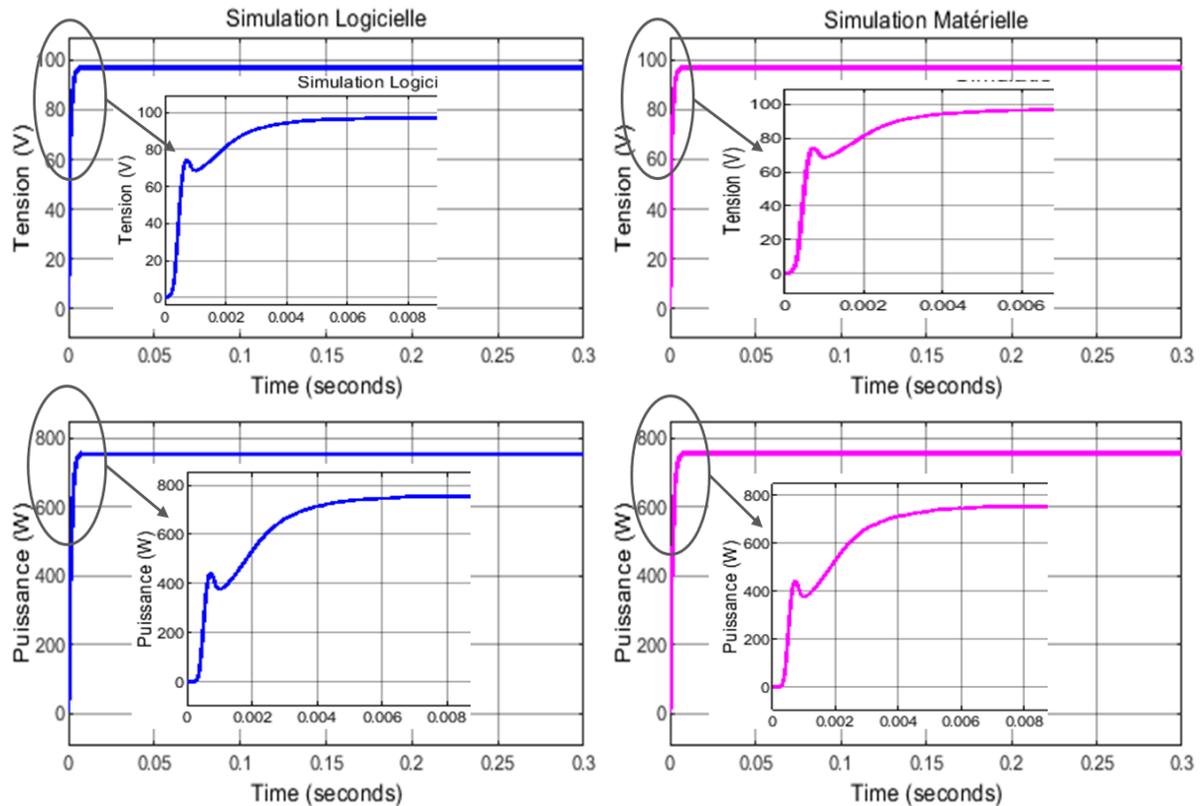


Figure 4.13 : Résultats de cosimulation avec le contrôleur P&O-MPPT dans les conditions de fonctionnement standard

D'après les résultats, la tension (graphique en haut) atteint une valeur de 97.02 V, indiquant que le contrôleur MPPT P&O a ajusté la tension pour maximiser la puissance. Nous avons observé une légère oscillation au début qui par la suite s'est stabilisée. Au niveau de la puissance (graphique en bas), elle converge également pour atteindre une valeur de 753.8 W, qui est un peu éloignée de 800 W. Cet écart pourrait être dû aux problèmes d'oscillations que l'on rencontre avec la technique P&O entraînant des pertes de puissance. Des oscillations ont également été observées au début, mais elles se sont stabilisées, avant que le contrôleur

n'atteint le point de puissance maximale (MPP). Les résultats montrent que le contrôleur MPPT P&O fonctionne dans les deux environnements (logicielle et matérielle).

Les courbes de la figure 4.14 illustrent les signaux de tension et de puissance reçus à la sortie du convertisseur DC-DC avec le contrôleur à base d'un réseau de neurones (MLP-MPPT).

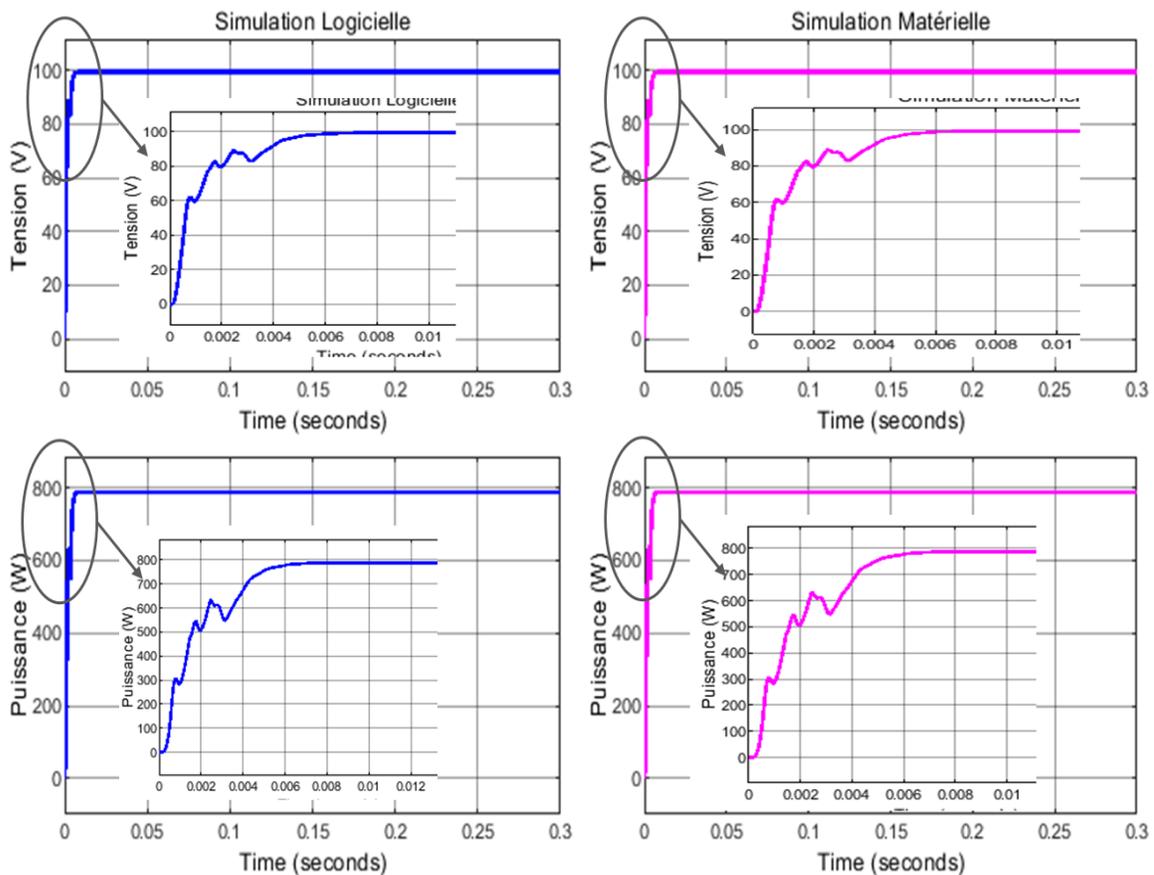


Figure 4.14 : Résultats de cosimulation avec le contrôleur MLP-MPPT dans les conditions de fonctionnement standard

La cosimulation (logicielle/matérielle) montre une évolution de la tension avec des oscillations qui sont par la suite stabilisées rapidement, avec une convergence à une valeur de 99.18 V. Le zoom placé au milieu dans les deux cas montre que la tension augmente au début, avec une transition rapide en quelques millisecondes pour atteindre la valeur maximale. Cela indique une bonne correspondance entre la simulation logicielle et la

simulation matérielle. De la même manière, la puissance monte rapidement pour atteindre 787.6 W, une valeur proche de 800 W dans les deux simulations. Le zoom également montre les détails de la montée de puissance, où l'on peut voir des oscillations dans la courbe au début de la montée qui se stabilisent par la suite.

La simulation a été faite sous les mêmes conditions standards avec le contrôleur à base de la logique floue (FL-MPPT) et les résultats obtenus sont illustrés sur la figure 4.15.

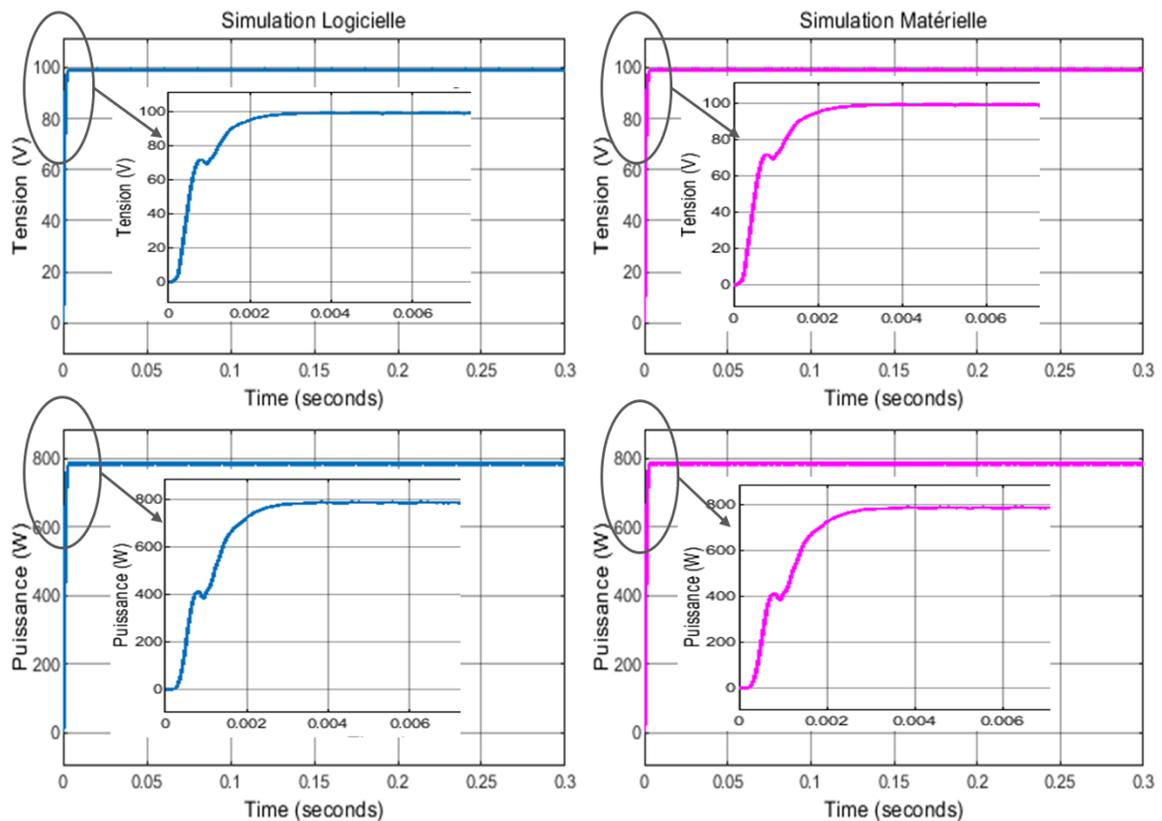


Figure 4.15 : Résultats de cosimulation le contrôleur FL-MPPT dans les conditions de fonctionnement standard

La courbe de tension indique l'augmentation rapide de cette dernière pour atteindre sa valeur maximale. Cela démontre une convergence rapide du contrôleur à logique floue vers le point de puissance maximale (MPPT). Cette convergence rapide est également observée au niveau de la puissance où nous notons une montée progressive qui s'est vite stabilisée. Les deux simulations (logicielle et matérielle) montrent clairement la similarité en

termes de valeur maximale de la tension, de la puissance et du temps de réponse. La puissance obtenue dans les deux cas est de 785.2 W avec une tension de 99.13 V.

Les résultats obtenus avec les trois techniques dans les conditions de fonctionnement standard montrent que les contrôleurs arrivent à suivre le point de puissance maximale possible. Les résultats de l'implémentation matérielle correspondent parfaitement aux résultats de l'implémentation logicielle; ce qui démontre la réussite de la programmation des algorithmes des contrôleurs MPPT sur des circuits FPGA.

4.7 RÉSULTATS DE COSIMULATION SOUS DES CONDITIONS VARIABLES DE L'IRRADIATION SOLAIRE

La performance d'un algorithme MPPT se situe dans sa capacité de suivre le point de fonctionnement maximal, mais également sa robustesse dans le cas de perturbation des conditions météorologiques. Pour tester l'efficacité de nos commandes MPPT dans les conditions de variation climatiques, nous avons effectué une série de variation de l'irradiation solaire à laquelle est soumis le générateur photovoltaïque.

Dans cette simulation, une variation du profil de l'irradiation solaire G est répartie sur des intervalles de 0.2 seconde. Nous avons appliqué successivement les valeurs d'irradiation de 800, 900, 1000 et 750 W/m^2 à une température ambiante fixe de 25°C. La figure 4.16 illustre la variation de l'irradiation solaire.

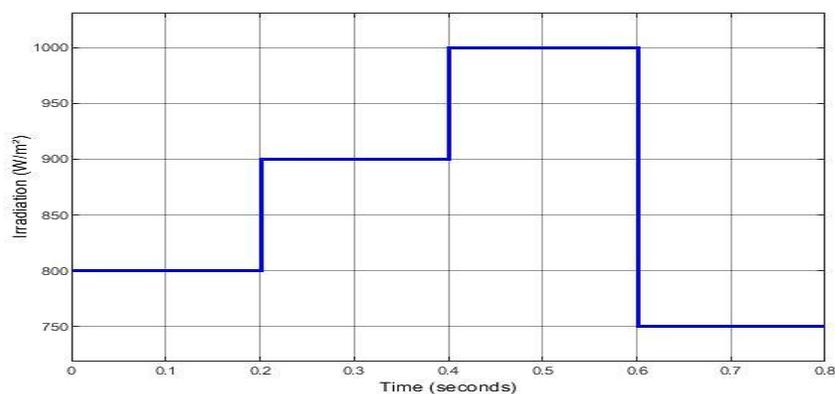


Figure 4.16 : Profil de variation de l'irradiation solaire

La figure 4.17 montre les résultats de la puissance de sortie et de la tension de sortie obtenues en utilisant la technique de perturbation et observation face aux conditions changeantes de l'irradiation solaire à une température constante.

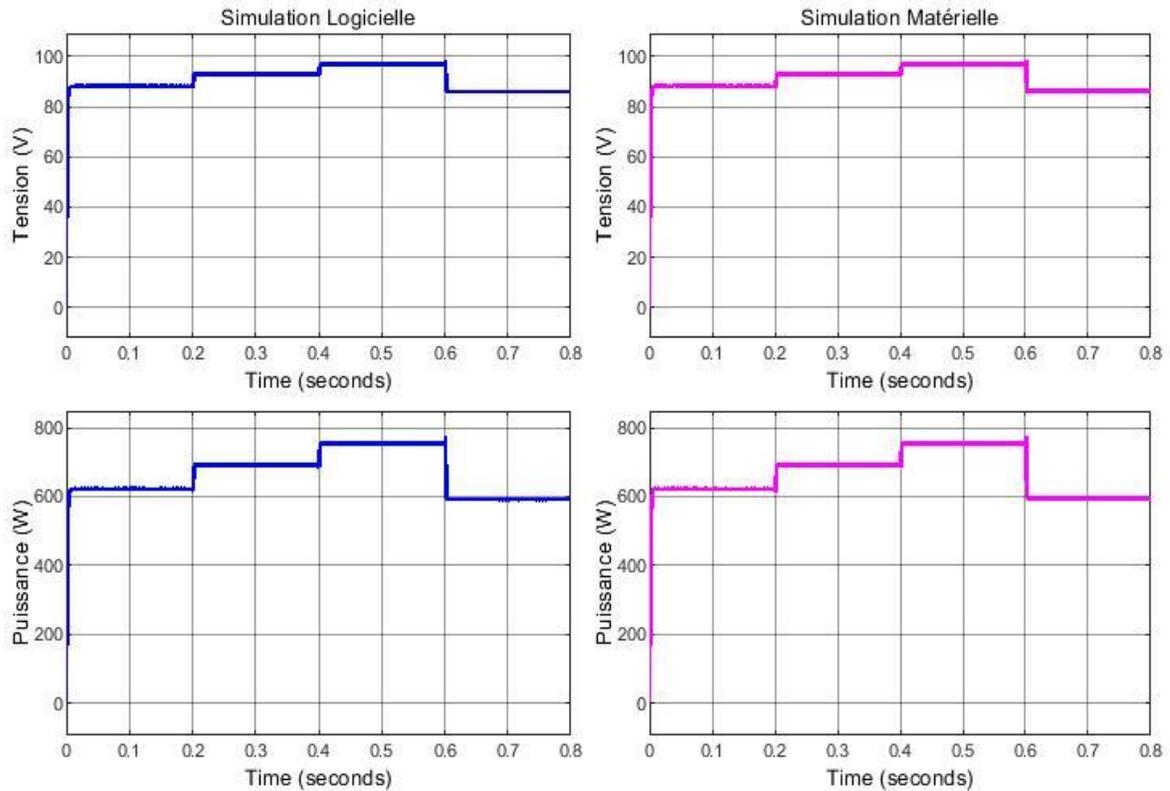


Figure 4.17 : Résultats de cosimulation avec la technique P&O-MPPT à une température de 25°C avec l'irradiation variable

Les résultats de la cosimulation du contrôleur P&O-MPPT dans les conditions de variation de l'irradiation solaire G à la température fixe montrent que le contrôleur P&O-MPPT converge vers le point de puissance maximale possible avec des oscillations entraînant des pertes de puissance lorsque le niveau d'irradiation change. Des oscillations sont observées lors des changements de niveau de l'irradiation, mais qui par la suite se stabilisent rapidement pour converger vers le point de puissance maximale correspondant. Dans les deux cas de simulations, les résultats sont les mêmes, ce qui justifie la réussite de l'implémentation matérielle.

Les résultats de cosimulation obtenus avec la méthode des réseaux de neurones dans ces mêmes conditions de changement de l'irradiation solaire G à une température constante sont représentés sur la figure 4.18.

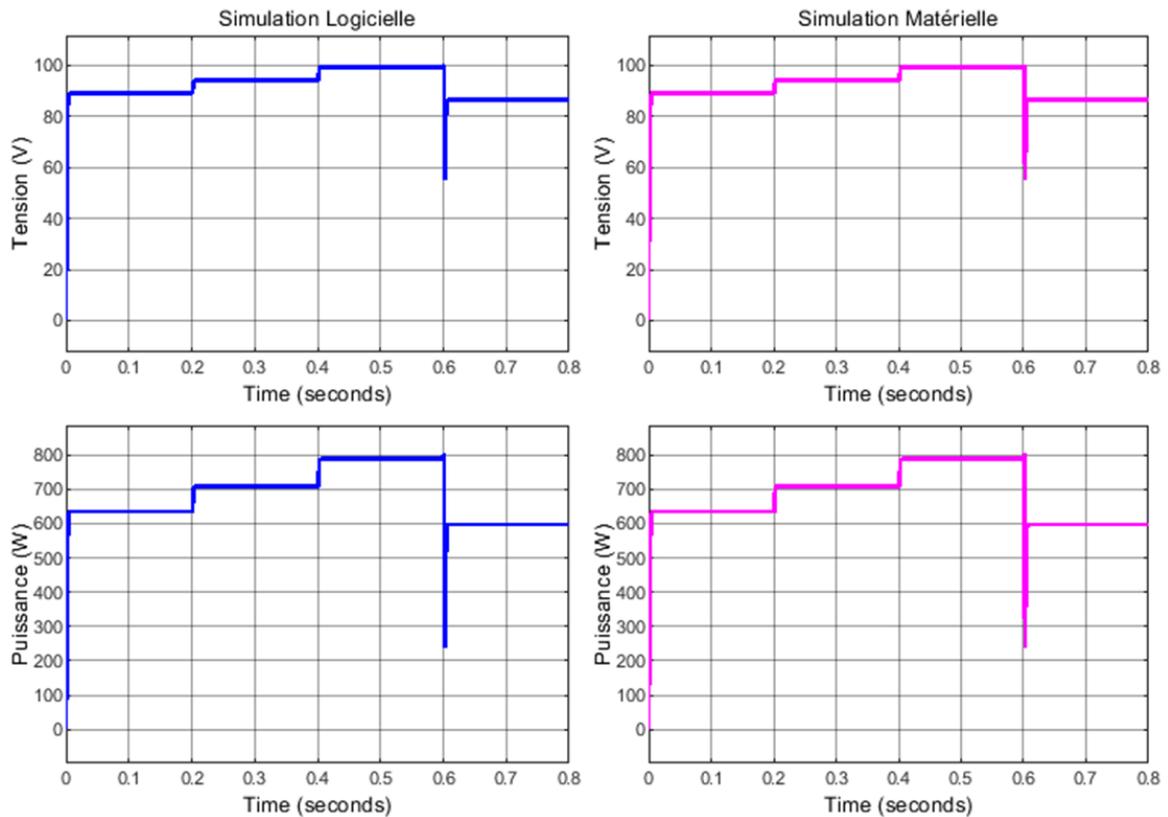


Figure 4.18 : Résultats de cosimulation avec la technique MLP-MPPT à une température de 25°C avec l'irradiation variable

Les résultats de cosimulation obtenus avec la technique MLP-MPPT démontrent les performances de cette technique à suivre le point de puissance maximale dans les conditions de variation de l'irradiation solaire G tant dans la simulation logicielle que matérielle. Dans les deux cas de simulation, nous notons que le contrôleur MLP-MPPT perd le point de puissance maximale au moment où l'irradiation solaire G change brusquement en s'écartant de la valeur optimale de la tension et de la puissance de sortie; mais dès que l'irradiation solaire G est stable, le contrôleur converge rapidement vers le point de puissance maximale correspondant.

Dans les mêmes conditions de variabilité de l'irradiation solaire, les résultats de simulation obtenus avec le contrôleur FL-MPPT sont représentés à la figure 4.19. Ils représentent également la tension de sortie et la puissance de sortie.

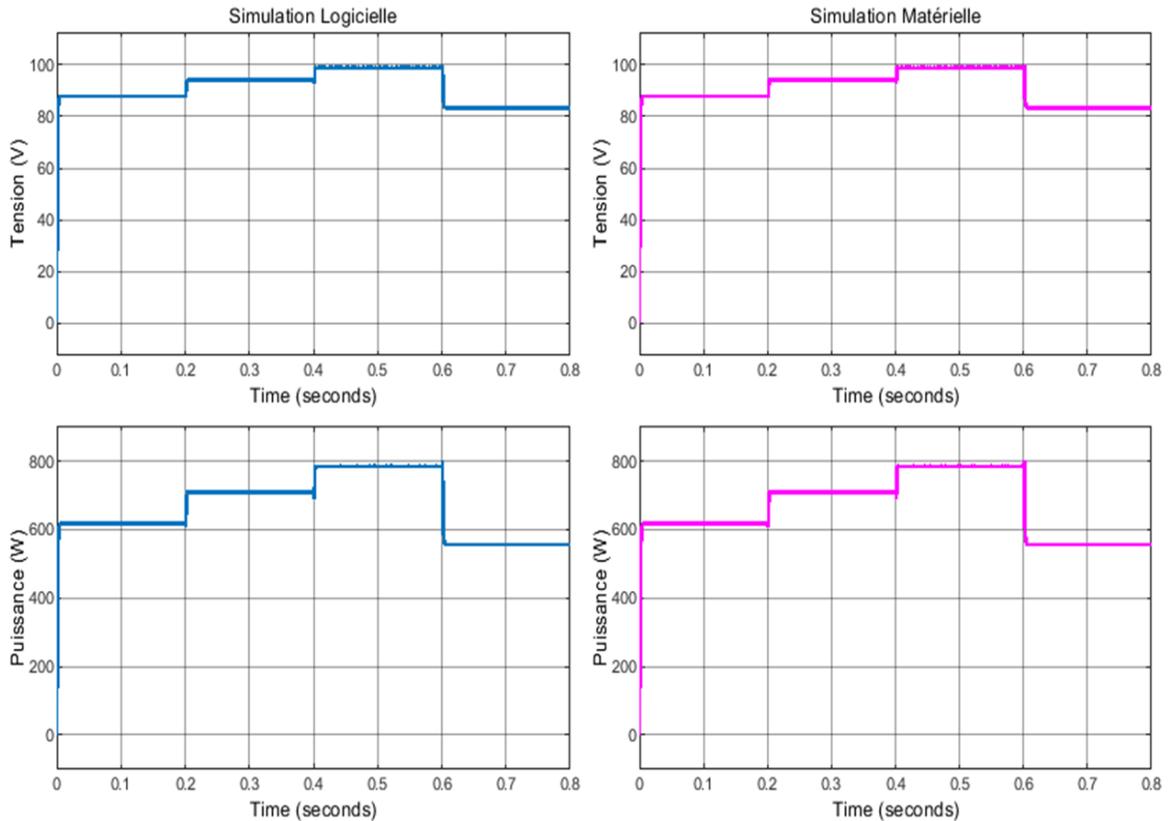


Figure 4.19 : Résultats de cosimulation avec la technique FL-MPPT à une température de 25°C avec l'irradiation variable

Pour cette phase de simulation, nous pouvons observer le changement rapide de la puissance et de la tension face aux changements de l'irradiation solaire G . Le contrôleur FL-MPPT converge toujours rapidement vers le point de puissance maximale en gardant toujours le contrôle face aux différents changements de l'irradiation solaire. Nous notons également une légère diminution de la puissance du contrôleur FL-MPPT lors de la dernière phase de variation de l'irradiation solaire G (de 1000 à 750 W/m²). Cela pourrait s'expliquer par les problèmes rencontrés au niveau du contrôleur FL-MPPT qui présente des dérives face aux conditions variables des conditions atmosphériques et sa mise en œuvre complexe (Kwan &

Wu, 2016; Zainuri et al., 2014). Cependant la technique FL-MPPT est l'un des contrôleurs les plus puissants pour un système PV en raison de sa vitesse de convergence élevée et de sa faible fluctuation autour du MPP. Dans les deux cas de simulation (logicielle et matérielle), nous avons les mêmes résultats en termes de valeur moyenne de la puissance, de la tension et du temps de réponse.

4.8 RÉSULTATS DE COSIMULATION SOUS DES CONDITIONS VARIABLES DE LA TEMPÉRATURE

Après la simulation avec des changements de niveau d'irradiation, nous allons passer maintenant à la simulation du même système PV sous un profil de température variable avec les valeurs successives suivantes $T=15^{\circ}\text{C}$, $T=25^{\circ}\text{C}$, $T=40^{\circ}\text{C}$ et $T=30^{\circ}\text{C}$ avec un ensoleillement fixe de 1000 W/m^2 . L'allure de la variation de la température est présentée sur la figure 4.20. La cosimulation logicielle/matérielle avec l'effet de variation de la température permettra également d'évaluer la robustesse et la performance de ces contrôleurs MPPT dans des conditions changeantes de la température.

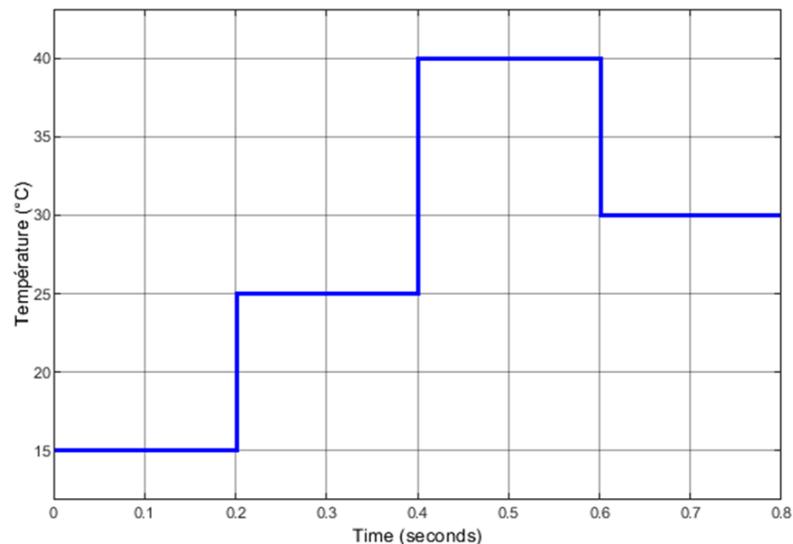


Figure 4.20 : Profil de variation de la température

Les figures 4.21 et 4.22 représentent les allures de la tension obtenue à la sortie du convertisseur DC-DC du système photovoltaïque et la puissance de sortie avec les techniques P&O-MPPT et MLP-MPPT.

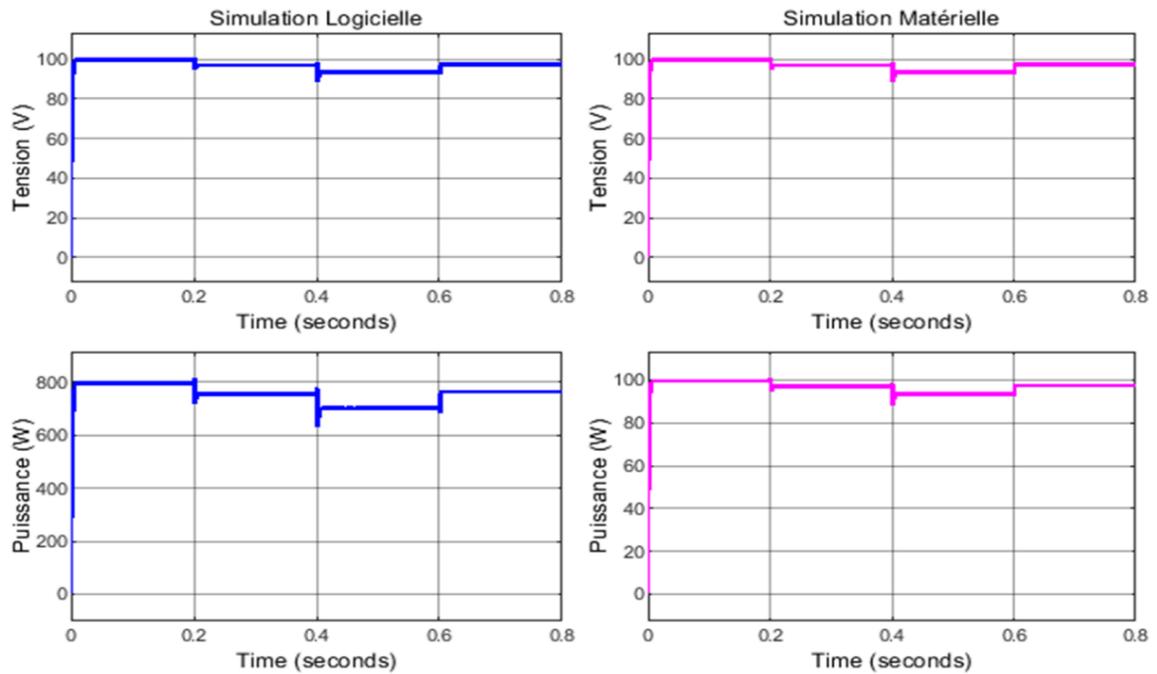


Figure 4.21 : Résultats de cosimulation avec la technique P&O-MPPT à une irradiation constante de 1000 W/m^2 avec des températures variables

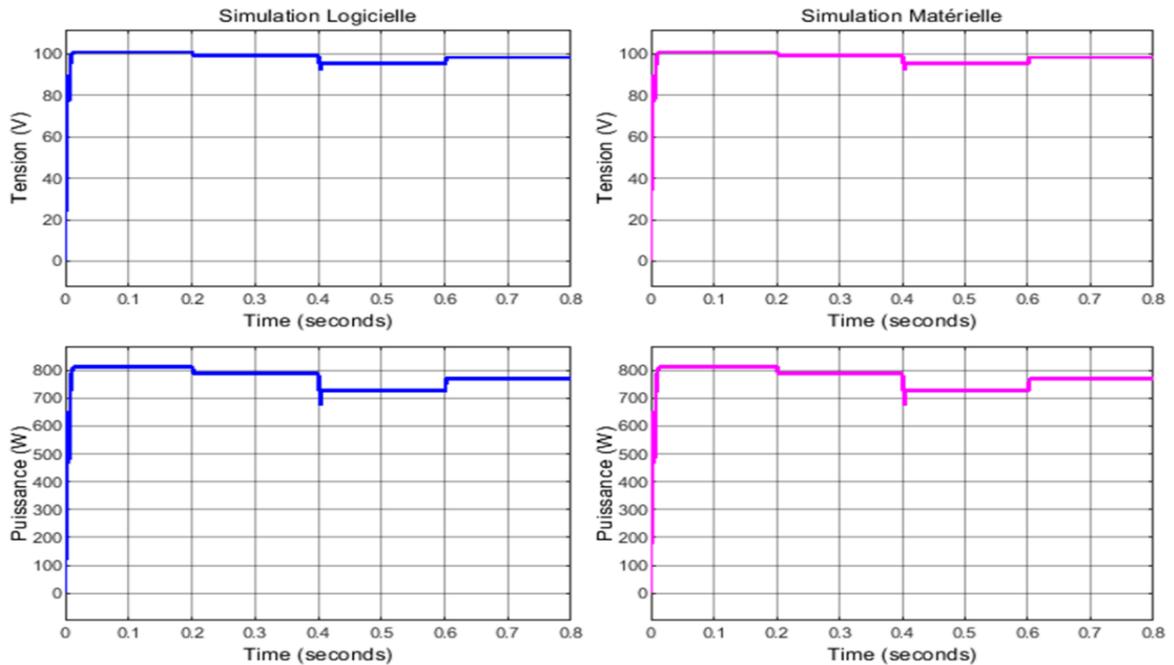


Figure 4.22 : Résultats de cosimulation avec la technique MLP-MPPT à une irradiation constante de 1000 W/m^2 avec des températures variables

Les résultats obtenus avec la technique basée sur la logique floue dans les mêmes conditions de températures variables sont présentés à la figure 4.23.

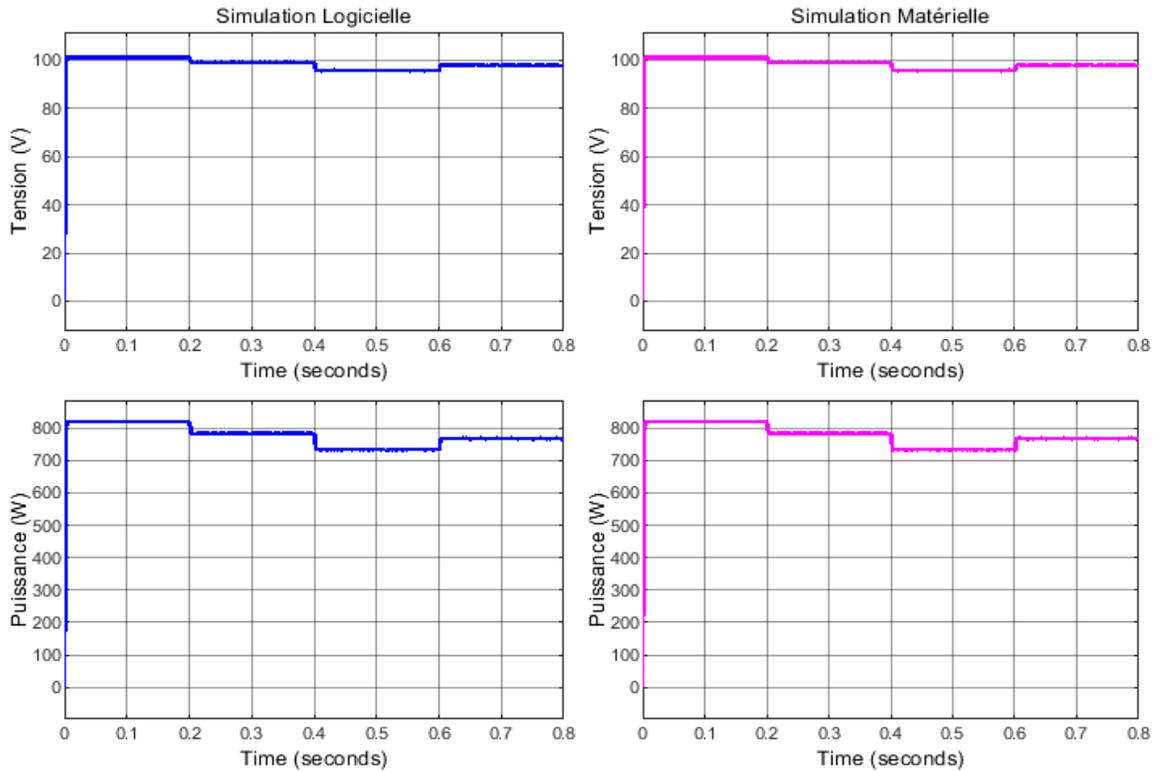


Figure 4.23 : Résultats de cosimulation avec la technique FL-MPPT à une irradiation constante de 1000 W/m^2 avec des températures variables

D'après les figures 4.21, 4.22 et 4.23, les contrôleurs MPPT suivent le point de puissance maximale (MPP), en premier temps ils poursuivent le MPP correspondant à la température de 15°C . Avec l'effet des nouvelles variations de la température, les contrôleurs ont toujours continué à poursuivre le MPP correspondant respectivement aux températures 25°C , 40°C et 30°C . Les variations de la tension et de la puissance observées sur les graphes sont cohérentes dans les deux simulations (logicielle et matérielle), ce qui explique le comportement des contrôleurs MPPT qui s'adaptent aux variations de température. Ces graphes de la tension et de la puissance montrent qu'ils sont relativement stables au fil du temps. Toutes les courbes (logicielle et matérielle) sont similaires, ce qui montre la réussite de l'implémentation matérielle sur le circuit FPGA.

Avec les différentes simulations effectuées, nous pouvons dire que l'effet du niveau d'irradiation solaire G impacte beaucoup la puissance produite par le générateur photovoltaïque que l'effet de température T .

4.9 COSIMULATION DANS LE CAS D'OMBRAJE

Dans cette partie, nous allons étudier l'effet d'ombrage sur notre système. L'ombrage peut avoir un impact significatif sur la production d'énergie des panneaux solaires, car il réduit la quantité de lumière solaire incidente. Pour arriver à cette fin, nous avons utilisé quatre fois le même module photovoltaïque *Kyocera Solar KC2000GT* présenté à la figure 4.1 pour former l'architecture série-parallèle. Les caractéristiques courant-tension ($I-V$) et puissance-tension ($P-V$) du module photovoltaïque *Kyocera Solar KC2000GT* dans les conditions normales de fonctionnement ($G= 1000\text{W/m}^2$ et $T = 25^\circ\text{C}$) sont présentées à la figure 4.24.

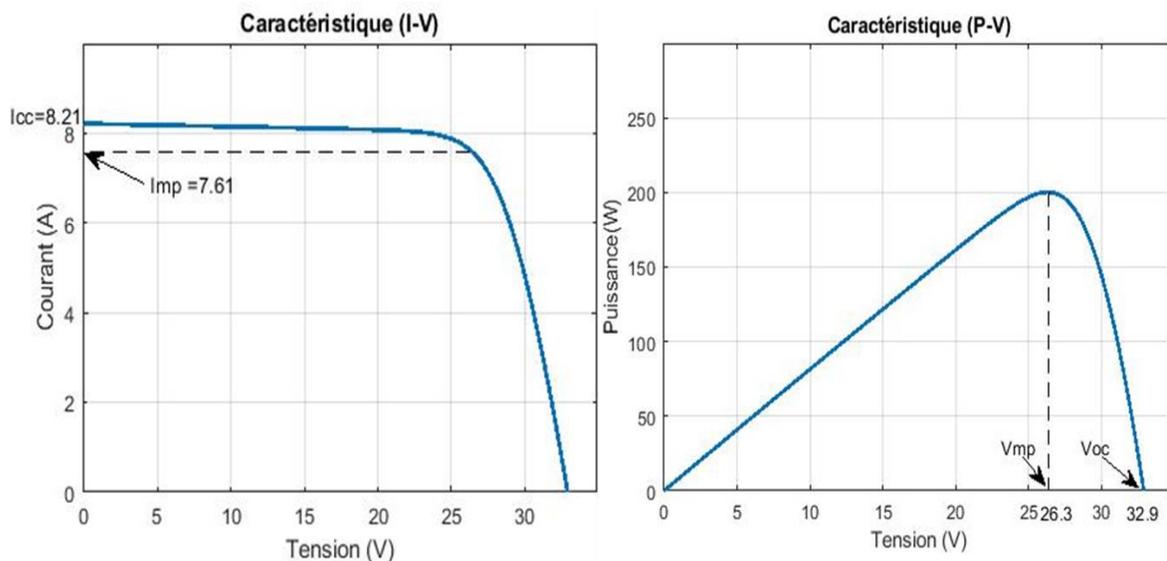


Figure 4.24 : Caractéristiques I-V et P-V du module photovoltaïque Kyocera Solar KC2000GT

Les 4 modules photovoltaïques sont disposés en série et en parallèle; chaque module PV est connecté à une diode de dérivation (*diode bypass*). Afin de mesurer la tension totale, un voltmètre a été placé aux bornes du générateur PV.

Le courant produit est également mesuré par un ampèremètre placé en série; ce qui nous permettra de calculer la puissance générée par le générateur photovoltaïque. L'architecture série-parallèle utilisée est représentée à la figure 4.25.

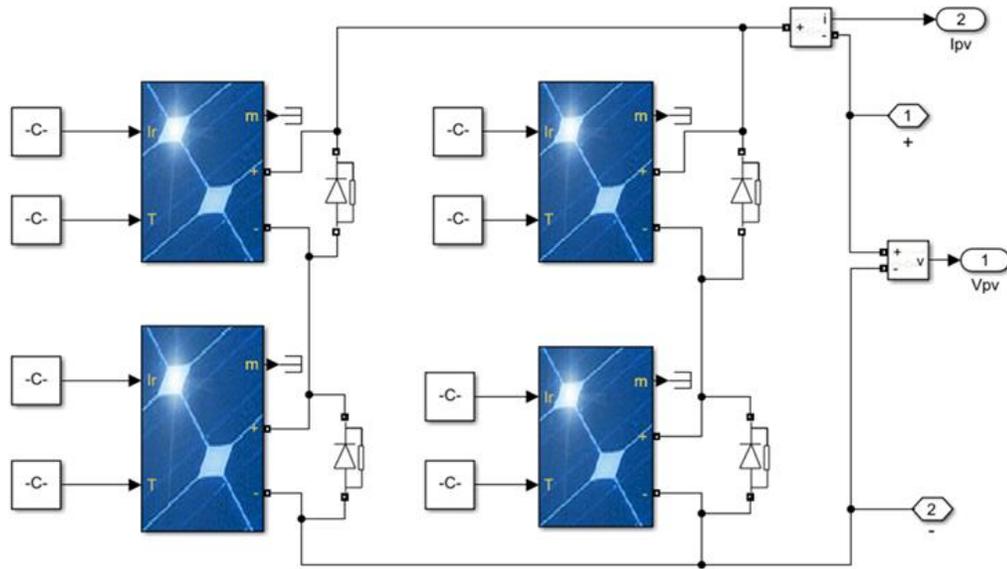


Figure 4.25 : Architecture série parallèle du générateur photovoltaïque

Avec cette architecture, nous avons simulé cinq scénarios de conditions d'ombrages à une température constante de 25°C.

- **Scénario 1 : Un seul module PV ombragé à 800 W/m² et les trois autres modules à 1000 W/m²**

L'allure de la caractéristique puissance-tension obtenue dans cette condition d'ombrage est représentée à la figure 4.26. Sur la caractéristique (P-V), nous observons deux points de puissance maximale (MPP). La puissance maximale que peut générer le générateur photovoltaïque correspond au point de puissance maximale le plus élevé sur la caractéristique puissance-tension et elle correspond à 736 W dans ce cas. Le contrôleur MPPT se chargera alors de trouver le MPP global dans cette condition d'ombrage.

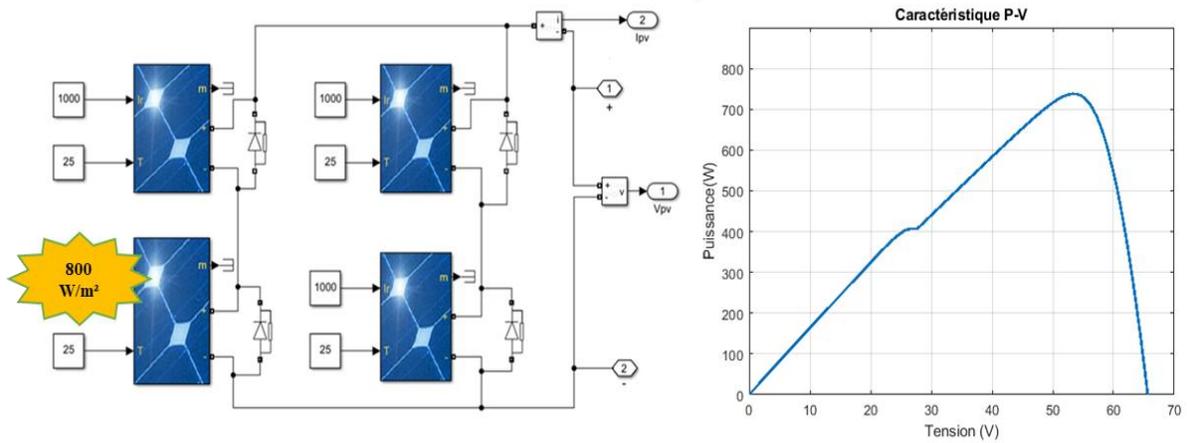


Figure 4.26 : Architecture et caractéristique P-V avec un module PV ombragé à 800 W/m^2 et les trois autres à 1000 W/m^2

Le résultat de cosimulation de la puissance obtenue avec le contrôleur P&O-MPPT dans cette condition d'ombrage est représenté à la figure 4.27.

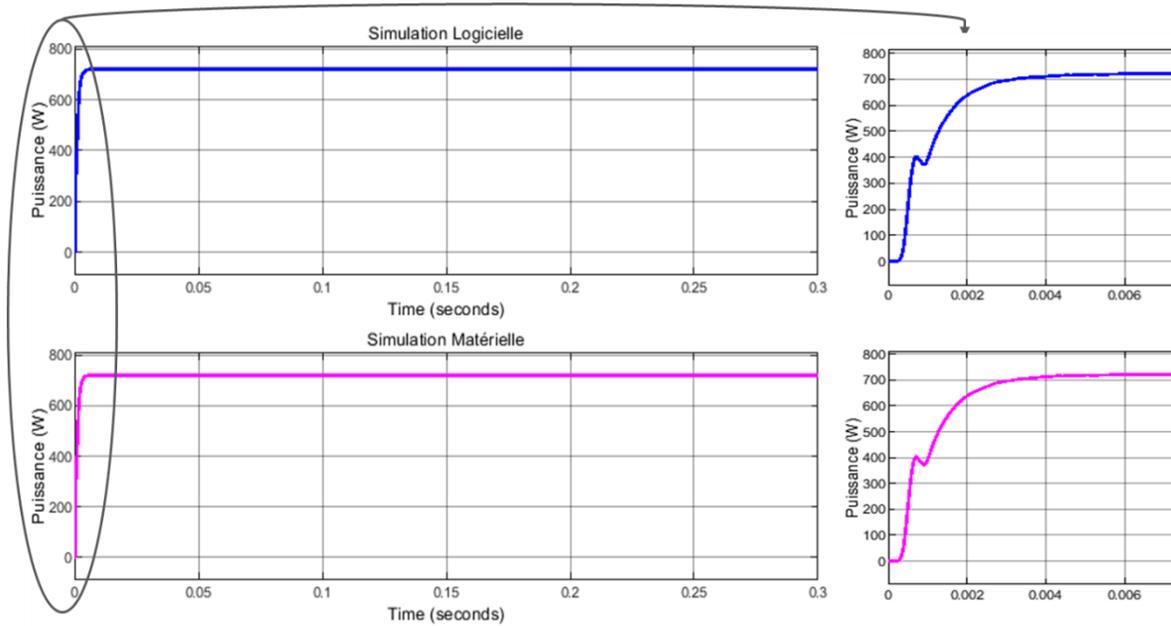


Figure 4.27 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur P&O-MPPT pour un module PV ombragé à 800 W/m^2 et les trois autres à 1000 W/m^2

Le résultat de cosimulation de la puissance sortie obtenue avec le contrôleur MLP-MPPT est présenté à la figure 4.28.

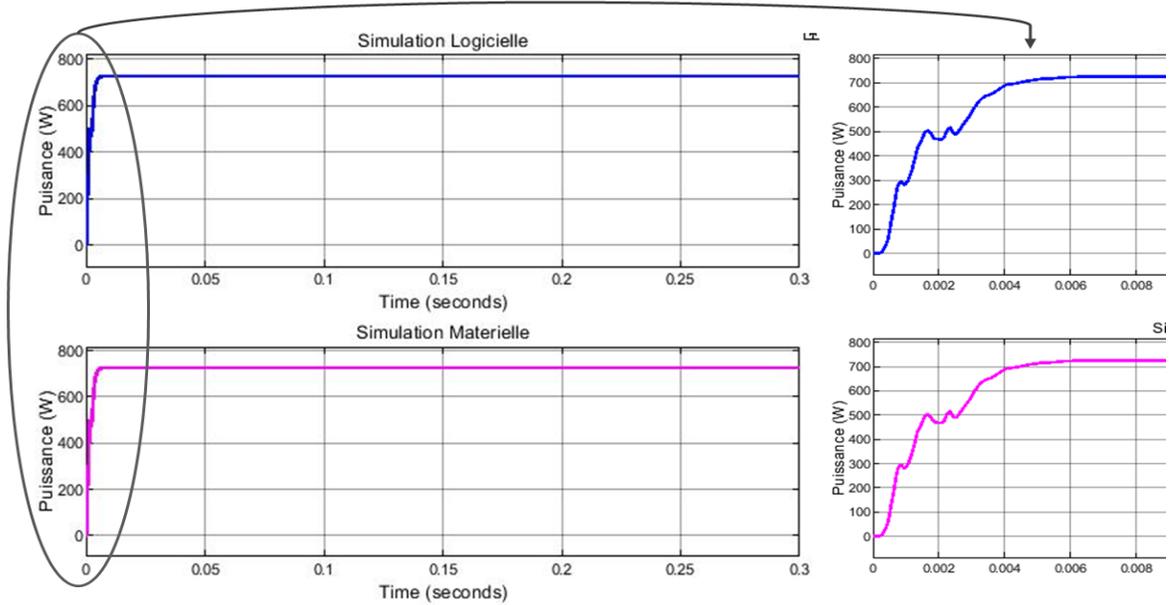


Figure 4.28 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur MLP-MPPT pour un module PV ombragé à 800 W/m^2 et les trois autres à 1000 W/m^2

L'allure de la puissance de sortie obtenue avec le contrôleur FL-MPPT est représentée sur la figure 4.29.

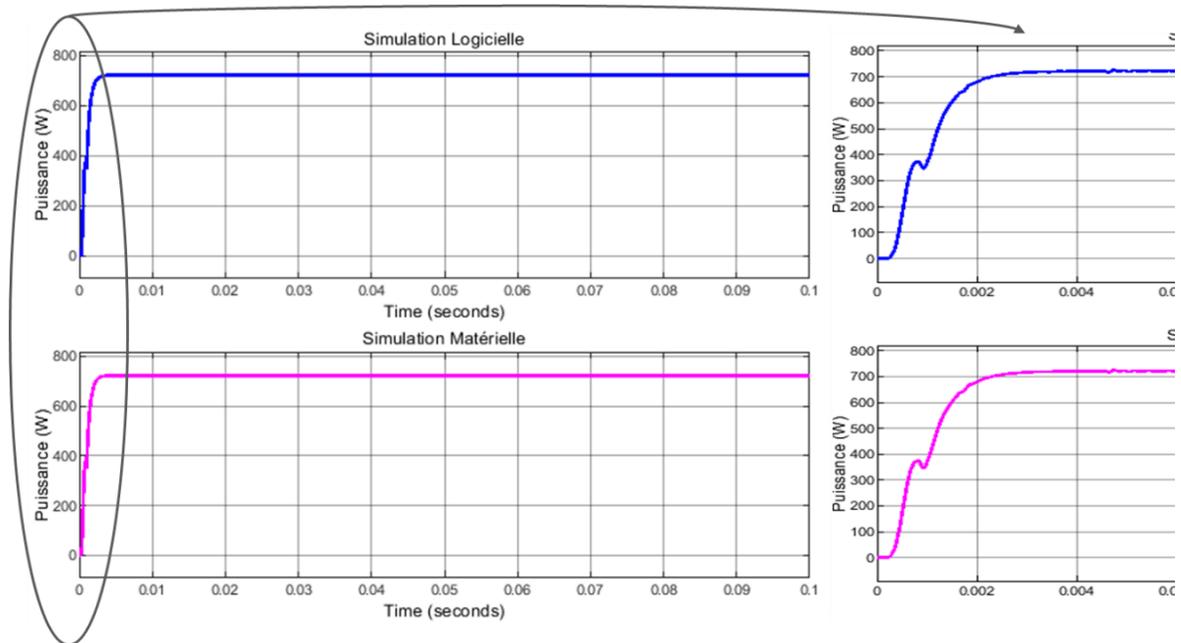


Figure 4.29 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur FL-MPPT pour un module PV ombragé à 800 W/m^2 et les trois autres à 1000 W/m^2

- **Scénario 2 : Deux (2) modules PV en série ombragés à 800 W/m² et les deux autres modules à 1000 W/m²**

La figure 4.30 présente l'architecture et la caractéristique (P-V) dans cette condition d'ombrage. Cette caractéristique P-V présente un seul point de puissance maximale (MPP).

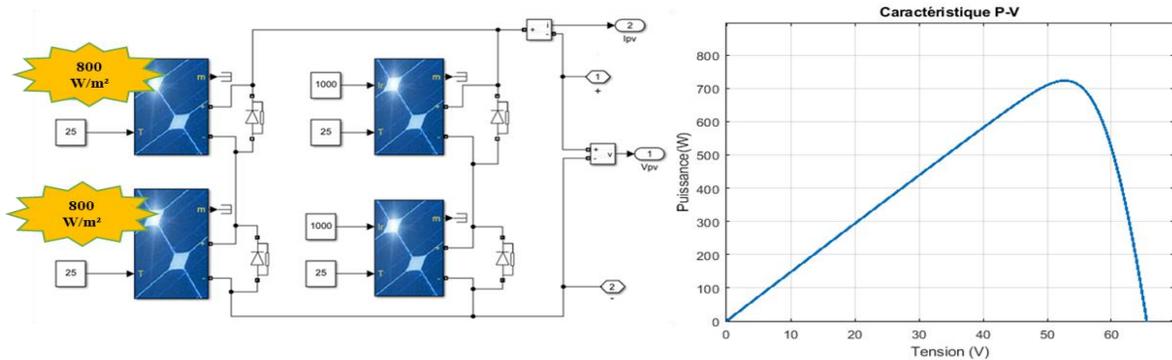


Figure 4.30 : Architecture et Caractéristique P-V de deux modules PV en série ombragés à 800 W/m² et les deux autres à 1000 W/m²

Les allures de la puissance obtenue en sortie avec les contrôleurs P&O-MPPT, MLP-MPPT et FL-MPPT sont respectivement représentées sur les figures 4.31, 4.32 et 4.33.

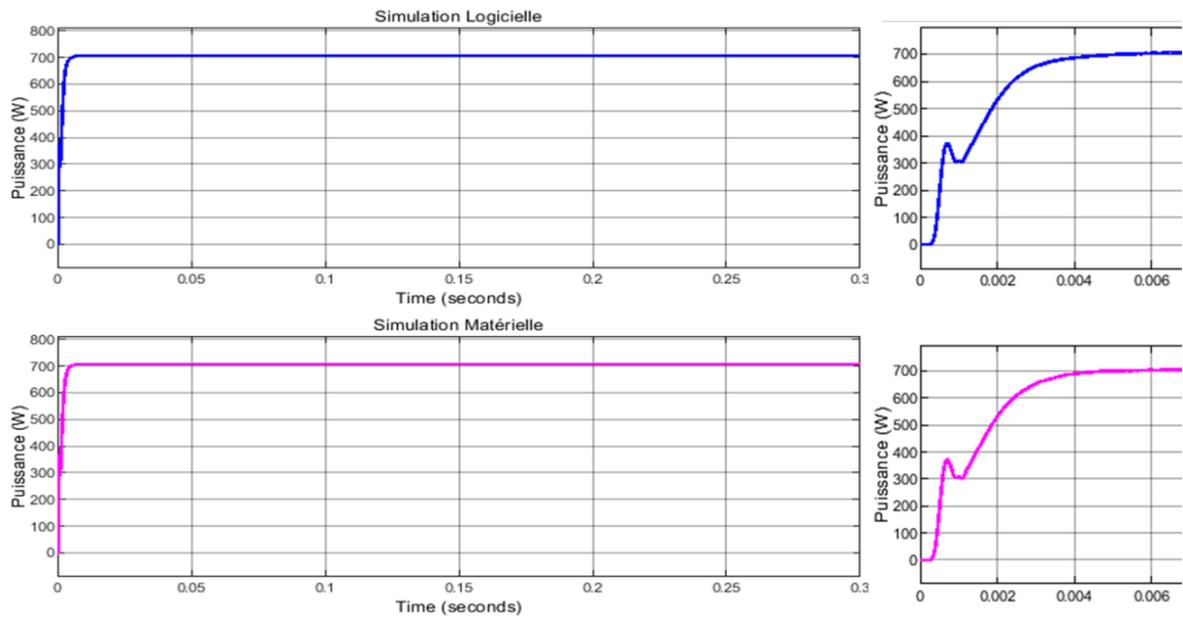


Figure 4.31 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur P&O-MPPT pour deux modules PV en série ombragés à 800 W/m² et les deux autres à 1000 W/m²

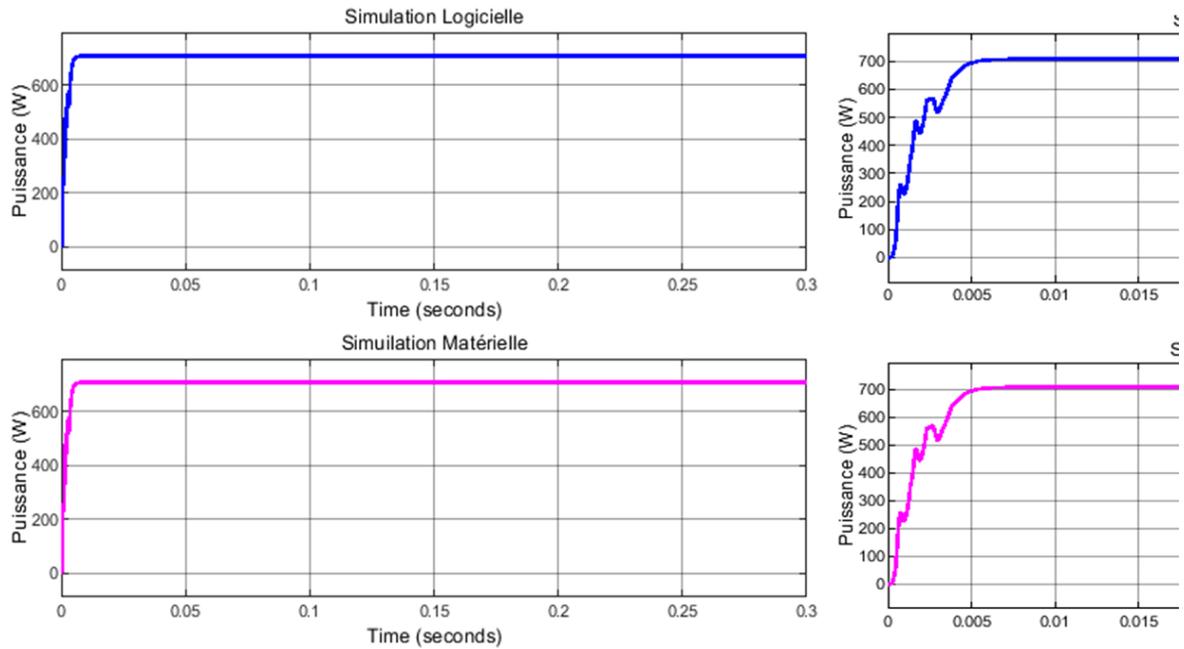


Figure 4.32 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur MLP-MPPT pour deux modules PV en série ombragés à 800 W/m^2 et les deux autres à 1000 W/m^2

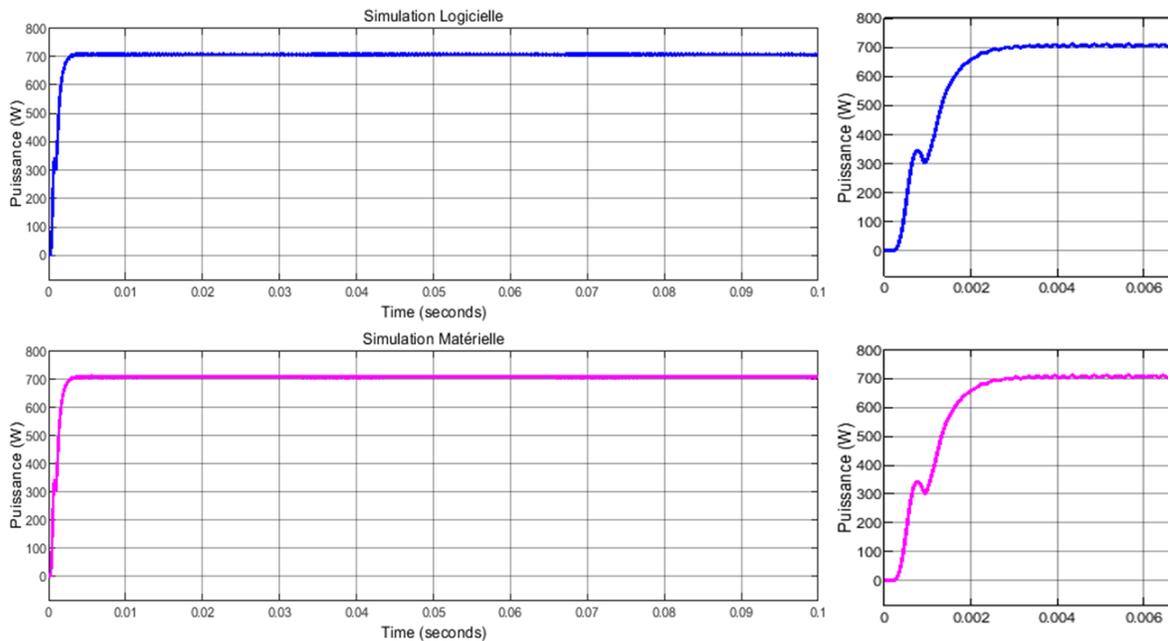


Figure 4.33 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur FL-MPPT pour deux modules PV en série ombragés à 800 W/m^2 et les deux autres à 1000 W/m^2

- **Scénario 3 : Deux (2) modules PV en parallèle ombragés à 800 W/m^2 et les deux autres modules à 1000 W/m^2**

Dans ce scénario d'ombrage, la Caractéristique P-V présente deux (2) points de puissance maximale (MPP). L'ensemble de l'architecture et de la caractéristique est représenté à la figure 4.34.

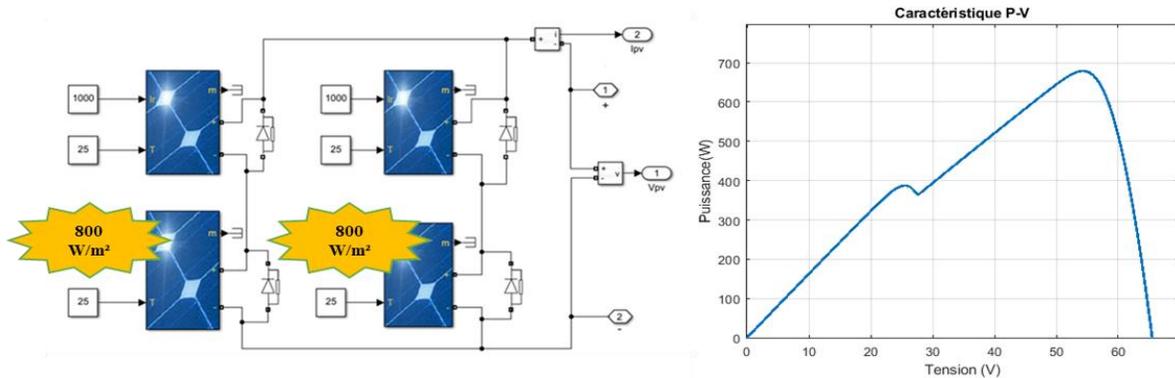


Figure 4.34 : Architecture et Caractéristique P-V de deux modules PV en parallèle ombragés à 800 W/m^2 et les deux autres à 1000 W/m^2

L'allure de la puissance obtenue avec le contrôleur P&O-MPPT est présentée sur la figure 4.35.

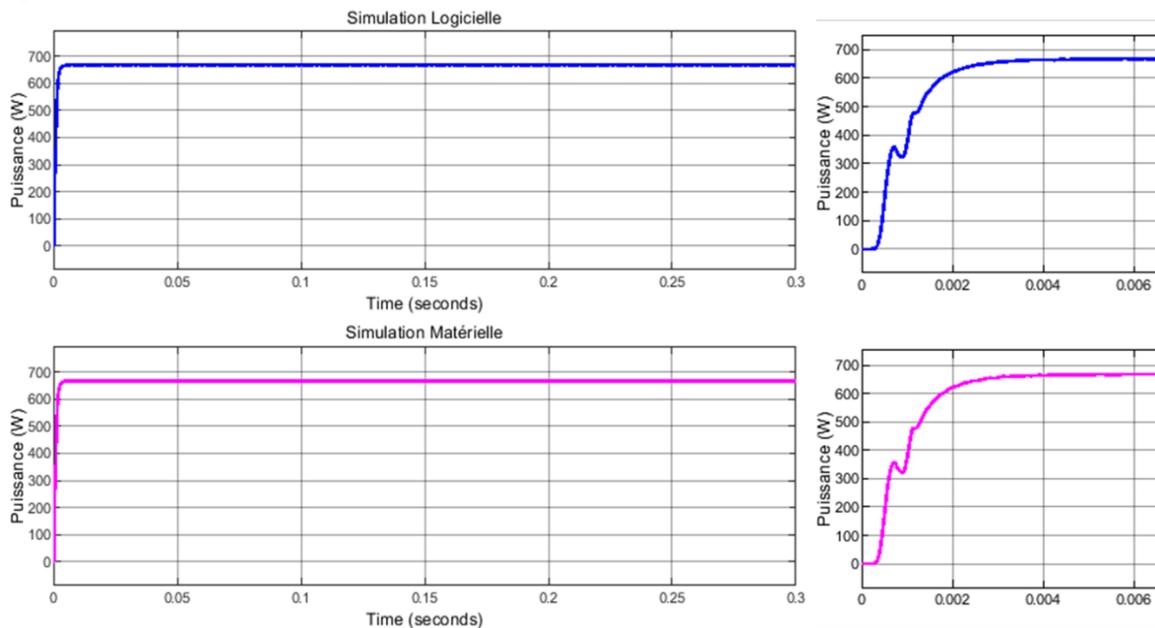


Figure 4.35 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur P&O-MPPT pour deux modules PV en parallèle ombragés à 800 W/m^2 et les deux autres à 1000 W/m^2

Les allures des différentes courbes de puissance obtenues avec les contrôleurs MLP-MPPT et FL-MPPT sont représentées sur les figures 4.36 et 4.37.

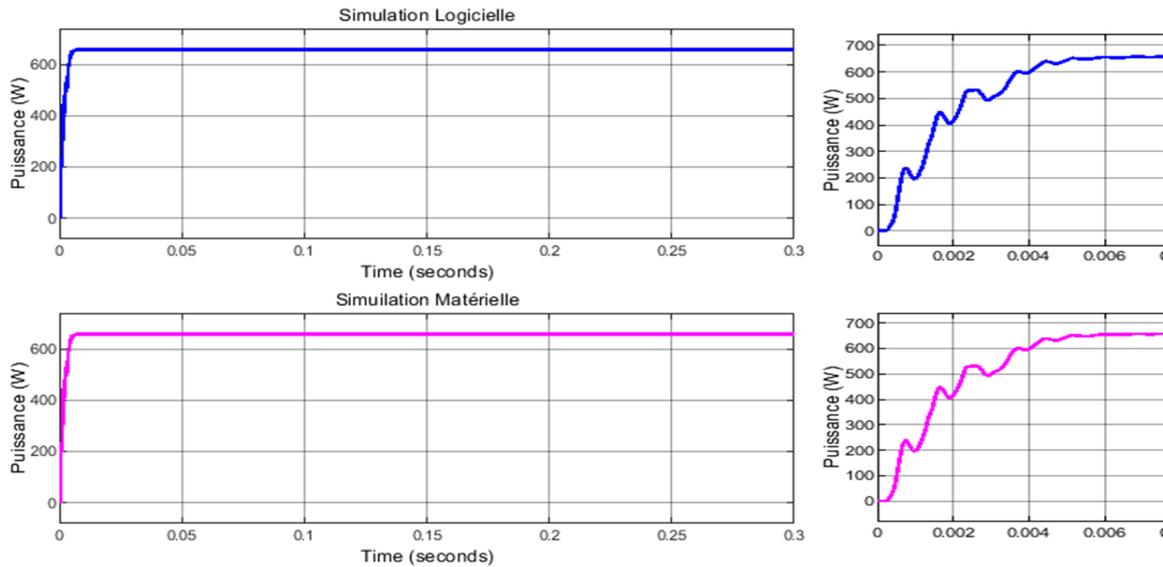


Figure 4.36 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur MLP-MPPT pour deux modules PV en parallèle ombragés à 800 W/m^2 et les deux autres à 1000 W/m^2

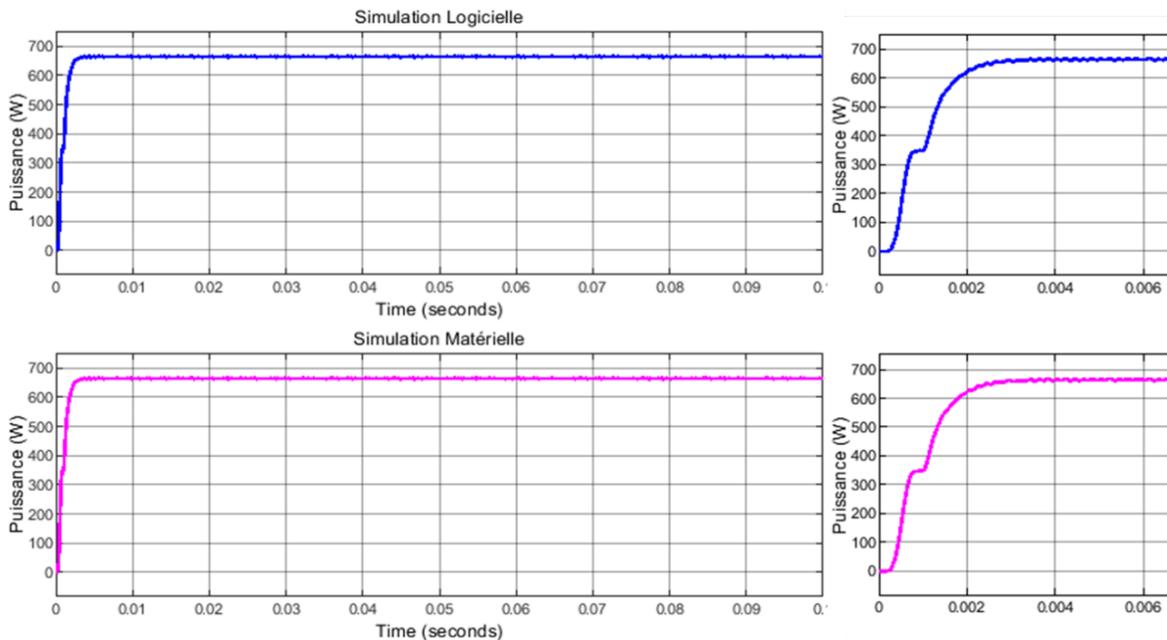


Figure 4.37 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur FL-MPPT pour deux modules PV en parallèle ombragés à 800 W/m^2 et les deux autres à 1000 W/m^2

- **Scénario 4 : Deux modules en série ombragés à 400 W/m² et 800 W/m² et les deux autres modules à 1000 W/m².**

La caractéristique puissance-tension représentée à la figure 4.38 présente également deux (2) points de puissance maximale.

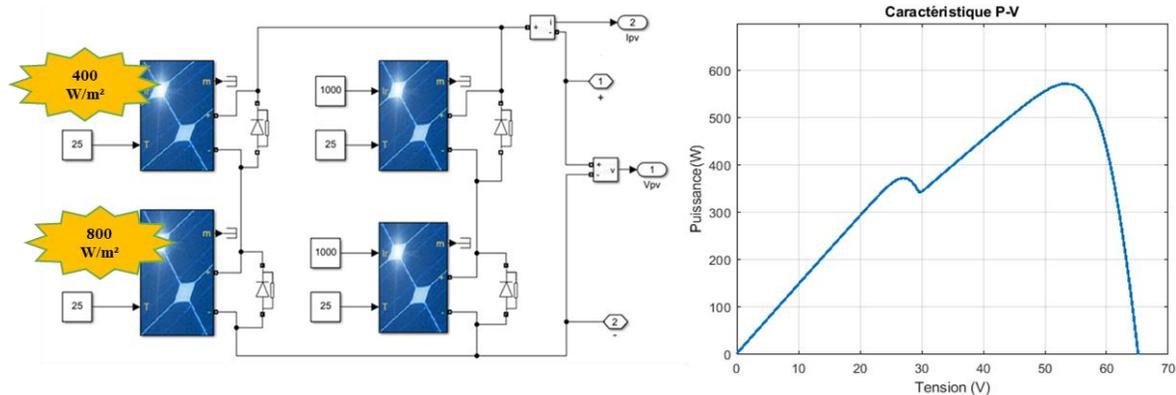


Figure 4.38 : Architecture et Caractéristique P-V deux modules PV en série ombragée à 400 W/m² et à 800 W/m² et les deux autres à 1000 W/m²

La figure 4.39 présente l'allure de la puissance de sortie obtenue avec le contrôleur P&O-MPPT.

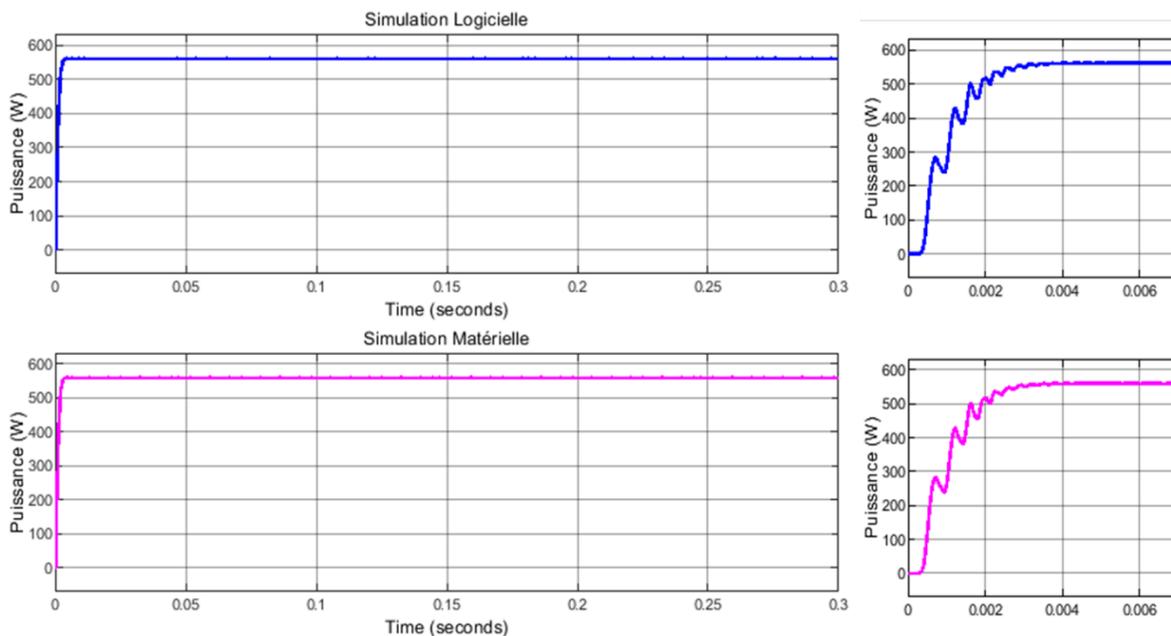


Figure 4.39 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur P&O-MPPT pour deux modules PV en série ombragée à 400 W/m² et à 800 W/m² et les deux autres à 1000 W/m²

La courbe de puissance obtenue avec le contrôleur MLP-MPPT est présentée sur la figure 4.40. Celle obtenue avec le contrôleur FL-MPPT est présentée à la figure 4.41.

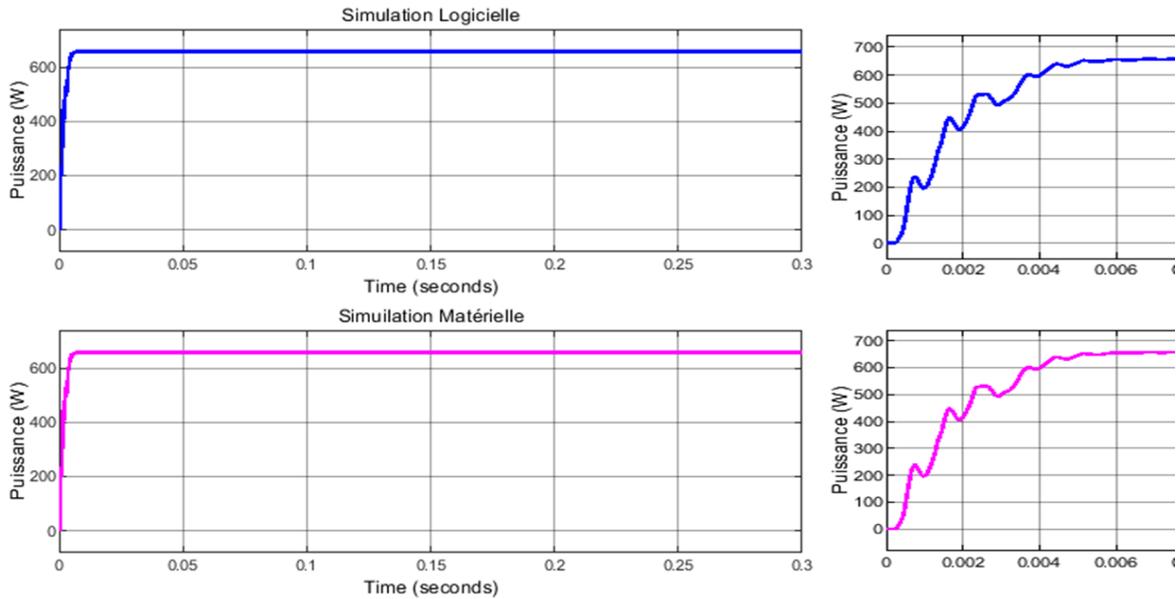


Figure 4.40 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur MLP-MPPT deux modules PV en série ombragé à 400 W/m^2 et à 800 W/m^2 et les deux autres à 1000 W/m^2

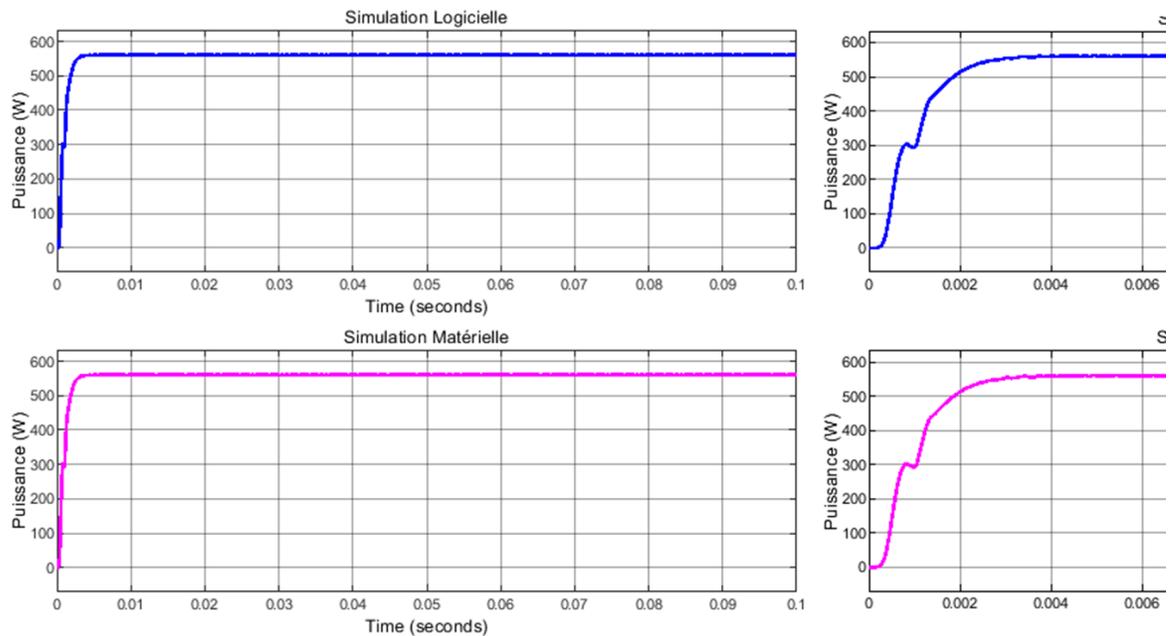


Figure 4.41 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur FL-MPPT pour deux modules PV en série ombragé à 400 W/m^2 et à 800 W/m^2 et les deux autres à 1000 W/m^2

- **Scénario 5 : Deux (2) modules PV ombragés à 400 W/m² et un (1) module PV ombragé à 800 W/m²**

L'allure de la courbe caractéristique est représentée sur la figure 4.42.

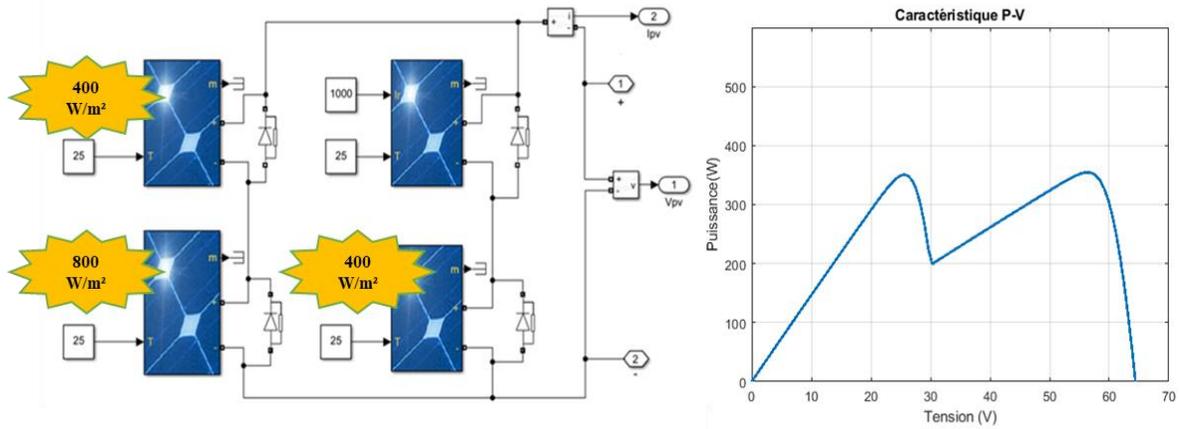


Figure 4.42 : Architecture et Caractéristique P-V de deux (2) modules PV ombragés à 400 W/m² et un (1) module PV ombragé à 800 W/m²

Le résultat de puissance obtenue en cosimulation avec le contrôleur P&O-MPPT est représenté sur la figure 4.43.

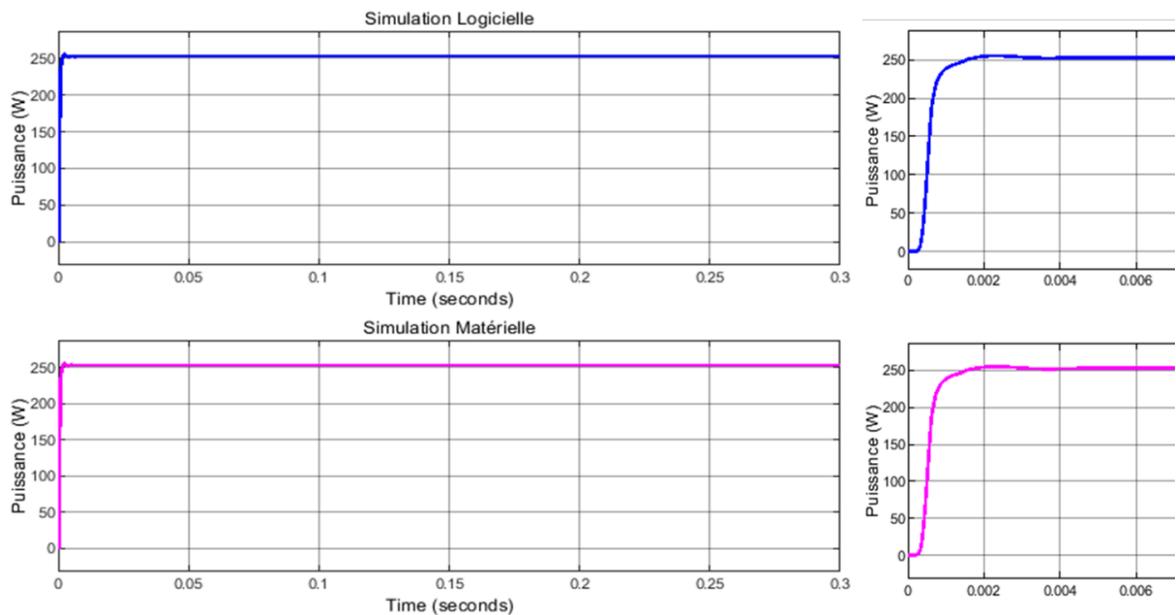


Figure 4.43 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur P&O-MPPT pour deux (2) modules PV ombragés à 400 W/m² et un (1) module PV ombragé à 800 W/m².

La figure 4.44 présente l'allure de la puissance de sortie avec le contrôleur MLP-MPPT. Celle obtenue avec le contrôleur FL-MPPT est présentée à la figure 4.45.

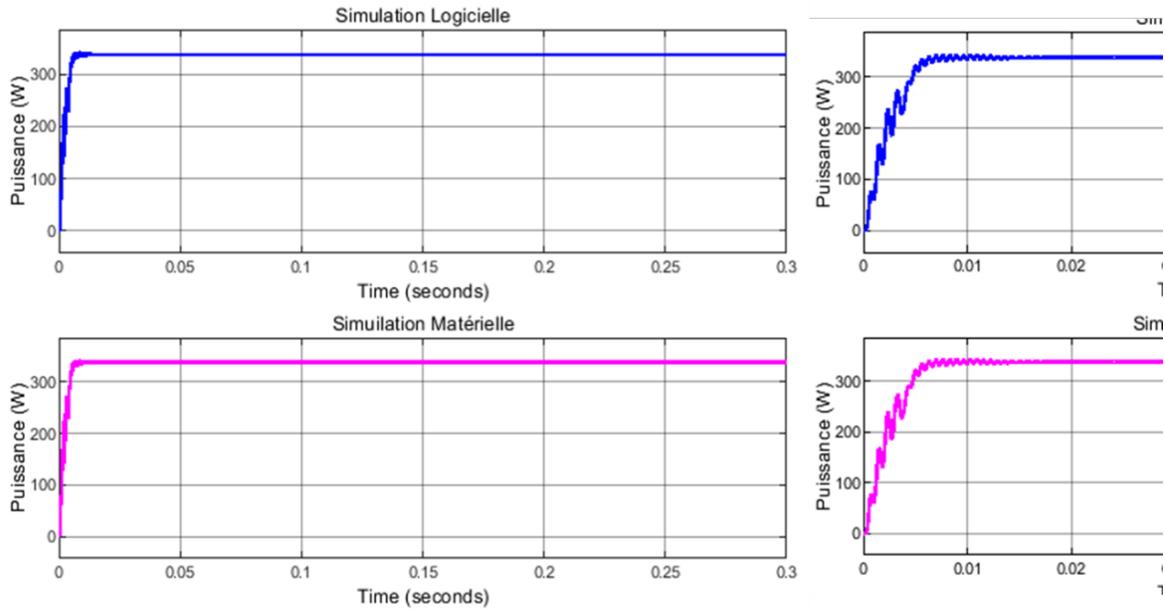


Figure 4.44 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur MLP-MPPT pour deux (2) modules PV ombragés à 400 W/m^2 et un (1) module PV ombragé à 800 W/m^2 .

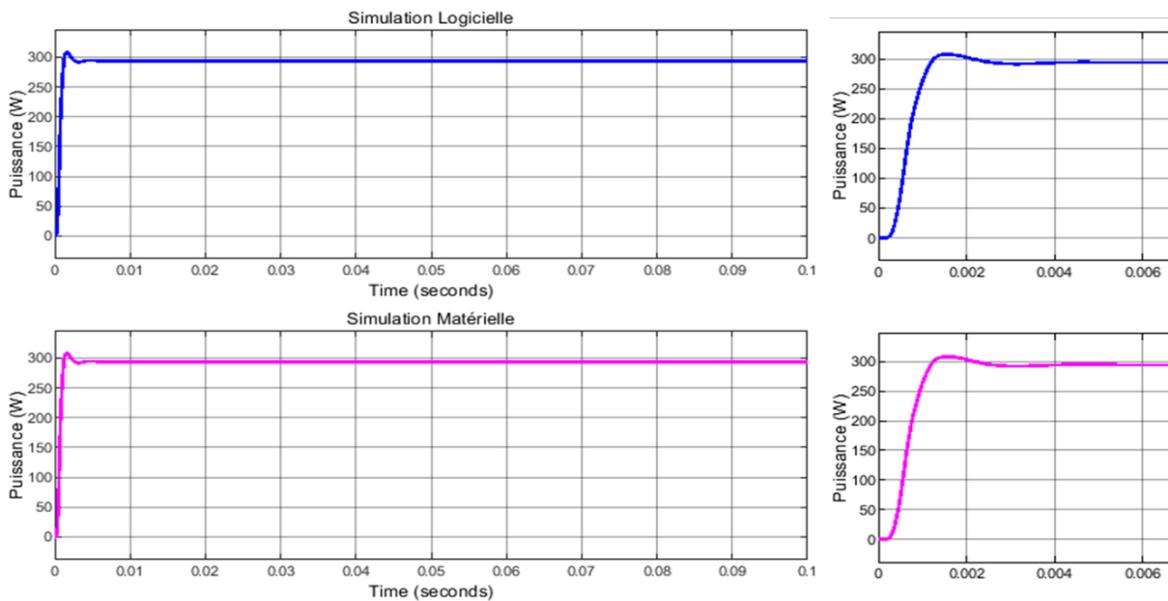


Figure 4.45 : Allure de la puissance de sortie avec le contrôleur FL-MPPT pour deux (2) modules PV ombragés à 400 W/m^2 et un (1) module PV ombragé à 800 W/m^2 .

La cosimulation des contrôleurs MPPT dans les conditions d'ombrages a permis d'évaluer leur performance face à des conditions d'ombrages. Les scénarios d'ombrages testés incluent des variations rapides et lentes de l'irradiance solaire G afin que nous puissions évaluer la réactivité et la précision des algorithmes MPPT. Un aperçu des valeurs numériques obtenues avec la simulation matérielle est présenté dans le tableau 4.5 où nous avons les valeurs de puissance relevées avec les différents scénarios de conditions d'ombrages. La valeur de P_{pv} est la valeur maximale de la puissance rapportée sur la caractéristique puissance-tension (P-V) obtenue dans chaque scénario d'ombrage.

P_{pv} : Puissance produite par le générateur photovoltaïque;

P_s : Puissance obtenue en sortie du convertisseur.

Tableau 4.5 : Récapitulatif de résultats des différentes simulations de cas d'ombrage

Scénario d'ombrage	P_{pv} (W)	P&O-MPPT	MLP-MPPT	FL-MPPT
		P_s (W)	P_s (W)	P_s (W)
Scénario 1	736	721.7	719.9	723.4
Scénario 2	722.5	707.2	707.7	711.4
Scénario 3	677.3	668.2	659.8	668.2
Scénario 4	570.8	562.2	562.3	562.2
Scénario 5	348	252.9	337.6	294.6

D'après les différents scénarios d'ombrages, nous remarquons que l'ombrage a créé différents points de puissance sur la caractéristique puissance-tension du générateur photovoltaïque utilisé. Le suivi du point de puissance maximale global lors des ombrages avec des valeurs faibles d'irradiation a rendu la tâche difficile aux contrôleurs P&O-MPPT et FL-MPPT dans le cas du dernier scénario. Par contre, dans ce dernier cas, le contrôleur

MLP-MPPT arrive quand même à suivre le MPP global, mais avec beaucoup d'oscillations observées au début.

Avec cette cosimulation logicielle/matérielle réalisée dans les différentes conditions, nous pouvons confirmer que les contrôleurs MPPT implémentés sur le circuit FPGA Nexys-4 reproduisent fidèlement les performances observées en simulation logicielle. Les résultats obtenus en simulation logicielle et matérielle montrent une correspondance parfaite en termes de puissance maximale, tension maximale et de temps de réponse, prouvant ainsi la réussite de l'implémentation.

Les différentes cosimulations montrent la performance des trois contrôleurs à suivre le point de puissance maximale que ce soit dans des conditions variables de l'irradiation solaire ou de la température ainsi que dans les conditions d'ombrage. D'après les résultats de simulation, il est à noter que le contrôleur P&O-MPPT présente des insuffisances à suivre le point de puissance maximale. Quant au contrôleur MPPT à base de la logique floue, nous remarquons des difficultés à suivre le point de puissance maximale dans les conditions d'irradiations faibles; cependant il reste performant en termes de vitesse de convergence rapide et de stabilité du MPP. Il est également à noter que le contrôleur MLP-MPPT ne peut être utilisé qu'avec le système photovoltaïque avec lequel il est entraîné. Ces réseaux de neurones arrivent à ajuster dynamiquement les paramètres de suivi du point de puissance maximale en fonction des conditions météorologiques changeantes, ce qui conduit à une meilleure efficacité. Le contrôleur FL-MPPT peut facilement être adapté à d'autres types de système photovoltaïque et ne nécessite pas une phase d'apprentissage.

4.10 SIMULATION DE VARIATION DE CHARGE

Dans la pratique, la charge qu'alimente le générateur photovoltaïque n'est pas constante. L'objectif dans cette simulation est de vérifier la capacité des contrôleurs MLP-MPPT et FL-MPPT à maintenir le fonctionnement du générateur photovoltaïque au point de puissance maximale afin qu'il puisse délivrer la puissance optimale qu'elle que soit la charge connectée.

La valeur de la résistance (charge) utilisée dans les simulations précédentes est de 12.49Ω , une légère variation de cette résistance a été faite en diminuant à 9.49Ω . L'allure

de la puissance de sortie obtenue avec la simulation matérielle avec les contrôleurs FL-MPPT et MLP-MPPT est présentée sur la figure 4.46.

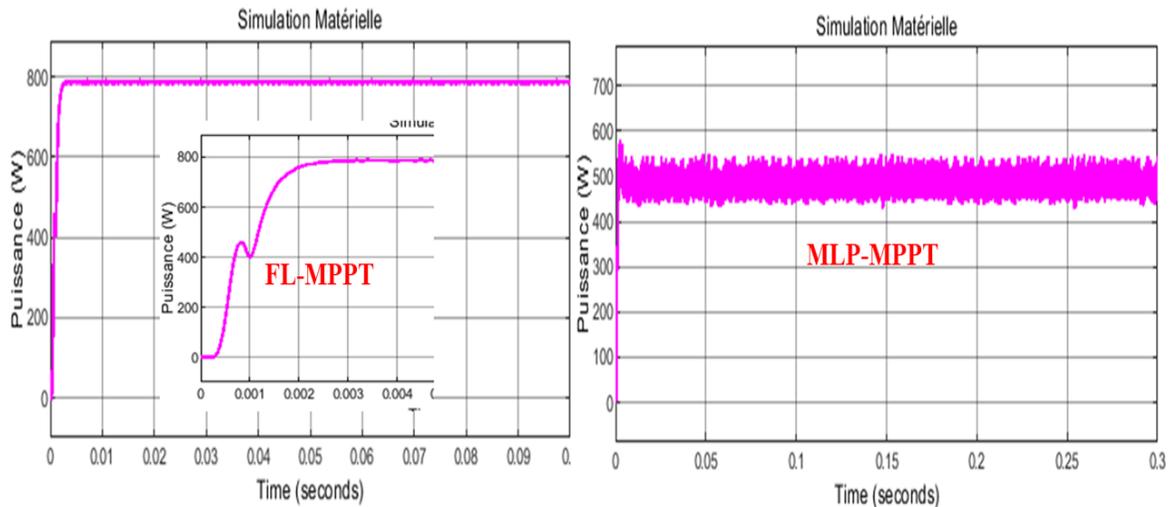


Figure 4.46 : Allure de la puissance de sortie pour une charge de 9.49Ω

Les graphes de la figure 4.46 montrent une comparaison de la puissance de sortie entre les techniques FL-MPPT et MLP-MPPT dans cette condition de variation de charge. Il est à noter que le contrôleur FL-MPPT atteint rapidement la puissance maximale qui est d'environ 786W. Le zoom placé au milieu montre la réponse dynamique du contrôleur ainsi qu'une convergence rapide vers le MPP avec une stabilité. Avec le contrôleur MLP-MPPT, la puissance oscille autour de 500 W. Les oscillations présentes indiquent que l'algorithme n'a pas réussi à suivre le point de puissance maximale. Cela est dû au manque de données d'apprentissages du réseau de neurones dans cette condition de fonctionnement.

Une seconde simulation a été faite avec une valeur de 14.49Ω . La figure 4.47 présente l'allure de la courbe de la puissance de sortie obtenue.

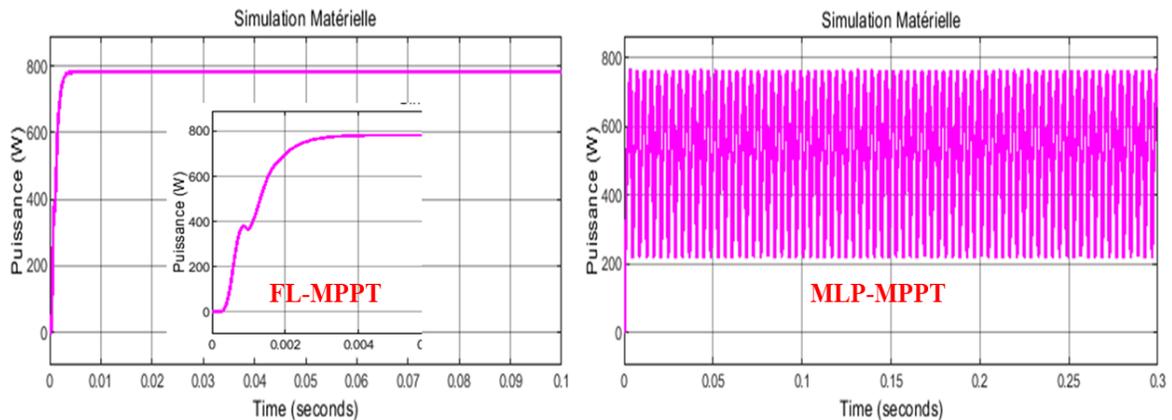


Figure 4.47 : Allure de la puissance de sortie pour une charge de 14.49Ω

Avec l'augmentation de la valeur de la résistance (charge), le contrôleur FL-MPPT montre toujours une réponse stable et rapide avec de faibles oscillations autour du point de puissance maximale. Par contre, au niveau du contrôleur MLP-MPPT, les oscillations sont très importantes avec une amplitude élevée indiquant une instabilité du contrôleur dans cette condition de variation de la charge. D'autres simulations ont été effectuées avec différentes valeurs de la charge et il est à noter que le contrôleur FL-MPPT peut suivre le point de puissance maximale avec de très faibles oscillations et fournit une valeur de puissance de sortie de 773,1 W pour une valeur de résistance maximale de 20Ω sans modifier les paramètres du hacheur survolteur.

Dans ces conditions variables de la charge, le contrôleur FL-MPPT montre de meilleures performances en termes de rapidité de convergence, de stabilité et de puissance maximale par rapport au contrôleur MLP-MPPT. Pour améliorer les performances actuelles du contrôleur MLP-MPPT à suivre le MPP dans les conditions variables de la charge, il faudrait à nouveau effectuer un apprentissage du réseau de neurones en incluant dans la base; les données de simulation dans les conditions variables de la charge.

4.11 IMPLÉMENTATION SUR LA CARTE CMOD A7

La carte Nexys-4 est utilisée en premier, car elle dispose de plus de ressources logiques et une large gamme d'interfaces et de périphéries permettant de visualiser les différentes courbes. L'implémentation sur la carte Cmod A7 est faite dans l'optique de

minimiser le coût de l'implémentation matérielle des contrôleurs MPPT. Notre choix s'est porté sur la carte Cmod A7, car elle est compacte, facile à intégrer dans un environnement restreint, elle consomme moins d'énergie et est moins chère, ce qui la rend accessible pour tout projet à moindre coût. La cosimulation des contrôleurs MPPT a été faite avec la carte Cmod A7 dans les mêmes conditions de fonctionnement du générateur photovoltaïque et les résultats correspondent à ceux obtenus avec la carte Nexys-4. Le tableau 4.6 présente les ressources utilisées sur la carte Cmod A7.

Tableau 4.6 : Ressources utilisées pour la carte Cmod A7

Ressources	Disponibilité	Utilisation		
		P&O	MLP	FL
Flip-Flops (Registers)	41600	72 (0.17 %)	1242 (2.98%)	2818 (6.77 %)
LUTs	20800	192 (0.92%)	1046 (5.02%)	6847 (32.9%)
BRAMs	50	2 (4%)	2 (4%)	2 (4%)
DSPs	90	3 (3.33%)	35 (38.8%)	17 (18.8%)

D'après les résultats et analyses, les ressources utilisées pour l'implémentation sur les cartes Nexys-4 et Cmod A7 sont identiques, malgré la différence de disponibilité de ressources des deux cartes (voir tableaux 4.4 et 4.6). L'obtention des mêmes résultats en termes de ressources FPGA montre que la Cmod A7 est tout à fait capable de gérer les mêmes performances des contrôleurs MPPT que la carte Nexys4. Le taux d'utilisation des registres sur la Cmod A7 est de 0.17% pour le P&O-MPPT, 2.98 % pour le MLP-MPPT et 6.77% pour le FL-MPPT. Nous notons un taux d'utilisation de LUTS de 0.92%, 5.02% et 32.9% respectivement pour les contrôleurs P&O-MPPT, MLP-MPPT et FL-MPPT. Une même proportion de taux d'utilisation de BRAMs (soit 4%) est enregistrée au niveau de tous les contrôleurs représentant ainsi une faible proportion des ressources disponibles. Au niveau de l'utilisation des DSPs, nous notons 3.33% pour le P&O-MPPT; 38.8% pour le MLP-MPPT et 18.8% pour le FL-MPPT. À travers ces résultats, la carte Cmod A7 non seulement par sa portabilité et son coût abordable est également capable de gérer des algorithmes avancés de suivi du MPPT basés sur la logique floue et les réseaux de neurones. Le passage de la

Nexys-4 à la Cmod A7 démontre que ces contrôleurs peuvent être implémentés facilement sur d'autres plateformes de circuit FPGA. La figure 4.48 montre une photo prise lors de la cosimulation la carte Cmod A7.

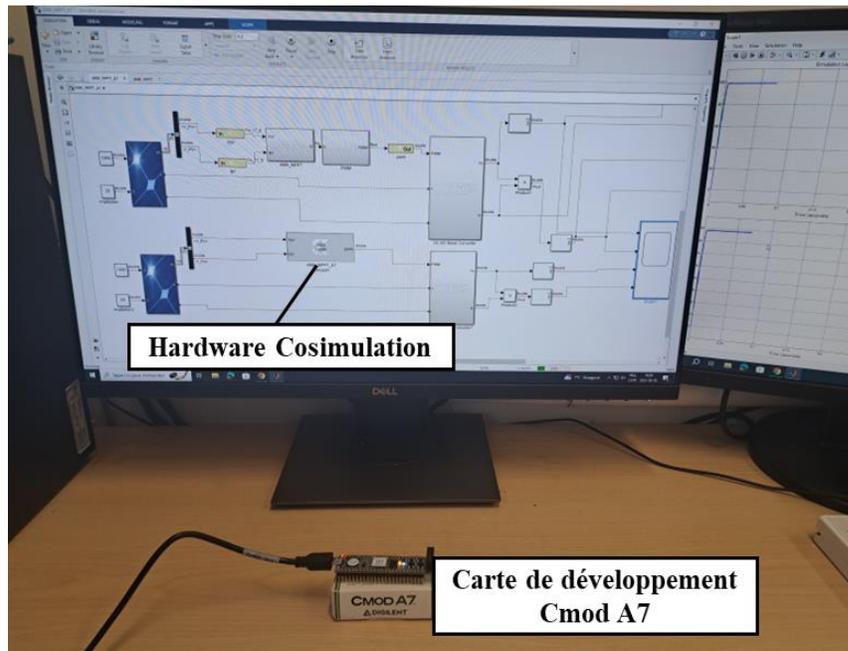


Figure 4.48 : Cosimulation matérielle/logicielle avec la carte Cmod A7 de Digilent

4.12 CONCLUSION

Ce chapitre présente l'ensemble des éléments de la chaîne de conversion photovoltaïque, notamment le modèle et les paramètres du module photovoltaïque de Matlab/Simulink utilisé, les paramètres du circuit convertisseur DC-DC utilisé, et les cartes de développement Nexys-4 et Cmod A7 de Digilent utilisées pour la cosimulation. Les tests de cosimulation ont permis de valider l'efficacité des différents algorithmes de MPPT.

Les résultats de cosimulation des algorithmes MPPT obtenus ont montré une réussite de l'implémentation à travers la similarité des résultats obtenus avec les deux simulations. Ces algorithmes ont également maintenu de bonnes performances dynamiques sous les différentes conditions environnementales. L'implémentation sur circuit FPGA a révélé la consommation des ressources sur les circuits FPGA surtout l'utilisation des registres, des LUTs, des DSP et des BRAMs.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Après un rappel des notions théoriques sur les systèmes photovoltaïques, les différentes techniques de suivi du point de puissance maximale (MPPT) dans les systèmes photovoltaïques les plus utilisées dans la littérature ont été présentées notamment la technique de perturbation & observation (P&O), la technique de la conductance incrémentale (INC), la technique à base de réseaux de neurones artificiels (ANN) et la technique à base de la logique floue (*Fuzzy Logic*). Ce projet axé sur l'implémentation des techniques de suivi du point de puissance maximale (MPPT) à base des réseaux de neurones et de la logique floue sur un circuit FPGA, assure le suivi du point de puissance maximale au sein de la chaîne de conversion photovoltaïque utilisée.

Lors de l'implémentation des différents contrôleurs MPPT, nous avons commencé avec Matlab/Simulink et ensuite passé à Xilinx System Generator. L'utilisation de Matlab/Simulink avant de passer à *Xilinx System Generator* sert de référence pour valider l'implémentation matérielle des contrôleurs. Ces approches ont facilité l'optimisation de la puissance extraite du générateur photovoltaïque dépendamment des conditions météorologiques telles que la température T et l'irradiation solaire G ainsi que dans des conditions d'ombrage.

À la vue de ce travail, l'implémentation de l'algorithme basé sur les réseaux de neurones peut apprendre à partir de données existantes et prédire le comportement du MPPT, améliorant ainsi sa performance globale. Quant à celui de la logique floue, il permet de prendre des décisions basées sur des règles floues et s'adapte bien dans les environnements où les conditions de fonctionnement sont variables.

Dans ce travail, nous avons cherché à exploiter les capacités offertes par les circuits FPGA notamment la carte de développement Nexys-4 et la carte de développement Cmod A7 en mettant en œuvre différentes méthodes de suivi du point de puissance maximale (MPPT) utilisées dans les systèmes photovoltaïques. Les résultats obtenus dans le cadre de ce travail montrent clairement que les FPGA offrent une plateforme puissante et flexible pour l'exécution des algorithmes de MPPT, permettant une gestion efficace des performances des systèmes photovoltaïques.

L'implémentation sur circuit FPGA de ces contrôleurs MPPT montre non seulement la viabilité de ces techniques dans des applications en temps réel, mais également leur potentiel pour l'amélioration de l'efficacité énergétique globale des systèmes de conversion d'énergie photovoltaïque. La reconfiguration des circuits FPGA permet des améliorations continues de ces techniques MPPT et l'adaptation de ces algorithmes MPPT à de nouvelles exigences sans modifications matérielles.

L'intégration d'un tel contrôleur fiable et rapide dans des systèmes de puissance, qu'ils soient de grande ou de faible puissance, présente des avantages significatifs en termes de performance, de précision, de flexibilité, et de fiabilité. Dans les systèmes de grande puissance, cela se traduit par une meilleure gestion de l'énergie, tandis que dans les systèmes de faible puissance, cela permet une optimisation énergétique et une adaptation facile aux besoins changeants. L'implémentation d'un contrôleur MPPT sur un circuit FPGA peut considérablement améliorer l'efficacité des systèmes de puissance tout en offrant une flexibilité pour l'évolution future du système.

Pour un tel projet d'implémentation des algorithmes MPPT sur circuit FPGA, des perspectives pourraient étendre ce travail et l'enrichir notamment :

- des tests expérimentaux avec ces contrôleurs MPPT implémentés sur circuit FPGA en conditions réelles en utilisant de vrais panneaux solaires photovoltaïques dans un environnement extérieur où des capteurs seront utilisés pour mesurer l'irradiation solaire G et la température T ;
- la combinaison de deux algorithmes MPPT (logique floue et réseaux de neurones) dans le but d'affiner le suivi du point de puissance maximale surtout dans les conditions d'ombrages;
- la mise en place d'un réseau intelligent afin de faire un suivi à distance du système photovoltaïque et des algorithmes MPPT implémentés.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Abdourraziq, M. A., Maaroufi, M., & Ouassaid, M. (2014). A new variable step size INC MPPT method for PV systems. *2014 International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS)*, 1563-1568.
- Abdullah, A. G., Sh Aziz, M., & Hamad, B. A. (2020). Comparison between neural network and P&O method in optimizing MPPT control for photovoltaic cell. *International Journal of Electrical & Computer Engineering (2088-8708)*, 10(5).
- Ahmed, S., Mekhilef, S., Mubin, M. B., & Tey, K. S. (2022). Performances of the adaptive conventional maximum power point tracking algorithms for solar photovoltaic system. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 53, 102390.
- Algarín, C., Taborda Giraldo, J., & Rodríguez Álvarez, O. (2017). Fuzzy Logic Based MPPT Controller for a PV System. *Energies*, 10(12). <https://doi.org/10.3390/en10122036>
- Allani, M. Y., Mezghani, D., Tadeo, F., & Mami, A. (2019). FPGA Implementation of a Robust MPPT of a Photovoltaic System Using a Fuzzy Logic Controller Based on Incremental and Conductance Algorithm. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 9(4), 4322-4328. <https://doi.org/10.48084/etasr.2771>
- Altas, I. H., & Sharaf, A. M. (2007). A generalized direct approach for designing fuzzy logic controllers in Matlab/Simulink GUI environment. *International journal of information technology and intelligent computing*, 1(4), 1-27.
- Amar, B. H. K. (2015). *Etude de l'effet de l'ombrage sur un système photovoltaïque*. Saad Dahlab University - Blida1 (SDUB).
- Amar, G. (2012). Les circuits FPGA : description et applications. <https://www.researchgate.net/publication/346647642>
- Aziz, A. (2006). *Propriétés électriques des composants électroniques minéraux et organiques. Conception et modélisation d'une chaîne photovoltaïque pour une meilleure exploitation de l'énergie solaire* Université Paul Sabatier - Toulouse III]. <https://theses.hal.science/tel-00143296>

- Babaa, S. E., Armstrong, M., & Pickert, V. (2014). Overview of Maximum Power Point Tracking Control Methods for PV Systems. *Journal of Power and Energy Engineering*, 02(08), 59-72. <https://doi.org/10.4236/jpee.2014.28006>
- Bahgat, A. B. G., Helwa, N. H., Ahmad, G. E., & El Shenawy, E. T. (2005). Maximum power point tracking controller for PV systems using neural networks. *Renewable Energy*, 30(8), 1257-1268. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2004.09.011>
- Bahoura, M. (2014). FPGA implementation of high-speed neural network for power amplifier behavioral modeling. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 79(3), 507-527. <https://doi.org/10.1007/s10470-014-0263-7>
- Bahoura, M. (2018). FPGA implementation of an automatic wheezing detection system. *Biomedical Signal Processing and Control*, 46, 76-85. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.05.017>
- Balato, M., Costanzo, L., & Vitelli, M. (2015). Series–Parallel PV array re-configuration: Maximization of the extraction of energy and much more. *Applied Energy*, 159, 145-160. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.08.073>
- Baramadeh, M., Abouelela, M., & Alghuwainem, S. (2021). Maximum Power Point Tracker Controller Using Fuzzy Logic Control with Battery Load for Photovoltaics Systems. *Smart Grid and Renewable Energy*, 12, 163-181. <https://doi.org/10.4236/sgre.2021.1210010>
- Belhachat, F., & Larbes, C. (2015). Modeling, analysis and comparison of solar photovoltaic array configurations under partial shading conditions. *Solar Energy*, 120, 399-418. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2015.07.039>
- Ben Salah, C., & Ouali, M. (2011). Comparison of fuzzy logic and neural network in maximum power point tracker for PV systems. *Electric Power Systems Research*, 81(1), 43-50. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.epsr.2010.07.005>
- Boehringer, A. F. (1968). Self-Adapting dc Converter for Solar Spacecraft Power Supply Selbstanpassender Gleichstromwandler für die Energieversorgung eines Sonnensatelliten. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-4(1), 102-111. <https://doi.org/10.1109/TAES.1968.5408938>

- Bonthagorla, P. K., & Mikkili, S. (2020). Performance analysis of PV array configurations (SP,BL,HC and TT) to enhance maximum power under non-uniform shading conditions. *Engineering Reports*, 2(8). <https://doi.org/10.1002/eng2.12214>
- Boukenoui, R., Salhi, H., Bradai, R., & Mellit, A. (2016). A new intelligent MPPT method for stand-alone photovoltaic systems operating under fast transient variations of shading patterns. *Solar Energy*, 124, 124-142. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2015.11.023>
- Çelikel, R., & Gundogdu, A. (2020). ANN-based MPPT algorithm for photovoltaic systems. *Turkish Journal of Science and Technology*, 15(2), 101-110.
- Chafle, S. R., & Vaidya, U. B. (2013). Incremental conductance MPPT technique FOR PV system. *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, 2(6), 2720-2726.
- Chekired, F., Mellit, A., Kalogirou, S. A., & Larbes, C. (2014). Intelligent maximum power point trackers for photovoltaic applications using FPGA chip: A comparative study. *Solar Energy*, 101, 83-99. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2013.12.026>
- Chellakhi, A., El Beid, S., & Abouelmahjoub, Y. (2019). *An Improved MPPT Tactic for PV system under Temperature variation* 8th International Conference on Systems and Control (ICSC), Marrakesh, Morocco. <https://doi.org/10.1109/ICSC47195.2019.8950508>
- Chenni, R., Makhlof, M., Kerbache, T., & Bouzid, A. (2007). A detailed modeling method for photovoltaic cells. *Energy*, 32(9), 1724-1730.
- Chowdhury, S., Taylor, G., Chowdhury, S., Saha, A., & Song, Y. (2007). Modelling, simulation and performance analysis of a PV array in an embedded environment. 2007 42nd International Universities Power Engineering Conference,
- Cipriani, G., Di Dio, V., La Manna, D., Miceli, R., & Galluzzo, G. R. (2014). *Technical and economical comparison between different topologies of PV plant under mismatch effect* Ninth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER) (pp. 1-6). IEEE, Monte-Carlo, Monaco. <https://www.researchgate.net/publication/263867298>

- Dibi, Z., & Meziani, Z. (2016). Modelling photovoltaic modules by a numerical method and artificial neural networks. *African Journal of Science, Technology, Innovation and Development*, 8(4), 331-339. <https://doi.org/10.1080/20421338.2015.1118869>
- Digilent. (2016). *Nexys4 DDR™ FPGA Board Reference Manual*. https://digilent.com/reference/_media/reference/programmable-logic/nexys-4-ddr/nexys4ddr_rm.pdf
- Digilent. (2019). *Cmod A7 Reference Manual*. https://digilent.com/reference/_media/reference/programmable-logic/cmod-a7/cmod_a7_rm.pdf
- Divyasharon, R., Banu, R. N., & Devaraj, D. (2019). *Artificial Neural Network based MPPT with CUK Converter Topology for PV Systems Under Varying Climatic Conditions* IEEE International Conference on Intelligent Techniques in Control, Optimization and Signal Processing (INCOS) Tamilnadu, India.
- Dolara, A., Faranda, R., & Leva, S. (2009). Energy Comparison of Seven MPPT Techniques for PV Systems. *Journal of Electromagnetic Analysis and Applications*, 01(03), 152-162. <https://doi.org/10.4236/jemaa.2009.13024>
- El-Khatib, M. F., & Aner, E. A. (2023). Efficient MPPT control for a photovoltaic system using artificial neural networks. *ERU Research Journal*, 0(0), 1-14. <https://doi.org/10.21608/erurj.2023.301364>
- Elagori, A. E. H. A., & Tacer, M. E. (2017). Implementation and Evaluation of Maximum Power Point Tracking (MPPT) Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Photovoltaic PV System. *International Journal of Electronics, Mechanical and Mechatronics Engineering*, 7, 1453-1474.
- Esram, T., & Chapman, P. L. (2007). Comparison of Photovoltaic Array Maximum Power Point Tracking Techniques. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 22(2), 439-449. <https://doi.org/10.1109/tec.2006.874230>
- Faranda, R., & Leva, S. (2008). Energy comparison of MPPT techniques for PV Systems. *WSEAS transactions on power systems*, 3(6), 446-455.
- Fathi, M., & Parian, J. A. (2021). Intelligent MPPT for photovoltaic panels using a novel fuzzy logic and artificial neural networks based on evolutionary algorithms. *Energy Reports*, 7, 1338-1348. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.egy.2021.02.051>

- Ferreira, J., Callou, G., Josua, A., Tutsch, D., & Maciel, P. (2019). An Artificial Neural Network Approach to Forecast the Environmental Impact of Data Centers. *Information, 10*, 113. <https://doi.org/10.3390/info10030113>
- Gautam, N. K., & Kaushika, N. D. (2002). Reliability evaluation of solar photovoltaic arrays. *Solar Energy, 72*(2), 129-141. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0038-092X\(01\)00085-8](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0038-092X(01)00085-8)
- Ghosh, S., & Mahendran, V. (2013). Incremental Conductance MPPT Method For Photovoltaic System. *Dr. MGR Educational and Research Institute, 3*(4), 2363-2366.
- Gow, J., & Manning, C. (1999). Development of a photovoltaic array model for use in power-electronics simulation studies. *IEE Proceedings-Electric Power Applications, 146*(2), 193-200.
- Gupta, A., Chauhan, Y. K., & Pachauri, R. K. (2016). A comparative investigation of maximum power point tracking methods for solar PV system. *Solar Energy, 136*, 236-253. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.07.001>
- Haykin, S. (2009). *Neural Networks and Learning Machines* (Third Edition, Pearson Education, Inc. ed.). Pearson. <http://dai.fmph.uniba.sk/courses/NN/haykin.neural-networks.3ed.2009.pdf>
- Hmida, R. (2016). *Vision et reconstruction 3D : application à la robotique mobile* (Publication Number 2016MONTT335) Université Montpellier Laboratoire d'électronique et de micro-électronique (Monastir, Tunisie)]. <https://theses.hal.science/tel-01817574>
- Hyvarinen, J., & Karila, J. (2003). New analysis method for crystalline silicon cells. 3rd World Conference on Photovoltaic Energy Conversion, 2003.
- Idrissi, Y. E. A., Assalaou, K., Elmahni, L., & Aitiaz, E. (2022). New improved MPPT based on artificial neural network and PI controller for photovoltaic applications. *International Journal of Power Electronics and Drive Systems, 13*(3), 1791-1801.

- Jemaa, A., Zarrad, O., Hajjaji, M. A., & Mansouri, M. N. (2018). Hardware Implementation of a Fuzzy Logic Controller for a Hybrid Wind-Solar System in an Isolated Site. *International Journal of Photoenergy*, 2018, 1-16.
<https://doi.org/10.1155/2018/5379864>
- Joseph, A., & Kamala, J. (2013). *PV array characteristics analysis under partial shading & modeling of P&O MPPT applied boost convertor using Matlab/Simulink* 2013 International Conference on Energy Efficient Technologies for Sustainability,
- Kassis, A., & Saad, M. (2010). Analysis of multi-crystalline silicon solar cells at low illumination levels using a modified two-diode model. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 94(12), 2108-2112.
- Kriesel, D. (2007). *A Brief Introduction to Neural Networks*. https://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks
- Kute, U. T., & Ratnaparkhi, P. S. (2013). Literature survey on maximum power point tracking (mppt) technique for photovoltaic (pv) system. *Int J Adv Res Eng Appl Sci*, 2, 12.
- Kwan, T. H., & Wu, X. (2016). Maximum power point tracking using a variable antecedent fuzzy logic controller. *Solar Energy*, 137, 189-200. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.08.008>
- Lalili, Y., & Halimi, M. E. (2021). *Commande MPPT d'un système photovoltaïque sous irradiation uniforme et non-uniforme* Université Mohammed Seddik Benyahia - JIJEL]. <http://dspace.univ-jijel.dz:8080/xmlui/handle/123456789/10680>
- Lijun, G., Dougal, R. A., Shengyi, L., & Iotova, A. P. (2009). Parallel-Connected Solar PV System to Address Partial and Rapidly Fluctuating Shadow Conditions. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 56(5), 1548-1556.
<https://doi.org/10.1109/tie.2008.2011296>
- Liu, L., Meng, X., & Liu, C. (2016). A review of maximum power point tracking methods of PV power system at uniform and partial shading. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 53, 1500-1507. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.09.065>

- Mäki, A., Valkealahti, S., & Leppäaho, J. (2012). Operation of series-connected silicon-based photovoltaic modules under partial shading conditions. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 20(3), 298-309. <https://doi.org/10.1002/pip.1138>
- Mao, M., Cui, L., Zhang, Q., Guo, K., Zhou, L., & Huang, H. (2020). Classification and summarization of solar photovoltaic MPPT techniques: A review based on traditional and intelligent control strategies. *Energy Reports*, 6, 1312-1327. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2020.05.013>
- Moussa, I., & Khedher, A. (2019, 2-4 July 2019). *Fuzzy Logic Controller Hardware Implementation using XSG tools Applied to a Variable Speed Wind Turbine Emulator* 2019 International Conference on Control, Automation and Diagnosis (ICCAD), Grenoble, France, 2019.
- Oudiai, F., Lagha-Menouer, K., Hadj Arab, A., & Rachid, Z. (2019). *Commande MPPT et Contrôle d'un Système Photovoltaïque par Incrément de la Conductance* 2nd International Seminar on Fossil, New and Renewable Energy, Boumerdes, Algeria. <https://www.researchgate.net/publication/338038124>
- Pendem, S. R., & Mikkili, S. (2018a). Modeling, simulation and performance analysis of solar PV array configurations (Series, Series-Parallel and Honey-Comb) to extract maximum power under Partial Shading Conditions. *Energy Reports*, 4, 274-287. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2018.03.003>
- Pendem, S. R., & Mikkili, S. (2018b). Modelling and performance assessment of PV array topologies under partial shading conditions to mitigate the mismatching power losses. *Solar Energy*, 160, 303-321. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.12.010>
- Pongratananukul, N., & Kaspafis, T. (2004). *Tool for automated simulation of solar arrays using general-purpose simulators* 2004 IEEE Workshop on Computers in Power Electronics, 2004. Proceedings.,
- Rai, A. K., Kaushika, N., Singh, B., & Agarwal, N. (2011). Simulation model of ANN based maximum power point tracking controller for solar PV system. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 95(2), 773-778.

- Ramaprabha, R., & Mathur, B. (2011). Intelligent controller based maximum power point tracking for solar PV system. *International Journal of Computer Applications*, 12(10), 37-41.
- Ramdane, B., & Dabouz, B. (2003). *Etude et la commande d'un moteur asynchrone alimenté par un système solaire : application au pompage photovoltaïque* [École Nationale Polytechnique]. <http://repository.enp.edu.dz/xmlui/handle/123456789/7347>
- Rao, C. V. R., Ganesh, M. S. R., Sekhar, K. C., Sudha, R. P., Dangeti, L. K., & Duvvuri, S. S. R. S. (2019, 22-23 March 2019). *A Generalized MPPT Controlled DC-DC Boost Converter for PV System Connected to Utility Grid* 2019 Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT), Vellore, India, 2019.
- Ray, K. (2014). *Soft computing and its applications : fuzzy reasoning and fuzzy control (vol-2)*. <https://www.researchgate.net/publication/266852747>
- Rezvani, A., & Gandomkar, M. (2016). Modeling and control of grid connected intelligent hybrid photovoltaic system using new hybrid fuzzy-neural method. *Solar Energy*, 127, 1-18. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.01.006>
- Sakthivel, S. S., & Arunachalam, V. (2023). Artificial neural network assisted p & o-based mppt controller for a partially shaded grid-connected solar pv panel. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 48(11), 14333-14344.
- Saptono, D. (2011). *Design of tools for rapid prototyping onto FPGA for applications in image processing* (Publication Number 2011DIJOS079) Université de Bourgogne]. <https://theses.hal.science/tel-00708233>
- Saravanan, S., & Babu, N. (2016). Maximum power point tracking algorithms for photovoltaic system – A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 57, 192-204. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.105>
- Schneider, G. (1998). *La logique floue*. https://sitelec.org/download_page.php?filename=datasheet/ct191.pdf
- Selmi, T., Abdul-Niby, M., Devis, L., & Davis, A. (2014). *P&O mppt implementation using matlab/simulink* 2014 Ninth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER), Monte-Carlo, Monaco.

- Shannan, N. M. A. A., Yahaya, N. Z., & Singh, B. (2013). Single-diode model and two-diode model of PV modules: A comparison. 2013 IEEE international conference on control system, computing and engineering, Penang, Malaysia.
- Sholapur, S., Mohan, K., & Narsimhegowda, T. (2014). Boost converter topology for pv system with perturb and observe mppt algorithm. *IOSR journal of Electrical and Electronics Engineering (IOSR-JEEE)*, 9(4), 50-56.
- Takun, P., Kaitwanidvilai, S., & Jettanasen, C. (2011). *Maximum power point tracking using fuzzy logic control for photovoltaic systems* Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists IMECS, Hong Kong.
- Trahi, F. (2011). *Prediction of Global Solar Irradiation for the Tizi Ouzou Region by Artificial Neural Networks: Application for the Sizing of a Photovoltaic Installation for the Supply of the Research Laboratory LAMPA* Mouloud Mammeri University of Tizi Ouzou]. <https://dSPACE.ummt0.dz/handle/ummt0/623>
- Villegas-Mier, C. G., Rodriguez-Resendiz, J., Álvarez-Alvarado, J. M., Rodriguez-Resendiz, H., Herrera-Navarro, A. M., & Rodríguez-Abreo, O. (2021). Artificial Neural Networks in MPPT Algorithms for Optimization of Photovoltaic Power Systems: A Review. *Micromachines*, 12(10), 1260. <https://doi.org/10.3390/mi12101260>
- Winston, D., Kumaravel, S., Praveen Kumar, B., & Devakirubakaran, S. (2020). Performance improvement of solar PV array topologies during various partial shading conditions. *Solar Energy*, 196, 228-242. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.12.007>
- Xilinx. (2018). *Xilinx System Generator v2.1 Reference Guide*. https://safe.nrao.edu/wiki/pub/CICADA/WebHome/xilinx_ref_guide.pdf
- Yu, Q. (2022). FPGA-Based Photoelectric Detection Control System with Image Signal Acquisition. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022, 1-10. <https://doi.org/10.1155/2022/1969112>
- Zainuri, M. A. A. M., Radzi, M. A. M., Che Soh, A., & Rahim, N. A. (2014). Development of adaptive perturb and observe-fuzzy control maximum power point tracking for photovoltaic boost dc–dc converter. *IET Renewable Power Generation*, 8(2), 183-194. <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2012.0362>

Zarrad, O., Aymen, J., Craciunescu, A., & Popescu, M. O. (2015). *Comparison of Hill-Climbing and Artificial Neural Network Maximum Power Point Tracking Techniques for Photovoltaic Modules* Second International Conference on Mathematics and Computers in Sciences and in Industry, Sliema, Malta.

Zarrad, O., Hajjaji, M. A., & Mansouri, M. N. (2019). Hardware implementation of hybrid wind-solar energy system for pumping water based on artificial neural network controller. *Studies in Informatics and Control*, 28(1), 35-44.