

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR

ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE 8 MAI 1945 GUELMA

FACULTE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE ET TELECOMMUNICATIONS



Thèse de doctorat

Présentée par :

**Bechouat Mohcene**

Option : Génie Electrique

Thème :

---

# Commandes non linéaires des systèmes photovoltaïques

---

Soutenue le : 07/12/2017

Devant le jury :

REDADAA Salah	Prof.	Président	Université 8 Mai 1945 Guelma
SEDRAOUI Moussa	Prof.	Encadreur	Université 8 Mai 1945 Guelma
SOUFI Youcef	M.C.A	Co-encadreur	Université Larbi Tebessi Tébessa
LACHOURI Abderrazek	Prof.	Examineur	Université 20 Août 1955 Skikda
MEHENNAOUI Lamine	M.C.A	Examineur	Université 20 Août 1955 Skikda

ANNEE UNIVERSITAIRE 2017/2018

## Remerciements

Je tiens vivement à remercier Monsieur **SEDRAOUI Moussa**, Professeur à l'université 8 Mai 1945 de Guelma, pour m'avoir proposé un sujet aussi intéressant, pour la confiance et l'intérêt qu'il m'a témoignée tout au long de la réalisation de ce travail. Je remercie également Monsieur **SOUFI Youcef**, Maître de conférences à l'université de Tébessa, pour sa disponibilité, son aide et pour m'avoir fait profiter de son expérience et pour tout ce qu'il a mis en œuvre afin que ce travail se déroule dans de bonnes conditions.

Je tiens à remercier le Professeur **Redadaa Salah** pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury.

Je tiens également à remercier le Professeur **Lachouri Abderrazek** pour l'honneur qu'il me fait en participant au jury.

Mes remerciements vont également à Dr. **Mehennaoui Lamine** pour l'honneur qu'il me fait en participant au jury.

Pendant ces années, j'ai été entouré par des personnes qui ont manifesté un intérêt tout particulier pour mes travaux de recherches, dont les critiques se sont révélées très précieuses. La liste est longue mais je tiens à remercier plus spécialement monsieur **Younsi Abdelaziz**, professeur au sein du département d'électronique et télécommunication et monsieur **Feraga Chams-Eddine** maître de conférences A au sein du département d'électrotechnique et d'automatique de l'université 8 Mai 1945, Guelma.

Merci à mon épouse **CHAHRA** pour m'avoir accompagné et pour m'avoir soutenu par sa patience dans ce travail.

# Résumé

Ce travail s'articule autour de la modélisation et la commande non linéaire des systèmes de production des énergies renouvelables tels que les systèmes photovoltaïques, les systèmes éoliens et les systèmes hybrides photovoltaïques/éoliens. D'un autre côté, une autre partie importante de ce travail traite le stockage des énergies produites dans les batteries et leur injection ultérieure dans les réseaux électriques.

Pour la phase de la modélisation des systèmes précédents, en particulier les systèmes photovoltaïques, le développement de modèles mathématiques adéquats sera effectué par l'application des méthodes d'optimisation évolutionnaires qui minimisent avec succès les erreurs de modélisation commises entre des données expérimentales et celles prédites par le modèle de synthèse en utilisant l'optimisation par les algorithmes génétiques et celle basée sur l'algorithme d'essaim particulaire.

Pour la phase de synthèse des contrôleurs robustes, un apport des principales commandes non linéaires innovantes sera proposé afin de maximiser les énergies produites par les systèmes précédents en tenant compte des différentes conditions de charge et diverses conditions atmosphériques.

Les parties principales qui seront donc envisagées dans ce travail sont : la modélisation basée sur les algorithmes d'optimisation évolutionnaire et la commande du système en question en utilisant les différentes stratégies de commandes avancées pour assurer de bonnes performances et cela non seulement pour les conditions atmosphériques standards nominales mais aussi en présence de grandeurs d'influence très rigides.

*Mots clés :*

*Systèmes Photovoltaïques PV; Systèmes Photovoltaïque Thermal PVT; Systèmes éoliens; Modélisation; Algorithmes Génétiques AG; Algorithme d'essaim particulaire PSO; Convertisseur DC-DC; Convertisseur DC-AC; Maximum Power Point Tracking MPPT; Stockage d'énergie.*

# Abstract

This work focuses on modeling and non-linear control of renewable energy production systems such as photovoltaic systems, wind systems and hybrid systems photovoltaic / wind. On the other hand, another important part of this work deals with the storage of the energies produced in the batteries and their subsequent injection into the electrical networks.

For the modeling phase of previous systems, especially photovoltaic systems, the development of appropriate mathematical models will be carried out by applying evolutionary optimization methods that successfully minimize modeling errors between experimental data and predicted ones by the synthesis model using optimization by genetic algorithms and that based on the algorithm of particulate swarm.

For the synthesis phase of robust controllers, a contribution of the main innovative nonlinear commands will be proposed in order to maximize the energies produced by the previous systems taking into account the different load conditions and various atmospheric conditions.

The main parts that will be considered in this work are : modeling based on evolutionary optimization algorithms and control of the system in question using different advanced control strategies to ensure good performance not only for atmospheric conditions nominal standards but also in the presence of very rigid influence quantities.

*Key-words :*

*Photovoltaic Systems PV; Photovoltaic Systems Thermal PVT; Wind systems; Modelization; Genetic algorithms GA; Particle Swarm Algorithm PSO; DC-DC converter; DC-AC converter; Maximum Power Point Tracking MPPT; Energy storage.*

## ملخص

يركز هذا العمل على النمذجة والتحكم غير الخطي لنظم إنتاج الطاقة المتجددة مثل النظم الكهروضوئية وأنظمة الرياح وأنظمة الطاقة الكهروضوئية / الرياح الهجينة. من ناحية أخرى، فإن جزءا هاما آخر من هذا العمل يتناول تخزين الطاقات المنتجة في البطاريات وحقنها اللاحق في الشبكات الكهربائية.

بالنسبة لمرحلة نمذجة الأنظمة السابقة، وخاصة الأنظمة الكهروضوئية، سيتم تطوير نماذج رياضية مناسبة من خلال تطبيق أساليب التحسين التطوري التي تقلل بنجاح من أخطاء النمذجة بين البيانات التجريبية والتنبؤات من خلال نموذج التركيب باستخدام الأمثل من قبل الخوارزميات الجينية وكذلك على خوارزمية سرب الجسيمات.

بالنسبة لمرحلة التركيب لوحدة تحكم صلدة، سيتم اقتراح مساهمة من أوامر غير الخطية المبتكرة الرئيسية من أجل الطاقات القصوى التي تنتجها النظم السابقة مع الأخذ بعين الاعتبار ظروف الحمل المختلفة والظروف الجوية المختلفة.

الأجزاء الرئيسية التي سيتم النظر فيها في هذا العمل هي: النمذجة القائمة على خوارزميات التحسين التطوري والتحكم في النظام المعني باستخدام استراتيجيات التحكم المتقدمة المختلفة لضمان الأداء الجيد ليس فقط للظروف الجوية والمعايير الاسمية ولكن أيضا في وجود ظروف قاسية جدا.

### الكلمات المفتاحية :

الأنظمة الضوئية؛ الأنظمة الضوئية الحرارية؛ أنظمة الرياح؛ النموذج الرياضي؛ الخوارزميات الجينية؛ خوارزمية سرب الجسيمات؛ محول DC-DC؛ محول DC-AC؛ استخراج الطاقة القصوى؛ تخزين الطاقة.

# Table des matières

Table des matières

Table des figures

Liste des tableaux

## INTRODUCTION GENERALE

### Chapitre 1

#### Modélisation des systèmes PV et PVT

1.1 Introduction	18
1.2 Mécanisme des algorithmes évolutionnaires	20
1.2.1 Mécanisme de l'algorithme PSO	20
1.2.2 Mécanisme de l'algorithme génétique	22
1.3 Étape de modélisation des cellules PV / PVT	23
1.4 Tests expérimentaux	25

1.5	Modélisation des systèmes PV et PVT	28
1.6	Conclusion	36

Chapitre 2

Commande du système PV par les algorithmes MPPT

2.1	Introduction	38
2.2	Principe de fonctionnement de l’algorithme MPPT	39
2.3	Les algorithmes MPPT	41
2.3.1	Algorithme « perturber & observer »	41
2.3.2	Algorithme de la conductivité Incrémentielle “INC”	42
2.3.3	Algorithme utilisant la logique floue	43
2.3.4	Algorithme proposé	47
2.4	Modélisation et simulation	48
2.5	Analyse des résultats de la simulation	51
2.6	Conclusion	54

Chapitre 3

Système PV pour charger des batteries

3.1	Introduction	55
3.2	Température et éclairage solaire	56
3.3	Stockage de l’énergie	57
3.4	Le modèle électrochimique	58
3.5	Le modèle électrique de la batterie « Plomb-Acide »	59
3.6	Système PV et le stockage d’énergie	61
3.7	Apprentissage basé sur les algorithmes PSO ou AG	62

3.8 Simulation et discussion des résultats	63
3.9 Conclusion	67

## Chapitre 4

## Système PV raccordé au réseau

4.1 Introduction	69
4.2 Système solaire autonome connecté au réseau	71
4.2.1 Systèmes PV décentralisés connectés au réseau	71
4.2.2 Systèmes PV raccordé au réseau central	71
4.3 Système hybride PV/Éolien	72
4.4 Configuration des systèmes hybrides PV/Éolien	73
4.5 Modélisation de la turbine	73
4.6 Convertisseur DC-DC et algorithme de commande	77
4.7 Modélisation des trois phases d'un réseau connecté au système hybride	77
4.7.1 Puissance active et puissance réactive dans le plan (repère) $dq$	77
4.8 Commande du système hybride par Backstepping basé sur l'algorithme PSO	81
4.8.1 Synthèse du contrôleur Backstepping	82
4.8.2 PSO et algorithme d'apprentissage	83
4.9 Résultats et discussion	84
4.10 Conclusion	88

## CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

## Bibliographie

# Table des figures

1.1	Circuit électrique équivalent des cellules PV / PVT.	23
1.2	Prototypes utilisés dans les essais expérimentaux.	26
1.3	Mesures réelles délivrées par les deux systèmes réels PV et PVT.	27
1.4	Processus de minimisation de la fonction coût de chaque modèle (cas1).	29
1.5	Caractéristiques courant-tension données par le système PVT réel et leurs modèles mathématiques correspondants (cas 1).	30
1.6	Caractéristiques courant-tension données par le système PV réel et leurs modèles mathématiques correspondants (cas 1).	30
1.7	Caractéristiques puissance-tension des modèles et mesures PV et PVT basés sur l'algorithme PSO (comparaison).	31
1.8	Processus de minimisation de la fonction coût de chaque modèle (cas2).	32
1.9	Caractéristiques courant-tension données par le système PVT réel et leurs modèles mathématiques correspondants (cas 2).	33
1.10	Caractéristiques courant-tension données par le système PV réel et leurs modèles mathématiques correspondants (cas 2).	33
1.11	Caractéristiques puissance-tension des modèles et mesures PV et PVT basés sur l'algorithme AG (comparaison).	34
1.12	Validation des deux modèles nominaux PV et PVT basés sur l'algorithme PSO dans des conditions climatiques sévères.	35

1.13 Validation des deux modèles nominaux PV et PVT basés sur l'algorithme AG dans des conditions climatiques sévères. . . . .	35
2.1 Circuit électrique équivalent décrivant le principe de l'algorithme MPPT. . . . .	39
2.2 Circuit électrique équivalent de l'ensemble : GPV, convertisseur de puissance et charge. . . . .	40
2.3 Concept de la commande utilisant l'algorithme MPPT. . . . .	40
2.4 Organigramme représentant les étapes de l'algorithme P&O. . . . .	42
2.5 Organigramme décrivant les étapes de l'algorithme INC. . . . .	43
2.6 Caractéristique « Puissance-Tension » du GPV. . . . .	44
2.7 Fonctions d'appartenance des entrées. . . . .	45
2.8 Fonctions d'appartenances de sortie. . . . .	46
2.9 Surface des règles du contrôleur FLC. . . . .	46
2.10 Circuit d'un hacheur élévateur. . . . .	47
2.11 Configuration MATLAB/SIMULINK de l'ensemble « GPV+MPPT ». . . . .	49
2.12 Changement rapide de l'éclairement solaire. . . . .	50
2.13 Présentation de l'éclairement solaire par la forme Gaussienne. . . . .	50
2.14 La puissance fournie par le GPV avec et sans algorithmes MPPT. . . . .	51
2.15 Agrandissement de la partie du changement brusque de l'éclairement solaire. . . . .	52
2.16 Les rapports cycliques optimaux fournis par les quatre algorithmes. . . . .	52
2.17 Puissance obtenue par l'algorithme proposé en utilisant la forme Gaussienne pour l'éclairement solaire. . . . .	53
3.1 Caractéristiques I-V et P-V d'un système PV. . . . .	56
3.2 Variation de la température et de l'éclairement solaire pendant la journée de l'expérience. . . . .	57
3.3 Batterie de type « Plomb-Acide ». . . . .	58

3.4 Les réactions chimiques se déroulant dans la batterie au « Plomb-Acide » [49]. . . . .	59
3.5 Modèle électrique de la batterie « Plomb-Acide » [49]. . . . .	60
3.6 Schéma de la charge d'une batterie Plomb-Acide par un système PV. . . . .	61
3.7 Schéma synoptique d'un circuit MLI. . . . .	62
3.8 Schéma fonctionnel du MPPT basé sur les algorithmes PSO ou AG dans un système PV. . . . .	63
3.9 Modèle de la batterie « Plomb-Acide » disponible dans MATLAB/SIMULINK. . . . .	64
3.10 Caractéristique de décharge de la batterie. . . . .	65
3.11 Raccordement de la batterie « Plomb-Acide » dans le système de la commande proposée. . . . .	66
3.12 L'allure de la charge de la batterie « Plomb-Acide » . . . . .	66
3.13 Puissance de sortie pour les approches de contrôle considérées. . . . .	67
4.1 Systèmes PV décentralisés connectés au réseau. . . . .	71
4.2 Système PV raccordé au réseau central. . . . .	72
4.3 Modèle général d'un système hybride PV/ Éolien. . . . .	72
4.4 Système hybride PV/ Éolien à bus alternatif AC. . . . .	73
4.5 Configuration d'un système éolien. . . . .	74
4.6 Courbes d'énergie éolienne pour différentes vitesses de vent. . . . .	75
4.7 Coefficient de puissance en fonction du rapport pointe-vitesse. . . . .	75
4.8 Position du système diphasé $(d, q)$ par rapport au système triphasé $(a, b, c)$ . . . . .	77
4.9 Organigramme du P&O amélioré de la commande MPPT du système éolien. . . . .	80
4.10 Configuration et puissance de commande d'un système hybride PV / éolien connecté au réseau. . . . .	81
4.11 Les étapes du concept Backstepping utilisant l'algorithme PSO. . . . .	84
4.12 Variation irradiation. . . . .	85

4.13 Variation vitesse du vent.	86
4.14 Les courants de phase de sortie délivrés par l'onduleur de tension.	86
4.15 Comparaison puissance active et réactive.	87
4.16 Les courants $i_d$ et $i_q$ injectés au réseau électrique.	88

# Liste des tableaux

1.1 Valeurs utilisées dans le circuit électrique équivalent.	24
1.2 Caractéristiques électriques typiques des modules PV / PVT.	26
1.3 Paramètres d'identification du modèle mathématique donné pour le cas 1.	29
1.4 Paramètres d'identification du modèle mathématique donné pour le cas 2 (les meilleurs résultats sont indiqués en gras).	32
1.5 Les nouvelles conditions climatiques utilisées pour la phase de validation.	34
1.6 Les puissances maximales obtenues dans différentes conditions climatiques.	36
2.1 Le système d'inférence proposé pour la synthèse du contrôleur flou.	45
3.1 Paramètres PSO.	64
3.2 Paramètres AG.	64
3.3 Paramètres de la batterie « Plomb-Acide » utilisée dans la simulation.	65
4.1 Paramètres PSO.	85
4.2 Grandeurs électriques des dispositifs constituant le système hybride PV/Éolien.	85

# INTRODUCTION GENERALE

L'utilisation par l'homme des sources d'énergie renouvelable, dont l'énergie solaire, éolienne et hydraulique, est très ancienne. Ce type d'énergie est utilisé depuis l'antiquité et son utilisation a continué à exister jusqu'à l'arrivée de la "Révolution Industrielle", époque à laquelle, étant donné le bas prix du pétrole, elles ont été abandonnées [1].

Cependant durant les trois dernières décennies, les énergies renouvelables ont proliféré à la surface de notre planète. Cette tendance s'est progressivement accélérée, notamment à la suite de la signature du protocole de *Kyoto*, qui impose à de nombreux pays de limiter leur émission de gaz à effet de serre [2]. En effet, nous assistons à un développement considérable de l'utilisation des énergies renouvelables, qui sont inépuisables, propres et peuvent être utilisées de manière autogérée (puisqu'elles peuvent être utilisées dans le même lieu où elles sont produites). Elles présentent en outre l'avantage additionnel de se compléter entre elles [1], [2] et [3]. Par exemple, l'énergie solaire photovoltaïque fournit de l'électricité les jours dégagés (généralement avec peu de vent), tandis que dans les jours froids et venteux, avec des nuages, ce sont les aérogénérateurs qui prendront le relais et produiront la majorité de l'énergie électrique.

La production d'énergie solaire dans le monde a été multipliée par 20 en dix ans. Des efforts sont en cours pour améliorer la compétitivité des panneaux solaires, aussi bien au niveau du rendement que du coût. Les matériaux utilisés à la fabrication sont en évolution, avec des panneaux possédant un rendement de plus en plus important. Le principal inconvénient de l'énergie solaire est qu'elle varie irrémédiablement en fonction des conditions climatiques [4]. En hiver, la nuit, ou par temps pluvieux par exemple, la puissance fournie par les panneaux est sensiblement réduite. Ce problème doit être pallié par l'installation d'un périphérique de stockage, de type accumulateur, qui aura pour rôle d'alimenter le réseau pendant ces périodes.

Le vent peut être utilisé comme source d'énergie en utilisant l'éolienne pour convertir le vent

en énergie électrique. Les parcs éoliens se composent de nombreuses turbines toutes situées dans la même zone. Il existe deux types de parcs éoliens installés sur terre installation *onshore* et une installation *offshore* sur mer [4] et [5]. Les parcs éoliens *onshore* sont peu coûteux à construire et fournissent facilement de l'énergie. Néanmoins, les parcs éoliens *offshore* ont moins d'impact sur l'environnement que ceux sur terre, mais le coût d'entretien est plus élevé par rapport aux éoliennes *onshore* [4] et [5]. A titre d'information, le plus grand parc éolien au monde est l'Alta Wind Energy Center AWEC, situé en Californie, qui génère 1548MW (California Energy Commission CEC, récupéré le 18 mai 2015).

Il est bien connu que les sources d'énergies renouvelables sont des options attrayantes pour fournir de l'électricité dans des endroits où une connexion au réseau de distribution est impossible ou trop coûteuse [6]. Les systèmes de production photovoltaïque (PV) et les systèmes éoliens-électriques isolés sont considérés, parmi les systèmes renouvelables, comme des alternatives viables pour le concepteur de ces sources d'alimentation distantes [6]. Néanmoins, les systèmes basés sur l'énergie éolienne ou solaire ne sont pas fiables en raison des variations saisonnières et journalières de ces ressources. En effet, les systèmes d'énergie renouvelable basés sur une seule source intermittente, soit le système photovoltaïque (PV), soit l'énergie éolienne ne sont pas fiables en raison des variations saisonnières [6].

De ce fait, les systèmes consistant en deux ou plusieurs sources renouvelables tels que : les systèmes hybrides éoliens et solaires dotés d'un petit stockage de batterie répondent à ces exigences [7]. Ils ont une plus grande fiabilité en raison de la complémentarité des ressources. . Par ailleurs, ces générateurs d'énergie renouvelable nécessitent de nouvelles interfaces électroniques de puissance et des stratégies de contrôle pour améliorer l'efficacité et la qualité [1] et [7].

Cette thèse traite la modélisation, le contrôle non linéaire et la simulation appliquée aux systèmes photovoltaïques et hybrides éolien et solaire avec des applications sous MATLAB / SIMULINK. Elle est organisée en quatre chapitres comme suit :

Le premier chapitre concerne les outils de modélisation et l'analyse des performances des systèmes solaires notamment les systèmes photovoltaïques PVs. Dans ce chapitre, nous avons confirmé, à partir des mesures expérimentales, que la détérioration des performances électriques d'un PV est due au phénomène d'auto-échauffement de leurs cellules solaires aux hautes températures. A cet effet, une intégration d'un circuit de refroidissement dans un PV standard est indispensable pour surmonter cet inconvénient. On obtient ainsi un nouveau système thermal appelé : système PVT. De plus, des circuits électriques faisant intervenir, entre autres, une seule diode ont été proposés pour modéliser le comportement réel des deux systèmes solaires précédents : le système PV standard et le système PVT proposé. Lors de la phase de modélisation, les modèles de synthèse décrivant le

comportement réel des deux systèmes solaires sont obtenus à partir des circuits électriques équivalents comportant les composants électroniques suivants : une source d'alimentation en courant, une résistance série, une résistance shunt et une diode. Les valeurs optimales de ces composants sont optimisées par deux algorithmes différents : l'algorithme génétique AG et l'algorithme PSO qui minimisent un critère de performance fourni par la somme des écarts quadratiques entre les mesures réelles et celles prédites par le circuit électrique proposé. Les performances fournies par le modèle développé pour le système PVT proposé sont comparées à celles fournies par le système PV standard non seulement pour les conditions atmosphériques standard *STC* mais aussi en présence de conditions climatiques très sévères, en particulier : les hautes températures atmosphériques et les faibles éclairagements solaires.

Le deuxième chapitre est basé sur les détails de la stratégie de commande utilisant l'algorithme « Perturbe et Observe P&O ». Cette dernière recherche a abouti à un point optimal maximisant la puissance produite par le générateur photovoltaïque GPV ce qui fournit un suivi rapide des trajectoires de référence, ce point est appelé, dans la suite de ce travail, "Maximum Power Point" ou MPP. Toutefois, les performances fournies par un P&O conventionnel sont très satisfaisantes pour certaines conditions climatiques. Néanmoins, pour un changement rapide de l'éclairement solaire, ces performances peuvent se détériorer en provoquant, par conséquent, de sérieux problèmes.

En revanche, l'amélioration des performances via l'introduction de la commande floue dans les étapes de l'algorithme de Conductivité Incrémentielle "INC" conventionnel représente une solution alternative proposée dans ce chapitre pour réduire les oscillations autour du MPP (Maximum Power Point) estimé. La validité de cette approche proposée a été montrée dans des conditions d'exploitation similaires en utilisant le logiciel du MATLAB/SIMULINK. Les résultats obtenus ont confirmé que cette nouvelle stratégie de commande a la capacité de fournir de meilleures dynamiques à savoir : une bonne poursuite du MPP, une bonne atténuation de l'effet d'oscillation autour du MPP et finalement, une amélioration du taux de conversion énergétique du système PV.

Le troisième chapitre a pour objectif de détailler l'algorithme MPTT (Maximum Power Point Tracking) basé sur les deux méthodes d'optimisation PSO et AG. Cette stratégie utilisant des mesures réelles de températures et d'éclairagements pour la phase de chargement des batteries de type plomb-acide. Ces mesures ont été collectées le 05 novembre 2012 dans l'enceinte de l'Unité Appliquée des Energies Renouvelables "URAER", Ghardaïa, Algérie. Les résultats des simulations obtenus ont montré l'efficacité des deux algorithmes précédents pour améliorer les performances de l'algorithme MPTT conventionnel.

Le quatrième chapitre est consacré à l'application de la méthode Backstepping basé sur l'algorithme de PSO pour commander un onduleur triphasé connecté au réseau électrique. L'énergie

injectée dans celui-ci est délivrée par un système hybride combinant deux systèmes d'énergie renouvelables en l'occurrence : le système solaire PV et le système d'énergie éolienne. L'analyse des performances ainsi que la robustesse de cette stratégie proposée ont été validées pour différentes valeurs de températures atmosphériques et d'éclairements solaires. Enfin, une conclusion générale mettra en valeur l'importance de cette thèse dans le domaine des énergies renouvelables.

# Modélisation des systèmes PV et PVT

## 1.1 Introduction

Dans le domaine de la production des énergies solaires, les systèmes solaires peuvent être classés en deux catégories, en l'occurrence les systèmes thermaux T et les systèmes photovoltaïques PVs.

Dans la pratique, 20% des rayonnements solaires qui sont récoltés par les modules d'un système PV sont susceptibles de faire augmenter la température de ses cellules solaires occasionnant, par conséquent, de multiples problèmes à ces panneaux. Parmi ces dommages, la dégradation de la conversion de l'énergie de l'ordre de 0.4% jusqu'à 0.5% dans une cellule est constatée de façon récurrente. A cet effet, une solution sera proposée dans ce travail pour palier à cet inconvénient.

L'idée de base est simple. Il s'agit en effet d'intégrer, tout simplement dans le module PV, un système de refroidissement basé sur la circulation de l'eau, en circuit fermé, au voisinage de ces cellules. Le système hybride ainsi obtenu (système PV + refroidissement) sera désigné tout au long de ce mémoire par l'appellation : système PVT. Cette solution a permis de stabiliser la température des cellules PVT, baignées dans des conditions extrêmes, à des valeurs voisines à celles délivrées dans les conditions atmosphériques standards (Température absolue variable au voisinage de  $25^{\circ}C$  et éclairement nominal variable au voisinage de  $1000W/m^2$  ).

Pour valider l'efficacité de cette solution, les performances électriques fournies par le système PVT dans des conditions atmosphériques sévères seront comparées à celles fournies par le système PV standard [4] et [5].

Pour atteindre cet objectif, nous avons conçu un modèle mathématique approprié modélisant, de façon très précise, le comportement réel des cellules PV/PVT. Ce modèle constitue la clé de succès de

cette analyse des performances. Sa conception repose essentiellement sur le choix adéquat du circuit électrique équivalent qui doit être proposé au préalable par l'utilisateur. Ce circuit est constitué par un ensemble de composants électroniques dont les valeurs optimales doivent être déterminées avec précision en utilisant un algorithme d'optimisation très performant qui doit minimiser l'écart de modélisation se produisant entre la sortie réelle fournie par le système PV/PVT et celle prédite par le modèle mathématique proposé.

Noter ici que le choix d'un modèle mathématique optimal assurera la synthèse d'un contrôleur performant garantissant une bonne dynamique de poursuite des trajectoires de référence ainsi qu'une bonne régulation et ce, même en présence de bruits de mesure et des effets des incertitudes de modélisation.

Pour la conception d'un modèle approprié, plusieurs circuits électriques équivalents ont été suggérés par les chercheurs pour modéliser les cellules d'un système PV. Parmi ceux-ci, le circuit électrique équivalent à base d'une simple diode est le plus fréquemment utilisé dans lequel quatre grandeurs inconnues doivent être optimisées à savoir : le courant généré par la lumière, le facteur de qualité de la diode, la résistance série de la cellule solaire et la résistance shunt des cellules solaires. Les valeurs optimales de ces grandeurs peuvent être déterminées à partir de la résolution du problème d'optimisation formulé a priori par l'utilisateur. La fonction objective de ce problème d'optimisation correspond à la somme des écarts quadratiques moyens entre le courant fourni par la cellule photovoltaïque et celui prédit par le modèle mathématique proposé. La minimisation efficace de cette fonction objective dépend explicitement du choix adéquat de l'algorithme utilisé lors du processus de minimisation.

Parmi les algorithmes d'optimisation les plus utilisés, citons l'algorithme génétique AG ainsi que l'algorithme d'essaim particulaire PSO qui seront utilisés dans cette étude pour aboutir à des paramètres optimaux pour les deux systèmes PV et PVT [6] et [7].

Récemment, plusieurs chercheurs ont encore proposé des algorithmes d'optimisation avec lesquels des modèles efficaces modélisant les cellules PV ont été développés en tenant compte des variations de l'éclairement solaire et de la température atmosphérique. Parmi ceux-ci, Askarzadeh et al. (2015) ont utilisé l'algorithme « Bird Mating Optimizer » BMO afin d'estimer les paramètres du circuit électrique équivalent à une seule diode [8]. Fialho et al. (2015) ont développé une approche analytique à partir des essais expérimentaux utilisant un système PV raccordé à un réseau électrique. Cette approche a été utilisée afin d'estimer les mêmes paramètres du circuit précédent [9]. Dizqah et al. (2014) ont effectué une hybridation de l'algorithme génétique avec la Méthode du Point Intérieur IPM [10] où les paramètres du modèle désiré ont été optimisés par l'approche résultante de cette hybridation [10], [11] et [12].

Dans ce chapitre, la modélisation des cellules des deux systèmes PV et PVT sera effectuée par les algorithmes d'optimisation AG et PSO. On fait ressortir deux modèles nominaux qui doivent décrire les cellules des deux systèmes précédents pour deux types de conditions atmosphériques standards. Le premier modèle nominal a la capacité de modéliser ces cellules en présence d'éclairements solaires faibles et pour des températures variant au voisinage de  $22^{\circ}\text{C}$ . Tandis que le second modèle nominal, il a la capacité d'assurer cette modélisation en présence d'éclairements solaires forts et pour des températures variant au voisinage de  $26^{\circ}\text{C}$ . Finalement, nous démontrerons la robustesse de ces deux modèles nominaux fournis pour le système PVT à de hautes températures mesurées lors de plusieurs essais expérimentaux. Nous verrons, dans la suite de ce travail, que cette étude présentera une importance capitale pour la phase d'élaboration des algorithmes de contrôle MPPT pour les systèmes solaires.

## 1.2 Mécanisme des algorithmes évolutionnaires

Les algorithmes évolutionnaires (*Evolutionary Computation en anglais*), sont une famille d'algorithmes dont le principe s'inspire de la théorie de l'évolution pour résoudre des problèmes divers. Ce sont donc des méthodes d'optimisation inspirés de la nature. L'idée est de faire évoluer un ensemble de solutions d'un problème donné, dans le but de trouver les meilleures solutions optimales problème posé. Ces algorithmes sont dits stochastiques, car ils utilisent itérativement des processus aléatoires.

### 1.2.1 Mécanisme de l'algorithme PSO

L'algorithme PSO est une méthode d'optimisation méta-heuristique qui a été présentée pour la première fois par Kennedy et Eberhart [13]. Leur idée était inspirée par le comportement social d'animaux tels que le vol des oiseaux ou la migration des poissons. En effet, on constate qu'une nuée d'oiseaux (ou un banc de poissons) peuvent voler (nager) ensemble en symbiose en maintenant un contact mutuel entre eux qui se manifeste en actions organisées (recherche de nourriture, protection mutuelle, ...), le plus souvent utiles à tous les membres du groupe.

D'un point de vue de modélisation mathématique, ce mouvement collectif d'animaux "*flocking*" est le résultat d'un comportement d'individus autonomes (position et vitesses distinctes) qui respectent un certain nombre de règles simples et n'impliquant aucune coordination centrale mais qui, au final, arrivent à réaliser des mouvements coordonnés complexes difficiles à réaliser autrement.

L'algorithme PSO fait appel à un certain nombre de particules dispersées dans l'espace de recherche. Chaque particule a une vitesse aléatoire, de sorte que l'algorithme dépend à la fois de la position et de la vitesse de chaque particule.

D'un point de vue mathématique, l'algorithme PSO utilise un essaim constitué de particules  $n_p \in \mathbb{N}$ , à savoir  $(X_i)_{i=1,2,\dots,n_p}$  à la recherche de la solution sous-optimale  $X^* \in \mathbb{N}^{q \times 1}$  qui minimise la fonction objectif, appelée  $J \in \mathfrak{R}$ . La position et la vitesse des vecteurs de particule  $i^{th}$  sont respectivement donnés par  $X_i = (X_{(i,1)}, X_{(i,2)}, \dots, X_{(i,q)})^T$  et  $V_i = (V_{(i,1)}, V_{(i,2)}, \dots, V_{(i,q)})^T$ . Ils sont déterminés par les expressions itératives suivantes :

$$\begin{cases} V_i^{(l+1)} = c_0 \cdot V_i^l + c_1 \cdot r_{(1,i)}^l \cdot (X_i^{(best,l)} - X_i^l) + c_2 \cdot r_{(2,i)}^l \cdot (X_{swarm}^{(best,l)} - X_i^l) \\ X_i^{(l+1)} = X_i^l + V_i^{(l+1)} \end{cases} \quad (1.1)$$

Où  $l = 1, 2, \dots, l_{max}$  est le nombre d'itérations fourni préalablement par l'utilisateur [8] et [9].  $c_0$ ,  $c_1$  et  $c_2$  sont respectivement le facteur d'inertie, les rapports d'apprentissage cognitif (individuel) et social (groupe).  $r_{(1,i)}^l$  et  $r_{(2,i)}^l$  sont des nombres aléatoires uniformément répartis sur l'intervalle  $[0, 1]$ .  $X_i^{(best,l)}$  et  $X_{swarm}^{(best,l)}$  sont respectivement la meilleure position obtenue précédemment par la particule et la meilleure position obtenue dans l'ensemble de l'essaim à l'itération en cours  $l$  et qui sont données par [11] et [12] :

$$\begin{cases} X_i^{(best,l)} = \min_{X_i^j} \{J(X_i^j), 0 \leq j \leq l\} \\ X_{swarm}^{(best,l)} = \min_{X_i^l} \{J(X_i^l), \forall i\} \end{cases} \quad (1.2)$$

En résumé, l'algorithme PSO peut être constitué des étapes-procédures suivantes [12] :

**Étape 1** : Initialiser les  $n_p$  particules avec des positions choisies au hasard et qui devraient être précédemment contenues dans l'intervalle  $\Omega \in (X_{min}, X_{max})$ , où  $X_{min} \leq X_i \leq X_{max}$ . Ensuite, évaluer la fonction objective pour chaque position. Fixer enfin le nombre d'itérations  $l = 0$  et déterminer les solutions initiales  $X_i^{(best,0)}$  et  $X_{swarm}^{(best,0)}$  en utilisant l'Équation 1.2. Aller à l'étape suivante.

**Étape 2** : Vérifier la condition de fin de recherche. Si elle est satisfaite, l'algorithme converge alors vers la solution. Sinon, passer à l'étape suivante.

**Étape 3** : Affecter les nouvelles valeurs obtenues à toutes les particules (mises à jour de l'Équation 1.1 et de l'Équation 1.2). Evaluer de nouveau la fonction objective pour chaque position. Ensuite, remplacer le nombre d'itérations  $l$  par  $l + 1$  et déterminer  $X_i^{(best,l)}$  et  $X_{swarm}^{(best,l)}$ . Revenir à l'étape 2.

Pour simplifier, la condition d'arrêt imposée dans l'**étape 2** est remplacée par le nombre maximum d'itérations  $l_{max}$  choisi au préalable par l'utilisateur.

### 1.2.2 Mécanisme de l'algorithme génétique

L'algorithme génétique AG est une méthode heuristique qui simule l'évolution biologique. Elle est utilisée pour trouver des solutions optimisées à des problèmes liés aux théories de la sélection naturelle et de l'évolution biologique comme la sélection, la mutation, l'héritage et la recombinaison.

L'ensemble des paramètres de modélisation sont modifiés selon un processus évolutif, basé sur les règles génétiques, dans lequel certains chromosomes peuvent subir des modifications (croisement, mutation, sélection ... etc.). Dans un problème d'optimisation, chaque variable correspond à un gène dans le chromosome. Par ailleurs, les chromosomes évoluent selon différentes opérations obéissant aux lois génétiques pour aboutir à un chromosome optimal [9]. Cinq éléments doivent être considérés pour minimiser la fonction objective, qui est définie dans l'espace de données. On a :

- Un principe de codage des individus de la population. Cette étape combine chaque individu de l'espace d'état à la structure de données. Il se place habituellement après l'étape de modélisation du problème abordé. Notons que la qualité des données codées détermine le succès des algorithmes génétiques. Ainsi, le codage binaire ou réel doit être sélectionné dans l'étape de codage.
- Un mécanisme générateur de la population initiale. Ce mécanisme doit être capable de produire des populations non homogènes d'individus comme base pour les générations futures. La clé de réussite des performances de l'AG dépend d'un bon choix de la population initiale qui peut engendrer une convergence plus ou moins rapide vers l'optimum global. Dans le cas où aucune indication n'est disponible sur le problème, il est essentiel que la population initiale soit répartie dans toute la zone de recherche.
- Une fonction objective à minimiser. Cela renvoie à une valeur appelée aptitude ou fonction d'évaluation des individus.
- Les opérateurs de diversification de la population au fil des générations et d'exploration de l'espace d'état. L'opérateur de croisement réduit les individus gènes existants dans la population. L'opérateur de mutation vise à assurer l'exploration de l'espace d'état.
- Paramètres de calibrage tels que la taille de la population, le nombre total des générations ou les critères d'arrêt, l'application des probabilités de croisement et de l'opérateur de mutation.

L'algorithme AG se compose des étapes-procédures suivantes :

**Étape 1 :** Générer de manière aléatoire  $N$  chromosomes dans la population initiale dans l'espace de recherche avec  $le\ chromosome = [X_1, \dots, X_n]$ , où  $X_{min} < X_{(1, \dots, n)} < X_{max}$ .

**Étape 2 :** Calculer la fonction objective pour chaque chromosome.

**Étape 3 :** Appliquer les opérateurs suivants :

- a- Effectuer la reproduction, c'est-à-dire sélectionner les meilleurs chromosomes ayant des probabilités basées sur leurs valeurs de la fonction objective.
- b- Effectuer le croisement sur les chromosomes sélectionnés dans l'étape ci-dessus à l'aide des probabilités de croisement.
- c- Effectuer une mutation sur les chromosomes générés dans l'étape ci-dessus probabilité de mutation.

**Étape 4 :** Si la condition d'arrêt est atteinte ou bien encore la solution optimale est obtenue, le processus peut être arrêté. Sinon répéter les **étapes 2 à 4** jusqu'à ce que la condition de fin soit atteinte.

**Étape 5 :** La solution optimale  $X^*$ , correspondant à la meilleure fonction objective est donnée par " $X^* = \min_{X_i^j}(J(X_i^j), \forall i, j)$ ", est ainsi obtenue.

### 1.3 Étape de modélisation des cellules PV / PVT

Les cellules solaires PV et PVT sont généralement modélisées par un circuit électrique qui contient une diode simple tel que ceci est représenté dans le schéma de la [Figure 1.1](#) ci-dessous.

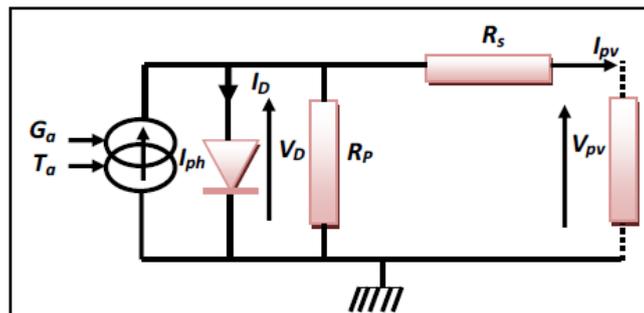


FIG. 1.1 – Circuit électrique équivalent des cellules PV / PVT.

Ce circuit est constitué d'une source de courant montée en parallèle avec une diode. Une résistance série  $R_s$  et une résistance de shunt parallèle  $R_p$  sont rajoutées pour traduire principalement le phénomène de dissipation de la chaleur au niveau de la cellule [14], [15] et [16].

Conformément aux théorèmes des réseaux électriques, nous pouvons établir les relations mathématiques suivantes [17], [18] et [19] :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_D - \frac{V_{pv} + R_s \cdot I_{pv}}{R_p} \tag{1.3}$$

Où  $I_{pv}$  et  $V_{pv}$  sont respectivement le courant de sortie et la tension de sortie fournie par la cellule solaire.  $I_{ph}$  est le courant généré par la cellule solaire lorsque qu'elle est exposée à la lumière du soleil. Le courant  $I_D$  traversant la diode est déterminé par :

$$I_D = I_0 \cdot \left( -1 + e^{\left[ q \cdot \frac{V_{pv} + R_s \cdot I_{pv}}{K \cdot T_a} \right]} \right) \tag{1.4}$$

$I_0$  est le courant de saturation inverse de la diode qui peut être exprimé par :

$$I_0 = \sqrt[n]{\left(\frac{T_a}{T_n}\right)^3} \cdot \frac{I_{sc}}{-1 + e^{\left[ q \cdot \frac{V_{pv} + R_s \cdot I_{pv}}{K \cdot T_a} \right]}} \cdot e^{\left[ \frac{q \cdot V_g}{n \cdot \left(\frac{1}{T_a} - \frac{1}{T_n}\right)} \right]} \tag{1.5}$$

Où  $n$  est le facteur de qualité de la diode.  $T_a$  et  $T_n$  sont respectivement la température absolue et la température nominale relevées dans les conditions de test standard (*STC* : Standard Test Conditions) à savoir :  $T_n = 25^\circ C$  . Le [Tableau 1.1](#) rassemble les différentes grandeurs électriques utilisées dans les expressions ci-dessus ainsi que leur valeur correspondante.

Paramètre	Identification de la quantité (unité)	Valeur correspondante
$I_{sc}$	Courant de court-circuit (A)	2.99
$q$	Charge élémentaire (c)	$1.60 \times 10^{-19}$
$K$	Constante de Boltzman (J/K)	$1.38 \times 10^{-23}$
$V_{oc}$	Tension en circuit ouvert (V)	20.80
$V_g$	L'énergie de gap (e - V)	1.20

TAB. 1.1 – Valeurs utilisées dans le circuit électrique équivalent.

Le modèle mathématique à simple diode relatif à la cellule solaire PV/PVT comporte quatre variables inconnues regroupées dans le vecteur  $X$ , sachant que  $X = (I_{ph}, n, R_s, R_p)^T$ . Le photocourant  $I_{ph}$  est défini par l'expression :

$$I_{ph} = \frac{G_a}{G_n} \cdot [I_{sc} + K_I \cdot (T_a - T_n)] \tag{1.6}$$

Où  $K_I$  est le coefficient de pondération de la différence de température  $\Delta T = T_a - T_n$ .  $G_a$  et  $G_n$  Représentent respectivement, les valeurs de l'éclairement solaire total et l'éclairement solaire nominal obtenus dans les conditions standard *STC* à savoir  $G_n = 1000W/m^2$ . D'après l'Équation 1.6, le photo-courant résonnant, appelé  $I_{phmax}$ , est obtenu lorsque les deux paramètres  $T_a$  et  $G_a$  atteignent leur valeur nominale, c'est-à-dire  $T_a = T_n$  et  $G_a = G_n$ , conduisant ainsi à  $I_{phmax} = I_{sc}$ .  $I_{sc}$  est le courant de court-circuit correspondant à une résistance série  $R_s$  faible ou nulle et à une résistance de shunt  $R_p$  très élevée.

En conséquence, le courant  $I_{ph}$  ne devrait être limité uniquement que par la valeur maximale du courant de court-circuit  $I_{sc}$ . De plus, des paramètres optimaux des deux modèles PV et PVT sont déterminés à partir de la résolution d'un problème d'optimisation dans lequel la fonction objective présente la somme des erreurs quadratiques moyennes *MSE* "Mean Square Errors". L'erreur représente ici l'écart, à chaque temps d'échantillonnage  $k$ , entre le courant prédit par le modèle PV ou PVT, noté ici par  $I_{pv_m}$ , et celui mesuré à partir du système réel, noté ici par  $I_{pv_e}$ . On obtient donc la distance ci-dessous :

$$J_k(k) = I_{pv_m}(k) - I_{pv_e}(k) \quad (1.7)$$

Cette distance doit être minimisée à chaque temps d'échantillonnage en utilisant l'un des deux algorithmes PSO ou AG.

## 1.4 Tests expérimentaux

L'étude expérimentale appliquée aux deux systèmes photovoltaïques PV et PVT a été réalisée sur des appareils de marque *ISOFOTON I – 50 PV*. Le premier système étudié est un photovoltaïque conventionnel sans moyen de refroidissement. Le second système PVT est un système PV standard qui a été renforcé par un circuit de refroidissement à eau pour maintenir la température des cellules solaires à des niveaux acceptables (température ambiante) et ce même en présence de conditions climatiques sévères. Les deux systèmes ont été installés sur la terrasse d'un bâtiment situé dans l'enceinte de l'unité de recherche appliquée en énergie renouvelable "URAER" sise à Ghardaïa dans le sud de l'Algérie.

Par ailleurs, les panneaux solaires pour les deux systèmes sont inclinés d'un angle correspondant à l'altitude de la zone de l'étude. Chaque système est équipé de deux capteurs différents. Le premier est un thermocouple de type *K* prévu pour mesurer la température absolue. Le second est un

pyromètre qui sert à mesurer l'éclairement solaire total. L'acquisition de toutes les données est réalisée à l'aide d'un système électronique de type *Agilent34970A*.

La [Figure 1.2](#) ci-dessous représente une photographie des systèmes photovoltaïques utilisés pour les expériences.



FIG. 1.2 – Prototypes utilisés dans les essais expérimentaux.

Pour compléter la description de ce stand expérimental, le [Tableau 1.2](#) résume les caractéristiques électriques typiques des modules de type *ISOFOTON* pour les deux systèmes solaires PV et PVT.

Puissance Maximum	39.10W
Voltage Maximum	14.90V
Courant Maximum	2.620A
Nombre de cellules	36

TAB. 1.2 – Caractéristiques électriques typiques des modules PV / PVT.

A noter ici que dans des conditions météorologiques sévères, les températures enregistrées dépassent souvent le seuil de  $T_a \approx 48^\circ C$ . De plus, les valeurs enregistrées pour l'éclairement solaire fluctuent souvent dans une fourchette  $600W/m^2 \leq G_a \leq 1050W/m^2$ . Lors de l'étape de modélisation des systèmes solaires, le problème survenant via la surchauffe des cellules PVT a été surmonté au moyen du circuit de refroidissement basé sur la circulation de l'eau, en circuit fermé. Ce circuit permet de diminuer les températures élevées des cellules PVT de telle sorte que celles-ci se stabilisent dans l'intervalle  $22.3^\circ C \leq T_a \leq 26.9^\circ C$ . Par conséquent, la modélisation du système PVT dépend uniquement de la variation de l'éclairement solaire dans laquelle deux types d'éclairements solaires ont été pris en considération.

A cet effet, deux modèles nominaux des cellules du système PVT seront développés pour deux conditions atmosphériques standards, en l'occurrence : un premier modèle PVT nominal ayant la capacité de modéliser le système PVT en présence d'éclairements solaires faibles variant au voisinage de  $G_a = 700.6544W/m^2$  et en présence de températures atmosphériques variant au voisinage de  $22^\circ C$ . Aussi, un second modèle PVT nominal ayant la capacité d'assurer cette modélisation en présence des éclairements solaires forts variant au voisinage de  $G_a = 900.3362W/m^2$  et en présence de températures atmosphériques variant au voisinage de  $26^\circ C$ . Pour assurer ces deux types de conditions atmosphériques, des essais expérimentaux (mesures des tensions de sortie et des courants de sortie) ont été effectués par temps clairs au cours du mois d'avril 2015 pendant deux périodes distinctes de la journée. La première période débutant à  $10^h00$  du matin et se prolonge jusqu'à midi et demi ( $12^h30$ ). La seconde période de mesure commence à  $14^h00$  de l'après-midi et se termine à  $16^h30$ . Les conditions atmosphériques enregistrées pendant ces deux périodes sont résumées ci-après :

$$\begin{cases} cas1 : T_a = 22.3^\circ C, G_a = 700.6544W/m^2 \\ cas2 : T_a = 26.9^\circ C, G_a = 900.3362W/m^2 \end{cases}$$

Les tensions réelles ainsi que les courants réels délivrés par les deux systèmes PV et PVT ont été enregistrées toutes les 30 secondes. Aussi, 256 données d'identification ont été utilisées pour développer le premier modèle nominal (noté ici par modèle1 correspondant au *cas1*) et 256 autres données ont été utilisées pour développer le second modèle nominal (noté ici par modèle2 correspondant au *cas2*).

A noter ici que cette phase de modélisation a été effectuée hors ligne dans laquelle les deux algorithmes PSO et AG ont été appliqués pour déterminer les paramètres des modèles nominaux décrivant les deux systèmes réels PV et PVT.

La [Figure 1.3](#) présente les mesures réelles fournies par les deux systèmes PV et PVT.

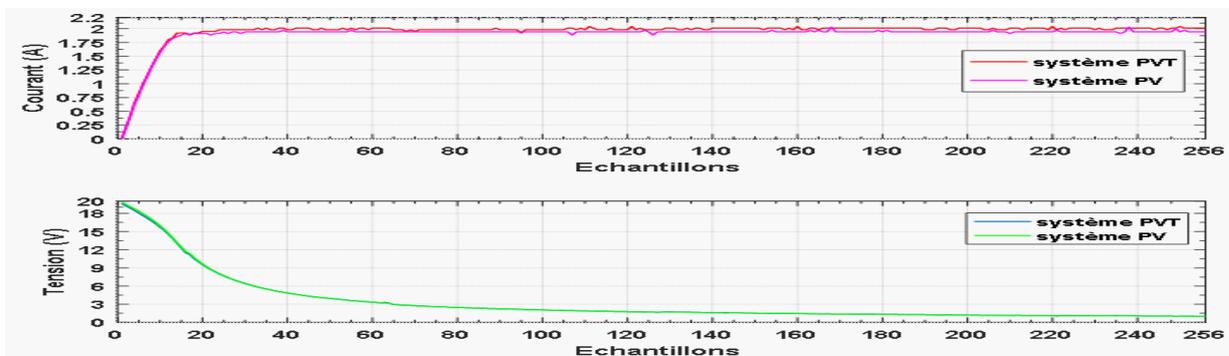


FIG. 1.3 – Mesures réelles délivrées par les deux systèmes réels PV et PVT.

D'après cette figure, on peut remarquer que les caractéristiques électriques fournies par le système PVT, en termes de courants délivrés, sont meilleures comparativement au système PV.

## 1.5 Modélisation des systèmes PV et PVT

Tout au long de l'opération d'optimisation, les contraintes limites inférieures et supérieures ont été choisies, pour les deux algorithmes AG et PSO, comme suit :

$$\begin{array}{c} \left[ \begin{array}{c} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{array} \right] \\ X_{\min} \end{array} \leq \begin{array}{c} \left[ \begin{array}{c} I_{ph} \\ n \\ R_s \\ R_p \end{array} \right] \\ \leq \end{array} \begin{array}{c} \left[ \begin{array}{c} I_{sc} \\ 2 \\ \text{inf} \\ \text{inf} \end{array} \right] \\ X_{\max} \end{array}$$

Les paramètres de réglages utilisés dans l'algorithme PSO sont reproduits ci-dessous :

$$\begin{aligned} \text{Taille de l'essaim} : & n_p = 100 \\ \text{Nombre maximum d'itérations} : & l_{max} = 200 \\ \text{Facteur d'inertie} : & c_0 = 0.90 \\ \text{Taux d'apprentissage cognitif} : & c_1 = 0.25 \\ \text{Taux d'apprentissage social} : & c_2 = 1.25 \end{aligned}$$

Parallèlement, les paramètres de réglage utilisés dans l'algorithme AG sont reproduits ci-dessous :

$$\begin{aligned} \text{Taille de la population} : & 100 \\ \text{Nombre de générations} : & 200 \\ \text{Reproduction} : & \\ \quad \text{Élite, Compte} & 2 \\ \quad \text{Croisement} & 0.8 \\ \text{Fonction de mutation} : & \text{contrainte dépendante} \\ \text{Fonction Croisement} : & \text{dispersé} \\ \text{Mutation} : & \\ \quad \text{Direction} & \text{avant} \\ \quad \text{Fraction} & 0.2 \end{aligned}$$

A noter que pour les deux algorithmes AG et PSO, les expériences ont été répétées avec d'autres paramètres de réglage et à chaque fois des résultats identiques sont obtenus. Précisons finalement que les deux algorithmes PSO et AG ont été exécutés plusieurs fois. La [Figure 1.4](#) présente le processus de minimisation de la fonction coût par les algorithmes AG et PSO et ce pour déterminer les paramètres optimaux des deux modèles nominaux décrivant les deux systèmes réels PV et PVT.

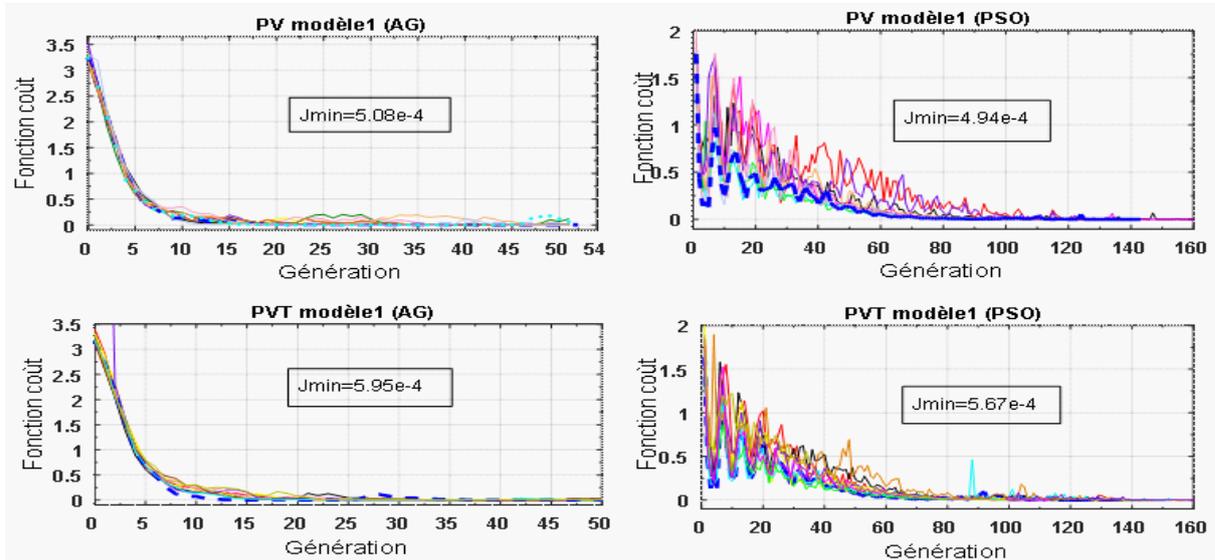


FIG. 1.4 – Processus de minimisation de la fonction coût de chaque modèle (cas1).

Les résultats résumés dans le [Tableau 1.3](#) ont été obtenus pour le cas 1. Les meilleurs résultats sont mentionnés en gras.

		Paramètres (Cas1)				
Système	Méthode	$I_{ph}$	$n$	$R_s$	$R_p$	$J_{min}$
PVT	GA	2.0993	1.0000	0.18175	2.89670	$5.95 \cdot 10^{-4}$
	<b>PSO</b>	<b>2.1626</b>	<b>1.0018</b>	<b>0.19360</b>	<b>2.15990</b>	<b><math>5.67 \cdot 10^{-4}</math></b>
PV	GA	1.9728	1.5734	0.03430	4.74370	$5.08 \cdot 10^{-4}$
	<b>PSO</b>	<b>2.0180</b>	<b>1.0000</b>	<b>0.11672</b>	<b>3.75480</b>	<b><math>4.94 \cdot 10^{-4}</math></b>

TAB. 1.3 – Paramètres d'identification du modèle mathématique donné pour le cas 1.

Selon le [Tableau 1.3](#), il est facile d'observer que la meilleure performance est obtenue lorsque le critère  $MSE$  est minimisé autant que possible. Par conséquent, les meilleurs résultats sont fournis par l'algorithme PSO pour les deux systèmes solaires PV et PVT.

Pour confirmer ce résultat, la [Figure 1.5](#) compare les caractéristiques courant-tension obtenues à partir du système PVT réel avec celles données par les modèles mathématiques générés par les algorithmes AG et PSO qui utilisent les données numériques obtenues dans le cas1. En outre, la

Figure 1.6 compare les caractéristiques courant-tension obtenues à partir du système PV réel avec celles données par les modèles mathématiques correspondants pour le même cas précédent. On a les Figures ‘Figure 1.5 et Figure 1.6’ :

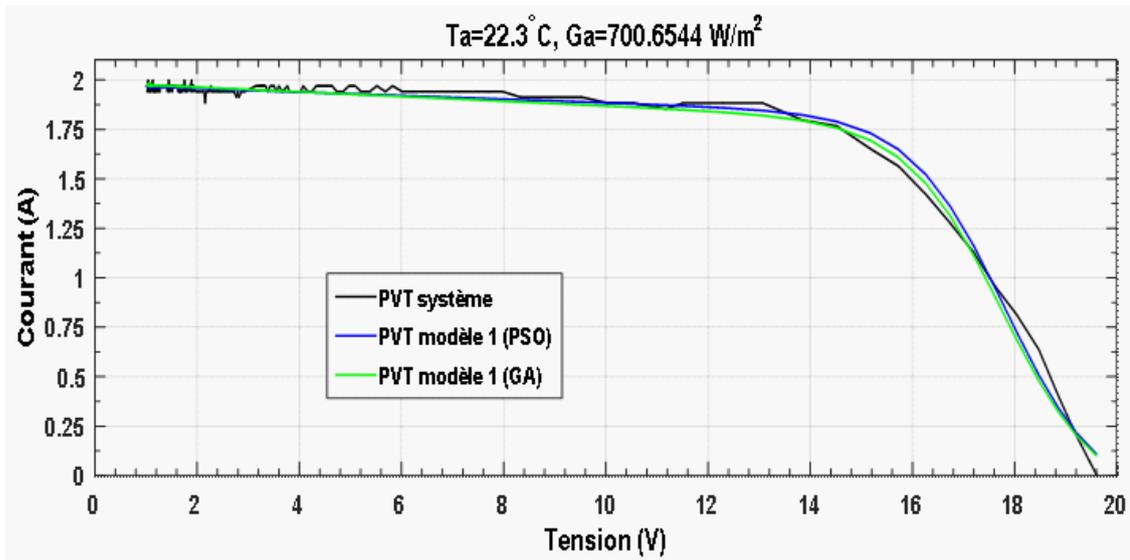


FIG. 1.5 – Caractéristiques courant-tension données par le système PVT réel et leurs modèles mathématiques correspondants (cas 1).

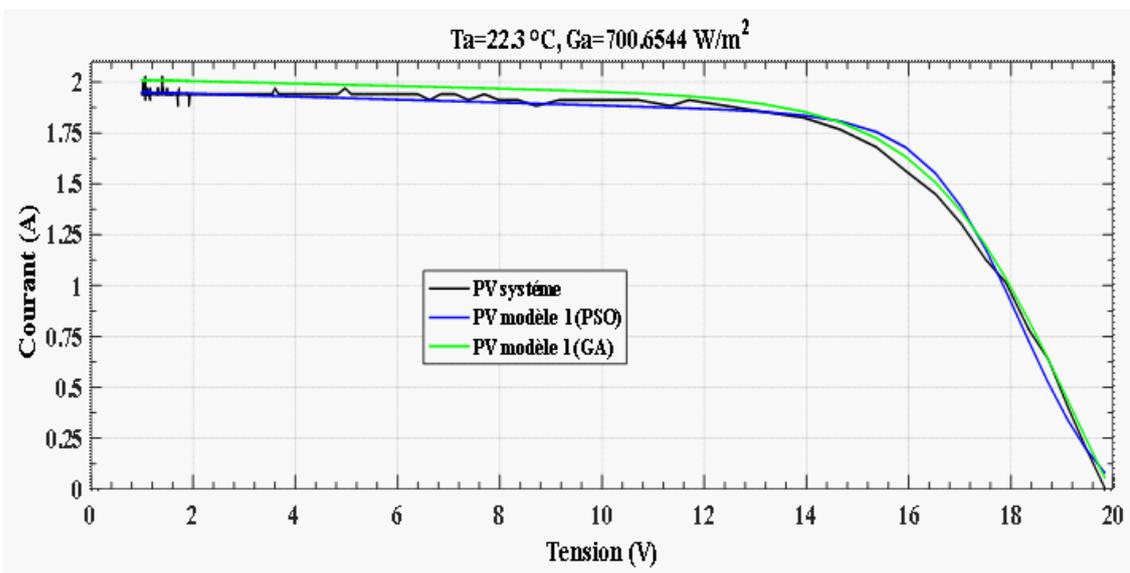


FIG. 1.6 – Caractéristiques courant-tension données par le système PV réel et leurs modèles mathématiques correspondants (cas 1).

L'observation des Figures ‘Figure 1.5 et Figure 1.6’ montrent que les caractéristiques courant-tension obtenues à partir des deux modèles mathématiques basés sur les algorithmes AG et PSO

sont très comparables à celles acquises par les systèmes PV réels et PVT réels. Ces observations confirment également les résultats obtenus dans le [Tableau 1.3](#), à savoir que le modèle mathématique obtenu par l'algorithme PSO assure une meilleure minimisation du critère  $MSE$  par rapport à celui fourni par l'algorithme AG. Dans la section suivante, nous utilisons uniquement les modèles mathématiques obtenus à partir de l'algorithme PSO pour comparer leurs caractéristiques tension-puissance, qui sont présentées dans la [Figure 1.7](#) comme suit :

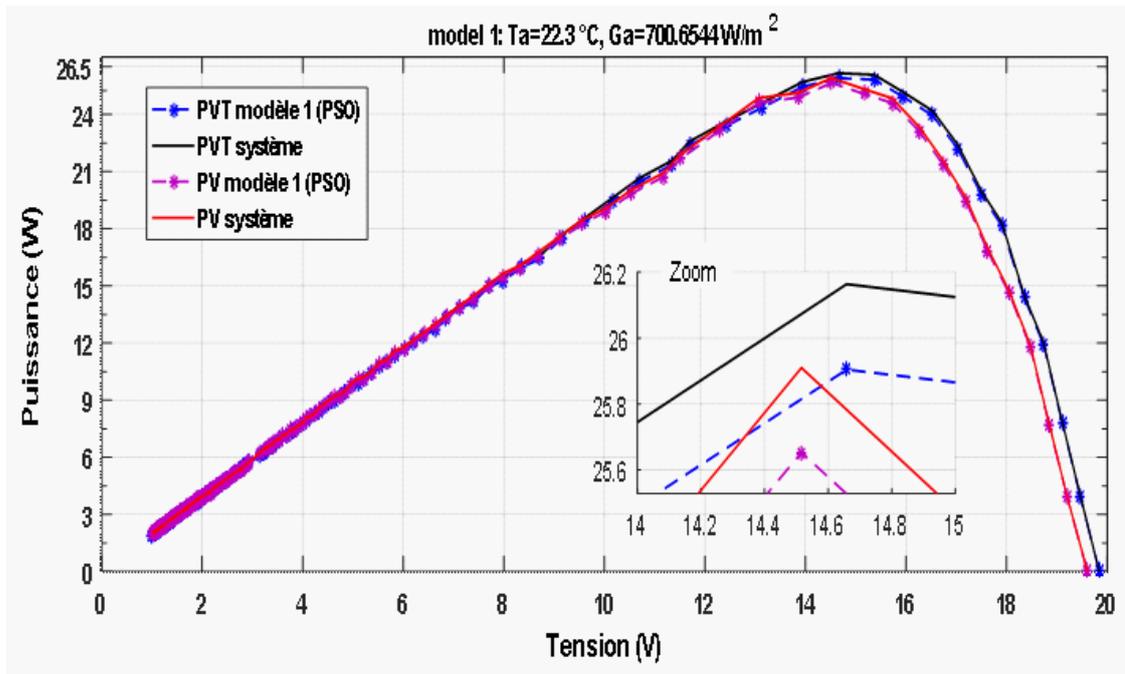


FIG. 1.7 – Caractéristiques puissance-tension des modèles et mesures PV et PVT basés sur l'algorithme PSO (comparaison).

Selon la [Figure 1.7](#), il est facile d'observer que l'énergie de la puissance maximale obtenue à partir du modèle PVT basé sur l'algorithme PSO a une valeur de crête égale à  $P_{PVT} = 25.85\text{Watts}$ , qui est obtenue lorsque la tension de sortie  $V = 14.66\text{Volts}$ . Cette valeur est supérieure à celle fournie par le modèle PV basé sur l'algorithme PSO où la valeur de l'énergie de la puissance maximale obtenue ( $P_{PVT} = 25.65\text{Watts}$ ) est atteinte lorsque  $V = 14.50\text{Volts}$ . Notons que la comparaison susmentionnée ne diminue en aucun cas l'efficacité de l'algorithme AG. Dans la suite de ce travail, nous utilisons les autres 256 données d'identification pour déterminer les paramètres optimaux des deux modèles nominaux PV et PVT. Pour le processus d'optimisation par les deux algorithmes AG et PSO, nous utilisons les mêmes paramètres de réglage cités précédemment. La [Figure 1.8](#) présente le processus de minimisation de la fonction coût pour le *cas2*.

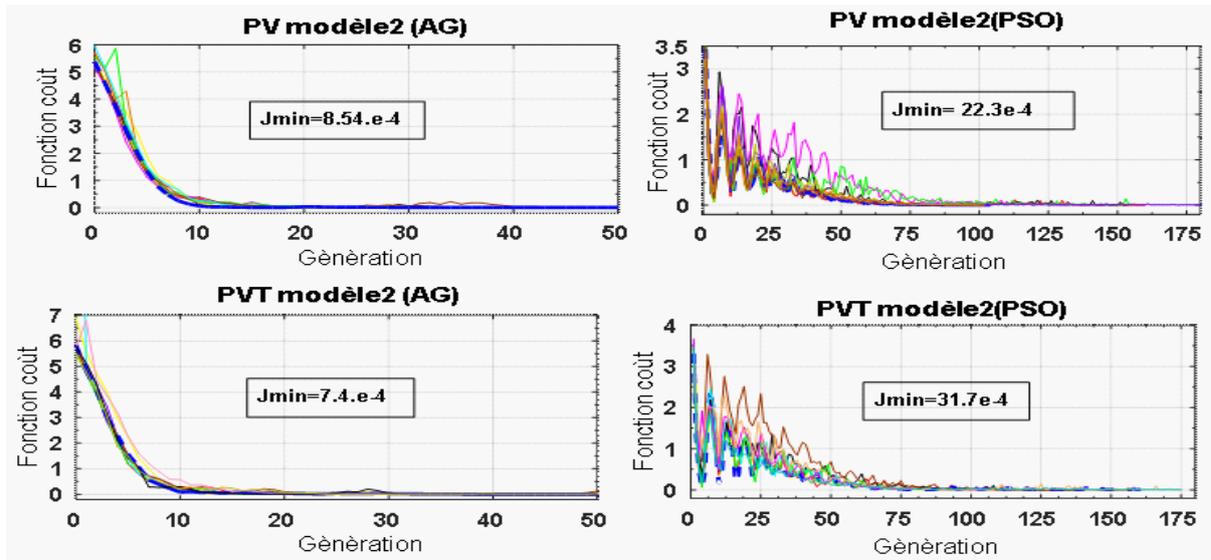


FIG. 1.8 – Processus de minimisation de la fonction coût de chaque modèle (cas2).

Finalement, nous représentons dans le [Tableau 1.4](#) ci-dessous les performances obtenues pour les deux systèmes PV et PVT aussi bien avec l’algorithme génétique qu’avec l’algorithme PSO en utilisant les données numériques données dans le *cas2*, à savoir  $T_a = 26.9^\circ C$  et  $G_a = 900.3362W/m^2$ .

On a donc le [Tableau 1.4](#) :

Système	Méthode	Paramètres ( <i>Cas2</i> )				
		$I_{ph}$	$n$	$R_s$	$R_p$	$J_{min}$
PVT	<b>GA</b>	<b>2.9822</b>	<b>1.4644</b>	<b>0.3237</b>	<b>2.1342</b>	<b><math>7.40 \cdot 10^{-4}</math></b>
	PSO	2.9900	1.0000	1.2007	7.1147	$31.7 \cdot 10^{-4}$
PV	<b>GA</b>	<b>2.8508</b>	<b>1.3110</b>	<b>0.4191</b>	<b>3.2142</b>	<b><math>8.54 \cdot 10^{-4}</math></b>
	PSO	2.9900	1.0000	1.0825	5.5967	$22.3 \cdot 10^{-4}$

TAB. 1.4 – Paramètres d’identification du modèle mathématique donné pour le cas 2 (les meilleurs résultats sont indiqués en gras).

Selon [Tableau 1.4](#), il est facile d’observer qu’une meilleure minimisation du critère *MSE* est réalisée à l’aide de l’algorithme AG. Dans la [Figure 1.9](#), nous exposons les caractéristiques courant-tension du système PVT réel comparées à celles fournies par leurs modèles mathématiques correspondants. De la même façon, [Figure 1.10](#) compare les caractéristiques obtenues à la fois du système PV réel et de ses modèles mathématiques correspondants. On a donc les Figures “[Figure 1.9](#) et [Figure 1.10](#)” :

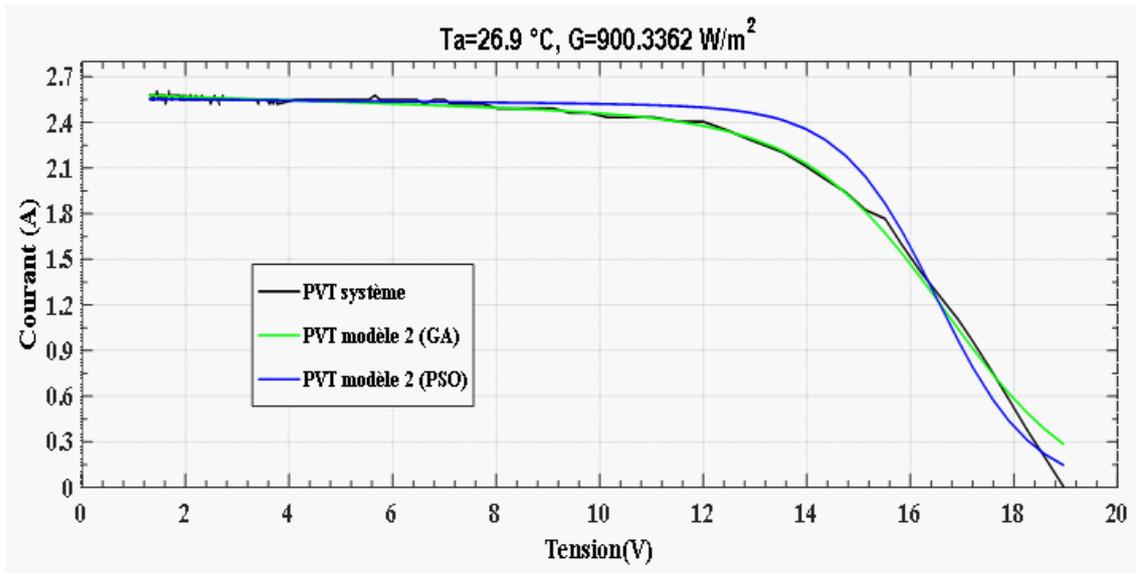


FIG. 1.9 – Caractéristiques courant-tension données par le système PVT réel et leurs modèles mathématiques correspondants (cas 2).

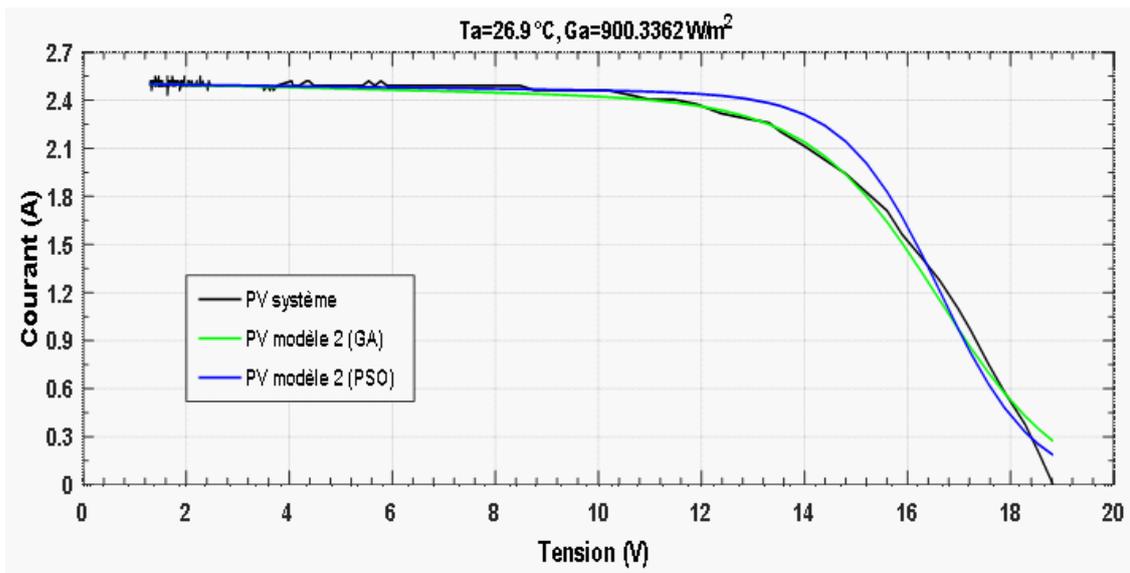


FIG. 1.10 – Caractéristiques courant-tension données par le système PV réel et leurs modèles mathématiques correspondants (cas 2).

Selon la [Figure 1.9](#) et la [Figure 1.10](#), les caractéristiques courant-tension obtenues à partir des modèles mathématiques sont comparées aussi minutieusement que possible avec celles obtenues par des mesures réelles des systèmes PV et PVT. L'on constate que les meilleurs résultats sont assurés par l'AG.

Par la suite, seuls les modèles mathématiques basés sur l'AG sont utilisés pour comparer leurs

caractéristiques tension-puissance. On a donc la [Figure 1.11](#) :

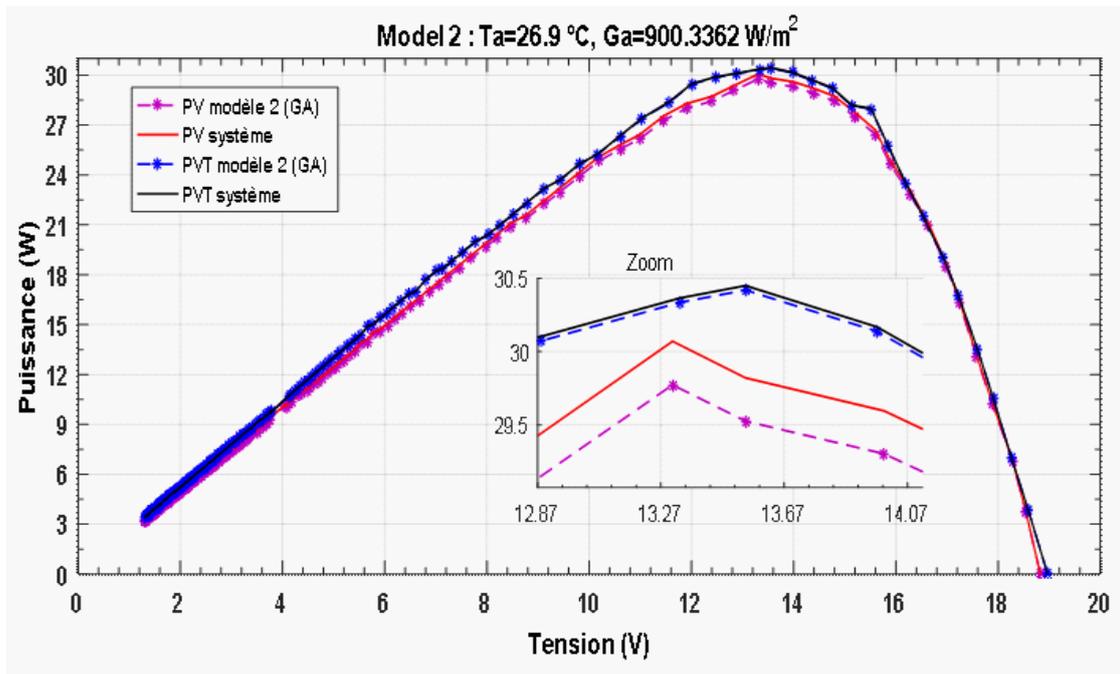


FIG. 1.11 – Caractéristiques puissance-tension des modèles et mesures PV et PVT basés sur l’algorithme AG (comparaison).

Selon la Figure 11, il est aisé d’observer que l’énergie de la puissance maximale obtenue par le système PVT présente une valeur de crête  $P_{PVT} = 30.20Watts$ , qui est obtenue pour une tension  $V = 13.5Volts$ . Elle est supérieure à celle fournie par le système PV (égale à  $P_{PV} = 29.8Watts$ ) et obtenue pour une tension  $V = 13.5Volts$ . La [Figure 1.11](#) confirme également l’amélioration de la conversion électrique du système proposé par rapport à celle fournie par un système PV standard.

Pour valider les meilleurs modèles nominaux précédents, nous utilisons d’autres mesures réelles enregistrées durant le mois de juillet 2015. Ces mesures ont été enregistrées à différents moments de la journée comme ceci est présenté dans le [Tableau 1.5](#) ci-dessous. On obtient :

Temps	08 <sup>h</sup> 30	09 <sup>h</sup> 00	11 <sup>h</sup> 00	13 <sup>h</sup> 30	15 <sup>h</sup> 30
$G_a(W/m^2)$	672.6580	686.1710	883.4676	1047.9080	936.4730
$T_a(^{\circ}C)$	34.0900	36.0100	37.8800	40.9200	39.0900

TAB. 1.5 – Les nouvelles conditions climatiques utilisées pour la phase de validation.

Les puissances fournies par les deux modèles nominaux basés sur l’algorithme PSO sont comparées à celles délivrées par les deux systèmes réels PV et PVT durant les instants mentionnés dans

le tableau ci-dessus. On obtient donc la [Figure 1.12](#)

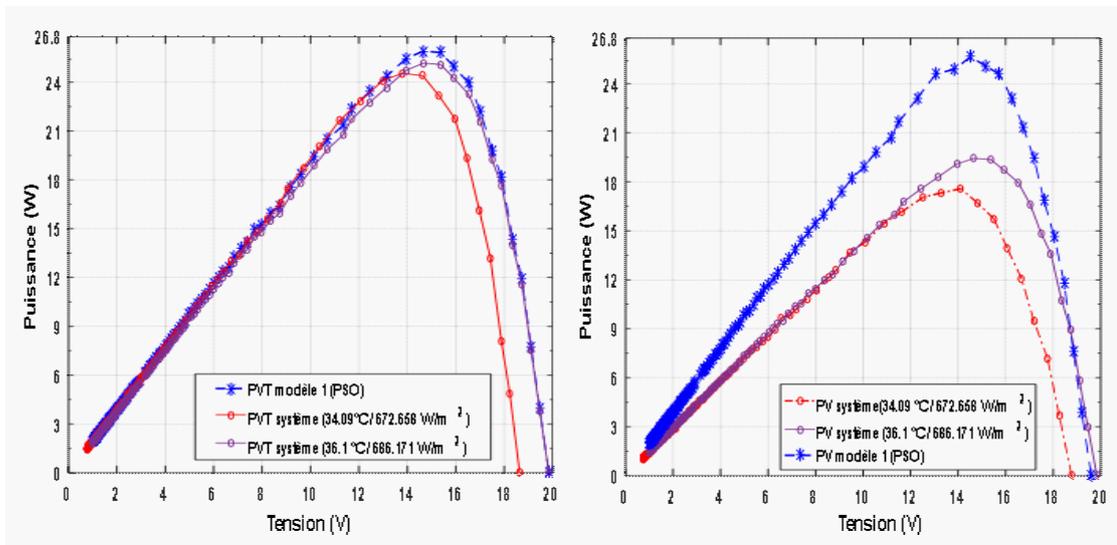


FIG. 1.12 – Validation des deux modèles nominaux PV et PVT basés sur l’algorithme PSO dans des conditions climatiques sévères.

Ensuite, les puissances fournies par les deux modèles nominaux basés sur l’AG sont comparées à celles délivrées par les deux systèmes réels PV et PVT. On obtient donc la [Figure 1.13](#)

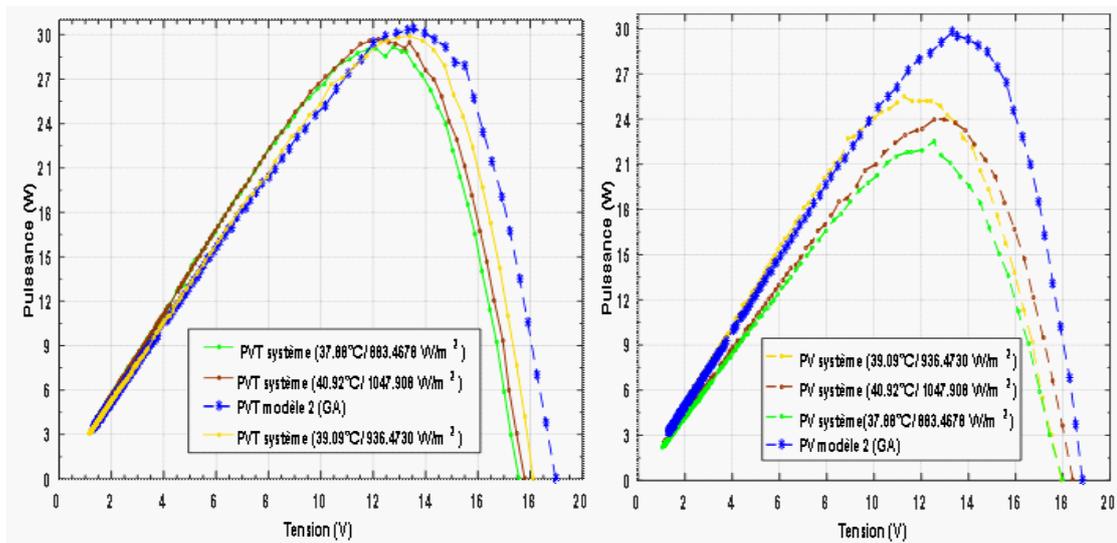


FIG. 1.13 – Validation des deux modèles nominaux PV et PVT basés sur l’algorithme AG dans des conditions climatiques sévères.

Finalement, les taux de réussite, en termes de conformité du modèle nominal avec les systèmes réels correspondants ainsi que les erreurs de modélisation sont illustrés dans le [Tableau 1.6](#) lequel les meilleurs résultats sont mentionnés en gras. On obtient :

		PVT			PV		
		$P_{max}$	$P_{max\%}$	$\zeta\%$	$P_{max}$	$P_{max\%}$	$\zeta\%$
		<i>modèle1</i>			<i>modèle1</i>		
$G_a(W/m^2)$	$T_a(^{\circ}C)$	$P_{max} = 26.19Watts$			$P_{max} = 25.90Watts$		
672.658	34.09	24.54	<b>93.700</b>	<b>6.30</b>	17.58	67.870	32.124
686.171	36.10	25.16	<b>96.067</b>	<b>3.93</b>	19.43	75.019	24.981
		<i>modèle2</i>			<i>modèle2</i>		
$G_a(W/m^2)$	$T_a(^{\circ}C)$	$P_{max} = 30.48Watt$			$P_{max} = 29.75Watts$		
883.4678	37.88	29.21	<b>95.830</b>	<b>4.166</b>	22.50	75.630	21.008
936.473	39.09	29.90	<b>98.097</b>	<b>1.706</b>	25.47	85.613	14.387
1047.908	40.92	29.68	<b>97.375</b>	<b>2.625</b>	24.02	80.739	19.261

TAB. 1.6 – Les puissances maximales obtenues dans différentes conditions climatiques.

Où :

$P_{max\%}$  : Taux de réussite

$\zeta\%$  : Erreur de modélisation

## 1.6 Conclusion

Afin d'améliorer les performances du système photovoltaïque PV standard, nous avons proposé dans ce chapitre un système photovoltaïque PVT refroidi à l'eau en circuit fermé. La modélisation des deux systèmes réels PV et PVT a été réalisée par l'utilisation d'un modèle mathématique équivalent basé sur un circuit électrique d'une seule diode. En fonction de la nature de l'éclairement solaire existant, deux modèles nominaux pour chaque système réel ont été développés. Le premier modèle (*cas1*) est celui décrivant le système réel pour les éclaircements faibles et le second modèle (*cas2*) est celui décrivant le comportement du même système mais pour des éclaircements forts. Les paramètres optimaux des deux modèles fournis pour chaque cas sont obtenus en faisant appel à deux méthodes d'optimisation évolutionnaire, à savoir : les algorithmes AG et PSO.

Les caractéristiques électriques telles que le courant-tension et la puissance-tension des deux systèmes réels et leurs modèles mathématiques correspondants sont comparées pour différentes conditions atmosphériques sévères. Les performances obtenues des deux modèles nominaux du PVT justifient son efficacité et présentent des résultats assez prometteurs pouvant faire l'objet d'une investigation ultérieure intéressante.

Dans la synthèse des lois de commande assurant l'extraction optimale de la puissance maximale du système PV, le choix adéquat d'un modèle mathématique devient indispensable pour assurer des performances meilleures. A cet effet, nous allons proposer, dans la suite de ce travail, la stratégie de commande MPPT basée sur quatre algorithmes avec laquelle la synthèse des contrôleurs stabilisants sera effectuée via le modèle nominal du système PV correspondant à la condition climatique existante. La synthèse de ces contrôleurs sera valable pour le cas des systèmes PVT modélisés par le second modèle nominal. La seule différence réside uniquement dans l'étude de la robustesse du système bouclé en présence des températures atmosphériques élevées. Cette étude présente une porte ouverte pour les futurs candidats intéressés par l'amélioration des performances électriques du système solaire.

# Commande du système PV par les algorithmes MPPT

## 2.1 Introduction

Ces dernières années, les sources d'énergie renouvelables jouent un rôle important dans la production de l'énergie électrique. L'énergie solaire, l'une des sources les plus importantes parmi les énergies renouvelables, a été exploitée pour la production d'électricité. Cette énergie présente une des alternatives les plus prometteuses pour les sources d'énergie et une solution à de nombreux problèmes tels que la sécurité énergétique, les émissions de  $CO_2$ , les coûts de l'électricité [20] et [21]. Pour que le module solaire photovoltaïque fournisse sa puissance maximale, de nombreux chercheurs se concentrent sur les algorithmes MPPT pour extraire la puissance maximale dans des conditions climatiques différentes, en particulier lorsque la température et l'éclairement solaire changent de façon soudaine, en tenant compte de son impact sur le système global.

Dans le domaine de l'énergie solaire, un grand nombre de topologies et de stratégies de contrôle des algorithmes MPPT ont été développés [2] et [22]. Une étude complète ayant fait appel à la simulation et à l'aspect expérimental pour mettre en œuvre l'algorithme INC qui a été appliqué à un hacheur abaisseur en comparaison avec d'autres méthodes MPPT. De plus, une autre étude ayant fait appel à la synthèse du contrôleur Proportionnel- Intégrateur "PI" a été également appliquée pour générer la modulation à largeur d'impulsion "MLI" et qui est présentée dans [23]. Il existe également dans la littérature [24] des résultats expérimentaux observés sur le MPPT qui ont donné de bons résultats lors de l'utilisation d'un algorithme INC spécifique faisant appel à une étape variable qui a pu remédier au défaut de la longueur d'étape fixe inhérente à l'algorithme INC.

La longueur de pas a été modifiée en réglant le seuil. Ainsi, les différents paramètres de seuil ont influencé la vitesse MPPT. L'oscillation observée au point de puissance maximale pour le P&O a été améliorée grâce à un contrôle adaptatif permettant de modifier cette valeur de P&O en fonction du changement climatique dans le système.

En général, la poursuite du point de puissance maximum MPP d'un système PV dépend de l'algorithme MPPT et du circuit de commande. Ce circuit fait appel à un hacheur DC-DC qui est considéré comme une résistance variable. L'algorithme P&O est largement utilisé en raison de sa faible complexité d'implémentation. Il se caractérise par l'injection d'une petite perturbation dans le système dont les effets sont utilisés pour entraîner le point de fonctionnement vers le MPP. L'inconvénient de cet algorithme est que le point de fonctionnement du PV fluctue autour du MPP. Par conséquent, l'énergie disponible se trouve diminuée. En outre, si l'éclairement solaire change rapidement, le P&O ne parviendrait pas, non seulement, à suivre le point réel de la puissance maximale mais il est constaté que le point de fonctionnement oscille autour du MPP donnant lieu à un gaspillage d'une quantité plus ou moins importante de l'énergie disponible.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les détails de l'algorithme INC et la technique basée sur le contrôle flou. Ceci dans le but de corriger les effets nuisibles dus à l'oscillation et la perturbation autour du point de puissance maximale de l'algorithme P&O et afin de pallier également au problème produit suite au changement rapide de l'éclairement solaire. En effet, cette algorithme a la capacité de détecter le moment où le MPP est atteint et d'arrêter en conséquence les perturbations du point de fonctionnement et ce quelque soit la rapidité dans le changement soudain de l'éclairement solaire.

## 2.2 Principe de fonctionnement de l'algorithme MPPT

Lorsque la résistance interne ( $R_s$ ) du générateur photovoltaïque est du même ordre de grandeur que la résistance de charge ( $R_L$ ), la puissance délivrée à la charge est alors maximale. La [Figure 2.1](#) présente le circuit électrique équivalent décrivant le principe de l'algorithme MPPT [\[25\]](#).

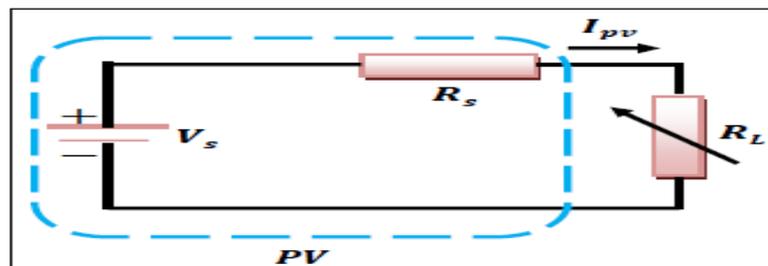


FIG. 2.1 – Circuit électrique équivalent décrivant le principe de l'algorithme MPPT.

La résistance ( $R_s$ ) est sensible à l'éclairement solaire, à la température atmosphérique et à d'autres facteurs. Aussi devrait-on ajuster la résistance ( $R_L$ ) pour pouvoir suivre le MPP. Ceci est assuré par un convertisseur statique qui doit faire adapter les deux résistances entre elles ( $R_s = R_L$ ). A cet effet, le principe du convertisseur de puissance peut être illustré par le circuit électrique équivalent donné par la [Figure 2.2](#).

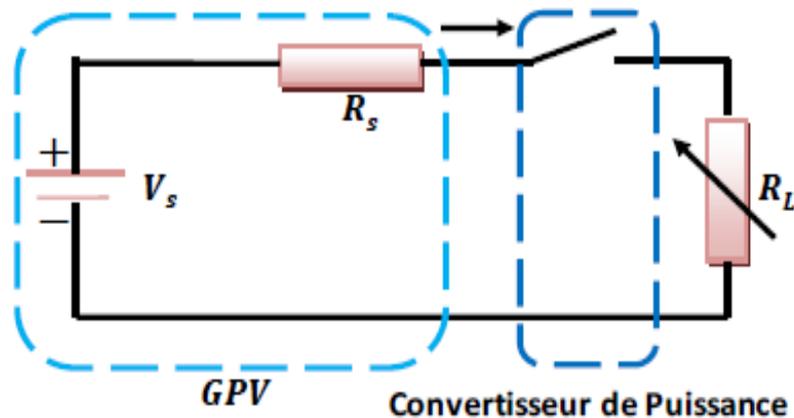


FIG. 2.2 – Circuit électrique équivalent de l'ensemble : GPV, convertisseur de puissance et charge.

Considérons la façon dont la commande MPPT permet de déterminer le courant et la tension assurant l'extraction optimale de la puissance du GPV (Générateur photovoltaïque) pour des conditions de température et d'éclairement spécifiques. Noter ici, que la plupart des algorithmes MPPT existants dans la littérature, assurent de meilleures performances si la température atmosphérique est considérée comme constante et l'éclairement solaire est variable. Le principe du MPPT est représenté par la [Figure 2.3](#).

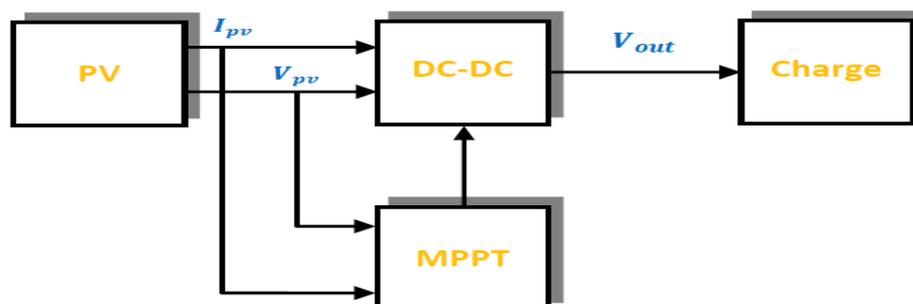


FIG. 2.3 – Concept de la commande utilisant l'algorithme MPPT.

## 2.3 Les algorithmes MPPT

Dans le cas général, un éventail de 19 algorithmes MPPT ont été développés dans la littérature par plusieurs chercheurs pendant ces dernières décennies. Ces algorithmes ont la capacité d'assurer un transfert optimal de la puissance fournie par les systèmes PV [26], [27] et [28]. Parmi ceux-ci, nous allons présenter, dans la section suivante, les techniques MPPT les plus utilisées en l'occurrence les algorithmes : Perturbe & Observe (P&O), Conductivité Incrémentielles (INC), MPPT basée sur la théorie de la logique floue.

Ces algorithmes ne peuvent assurer de bonnes performances que dans des conditions climatiques très spécifiques. Néanmoins, pour d'autres conditions un peu sévères, ces algorithmes peuvent fournir plusieurs anomalies. Pour cette raison, nous allons proposer un nouvel algorithme qui permet de remédier aux imperfections constatées.

### 2.3.1 Algorithme « perturber & observer »

L'algorithme P&O est une technique largement utilisée dans la recherche du MPP qui est caractérisé par :

- Ne nécessite aucune connaissance à priori des caractéristiques du générateur PV ;
- Est relativement facile à manipuler ;
- Présente des oscillations autour du MPP en état stationnaire ainsi que des fluctuations lors de suivi du point de fonctionnement maximal notamment lorsque les valeurs des conditions environnementales changent rapidement.

La [Figure 2.4](#) montre l'organigramme de l'algorithme P&O, dans lequel, la tension  $V_{pv}(k)$  et le courant  $I_{pv}(k)$  sont mesurés afin de calculer la puissance  $P_{pv}(k)$  à chaque cycle. La valeur de  $P_{pv}(k-1)$  est calculée dans le cycle précédent par les deux grandeurs  $V_{pv}(k-1)$  et  $I_{pv}(k-1)$ . Ainsi, cet algorithme a pour but de générer le meilleur rapport cyclique, noté ici par  $D$  [29], [30] et [31]. On obtient donc la [Figure 2.4](#) suivante :

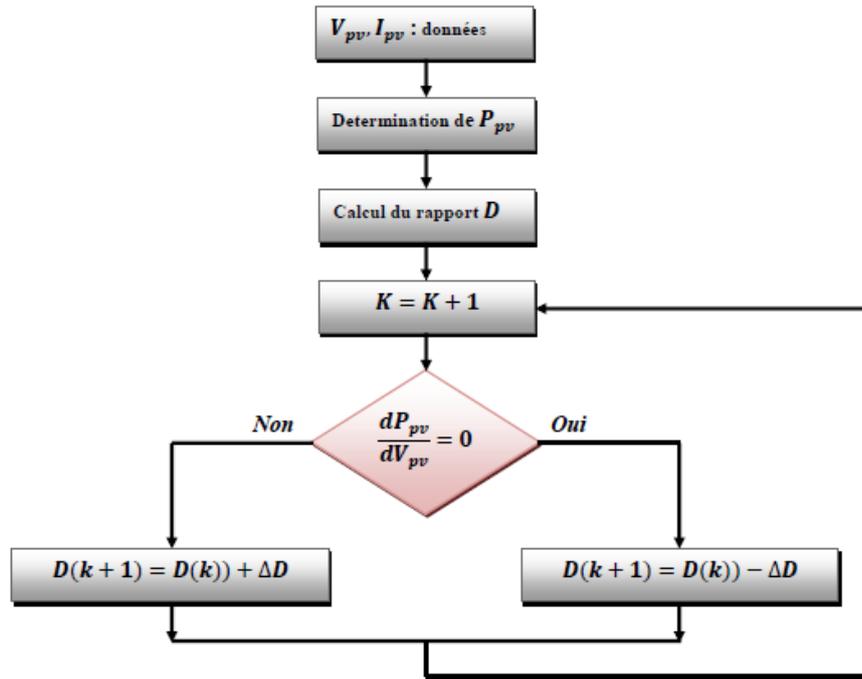


FIG. 2.4 – Organigramme représentant les étapes de l’algorithme P&O.

D’après l’organigramme susmentionné, l’idée adoptée ici est de maintenir la valeur de toujours  $\frac{\Delta P_{pv}}{\Delta V_{pv}}$  au voisinage de zéro.

### 2.3.2 Algorithme de la conductivité Incrémentielle “INC”

Les critères de cet algorithme rapportés par Wasynezuk [32], peuvent être déduits à partir de la dérivée de puissance par rapport à la tension selon la relation ci-dessous :

$$\frac{dP_{pv}}{dV_{pv}} = 0 \overset{\text{alors}}{\implies} V_{pv} \cdot dI_{pv} + I_{pv} \cdot dV_{pv} = 0 \implies \frac{dI_{pv}}{dV_{pv}} = -\frac{I_{pv}}{V_{pv}} \tag{2.1}$$

Pour des variations infinitésimales,  $d\{X\}$  devienne  $\Delta\{X\}$ , d’où :

$$\frac{\Delta I_{pv}}{\Delta V_{pv}} = -\frac{I_{pv}}{V_{pv}} \tag{2.2}$$

D’après l’Équation 2.2, cet algorithme est basé sur la mesure du courant  $I_{pv}$  et la tension  $V_{pv}$  à des moments précis et avec le même pas d’échantillonnage. Pour calculer le rapport cyclique  $D$ , on doit a priori déterminer le rapport  $\frac{\Delta I_{pv}}{\Delta V_{pv}}$ . Si ce dernier est positif alors le nouveau rapport cyclique

est obtenu en ajoutant la perturbation  $\Delta D$ . Sinon on fait diminuer ce rapport d'une quantité équivalente à la perturbation. Ce processus est répété jusqu'à ce que la puissance soit maximale [33]. Les étapes à suivre dans cet algorithme sont données par l'organigramme de la Figure 2.5 :

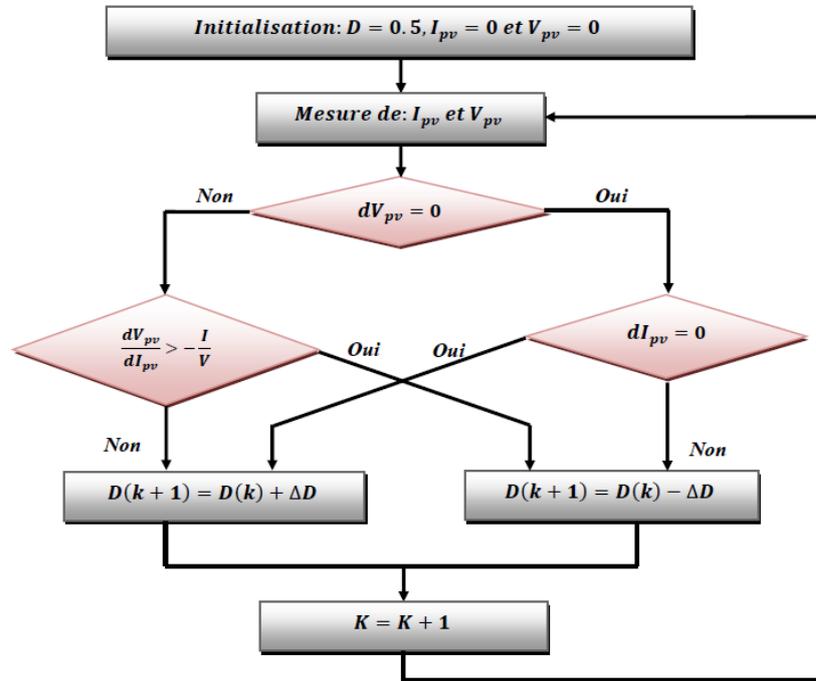


FIG. 2.5 – Organigramme décrivant les étapes de l’algorithme INC.

### 2.3.3 Algorithme utilisant la logique floue

Dans de ce travail, la logique floue est utilisée pour suivre le point maximum de puissance MPP d’un système PV de manière à compenser la tension de sortie du PV et la maintenir à une valeur qui maximise la puissance de sortie. Pour ce faire, la commande basée sur la logique floue (Fuzzy Logic Control) « FLC » mesure les valeurs de la tension et du courant à la sortie du panneau solaire, puis calcule la puissance  $P_{pv}$  ( $P_{pv} = V_{pv} \cdot I_{pv}$ ) afin d’extraire les entrées du contrôleur. La sortie de celui-ci représente la perturbation du rapport cyclique  $\Delta D$ . La commande floue examine, dans ce cas, la puissance de sortie  $P_{pv}$  à chaque temps d’échantillonnage ( $k$ ) et détermine le rapport  $\frac{dP_{pv}}{dV_{pv}}$ . Si la valeur de ce dernier est supérieure à zéro, le contrôleur FLC modifie le rapport cyclique pour augmenter la tension jusqu’à ce que la puissance soit maximale ( $\frac{dP_{pv}}{dV_{pv}} = 0$ ). Si cette valeur est inférieure à zéro, le contrôleur FLC modifie le rapport cyclique pour diminuer la tension jusqu’à ce que la puissance soit maximale. Ce mécanisme peut être illustré par la Figure 2.6 [34].

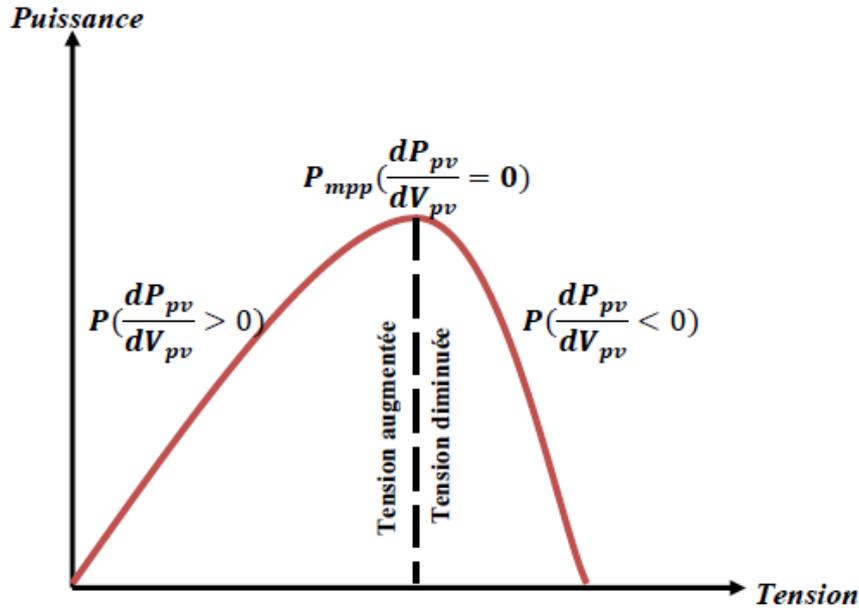


FIG. 2.6 – Caractéristique « Puissance-Tension » du GPV.

Dans ce cas, le contrôleur FLC possède deux entrées, qui sont l’erreur et la variation de l’erreur. Il possède également une sortie représentant ici la perturbation du rapport cyclique  $\Delta D$ . Les entrées sont définies, à chaque instant de l’échantillonnage  $k$ , par les deux relations suivantes [35] :

$$\xi(k) = \frac{P_{pv}(k) - P_{pv}(k - 1)}{V_{pv}(k) - V_{pv}(k - 1)} \tag{2.3}$$

$$\Delta\xi(k) = \xi(k) - \xi(k - 1) \tag{2.4}$$

Où :  $P_{pv}(k)$  est la puissance instantanée du GPV. Par ailleurs, l’entrée  $\xi(k)$  indique si le point de fonctionnement de charge à l’instant  $k$  est situé à gauche ou à droite du MPP sur la caractéristique « Puissance-Tension » du GPV alors que l’entrée  $\Delta\xi(k)$  indique la direction de déplacement de ce point. L’inférence floue est réalisée en utilisant la méthode de *MAMDANI* dans laquelle la synthèse du contrôleur flou doit passer par les trois étapes de base suivantes : fuzzification, matrice d’inférence et finalement la défuzzification. Dans le cas général du système flou de *MAMDANI*, la  $i^{\text{ème}}$  règle floue ( $R_i$ ), reliant les deux entrées floues (antécédentes)  $x_1$  et  $x_2$  par la sortie floue  $x_3$ , est définie par la relation suivante :

$$(R_i) : Si\{\xi \text{ est } x_1\} \text{ et } \{\Delta\xi \text{ est } x_2\} \text{ alors } \{\Delta D \text{ est } \} \tag{2.5}$$

$x_1$ ,  $x_2$  et  $x_3$  sont les termes linguistiques associés aux entrées et aux variables de sortie ( $\xi$ ,  $\Delta\xi$  et  $\Delta D$ ). Dans ce travail, la synthèse du contrôleur flou est assuré par le système d'inférence récapitulé dans le [Tableau 2.1](#) ci-dessous [\[36\]](#) et [\[37\]](#) :

$\xi/\Delta\xi$	<i>NG</i>	<i>NP</i>	<i>EZ</i>	<i>PP</i>	<i>PG</i>
<i>NG</i>	<i>EZ</i>	<i>EZ</i>	<i>PG</i>	<i>PG</i>	<i>PG</i>
<i>NP</i>	<i>EZ</i>	<i>EZ</i>	<i>PP</i>	<i>PP</i>	<i>PP</i>
<i>EZ</i>	<i>PP</i>	<i>EZ</i>	<i>EZ</i>	<i>EZ</i>	<i>NP</i>
<i>PP</i>	<i>NP</i>	<i>NP</i>	<i>NP</i>	<i>EZ</i>	<i>EZ</i>
<i>PG</i>	<i>NG</i>	<i>NG</i>	<i>NG</i>	<i>EZ</i>	<i>EZ</i>

TAB. 2.1 – Le système d'inférence proposé pour la synthèse du contrôleur flou.

Avec *NG* : *Grand Négative*. *NP* : *Proche Négative*. *EZ* : *Equivalent Zéro*. *PP* : *Proche Positive* et *PG* : *Grand Positive*.

Lors de synthèse du contrôleur flou, les entrées sont cryptées par les fonctions d'appartenance selon la [Figure 2.7](#). On obtient donc :

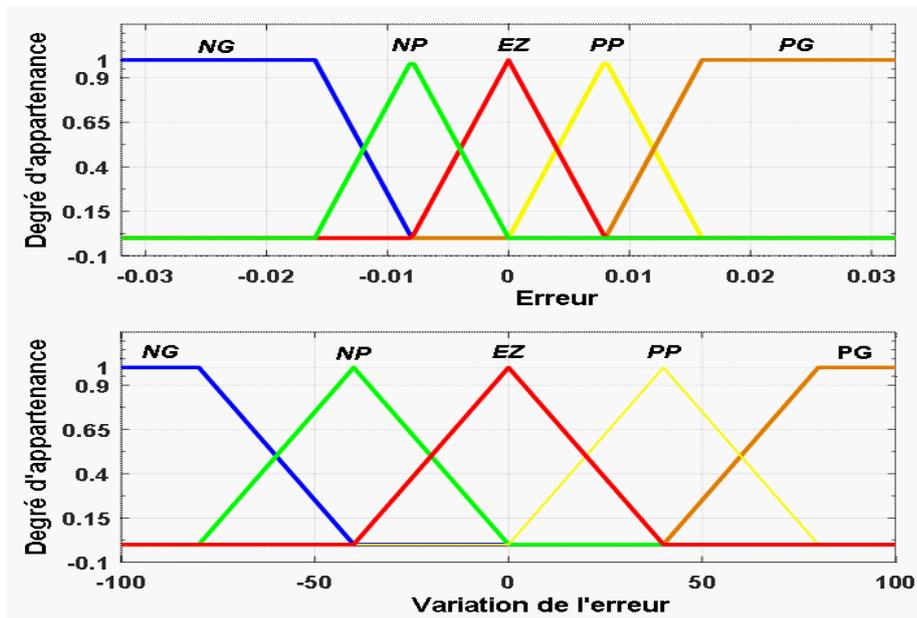


FIG. 2.7 – Fonctions d'appartenance des entrées.

De plus, la sortie floue, qui représente le rapport cyclique, est cryptée par la fonction d'appartenance présentée par la [Figure 2.8](#) comme suit :

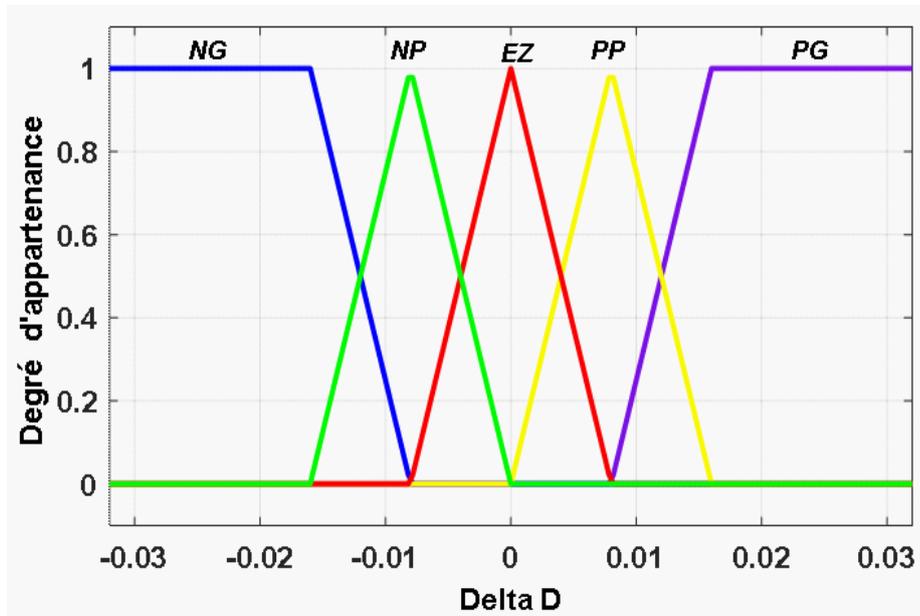


FIG. 2.8 – Fonctions d’appartenances de sortie.

Finalement, la surface des règles floues fournies lors de cette synthèse est présentée par la [Figure 2.9](#) comme suit :

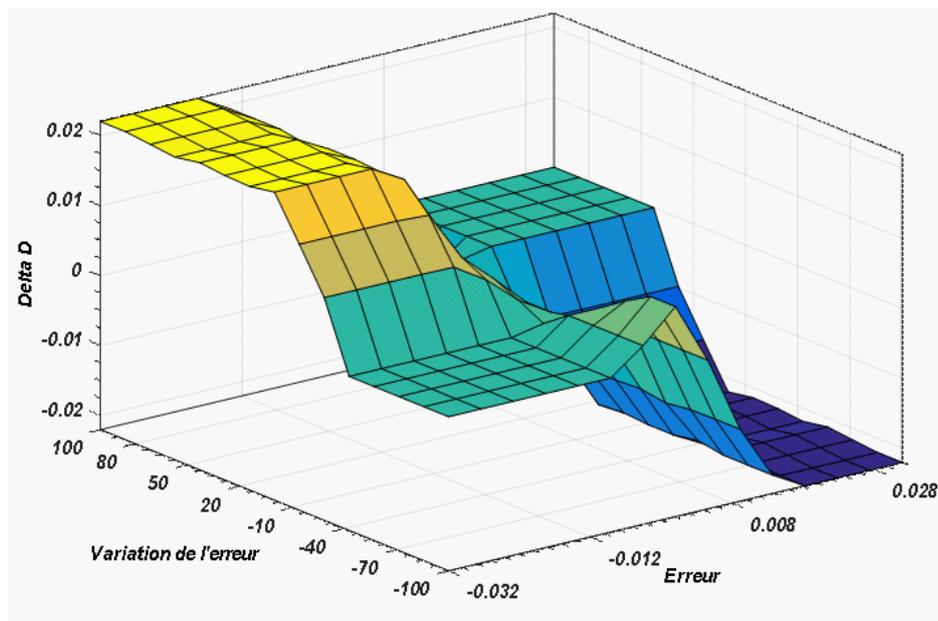


FIG. 2.9 – Surface des règles du contrôleur FLC.

### 2.3.4 Algorithme proposé

Le rapport cyclique est obtenu via l'algorithme MPPT. Ce rapport est introduit dans le circuit hacheur afin d'assurer un point plus proche du MPP et cela indépendamment de la variation de température et de l'éclairement solaire. Le réglage de la tension à travers l'utilisation d'un hacheur élévateur permet d'augmenter l'efficacité du panneau photovoltaïque [38]. Le circuit électrique de ce convertisseur statique est constitué de : un commutateur de type IGBT (IGBT : *Insulated Gate Bipolar Transistor*), une inductance, une diode et des condensateurs. Il est alimenté par une tension délivrée par le GPV et associé à une charge résistive. La Figure 2.10 représente le montage de ce convertisseur statique.

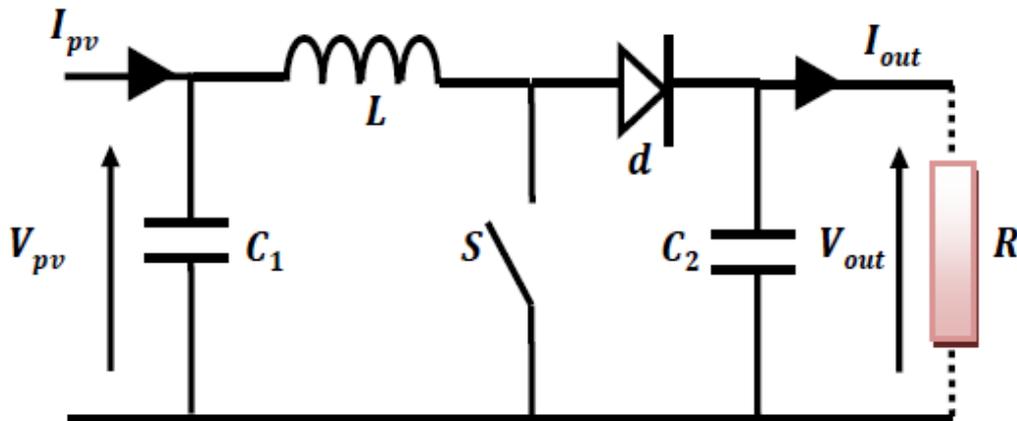


FIG. 2.10 – Circuit d'un hacheur élévateur.

La tension et le courant de sortie du hacheur élévateur sont définis par les relations suivantes [11] :

$$V_{out} = \frac{V_{pv}}{1 - D} \quad (2.6)$$

$$I_{out} = I_{pv} \cdot (1 - D) \quad (2.7)$$

Où  $D$  est compris entre 0 et 1. Le principe de l'algorithme proposé s'articule autour du calcul de la relation entre le rapport cyclique  $D$ , la puissance  $P_{pv}$ , la tension  $V_{pv}$  et la charge  $R$ . Selon la Figure 2.10, la loi d'Ohm est appliquée afin de déterminer l'expression de la charge  $R$  comme suit :

$$R = \frac{V_{out}}{I_{out}} \quad (2.8)$$

En remplaçant les équations 'Équation 2.6' et 'Équation 2.7' dans l'Équation 2.8, on obtient :

$$R = \frac{V_{pv}}{I_{pv} \cdot (1 - D)^2} \quad (2.9)$$

En multipliant le numérateur et le dénominateur de l'Équation 2.9 par la tension  $V_{pv}$ , on obtient :

$$R = \frac{V_{pv}^2}{P_{pv} \cdot (1 - D)^2} \quad (2.10)$$

A partir de là, on peut, facilement, déduire l'expression du rapport cyclique  $D$  comme suit :

$$D = 1 - \frac{V_{pv}}{\sqrt{P_{pv} \cdot R}} \quad (2.11)$$

Les étapes de l'algorithme proposé se déroulent comme suit :

**Étape 1** : Initialisation de  $P_{pv} = 0$  et de  $D = 0.5$  (la valeur optimale dans tous les cas ne peut être que soit inférieure ou soit supérieure à 0.5).

**Étape 2** : Mesurer la tension  $V_{pv}$  et le courant  $I_{pv}$  puis calculer  $P_{pv}$ .

**Étape 3** : Comparer la puissance réelle avec la valeur précédente :

- Si les deux puissances sont différentes, calculer le nouveau rapport cyclique  $D$  à partir de l'Équation 2.11.
- Sinon, garder le même rapport cyclique  $D$ .

**Étape 4** : Comparer la valeur du rapport cyclique  $D$  avec le rapport cyclique maximal :

- Si  $D > 0.99999$  alors forcer  $D$  à 0.99999,
- Si  $D < 0$  alors forcer  $D$  à 0.

**Étape 5** : Remplacer  $P_{pv}$  et  $D$  par leurs valeurs courantes.

**Étape 6** : Revenir à l'étape 2 et relancer l'algorithme.

## 2.4 Modélisation et simulation

L'un des objectifs de cette thèse est de développer le modèle adéquat pour valider les performances des différents algorithmes MPPT précédemment cités et ce indépendamment du hacheur, car les modèles détaillés du système PV avec celui du hacheur nécessitent un temps de calcul très long.

Le comportement réel de l'ensemble « GPV+MPPT » est simulé sous l'environnement MATLAB/SIMULINK comme le montre la [Figure 2.11](#). Le modèle nominal décrivant le module PV est celui développé dans le chapitre 1 en utilisant les mêmes caractéristiques présentées dans le [Tableau 1.2](#) avec les mêmes paramètres optimaux fournis par l'algorithme AG dans le *cas2*.

Lors de la simulation, la température atmosphérique est considérée fixe (*i.e.*  $25^{\circ}C$ ) par contre l'éclairement solaire est supposé variable selon l'allure présentée par la [Figure 2.12](#). Les paramètres du circuit hacheur ont été choisis comme suit :  $L = 350 \times 10^{-6}H$ ,  $C_1 = C_2 = 560 \times 10^{-6}F$  et  $R = 20\Omega$ . On obtient donc la configuration ci-dessous :

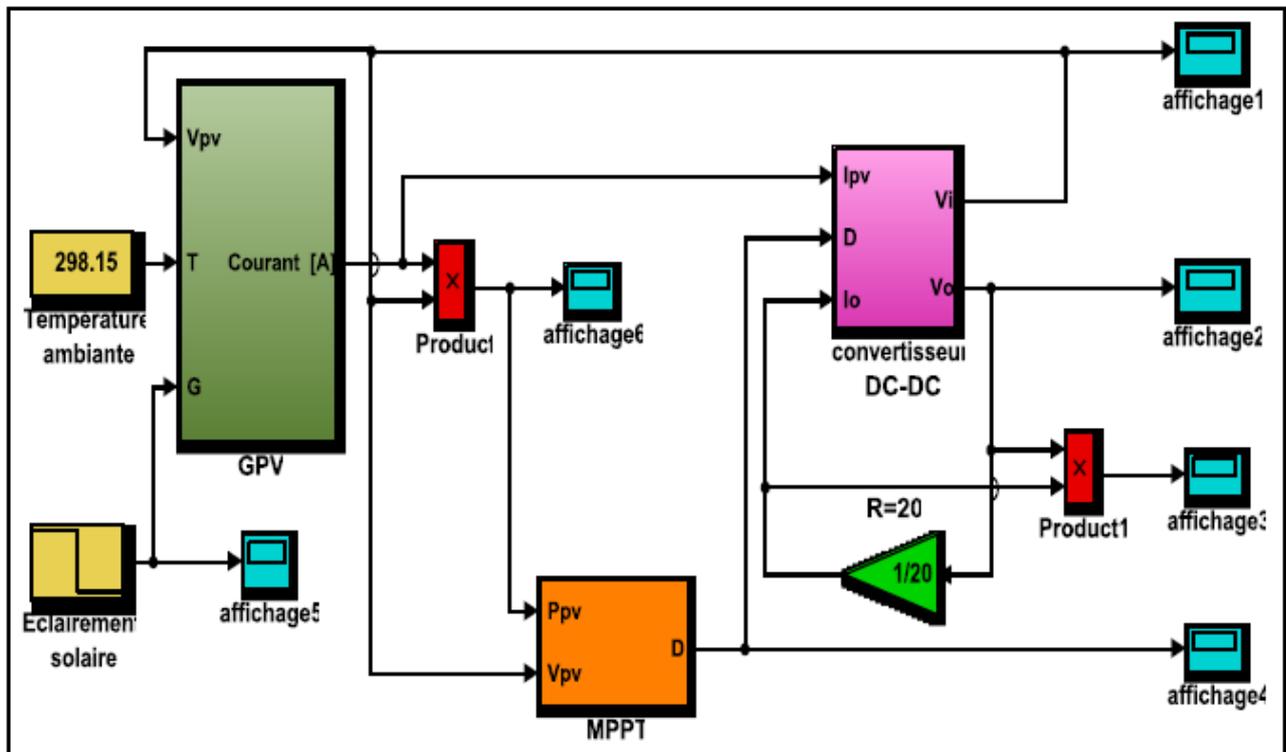


FIG. 2.11 – Configuration MATLAB/SIMULINK de l'ensemble « GPV+MPPT ».

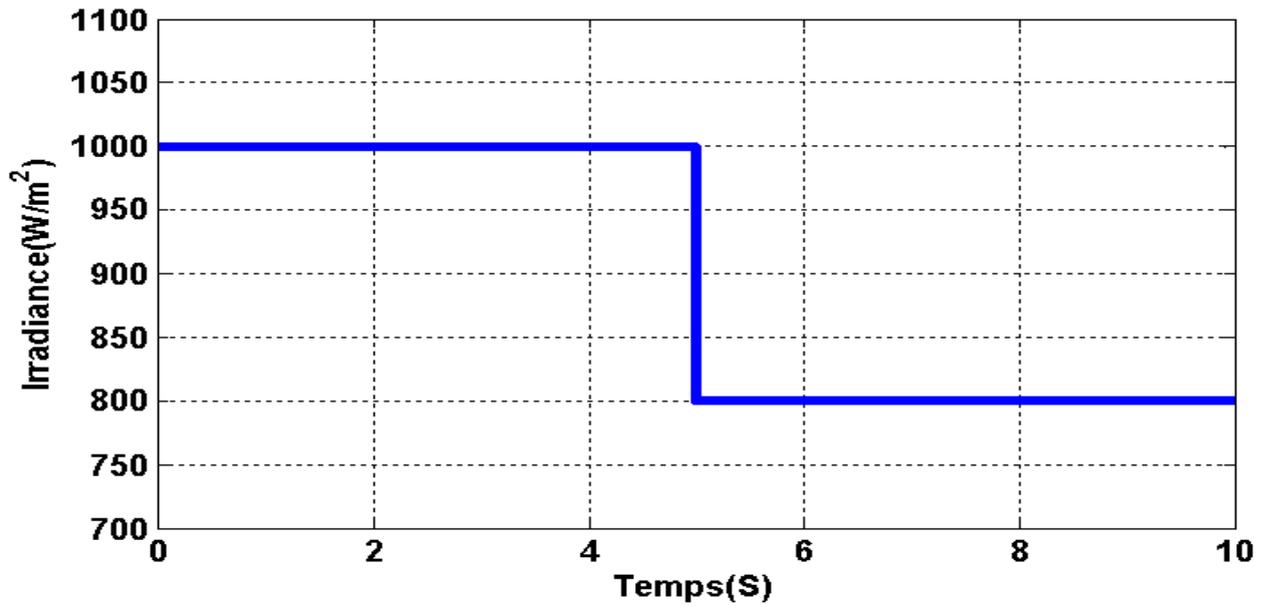


FIG. 2.12 – Changement rapide de l'éclairement solaire.

Autrefois, pour valider le fonctionnement correct de l'algorithme proposé, on suppose que le changement de l'éclairement solaire suit une loi Gaussienne (cette hypothèse est proche de la réalité) comme l'indique la [Figure 2.13](#).

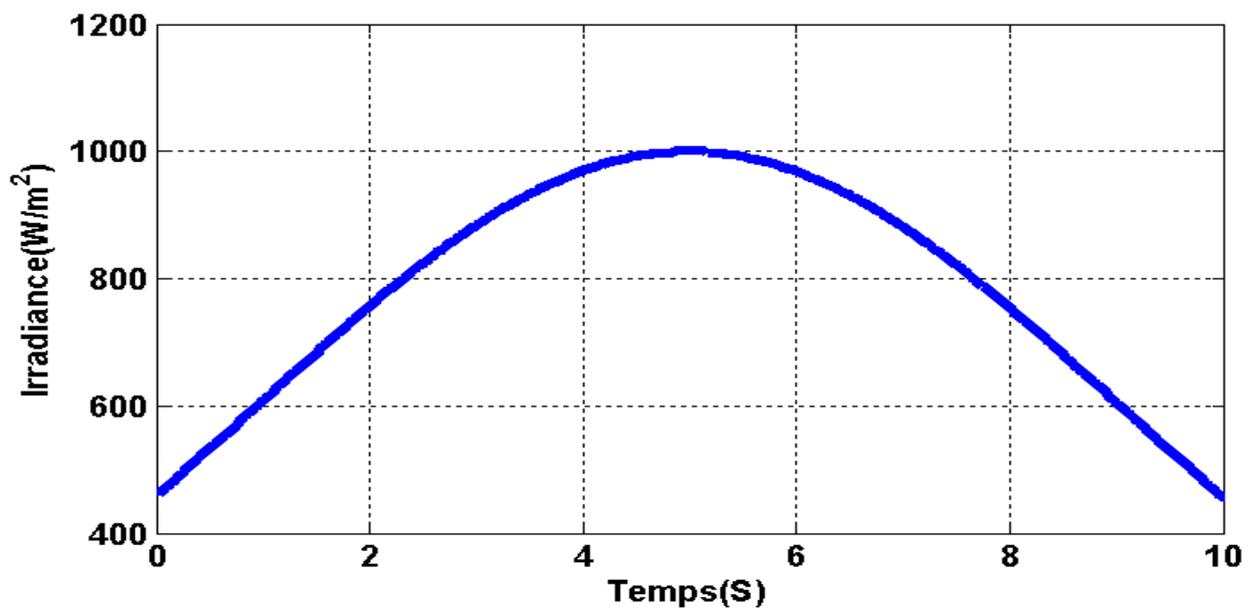


FIG. 2.13 – Présentation de l'éclairement solaire par la forme Gaussienne.

## 2.5 Analyse des résultats de la simulation

Dans le but de tester le niveau des améliorations obtenues, les quatre algorithmes MPPT (à savoir : P&O, INC, FLC et l’algorithme proposé) sont appliqués sur le système PV établi par MATLAB/SIMULINK. Compte tenu de la rapidité et de la précision de la simulation, le temps maximal a été fixé à 10 secondes avec une période d’échantillonnage de 0.01 seconde. Les résultats de simulation, présentés dans la [Figure 2.14](#), prennent en compte le changement rapide de l’éclairement solaire qui varie de  $1000W/m^2$  à  $800W/m^2$  en 5 secondes.

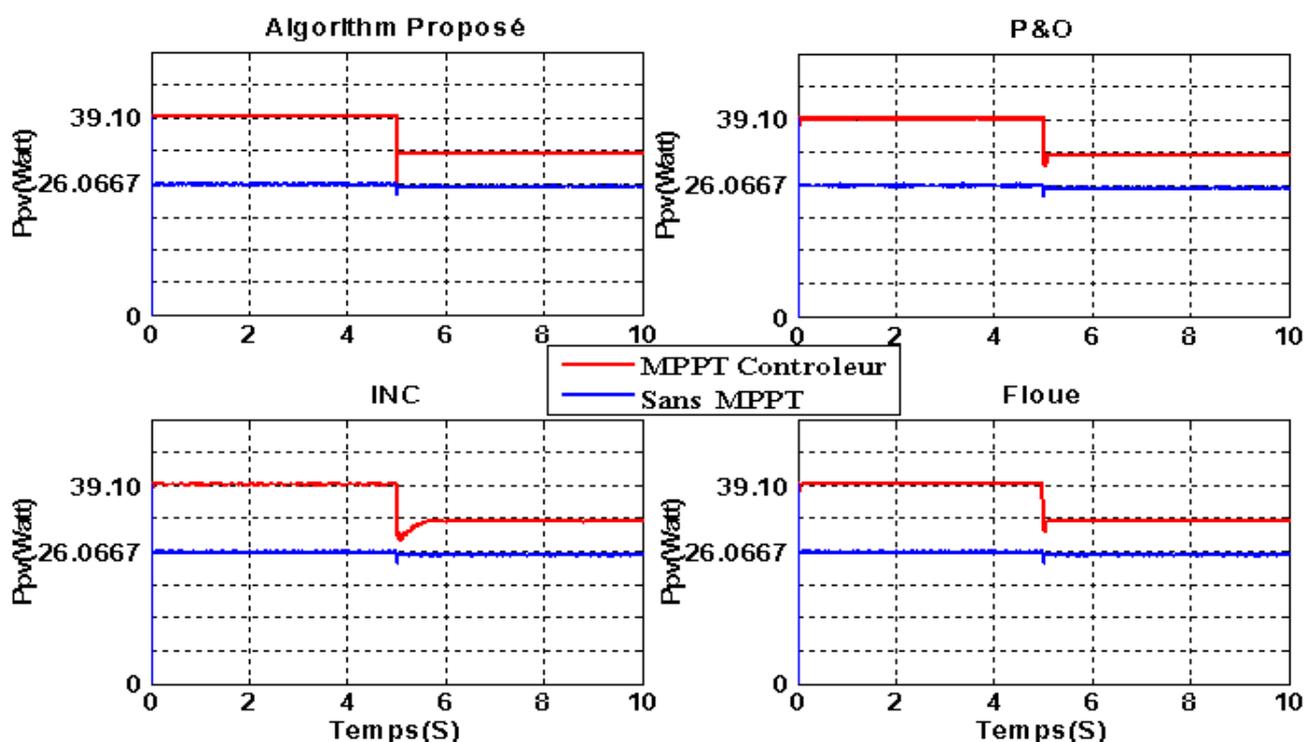


FIG. 2.14 – La puissance fournie par le GPV avec et sans algorithmes MPPT.

D’après les résultats présentés dans la [Figure 2.14](#), on peut nettement observer que la dynamique d’interaction et de poursuite en l’occurrence le débit de GPV sont acceptables pour tous les algorithmes cités précédemment. Toutefois la réponse fournie par l’algorithme proposé est nettement meilleure comparativement aux autres algorithmes. Ceci se traduit par une faible sensibilité vis-à-vis du changement soudain de l’éclairement solaire en particulier la plage temporelle comprise entre 5 et 6 secondes.

La [Figure 2.15](#) illustre clairement les performances fournies, de manière générale, par chaque algorithme de manière générale et en particulier au niveau du changement rapide dans l’éclairement

solaire présenté précédemment. On obtient :

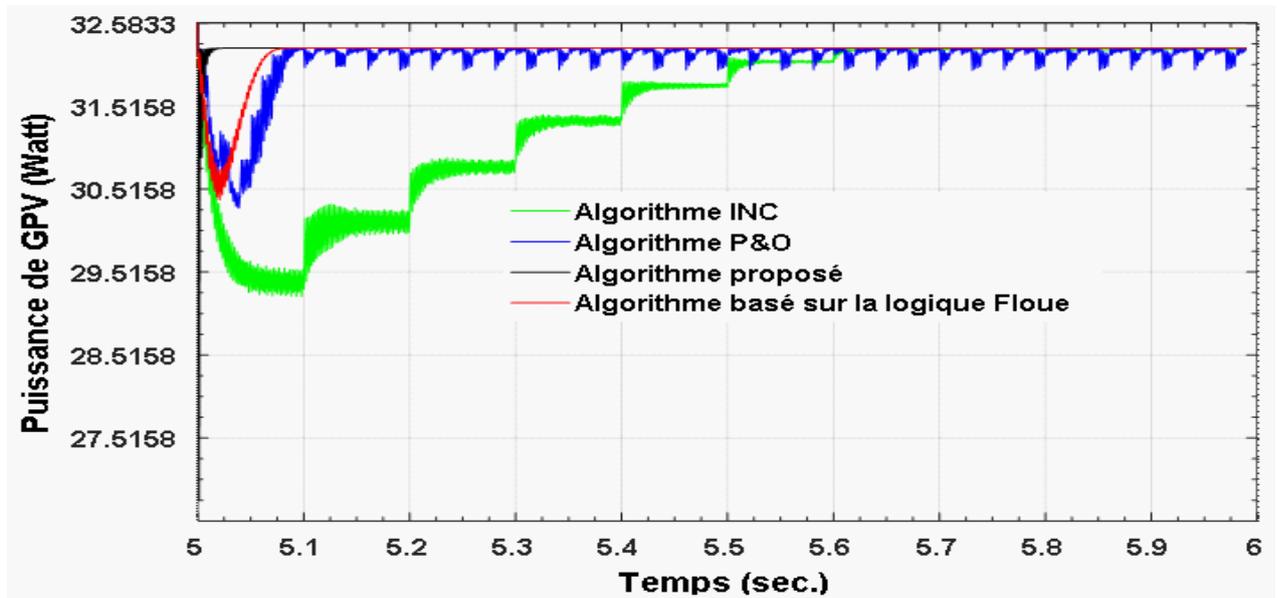


FIG. 2.15 – Agrandissement de la partie du changement brusque de l’éclairement solaire.

D’après La [Figure 2.15](#), on peut constater que la puissance assurée par l’algorithme proposé est demeure stable et presque insensible aux changements de l’éclairement solaire. La [Figure 2.16](#) fait apparaître le rapport cyclique optimal fourni par chaque algorithme.

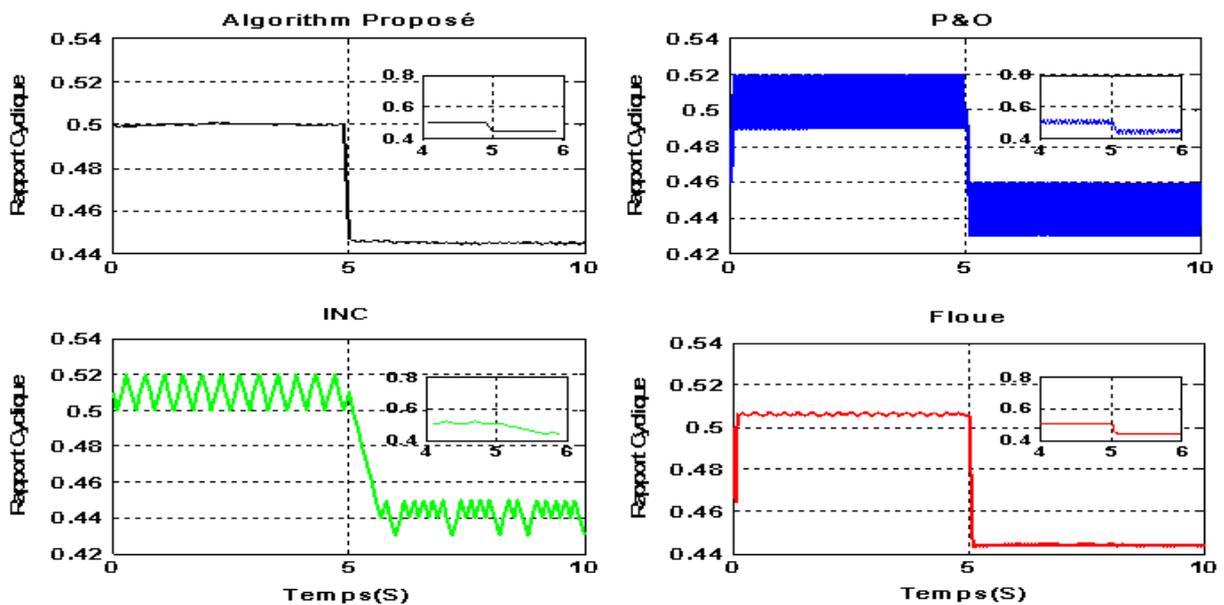


FIG. 2.16 – Les rapports cycliques optimaux fournis par les quatre algorithmes.

Dans la suite de ce travail, la configuration MATLAB/SIMULINK précédente est utilisée pour valider degré l'efficacité de l'algorithme proposé pour un changement d'éclairement donné sous forme Gaussienne. Celle-ci reflète, en effet, l'allure réelle de la variation journalière de l'éclairement solaire. La **Figure 2.17** présente l'évolution de la puissance du générateur PV basé sur l'algorithme proposé. On obtient :

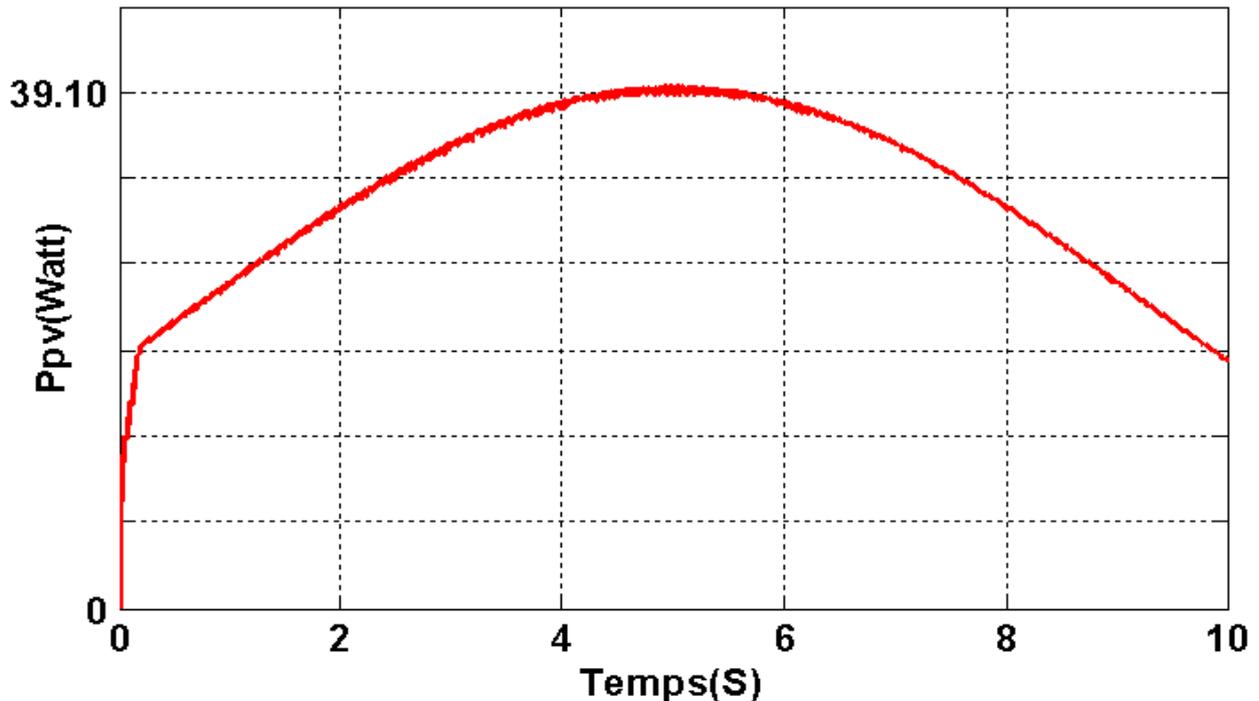


FIG. 2.17 – Puissance obtenue par l'algorithme proposé en utilisant la forme Gaussienne pour l'éclairement solaire.

A partir des résultats illustrés dans les figures obtenues précédemment, on peut constater :

- Une augmentation de la puissance délivrée par le générateur PV utilisant l'algorithme proposé ;
- Tous les algorithmes MPPT (hormis l'algorithme INC) ont une bonne dynamique d'interaction, puisque trois contrôleurs sont capables d'atteindre un état stable dans les 5 premières secondes suite à un changement rapide de l'éclairement solaire ;
- L'algorithme proposé a l'aptitude de suivre plus rapidement le MPP du système ;
- Seul l'algorithme P&O a fait un mauvais jugement lorsque l'éclairement solaire a brusquement changé de valeur. Les autres algorithmes ont surmonté sans problème les inconvénients de cet incident. La meilleure réponse a été observée pour l'algorithme proposé ;
- Le générateur PV commandé par la stratégie MPPT basée sur l'algorithme proposé (faisant appel un éclairement de forme gaussienne) assure une bonne adaptation entre le panneau et la charge.

## 2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la stratégie de commande MPPT basée sur les algorithmes P&O, INC, FLC et notre algorithme proposé. Cette stratégie a été utilisée pour commander le système PV qui a été modélisé précédemment par le modèle2 basé sur l'algorithme AG (pour plus de détails, voir le *Chapitre1*). Les performances de la stratégie MPPT basée sur les algorithmes précédents ont été évaluées en présence d'un changement soudain de l'éclairement solaire. A cet effet, l'algorithme P&O montre une bonne réponse dynamique entachée néanmoins d'une mauvaise stabilité et d'un mauvais jugement. En conséquence, les stratégies de commande basées sur l'algorithme INC et sur le contrôleur flou sont introduites pour surmonter les défauts inhérents au changement rapide dans la valeur de l'éclairement solaire. Toutefois, l'algorithme proposé dans notre étude est meilleur que les autres. En effet, il remédie non seulement aux défauts survenant après un changement brusque de l'éclairement mais aboutit également à un rapport cyclique optimal.

Les résultats de simulation montrent une bonne adaptation entre le panneau et la charge dans le cas où le générateur PV est excité par un éclairement de forme gaussienne. Dans l'ensemble, l'algorithme proposé présente une meilleure performance globale que l'algorithme P&O en régime transitoire et stationnaire.

La partie suivante de ce travail concernera les techniques existants pour le chargement des batteries de type « Plomb-Acide ». Le chargement optimal de celles-ci sera assuré par notre proposition qui sera basée sur l'optimisation par l'algorithme PSO ou AG. L'efficacité de cette proposition sera validée via l'utilisation de l'outil SIM-POWER disponible dans la bibliothèque du logiciel MATLAB.

# Système PV pour charger des batteries

## 3.1 Introduction

Les sources photovoltaïques sont largement utilisées aujourd'hui dans de nombreuses applications telles que la charge des batteries, le système de chauffage de l'eau, le système d'alimentation pour les satellites et d'autres applications industrielles. Récemment, les chercheurs ont fortement encouragé l'utilisation de l'énergie solaire comme source d'énergie durable. Cette forme d'énergie possède des caractéristiques qui la rendent très attrayante comme source d'énergie respectueuse de l'environnement. C'est une source d'énergie durable qui peut réduire, à terme, considérablement la facture de l'énergie [39].

Les systèmes PV sont propres. Ils n'augmentent pas la quantité de gaz à effet de serre dans l'atmosphère pendant leur fonctionnement. Ils présentent également une opportunité d'accès à l'électricité dans les régions isolées. Néanmoins, ils ne peuvent pas répondre à une demande instantanée d'énergie, soit en raison de l'absence de la source principale de cette énergie (le soleil) soit temporairement en raison des perturbations climatiques (temps couvert).

Le stockage de l'énergie solaire utilise aujourd'hui principalement les batteries à base de « Plomb-Acide ». Ces dernières sont largement employées en raison de leur technologie mature et de leur faible prix de revient. Néanmoins, leur cycle de vie est très limité. Les batteries à base de soufre, par contre, présentent une densité d'énergie grande, un rendement élevé, un cycle de charge/décharge important et une durée de vie longue. Tous ces avantages font que ces batteries soient particulièrement adaptées dans les applications de grandes dimensions tel que le stockage de l'énergie dans le réseau [40], [41] et [42]. Cependant, elles présentent certains inconvénients qui sont significatifs. En effet, elles requièrent une température de fonctionnement élevée et présentent une

nature hautement corrosive due au polysulfure de sodium.

Dans les premiers chapitres, les algorithmes PSO et AG ont été utilisés afin d'optimiser les paramètres des générateurs PV et PVT. Leurs commandes ont été développées afin d'assurer un rapport cyclique optimal pour diverses conditions atmosphériques dans lesquelles l'éclairement solaire et la température sont respectivement mesurées par deux capteurs : le *K&Z CHP1 Pyrheliometer* et le *Campbell CS215*.

Dans la suite de ce travail, les algorithmes PSO [43] et [44] et AG [45] seront utilisés afin d'extraire la puissance maximale du générateur PV garantissant un stockage optimal dans les batteries.

### 3.2 Température et éclairement solaire

L'énergie produite par un générateur PV est estimée à partir des données fournies par le constructeur dans les conditions *STC*. A cet effet, deux facteurs importants doivent être pris en compte, il s'agit de l'éclairement solaire et de la température atmosphérique. Ces paramètres affectent fortement les caractéristiques des modules solaires. En conséquence, le MPP varie au cours de la journée. C'est pour cette raison qu'il faudrait constamment surveiller le MPP et s'assurer que la puissance maximale est disponible à partir du GPV.

L'éclairement solaire influe sur le courant de court-circuit. Autrement dit, lorsque l'éclairement solaire augmente le courant augmente aussi. D'un autre côté, la température affecte également la tension en circuit ouvert. En d'autres mots, lorsque la température augmente la tension diminue. Ces phénomènes sont illustrés dans la [Figure 3.1](#). Celle-ci représente les deux caractéristiques  $I - V$  et  $P - V$  pour différentes valeurs d'éclairement solaire et de température atmosphérique. On obtient :

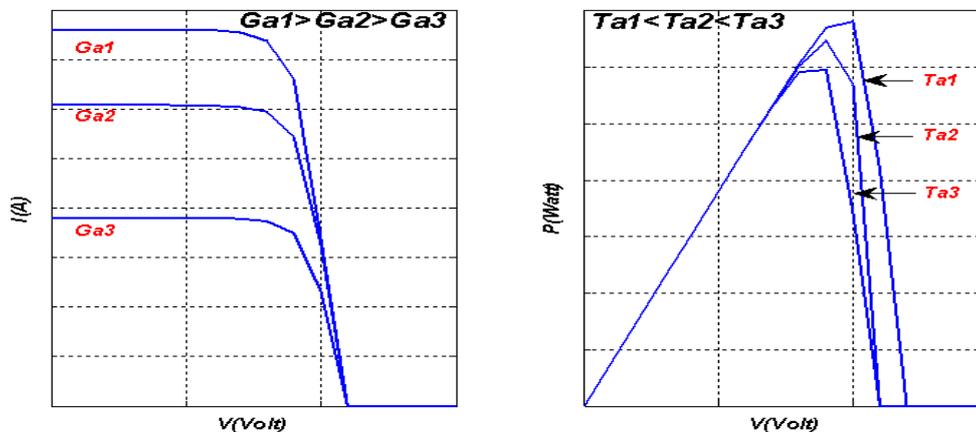


FIG. 3.1 – Caractéristiques I-V et P-V d'un système PV.

Dans ce chapitre, nous utiliserons des données réelles de température atmosphérique et d'éclairement solaire pour effectuer les différentes simulations. Ces données ont été mesurées deux fois par jour tout le long du mois de Novembre 2015, dans les laboratoires de l'URAER, au lever du soleil à environ 7 heures du matin et à 19 heures en fin de journée au moment où toute trace d'insolation avait disparue. Pendant toutes ces journées, la température changeait aléatoirement de valeur. Le changement de température et l'éclairement solaire sont présentés dans la [Figure 3.2](#).

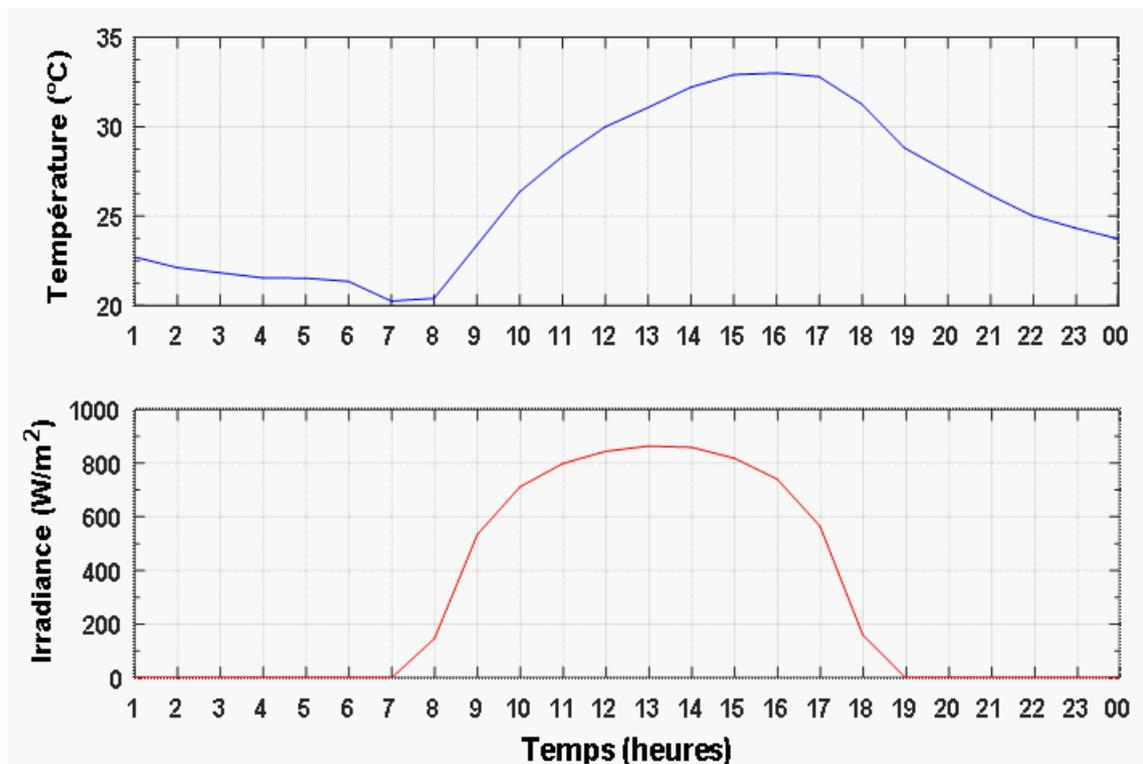


FIG. 3.2 – Variation de la température et de l'éclairement solaire pendant la journée de l'expérience.

### 3.3 Stockage de l'énergie

L'énergie solaire peut être réutilisée et stockée dans les batteries. C'est ce qui a conduit au développement de l'énergie solaire et son utilisation dans toutes les régions où nous pouvons la stocker notamment dans les zones à forte insolation. Au final, nous monterons que cette étude aboutit sur le stockage optimal de l'énergie dans les batteries utilisées dans les systèmes PVs.

Généralement, une batterie est composée d'un ensemble de cellules de 2,4V connectées en série pour obtenir la tension désirée.

Nous avons considéré un type spécial de batteries appelé batterie au « Plomb-Acide » et illustré

dans la [Figure 3.3](#). Des informations complémentaires peuvent être trouvées dans la littérature [\[46\]](#) où l'on trouve également des détails sur le modèle électrochimique et le modèle électrique [\[47\]](#) et [\[48\]](#).

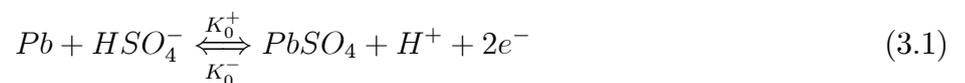


FIG. 3.3 – Batterie de type « Plomb-Acide » .

### 3.4 Le modèle électrochimique

Chaque cellule dans la batterie « Plomb-Acide » se compose de deux électrodes (ou plaques) : l'électrode positive et l'électrode négative qui sont noyées dans l'électrolyte [\[48\]](#) et [\[49\]](#). Les réactions chimiques généralement acceptées dans une batterie au Plomb-Acide sont présentées par les réactions chimiques suivantes [\[49\]](#) :

Sur la plaque négative :



Sur la plaque positive :



Où :

- $Pb$  : représente le symbole du composant chimique Plomb ;  
 $SO_4$  : représente le Sulfate ;  
 $H$  : représente l'hydrogène ;  
 $H_2O$  : représente l'eau.

Le processus de transformation de  $PbSO_4$  en  $Pb$  et  $PbO_2$  dans la batterie est accompagné par une libération de l'acide dans l'électrolyte [49]. Les réactions se poursuivent :

### 1. Décharge de la batterie « Plomb-Acide » :

De la gauche vers la droite avec des vitesses de réaction  $K_0^+$ ,  $K_1^+$ .

### 2. Charge de la batterie « Plomb-Acide » :

De la droite vers la gauche avec des vitesses de réaction  $K_0^-$ ,  $K_1^-$ .

Les deux équations (Équation 3.1 et Équation 3.2) peuvent être schématisées dans la Figure 3.4

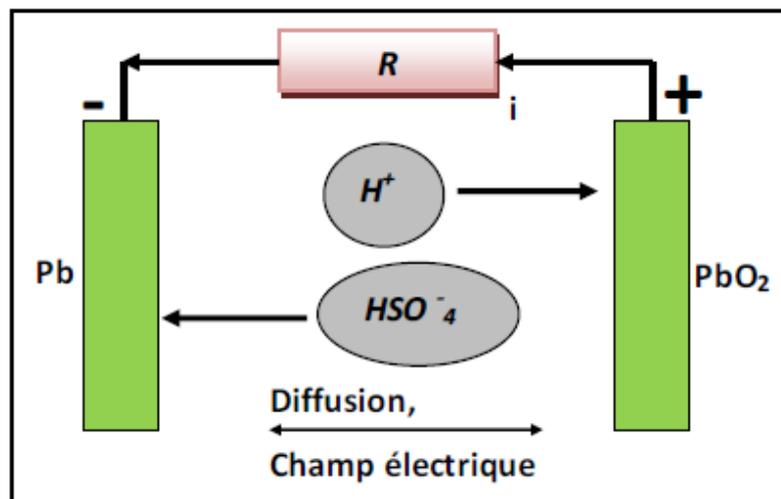


FIG. 3.4 – Les réactions chimiques se déroulant dans la batterie au « Plomb-Acide » [49].

## 3.5 Le modèle électrique de la batterie « Plomb-Acide »

Le modèle électrique correspondant à la batterie au « Plomb-Acide » est illustré dans la Figure 3.5 :

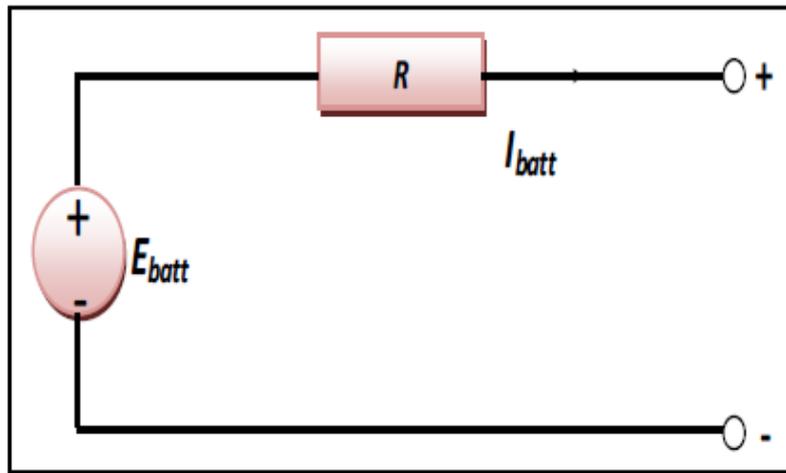


FIG. 3.5 – Modèle électrique de la batterie « Plomb-Acide » [49].

La tension de charge ou de décharge de la batterie est décrite par l'équation suivante [50] :

$$V_{batt} = E_{batt} - R \cdot I_{batt} \quad (3.3)$$

La tension interne de la batterie  $E_{batt}$  est décrite, selon son état, comme suit :

1. **Charge de la batterie « Plomb-Acide » pour  $i^* < 0$  :**

$$E_{batt} = E_0 - k \cdot \frac{c}{i_t + 0.1 \cdot c} \cdot i^* - k \cdot \frac{c}{c - i_t} \cdot i_t + \alpha(t) \quad (3.4)$$

2. **Décharge de la batterie « Plomb-Acide » pour  $i^* > 0$  :**

$$E_{batt} = E_0 - k \cdot \frac{c}{i_t + 0.1 \cdot c} \cdot i^* - k \cdot \frac{c}{c - i_t} \cdot i_t + \alpha(t) \quad (3.5)$$

Où la variable  $\alpha(t)$  est définie par l'équation ci-dessous :

$$\alpha(t) = \int_0^{\text{Temps de réponse de la batterie}} \frac{B}{t \cdot (A \cdot I_{batt} - \alpha(t-1))} \cdot dt \quad (3.6)$$

Avec :

- $V_{batt}$  : Tension de la batterie(V);  
 $I_{batt}$  : Courant de batterie(A);  
 $R$  : La résistance interne de la batterie(Ohms);  
 $E_{batt}$  : Tension non linéaire(V);  
 $E_0$  : Tension constante(V);  
 $k$  : Constante de polarisation( $Ah^{-1}$ );  
 $i^*$  : Dynamique du courant à basse fréquence(A);  
 $i_t$  : Capacité extraite(Ah);  
 $C$  : Capacité maximale de la batterie(Ah);  
 $T$  : Temps de charge ou de décharge;  
 $A$  : Tension exponentielle(V);  
 $B$  : Capacité exponentielle( $Ah$ )<sup>-1</sup>.

L'état de charge de la batterie (*SOC* en anglais) est décrit comme étant le rapport entre la capacité totale de la batterie et la capacité de la batterie après une décharge temporelle [51]. Deux batteries conçues pour fournir la même énergie quotidienne ont des tailles différentes si elles sont utilisées pour différents *SOC*. Par exemple, une batterie utilisée entre 80% et 30% de *SOC* devrait être plus petite qu'une autre utilisée entre 100% et 50% de *SOC* à cause de l'acceptabilité de l'énergie récupérée [52].

### 3.6 Système PV et le stockage d'énergie

la Figure 3.6 présente un schéma général de charge d'une batterie « Plomb-Acide » par un system PV.

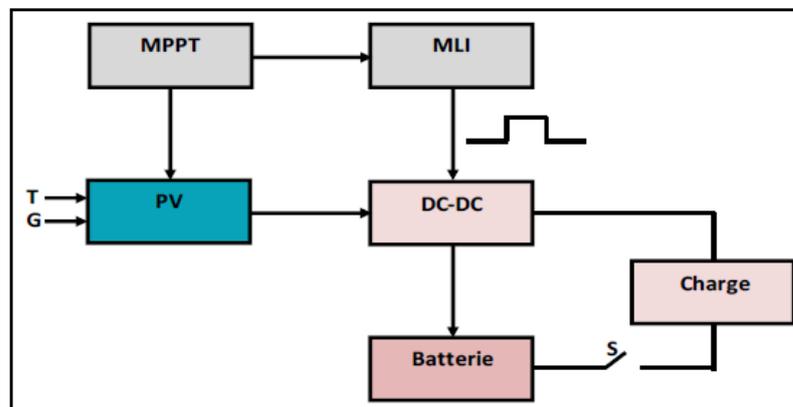


FIG. 3.6 – Schéma de la charge d'une batterie Plomb-Acide par un système PV.

Selon la [Figure 3.6](#), on a :

- $S = 0$  : représente la position avec laquelle la batterie « Plomb-Acide » est mise en charge.
- $S = 1$  : représente la position avec laquelle la batterie « Plomb-Acide » est mise en décharge. Cette position correspond le cas d’absence de l’éclairement solaire.
- MLI : (ou en anglais Modulation à Largeur d’Impulsion) est une technique de modulation qui utilise un circuit numérique pour créer un signal analogique variable. Le système MLI est un concept simple : il s’agit d’ouvrir et de fermer un commutateur à des intervalles uniformes et reproductibles [\[53\]](#). La structure du circuit MLI est celle présentée par la [Figure 3.7](#) comme suit :



FIG. 3.7 – Schéma synoptique d’un circuit MLI.

Le convertisseur statique DC-DC utilisé est un hacheur abaisseur/élevateur commandé par la stratégie MLI. En conséquence, lorsque la tension du GPV est inférieure à  $12V_{olt}$ , le circuit hacheur réagit de manière à ramener la tension de sortie à environ  $12V_{olt}$  équivalent à la tension d’entrée de la batterie. Contrairement, il fonctionne comme un hacheur abaisseur pour abaisser la tension de sortie environ  $12V_{olt}$  équivalent à la tension d’entrée de la batterie

### 3.7 Apprentissage basé sur les algorithmes PSO ou AG

Pour accélérer la convergence des algorithmes PSO et AG, nous proposons une stratégie qui permet de trouver la meilleure solution dans un temps de calcul très réduit et avec une précision meilleure. Nous cherchons la meilleure solution qui minimise le critère de performance imposé préalablement par l’utilisateur. Ce critère est imposé sous forme d’une fonction représentant l’erreur quadratique moyenne “ $MSE$ ” donnée par :

$$MSE = \frac{1}{nT} \sum_{k=1}^n e(k)^2 \quad (3.7)$$

Où  $n$  est le nombre total d'échantillons,  $T$  est le temps d'échantillonnage,  $e(k)$  est l'écart entre la puissance appliquée à la charge et celle délivrée par le système PV. Ne perdons pas de vue que la minimisation optimale de cet écart concerne toujours l'extraction de la puissance maximale. Le schéma fonctionnel, qui représente le processus d'optimisation du rapport cyclique, est fourni par la **Figure 3.8** :

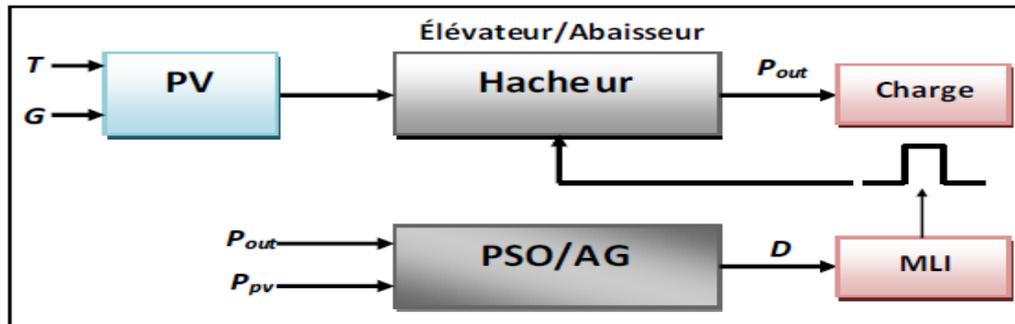


FIG. 3.8 – Schéma fonctionnel du MPPT basé sur les algorithmes PSO ou AG dans un système PV.

Les étapes à suivre sont décrites par l'algorithme suivant :

**Algorithme :**

- Initialisation de l'essai particulaire (ou de la population initiale)
- Pour  $i = 1$  jusqu'au nombre maximal de l'essai particulaire (ou nombre maximal de population), faire :

Pour  $j = 1$  jusqu'au nombre maximal de particules (ou nombre maximal d'individus), faire :

*Créer la fonction objective pour la particule « j » (ou de l'individu « j »)*

*Exécuter la simulation du PV*

*Évaluer la fonction objective à minimiser*

*Fin de « j »*

*Classer les particules (ou les individus) suivant la condition ci-dessous :*

*Pour PSO : Mettre à jour la nouvelle position de chaque particule.*

*Pour AG : Mettre à jour la nouvelle génération en utilisant les trois étapes : sélection, croisement et mutation.*

- Fin de « i »

### 3.8 Simulation et discussion des résultats

En simulation, les paramètres de réglage de l'algorithme AG et PSO pris dans Le [Tableau 3.1](#) et le [Tableau 3.2](#).

Paramètre	Valeur
Taille de l'essaim $n_p$	150
Nombre maximum d'itérations $l_{max}$	100
Facteur d'inertie $c_0$	0.50
Taux d'apprentissage cognitif $c_1$	0.75
Taux d'apprentissage social $c_2$	0.75

TAB. 3.1 – Paramètres PSO.

Paramètre	Valeur	
Taille de la population	150	
Nombre de générations	100	
Reproduction	Élite, Compte	1.5
	Croisement	0.75
Fonction de mutation	contrainte dépendante	
Fonction Croisement	dispersé	
Mutation	Direction	avant
	Fraction	0.3

TAB. 3.2 – Paramètres AG.

La batterie de type « Plomb-Acide » est un modèle déjà prédéfini dans la boîte à outils du logiciel MATLAB/SIMULINK. Ce modèle est symbolisé par la [Figure 3.9](#) ci-dessous :

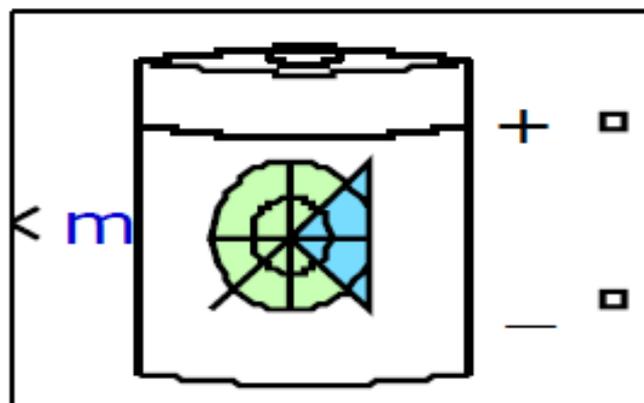


FIG. 3.9 – Modèle de la batterie « Plomb-Acide » disponible dans MATLAB/SIMULINK.

Les caractéristiques de la batterie utilisée dans cette simulation sont récapitulées dans le [Tableau 3.3](#).

Paramètre	Valeur
Tension nominale (V)	12
Capacité nominale (Ah)	100.000
État initial de charge (%)	60.000
Capacité maximale (Ah)	104.1667
Tension de la batterie entièrement chargée (V)	13.0658
Courant de décharge nominal (A)	20.000
Résistance interne ( $\Omega$ )	0.0012
Capacité de charge (Ah)	31.0278
Tension exponentielle (V)	0.8208
Capacité exponentielle ( $\text{Ah}^{-1}$ )	9.000
Résistance de polarisation ( $\Omega$ )	0.0033712

TAB. 3.3 – Paramètres de la batterie « Plomb-Acide » utilisée dans la simulation.

Lorsque la batterie est chargée à 60%, sa tension nominale est de 12V comme cela est illustré dans la [Figure 3.10](#).

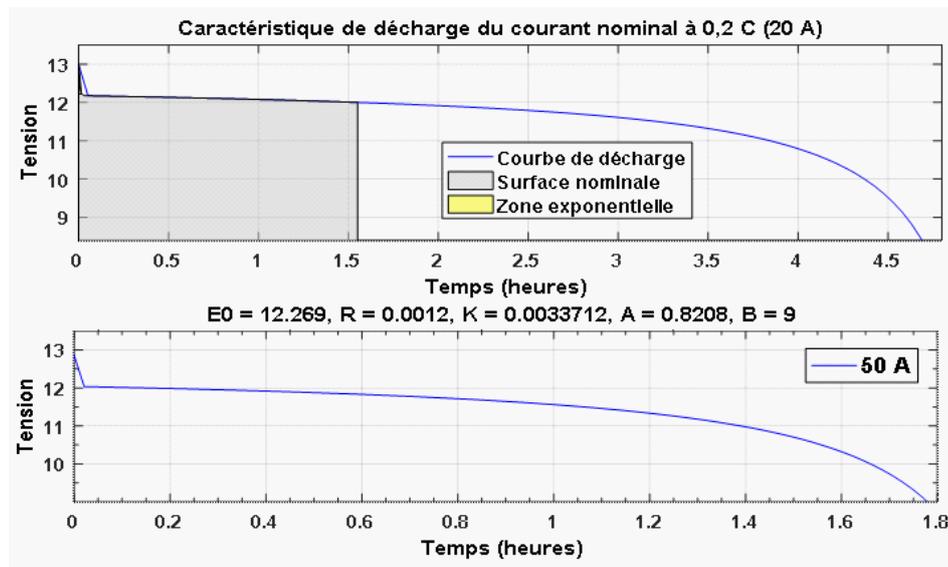


FIG. 3.10 – Caractéristique de décharge de la batterie.

Les deux algorithmes AG ou PSO ont été utilisés, sous MATLAB/SIMULINK, pour simuler le chargement de la batterie (dont la caractéristique est présentée dans la [Figure 3.10](#)) par le même système PV considéré dans les chapitres précédents sous différentes conditions météorologiques (température et éclairage solaire).

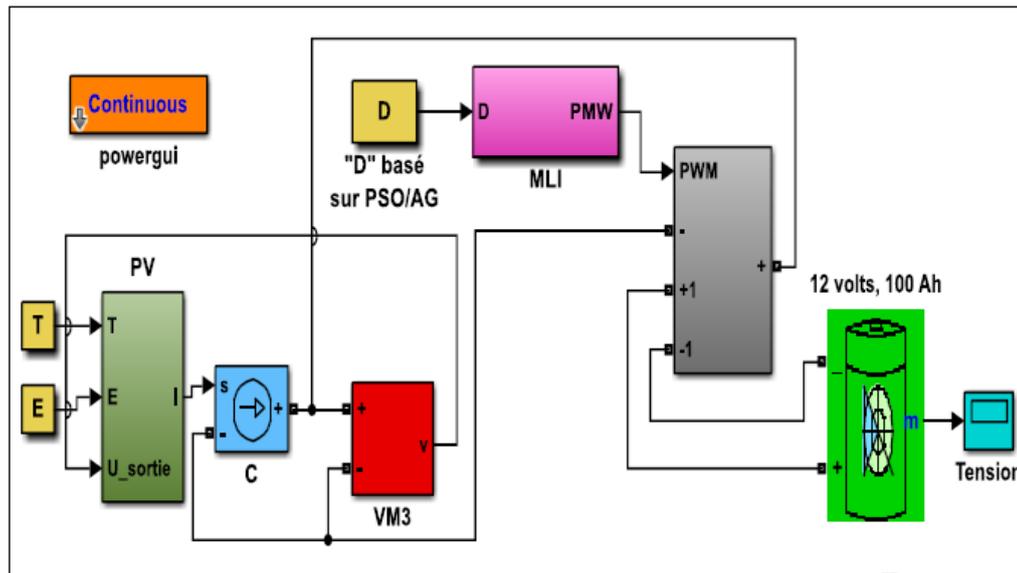


FIG. 3.11 – Raccordement de la batterie « Plomb-Acide » dans le système de la commande proposée.

Dans la pratique, la batterie « Plomb-Acide » nécessite entre 8 et 10 heures pour être complètement chargée dans des conditions atmosphériques standard. Dans notre cas, la batterie-sujet est déjà chargée à 60%. Il lui reste donc 6 heures pour se charger complètement.

La [Figure 3.12](#) illustre et représente la charge de la batterie « Plomb-Acide » en utilisant notre stratégie de commande. L'exécution de la configuration SIM-POWER du MATLAB/SIMULINK cité précédemment durant 6 heures d'intervalle donne l'allure de la charge de la batterie « Plomb-Acide » qui est présentée par la [Figure 3.12](#).

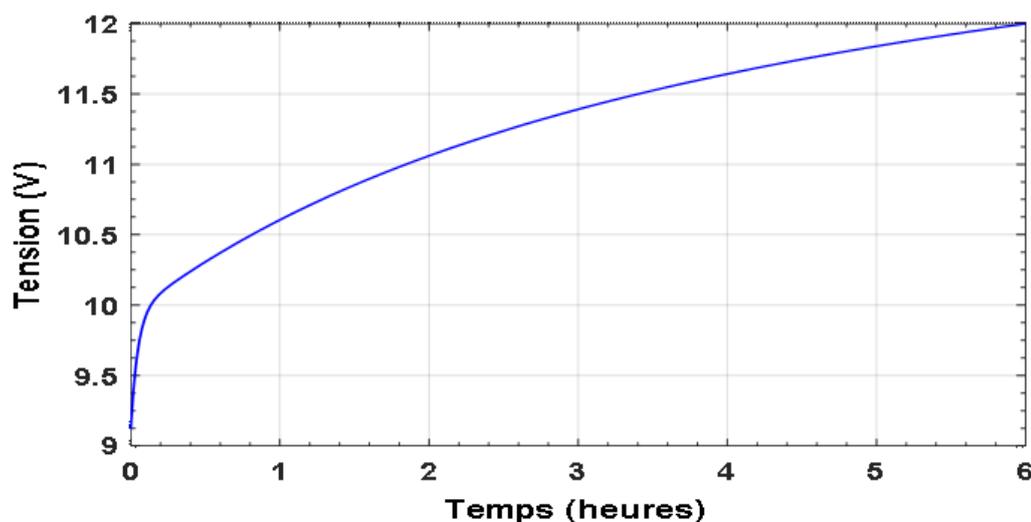


FIG. 3.12 – L'allure de la charge de la batterie « Plomb-Acide » .

La [Figure 3.13](#) présente l'allure de la puissance de sortie de GPV fournie par l'algorithme MPPT utilisant les approches de contrôle considérées.

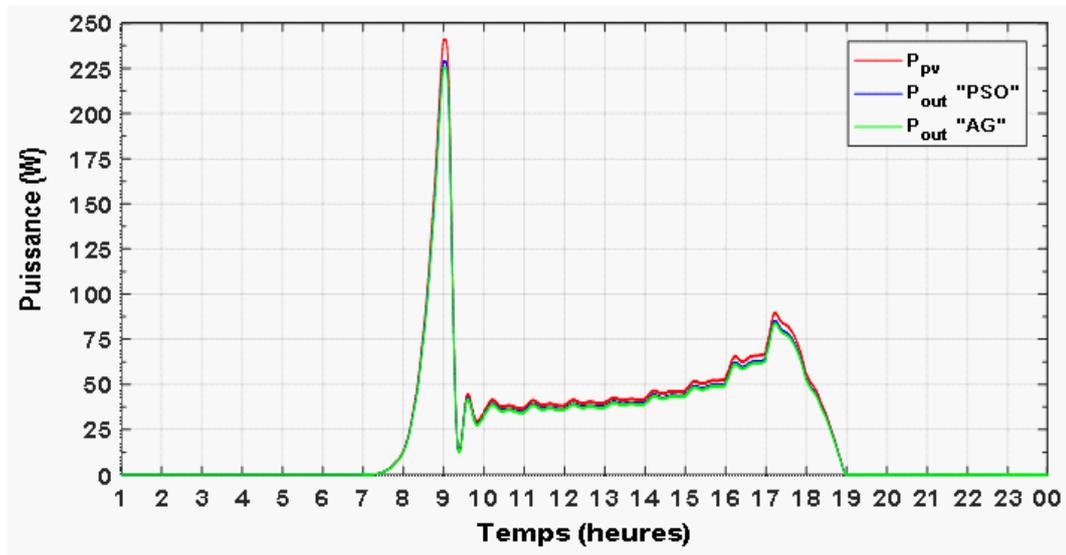


FIG. 3.13 – Puissance de sortie pour les approches de contrôle considérées.

D'après la [Figure 3.13](#), la courbe de puissance fournie à la batterie est étroitement rapprochée à celle du GPV. De plus, la dynamique de poursuite de la puissance de GPV est assurée par la stratégie MPPT utilisant l'algorithme de PSO et cela avec une erreur de poursuite de 5%. En revanche, cette dynamique est assurée avec une erreur de poursuite de 5.25% par la stratégie précédente utilisant l'algorithme AG. Ces résultats montrent l'efficacité de notre approche ainsi que sa robustesse pour le chargement optimal de la batterie « Plomb-Acide ».

### 3.9 Conclusion

L'énergie joue aujourd'hui un rôle très important dans la vie des gens. Aussi, faudrait-il qu'elle soit la plus propre possible pour préserver l'environnement. L'utilisation d'une batterie chargée à l'aide d'un GPV peut s'avérer une solution très intéressante du point de vue développement durable dans la mesure où l'énergie stockée dans la batterie est propre. D'un autre côté, il est possible d'utiliser la batterie en tant que source d'appoint en cas d'absence du soleil. Sur un autre plan, on peut toujours augmenter le nombre de batteries à charger en augmentant tout simplement le nombre de panneaux PV ce qui permet de réduire le temps de charge et de stockage de l'énergie.

Cette étude a permis la conception d'une stratégie de commande basée sur l'un des deux algorithmes AG ou PSO pour un GPV qui a été testée et évaluée à l'aide de l'outil SIM-POWER sous MATLAB/SIMULINK. Elle a rendu possible le stockage optimal par le biais de l'algorithme MPPT qui se trouve être une stratégie de contrôle intelligente, très indiquée pour améliorer les performances de commande et de stockage de l'énergie.

# Systeme PV raccorde au reseau

## 4.1 Introduction

Les systemes photovoltaïques individuels montés sur des bâtiments de type résidentiel ou commercial sont susceptibles de devenir à moyen terme une importante source de production d'électricité. L'énergie électrique produite par les systemes PV et injectée dans le reseau électrique offre la possibilité de générer des quantités importantes d'énergie de haute qualité à proximité du point de consommation évitant ainsi les pertes occasionnées par la transmission et la distribution de cette énergie. Ces systemes peuvent très bien fonctionner en parallèle avec les reseaux électriques existants.

Par conséquent, l'énergie renouvelable hybride peut se révéler une alternative intéressante qui permettrait de réduire l'impact des incertitudes et de la variabilité de cette ressource solaire [54] et [55]. Afin de préserver un développement écologique et économique, le systeme hybride qui permet la combinaison des deux sources d'énergie renouvelables (solaire - éolien) peut être très intéressant lorsque les conditions locales sont favorables du point de vue vent et soleil [56].

Heureusement que les périodes de l'année à faible ensoleillement correspondent généralement à celles qui présentent le meilleur potentiel éolien. Il est donc clair que les énergies éolienne et solaire sont complémentaires. Il est donc souhaitable que le couplage de ces deux sources d'énergie avec des accumulateurs soit la solution la plus sûre et la moins coûteuse pour des systemes autonomes [57].

La principale difficulté associée aux sources d'énergie décentralisées est qu'elles ne participent généralement pas à l'ajustement de ces systemes (contrôle de la tension, fréquence, possibilité d'ilot,

etc.). Cela est particulièrement vrai pour les sources d'énergie renouvelables dont la production est très imprévisible et fluctuante. L'intégration des unités de production distribuées en réseau pose un certain nombre de problèmes :

- Production aléatoire et imprévisible (vent, solaire) ;
- Absence de contrôle de la fréquence de charge ;
- Absence du réglage de la tension ;
- Sensibilité aux chutes de tension.

Au cours de ces années, plusieurs méthodes de contrôle ont été étudiées par de nombreux chercheurs pour l'utilisation de sources d'énergie renouvelables connectées au réseau. La régulation du courant ou de la tension est assurée par des régulateurs spéciaux tels que les régulateurs P, PI ou PID présentés en [58], [59] et [60]. Malheureusement, les régulateurs sont conçus en utilisant des techniques de contrôle pour des modèles parfaitement linéaires. Ces méthodes classiques présentent certains inconvénients à savoir les difficultés et l'instabilité de fonctionnement. Pour surmonter ces inconvénients, de nouvelles méthodes telles que les méthodes de l'intelligence artificielle, ont été appliquées dernièrement dans les travaux de recherche [61], [62] et [63].

Ce chapitre aborde l'étude du raccord d'un système hybride PV/éolien au réseau électrique. Pour cela, un contrôleur appelé « Backstepping » basé sur l'algorithme PSO est synthétisé avec lequel on injecte un courant optimal et on ajuste la tension et la fréquence avec les paramètres du réseau. L'application de cette stratégie de commande sur les systèmes hybrides PV/Éolien assure des réponses souvent très efficaces notamment en présence des changements paramétriques du système. L'idée de la commande « *Backstepping* » est basée sur la synthèse d'une loi de commande qui rend la dérivée de la fonction *LYAPUNOV*, choisie *a priori*, définie ou semi-définie négative. De ce fait, une fonction d'énergie intégrant l'écart entre les sorties régulées du système et les objectifs de commande est construite au préalable. Le principe est alors de construire à chaque étape un écart entre l'état courant du système et une commande virtuelle qui garantirait, s'elle pouvait être appliquée tel quel, la non-positivité de la dérivée de la fonction de *LYAPUNOV*. A la fin de chaque étape, la fonction d'énergie est complétée par cet écart, afin d'en assurer la convergence vers zéro. Le processus se termine si le vecteur de commande du système apparaît : la commande virtuelle définie au dernier pas est alors une commande réelle, garantissant la convergence des états du système vers zéro, et l'équilibre des sorties régulées autour des objectifs de commande.

## 4.2 Système solaire autonome connecté au réseau

Les systèmes PV connectés au réseau peuvent être subdivisés en deux sous systèmes [2] :

- Systèmes PV décentralisés connectés au réseau ;
- Systèmes PV raccordés au réseau central.

### 4.2.1 Systèmes PV décentralisés connectés au réseau

A noter ici que le stockage de l'énergie dans les systèmes hybrides n'est pas nécessaire parce que le rayonnement solaire fournit la puissance nécessaire pour alimenter les besoins domestiques (maisons, bureaux, ...). L'excédent d'énergie dégagé est alors injecté dans le réseau (voir la Figure 4.1). Dans cette conception, il importe de prévoir un onduleur apte à s'intégrer harmonieusement dans ce système énergétique pour fournir la tension et la fréquence adéquates dans le réseau. Sur un autre registre, lorsque l'énergie PV est insuffisante (pendant la nuit ou par temps couvert), le réseau peut être appelé en renfort pour alimenter les maisons.

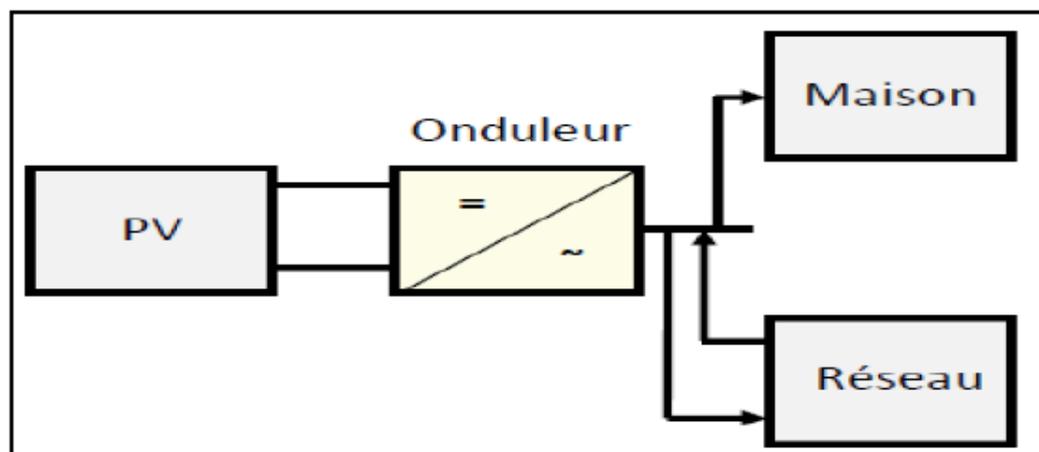


FIG. 4.1 – Systèmes PV décentralisés connectés au réseau.

### 4.2.2 Systèmes PV raccordé au réseau central

Il s'agit d'une station photovoltaïque centrale susceptible de délivrer une puissance qui peut aller jusqu'à  $1MW$ . Avec ce système, on peut obtenir un réseau de moyenne ou haute tension (voir la Figure 4.2).

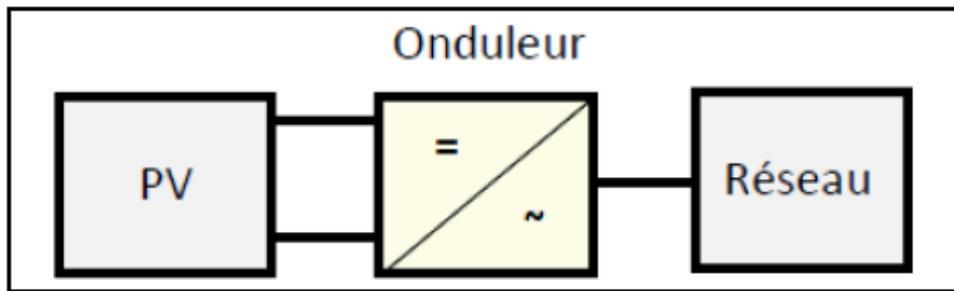


FIG. 4.2 – Système PV raccordé au réseau central.

### 4.3 Système hybride PV/Éolien

La [Figure 4.3](#) représente la configuration d'un système hybride PV/Éolien composé d'une part de turbines éoliennes adaptées aux régions présentant des vents forts et d'autre part de systèmes PV adaptés aux régions ensoleillées présentant de forts éclaircements solaires. L'unité de commande se charge ensuite de répondre intelligemment aux besoins de la charge en prenant tantôt l'énergie du système PV et tantôt du système éolien.

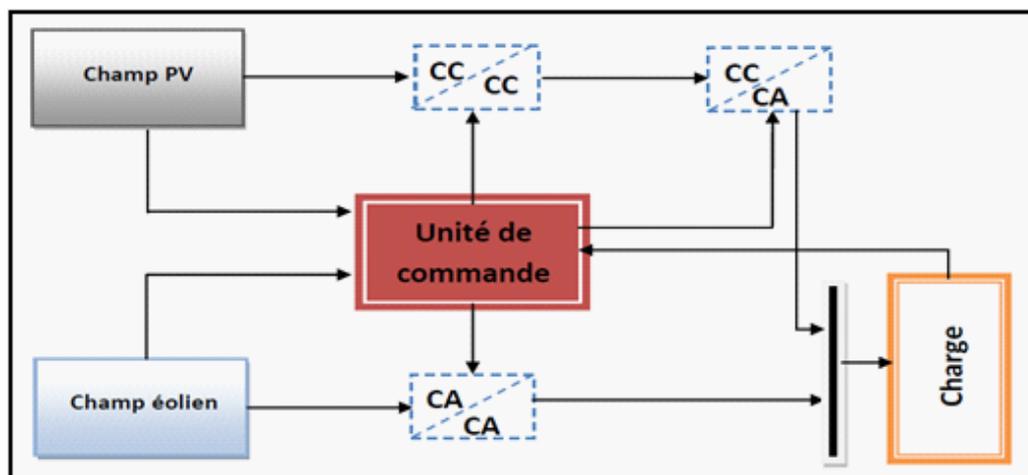


FIG. 4.3 – Modèle général d'un système hybride PV/ Éolien.

Ce système présente des avantages et des inconvénients mentionnés dans ce qui suit [\[56\]](#) :

#### Avantages du système hybride :

- Ne dépend pas d'une seule source d'énergie ;
- Simple à utiliser ;

- Efficacité et faible coût du cycle de vie des composants du système hybride ;
- Energie propre.

#### Inconvénients du système hybride :

- Plus complexe que les systèmes mono-source ;
- Nécessité d'un système de stockage ;
- Coût élevé de l'investissement par rapport à d'autres types de générateurs tel que le générateur diesel.

## 4.4 Configuration des systèmes hybrides PV/Éolien

La configuration du système hybride PV/Éolien est composée d'un bus alternatif (AC). Notons que les sources d'énergie renouvelable sont souvent reliées au bus AC via des convertisseurs DC/DC et DC/AC. Cette configuration permet désormais de réaliser des systèmes flexibles constitués de composants modulaires. A cet effet, le système multi-sources PV/Éolien peut être élargi en toute simplicité par ajout de composants ou de générateurs électriques pour répondre à la demande de charge croissante. Par ailleurs, la configuration d'un tel système hybride fait appel à un système de multiplexage pour fournir au réseau de l'énergie via un bus alternatif AC sachant que le circuit de multiplexage reçoit les sources d'énergies renouvelables solaire et éolienne via des convertisseurs statiques susnommés.

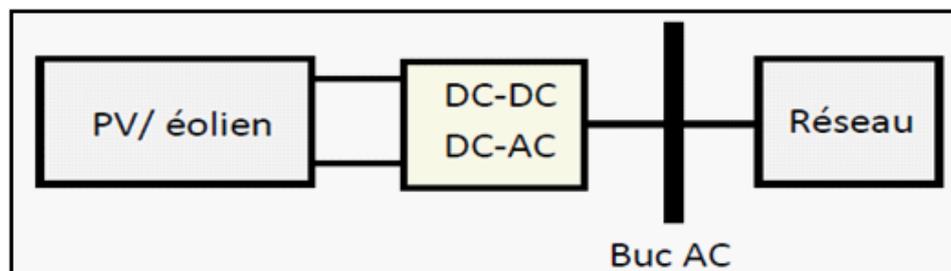


FIG. 4.4 – Système hybride PV/ Éolien à bus alternatif AC.

## 4.5 Modélisation de la turbine

Le système étudié est constitué d'une éolienne comprenant des hélices de longueur  $R(M)$  entraînant un générateur à travers un multiplicateur de gain  $K$  (Constante de couple). La configuration du système éolien est présentée par la [Figure 4.5](#) comme suit :

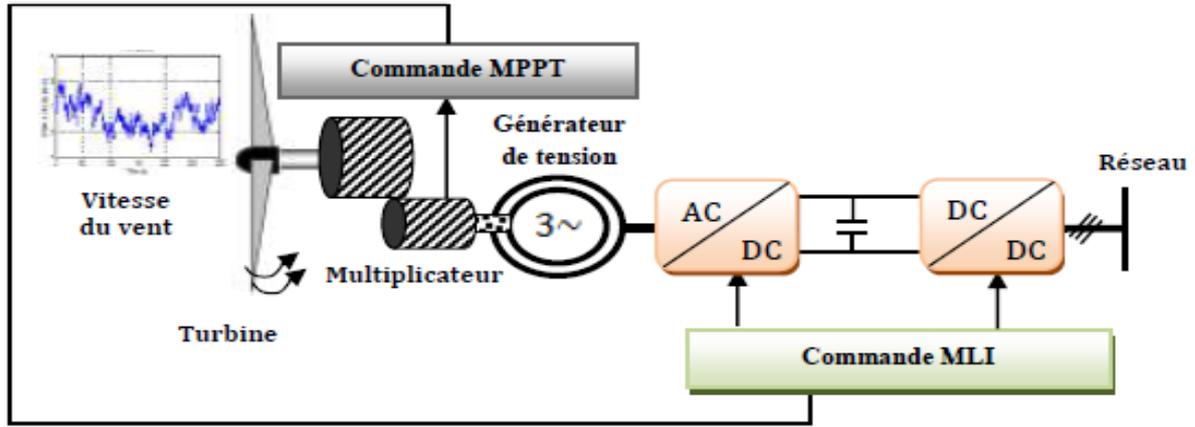


FIG. 4.5 – Configuration d'un système éolien.

En outre, le courant de sortie du convertisseur DC / DC peut être facilement déterminé en comparant la puissance d'entrée du convertisseur avec sa puissance de sortie. On obtient donc l'expression du courant comme suit :

$$i_{d1} = \frac{\pi}{2 \cdot \sqrt{3} \cdot L} \sqrt{i_d^2 + i_q^2} \quad (4.1)$$

L'Équation 4.2 donne l'expression du couple  $T_{turb}$  créé par les hélices de la turbine en fonction de la densité d'air  $\rho(kg/m^3)$  et de la vitesse du vent  $V_v(m/s)$  [57] et [64]. On obtient donc le système d'équations ci-dessous :

$$\begin{cases} T_{turb} = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot \pi \cdot R^3 \cdot C_t(\lambda) \cdot V_v^2 \\ C_p(\lambda) = \lambda \cdot C_t(\lambda) \end{cases} \quad (4.2)$$

Où  $C_p(\lambda)$  est le coefficient de conversion de puissance,  $\lambda$  et  $C_t(\lambda)$  sont respectivement, le rapport pointe-vitesse (vitesse spécifiée), le coefficient de conversion de couple.

La Figure 4.6 montre l'influence de la vitesse du vent et la vitesse de rotation de la turbine sur la puissance délivrée par le générateur.

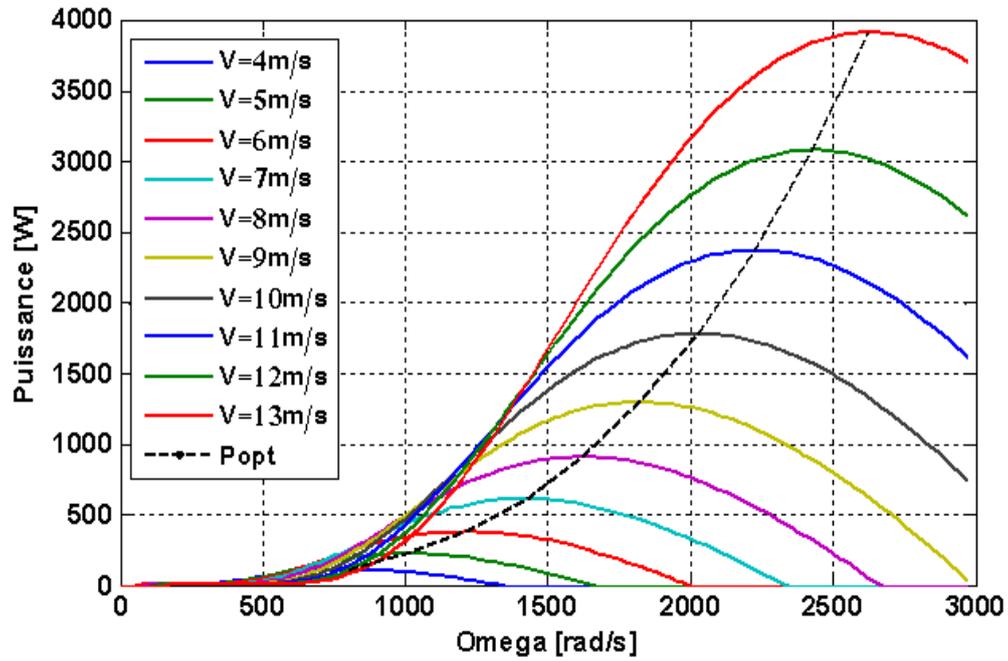


FIG. 4.6 – Courbes d’énergie éolienne pour différentes vitesses de vent.

La puissance de récupération pour une vitesse donnée du vent dépend de la vitesse de rotation du rotor. Ainsi, à chaque vitesse du vent, il existe un point de puissance maximale MPP, cela est illustré dans la Figure 4.7 comme suit :

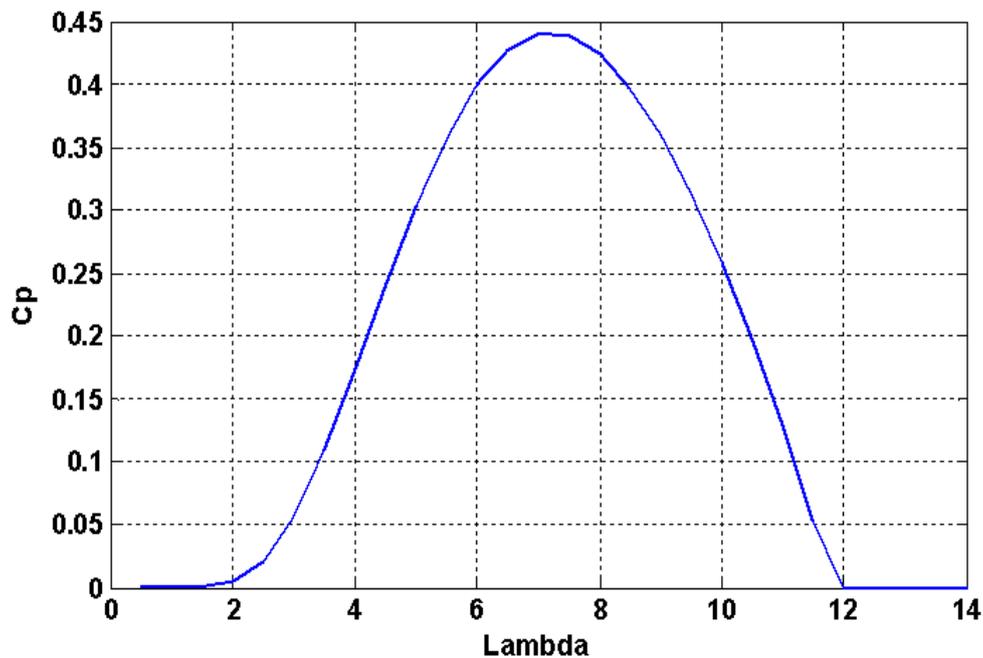


FIG. 4.7 – Coefficient de puissance en fonction du rapport pointe-vitesse.

Selon la [Figure 4.7](#), il est possible de constater que la puissance maximale est proportionnelle au cube de la vitesse du vent. Ceci peut être expliqué par le fait que la valeur du maximum  $C_p$  est constante pour toutes les vitesses du vent.

Par conséquent, si l'on considère une chaîne de conversion à vitesse variable et en supposant que le réglage permet de suivre parfaitement le point maximum de  $C_p$ , la puissance, dans l'arbre de la machine, est alors donnée par l'[Équation 4.3](#) :

$$\begin{cases} P_{turbW} = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot \pi \cdot R^3 \cdot C_p(\lambda) \cdot V_v^3 \\ \Omega_{mec}^* = \frac{\lambda_{opt} \cdot V_v}{R} \\ P_{max} = K_{p, max} \cdot V_v^3 \\ K_{p, max} = \frac{1}{2} \rho \cdot R^3 \cdot C_{p, max} \end{cases} \quad (4.3)$$

Le modèle dynamique du Générateur Synchrones à Aimant Permanent (PMSG en anglais pour Permanent Magnet Synchronous Generator) dans un repère lié au rotor est donné par le système d'[Équation 4.4](#) [\[65\]](#) et [\[66\]](#) :

$$\begin{cases} V_q = -R_s \cdot i_q - L_q \cdot S \cdot i_q - \omega_e L_q \cdot i_d + \omega_e \cdot \Phi_m \\ V_d = -R_s \cdot i_d - L_d \cdot S \cdot i_d - \omega_e L_d \cdot i_q \\ V_q = \frac{3 \cdot P}{2 \cdot 2} (\Phi_m \cdot i_q + (L_d - L_q) \cdot i_q \cdot i_d) \end{cases} \quad (4.4)$$

Avec :

$\omega_e$  est la pulsation électrique,  $\Phi_m$  est le flux magnitude et  $S$  est la fréquence complexe de *Laplace* ;

$L_d = L_q = L$  représente l'inductance du stator dans l'axe  $dq$ .

Où :  $V_{bus}$  représente la tension du bus à courant continu. De plus, les courants statoriques sont définis par l'[Équation 4.5](#) [\[67\]](#) et [\[68\]](#) :

$$\begin{cases} \dot{i}_q = -\frac{R_s}{L} i_q - \omega_e \cdot i_d + \frac{\omega_e \cdot \Phi_m}{L} - \frac{\pi \cdot V_{bus} \cdot i_q}{3 \cdot \sqrt{3} \cdot L \cdot \sqrt{i_d^2 + i_q^2}} \\ \dot{i}_d = -\frac{R_s}{L} i_d - \omega_e \cdot i_q - \frac{\pi \cdot V_{bus} \cdot i_d}{3 \cdot \sqrt{3} \cdot L \cdot \sqrt{i_d^2 + i_q^2}} \end{cases} \quad (4.5)$$

## 4.6 Convertisseur DC-DC et algorithme de commande

Pour profiter au maximum de l'énergie produite par le système hybride PV/éolien, il est nécessaire de le faire fonctionner avec un courant maximal. Ceci peut être réalisé en insérant dans ce système hybride, d'une part, un convertisseur DC/DC afin d'ajuster la tension délivrée par les panneaux solaires et d'autre part, un deuxième convertisseur DC-DC connecté au redresseur du système éolien afin d'agir sur le point de fonctionnement optimal. Le but de ces opérations vise à contrôler les paramètres du système PV/Éolien.

Les équations décrivant les grandeurs du convertisseur DC-DC (élévateur de tension) sont données comme suit [69] :

$$\begin{cases} C_{pv} \cdot \frac{dV_{pv}}{dt} = i_{pv} - i_l \\ L \cdot \frac{di_l}{dt} = -(1 - u_c) \cdot V_{bus} - V_j \\ C_{bus} \cdot \frac{dV}{dt} = -(1 - u_c) \cdot i_l - \frac{V_{bus}}{R} \end{cases} \quad (4.6)$$

Sachant que  $V_j = V_{PV}$ . De plus,  $V_j$  représente la tension de redresseur.

## 4.7 Modélisation des trois phases d'un réseau connecté au système hybride

### 4.7.1 Puissance active et puissance réactive dans le plan (repère) $dq$

La Figure 4.8 montre la représentation vectorielle d'un système triphasé  $(a, b, c)$  et leurs vecteurs équivalents dans le système diphasé de Park  $(d, q)$ .

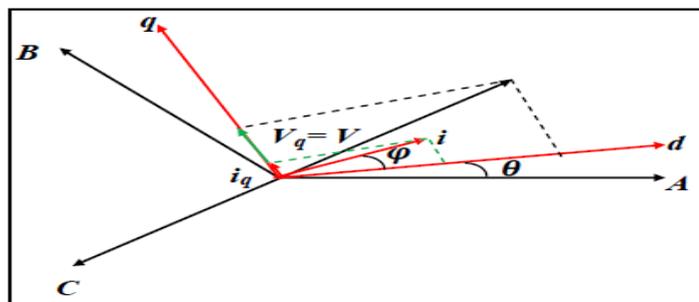


FIG. 4.8 – Position du système diphasé  $(d, q)$  par rapport au système triphasé  $(a, b, c)$ .

Le repère de *Park* correspond à un repère diphasé, pour une machine asynchrone il est lié généralement au champ tournant et pour une machine synchrone il est solidaire du rotor. Ce repère tournant est noté  $d, q$ , ainsi le passage d'un repère fixe à un repère tournant représentée à la [Figure 4.8](#), est donnée par la matrice de rotation tel que "[Équation 4.7](#)" :

$$\begin{bmatrix} i_q \\ i_d \\ i_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_q \cos \theta & A_q \cos (\theta - 120^\circ) & A_q \cos (\theta - 240^\circ) \\ A_d \sin \theta & A_d \sin (\theta - 120^\circ) & A_d \sin (\theta - 240^\circ) \\ A_0 & A_0 & A_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

L'angle  $\theta$  est donné par :

$$\theta = \int_0^t \beta(\gamma) d\gamma \quad (4.8)$$

Où  $\beta$  représente la vitesse angulaire.  $A_0, A_d$  et  $A_q$  : sont des constantes, Le choix de ces coefficients repose sur l'invariance de l'amplitude des grandeurs électriques (tension, courant et puissance) dans les deux systèmes de représentation triphasé  $(a, b, c)$  et diphasé  $(d, q)$ . En effet, les amplitudes des grandeurs électriques sont conservées de sorte que :  $A_0 = \frac{1}{2}$ ,  $A_d = A_q = \frac{2}{3}$ .

Le modèle d'espace d'état d'un système hybride triphasé connecté au réseau peut être obtenu à l'aide du système d'équations décrit comme suit [\[67\]](#) :

$$\begin{cases} L_f \cdot \frac{di_a}{dt} = -R_f \cdot i_a + V_{a_{inv}} - V_a \\ L_f \cdot \frac{di_b}{dt} = -R_f \cdot i_b + V_{b_{inv}} - V_b \\ L_f \cdot \frac{di_c}{dt} = -R_f \cdot i_c + V_{c_{inv}} - V_c \end{cases} \quad (4.9)$$

Avec :

$V_{i_{inv}}$  ( $i = a, b, c$ ) représentant les tensions de sortie simple de l'onduleur donné par l'[Équation 4.10](#) comme suit :

$$\begin{bmatrix} V_{a_{inv}} \\ V_{b_{inv}} \\ V_{c_{inv}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} +2 & -1 & -1 \\ -1 & +2 & -1 \\ -1 & -1 & +2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Où  $f_i$  avec ( $i = 1, 2, 3$ ) : est une fonction de commutation et  $V_i$  avec ( $i = a, b, c$ ) est la tension du réseau. Sachant que la tension triphasée (sinusoïdale) est variable en fonction du temps dans le

modèle mathématique d'un système triphasé de coordonnées  $abc$ . on peut donc utiliser la matrice de transformation  $Q_{(abc/dq0)}$  comme suit :

$$Q_{(abc/dq0)} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos(\omega_f \cdot t) & \cos(\omega_f \cdot t - 120^\circ) & \cos(\omega_f \cdot t - 240^\circ) \\ \sin(\omega_f \cdot t) & \sin(\omega_f \cdot t - 120^\circ) & \sin(\omega_f \cdot t - 240^\circ) \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

La transformation du système d'[Équation 4.9](#) en utilisant la matrice de *Park* produit le système d'[Équation 4.12](#) :

$$\begin{cases} L_f \cdot \frac{di_d}{dt} = -R_f \cdot i_d - \omega_f \cdot L_f \cdot i_q + V_{d_{inv}} - V_d \\ L_f \cdot \frac{di_q}{dt} = -R_f \cdot i_q - \omega_f \cdot L_f \cdot i_d + V_{q_{inv}} - V_q \end{cases} \quad (4.12)$$

Où  $\omega_f$  est la pulsation avec  $\omega_f = 2 \cdot \pi \cdot f$ ,  $f$  est la fréquence. La puissance apparente instantanée  $S$  injectée dans le réseau est définie par l'équation suivante :

$$S = P + j \cdot Q \quad (4.13)$$

Sachant que la puissance active  $P$  et la puissance réactive  $Q$  sont respectivement définies comme suit :

$$\begin{cases} P = \frac{3}{2}(V_d \cdot i_d + V_q \cdot i_q) \\ Q = \frac{3}{2}(V_q \cdot i_d + V_d \cdot i_q) \end{cases} \quad (4.14)$$

L'orientation par rapport au référentiel fixe de ces vecteurs sert à obtenir une commande découplée de la puissance active et réactive. Comme on le voit dans la [Figure 4.8](#), la tension  $V_q$  est choisie de manière à coïncider avec l'axe en quadrature  $q$  (i.e.  $V_q = V$  et  $V_d = 0$ ), de sorte que l'équation de la puissance active et la puissance réactive peuvent être simplifiées comme suit :

$$\begin{cases} P = \frac{3}{2}V \cdot i_q \\ Q = \frac{3}{2}V \cdot i_d \end{cases} \quad (4.15)$$

La puissance active peut être contrôlée par le courant  $i_q$  tandis que la puissance réactive peut être contrôlée par le courant  $i_d$ .

Dans le *Chapitre 2*, nous avons développé quatre algorithmes MPPT pour extraire la puissance

maximale du GPV. L'application de ces derniers est également valable pour la commande des systèmes éoliens. Dans la suite de ce travail, nous allons utiliser la stratégie MPPT basée sur l'algorithme P&O pour la commande des deux systèmes précédents en raison de la méconnaissance de la charge. Ensuite, la commande Backstepping utilisant l'algorithme PSO sera appliquée pour commander l'onduleur assurant, par conséquent, l'injection optimale du flux de puissance dans le réseau électrique. Il s'agit dans cet algorithme de produire des perturbations dans le système, soit en réduisant soit en augmentant le pas de la vitesse et d'observer ensuite l'effet engendré sur la puissance de sortie du système éolien, ceci se traduit par les deux tests suivants :

- $dP/d\omega > 0$  : indique que la vitesse doit augmenter ;
- $dP/d\omega < 0$  : indique que la vitesse doit diminuer.

A cet effet, la [Figure 4.9](#) montre un organigramme basé sur l'algorithme P&O amélioré permettant la commande de ces configurations [\[30\]](#).

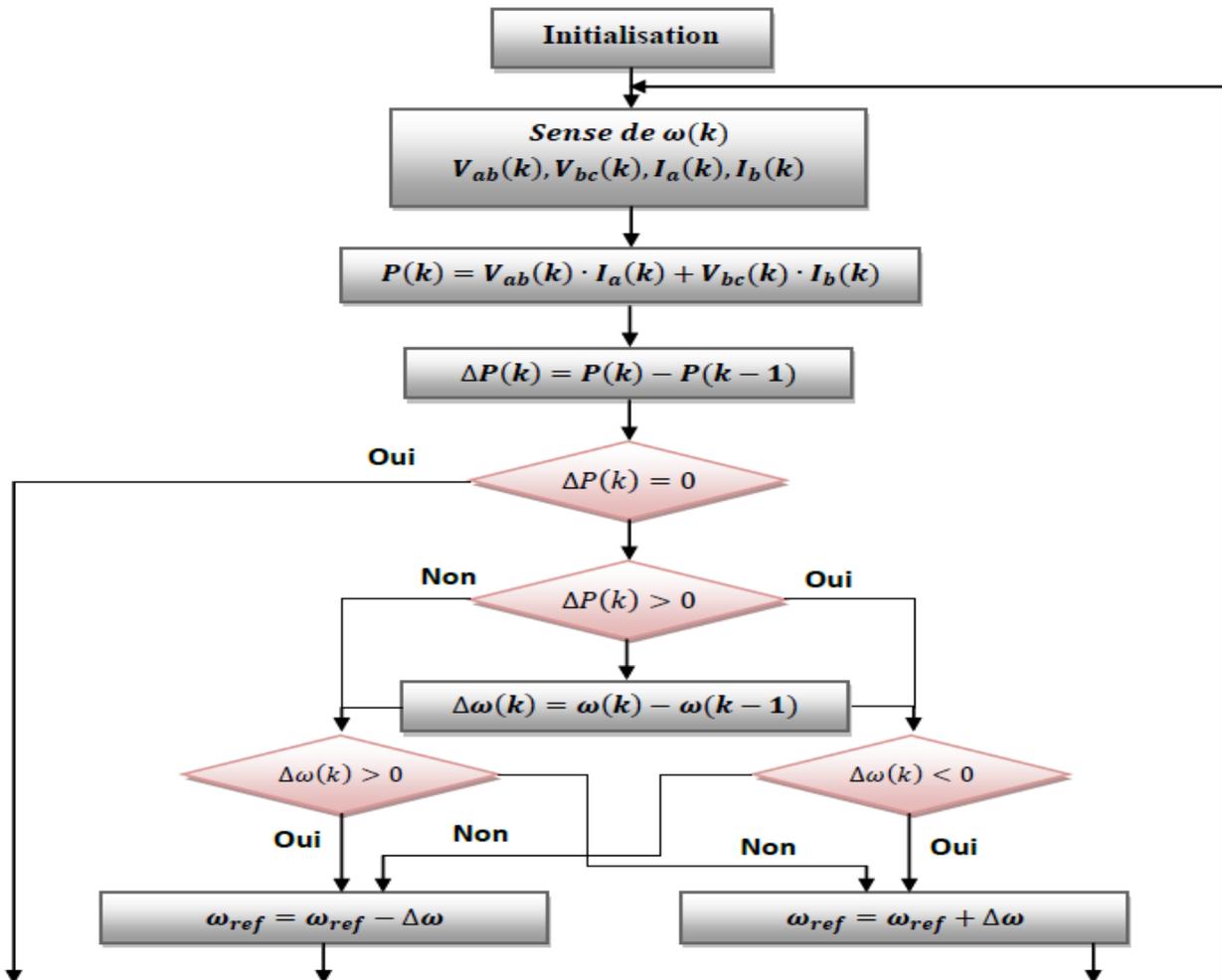


FIG. 4.9 – Organigramme du P&O amélioré de la commande MPPT du système éolien.

### 4.8 Commande du système hybride par Backstepping basé sur l'algorithme PSO

Le système hybride représenté dans la **Figure 4.10** comprend deux sources de production d'énergie renouvelable, en l'occurrence l'énergie éolienne et l'énergie photovoltaïque. Le système PV est utilisé comme source d'énergie primaire, tandis que l'éolienne est utilisée comme source d'alimentation secondaire. Le système étudié ici est composé d'un générateur éolien de  $5.3kW$  et d'un générateur photovoltaïque de  $5.4kW$ . Le schéma général de la commande du système hybride par Backstepping basé sur l'algorithme PSO est présenté dans la **Figure 4.10**

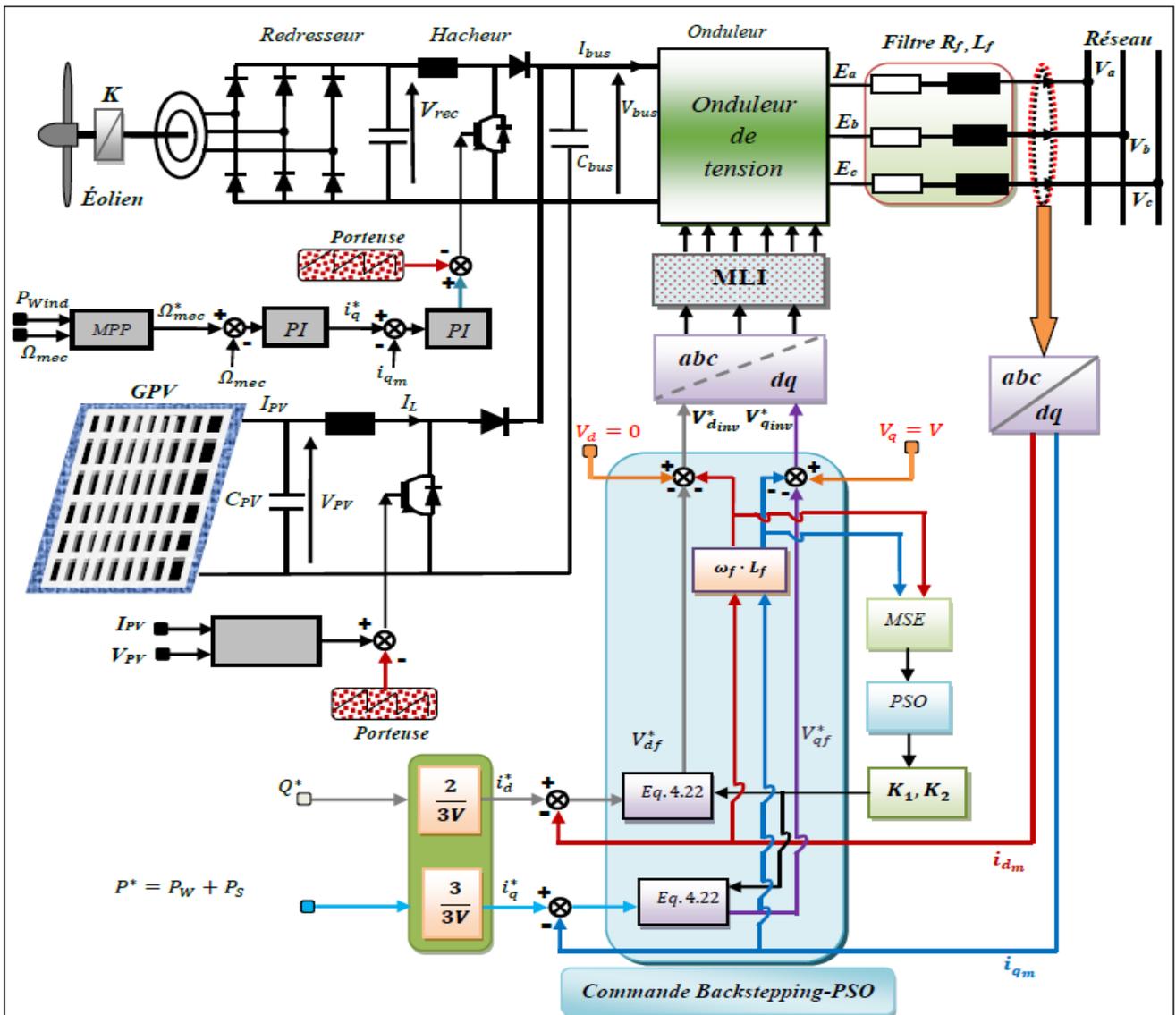


FIG. 4.10 – Configuration et puissance de commande d'un système hybride PV / éolien connecté au réseau.

### 4.8.1 Synthèse du contrôleur Backstepping

L'idée de base de l'approche Backstepping est de stabiliser le système global à partir de la stabilisation d'une suite de ses sous-systèmes. Pour ce faire, on commence par la stabilisation du premier sous-système en choisissant une fonction adéquate de *LYAPUNOV* de telle sorte que sa dérivée soit négative ou semi définie négative. Ensuite, on ajoute une action intégrale à son entrée pour éliminer toute erreur statique en régime stationnaire. L'ensemble constitue à présent le deuxième sous-système. La même procédure se répète pour le sous-système suivant et ainsi de suite pour tous les sous-systèmes successifs et ce jusqu'à ce que l'on atteigne enfin une fonction globale de *LYAPUNOV* donnant une loi de contrôle globale qui stabilise tout le système [70] et [71].

Le but ici est de réaliser une convergence optimale vers des erreurs nulles afin d'assurer la stabilité et l'équilibre du système bouclé. Ceci doit fournir une bonne dynamique de poursuite de la sortie du système vis-à-vis de la référence. Pour atteindre cet objectif, considérons les tensions de couplage suivantes :

$$\begin{cases} e_d = L_f \cdot \omega_f \cdot i_d \\ e_q = -L_f \cdot \omega_f \cdot i_q \\ V_{df} = V_d - V_d^* - e_q \\ V_{qf} = V_q - V_q^* - e_d \end{cases} \quad (4.16)$$

Les équations différentielles données par le système d'Équation 4.12 peuvent être simplifiées comme suit :

$$\begin{cases} L_f \cdot \frac{di_d}{dt} = -R_f \cdot i_d + V_{df} \\ L_f \cdot \frac{di_q}{dt} = -R_f \cdot i_q + V_{qf} \end{cases} \quad (4.17)$$

Nous définissons les erreurs  $e_1$  et  $e_2$  représentant les écarts entre les courants réels et les courants de référence, on obtient donc :

$$\begin{cases} e_1 = i_d^* - i_d \\ e_2 = i_q^* - i_q \end{cases} \quad (4.18)$$

A partir de l'Équation 4.18, la dérivée de chaque erreur est donc déduite comme suit :

$$\begin{cases} \dot{e}_1 = \dot{i}_d^* - \dot{i}_d = \dot{i}_d^* + \frac{1}{L_f} (R_f \cdot i_d - V_{df}) \\ \dot{e}_2 = \dot{i}_q^* - \dot{i}_q = \dot{i}_q^* + \frac{1}{L_f} (R_f \cdot i_q - V_{qf}) \end{cases} \quad (4.19)$$

Dans ce cas, la fonction adéquate de *LYAPUNOV* est choisie de telle sorte que :

$$v = \frac{1}{2} (e_1^2 + e_2^2) \quad (4.20)$$

De l'Équation 4.20, la dérivée de la fonction *LYAPUNOV* est déterminée par :

$$\left\{ \dot{v} = \dot{e}_1 \cdot e_1 + e_2 \cdot \dot{e}_2 \implies \dot{v} = e_1 \cdot \left( \dot{i}_d^* + \frac{1}{L_f} (R_f \cdot i_d - V_{df}) \right) + e_2 \cdot \left( \dot{i}_q^* + \frac{1}{L_f} (R_f \cdot i_q - V_{qf}) \right) \right. \quad (4.21)$$

Une bonne dynamique de poursuite des trajectoires de référence est assurée si et seulement si la condition suivante : ( $\dot{v} < 0$ ) est vérifiée. De ce fait, on sélectionne les tensions de référence, qui représentent ici la fonction de stabilisation, comme suit :

$$\begin{cases} V_{df}^* = L_f \cdot \left( K_1 \cdot e_1 + \dot{i}_d^* \right) + R_f \cdot i_d \\ V_{qf}^* = L_f \cdot \left( K_2 \cdot e_2 + \dot{i}_q^* \right) + R_f \cdot i_q \end{cases} \quad (4.22)$$

Où  $K_1$  et  $K_2$  sont des constantes positives à optimiser par l'algorithme PSO. A partir de la configuration donnée par le schéma dans La Figure 4.10, il vient alors les deux tensions de commande suivantes :

$$\begin{cases} V_{dinv}^* = V_d - V_{df}^* - e_q \\ V_{qinv}^* = V_q - V_{qf}^* - e_d \end{cases} \quad (4.23)$$

Ces deux tensions sont ensuite transformées dans le référentiel triphasés abc en utilisant la transformation inverse de *Park* [72] et cela pour générer les impulsions nécessaires pour la commande des interrupteurs statiques ( 06 IGBTs) de l'onduleur de tension MLI afin d'assurer une injection optimale dans le réseau électrique.

### 4.8.2 PSO et algorithme d'apprentissage

La loi de commande basée sur la stratégie Backstepping est synthétisée via l'optimisation des deux gains  $K_1$  et  $K_2$  apparaissant dans le système d'Équation 4.22 en utilisant l'algorithme PSO. Dans ce cas, la fonction objective à minimiser est celle présentée par le critère  $MSE$  défini comme suit :

$$MSE = \frac{1}{N \cdot T} \sum_{i=1}^N (e_1^2 + e_2^2) \quad (4.24)$$

Où  $N$  représente le nombre total d'échantillons et  $T$  représente le pas d'échantillonnage. Le schéma de blocs montre la stratégie utilisée pour optimiser les deux gains  $K_1$  et  $K_2$  dans la Figure 4.11.

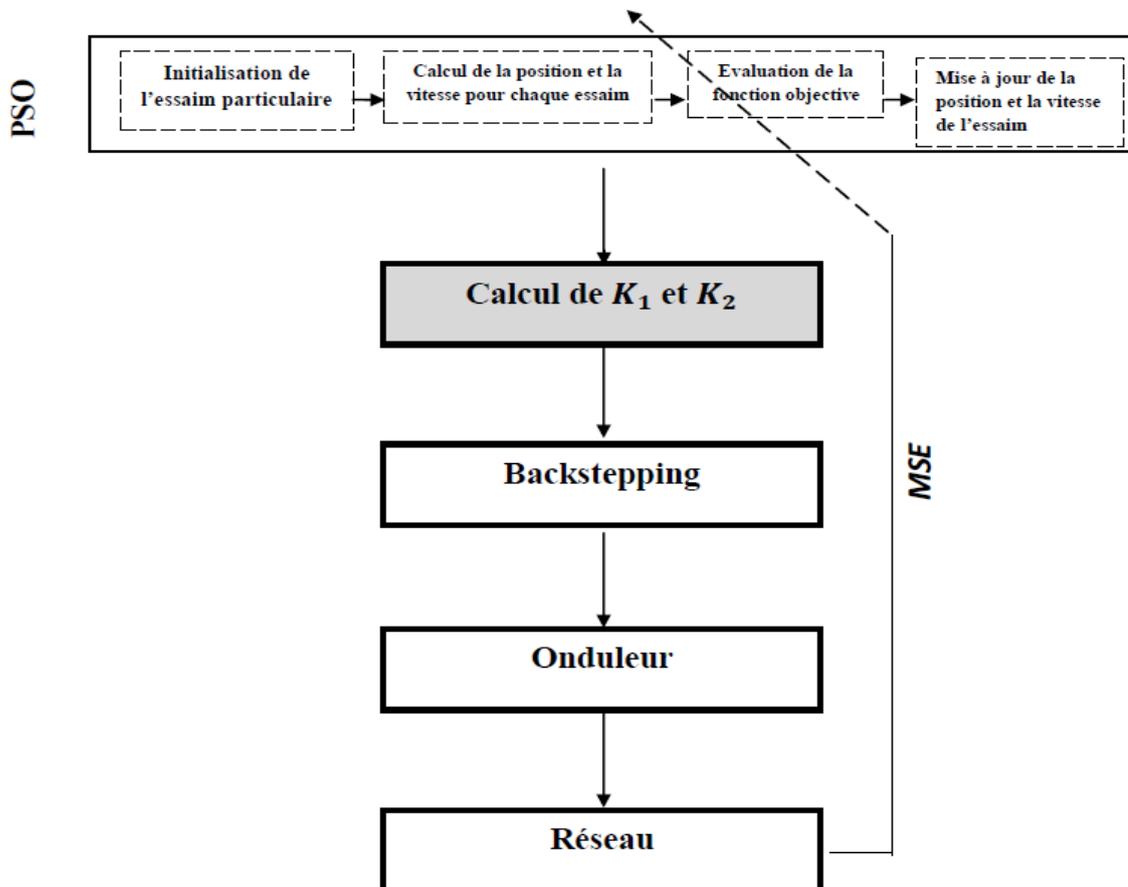


FIG. 4.11 – Les étapes du concept Backstepping utilisant l'algorithme PSO.

## 4.9 Résultats et discussion

Afin d'évaluer les performances de la stratégie Backstepping basée sur l'algorithme PSO "qui sont prises avec les paramètres indiqués dans le [Tableau 4.1](#)" qui doit assurer une injection d'un courant optimal dans le réseau électrique provenant du système hybride PV/Éolien. , nous avons procédé à une simulation du système, basée sur la configuration présentée dans la [Figure 4.10](#) en utilisant le logiciel MATLAB/SIMULINK. A cet effet, on choisit comme première excitation la variation de l'éclairement solaire, qui est présentée dans la [Figure 4.12](#). De plus, on choisit comme seconde excitation la variation de la vitesse du vent, qui est présentée dans les [Figure 4.13](#). Les grandeurs électriques des dispositifs constituant le système hybride PV/Éolien sont récapitulées dans le [Tableau 4.2](#).

Paramètre	Valeur
<i>Taille de l'essaim <math>n_p</math></i>	200
<i>Nombre maximum d'itérations <math>l_{max}</math></i>	200
<i>Facteur d'inertie <math>c_0</math></i>	0.9
<i>Taux d'apprentissage cognitif <math>c_1</math></i>	0.5
<i>Taux d'apprentissage social <math>c_2</math></i>	0.75

TAB. 4.1 – Paramètres PSO.

Paramètre	Valeur
Résistance de la bobine de sortie avec la résistance interne du filtre	$\mathbf{R_f = 0.9\Omega}$
Inductance de sortie du filtre	$\mathbf{L_f = 0.9mH}$
Fréquence	$\mathbf{f = 50Hz}$
Tension du bus continu	$\mathbf{V_{buc} = 800V}$
Amortissement d'injection	$\mathbf{R = 5\Omega}$
Condensateur du bus continu	$\mathbf{C_{buc} = 22000\mu F}$
Paramètres fonction du LYAPUNOV	$\mathbf{K_1 = 10^3, K_1 = 10^5}$

TAB. 4.2 – Grandeurs électriques des dispositifs constituant le système hybride PV/Éolien.

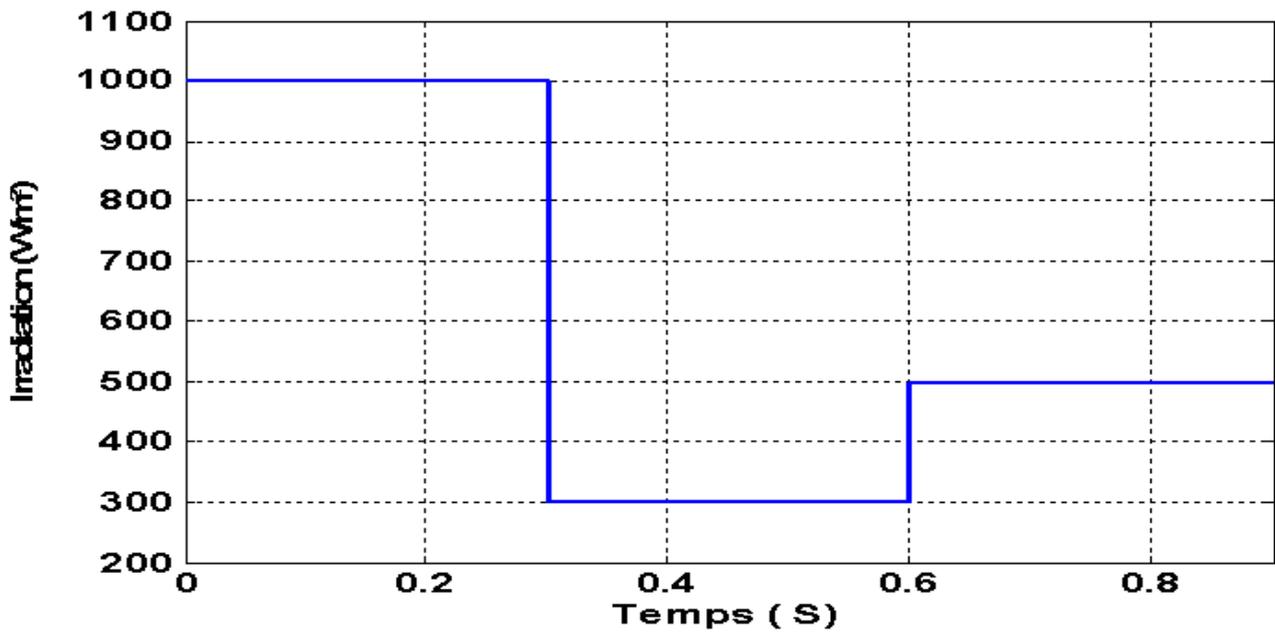


FIG. 4.12 – Variation irradiation.

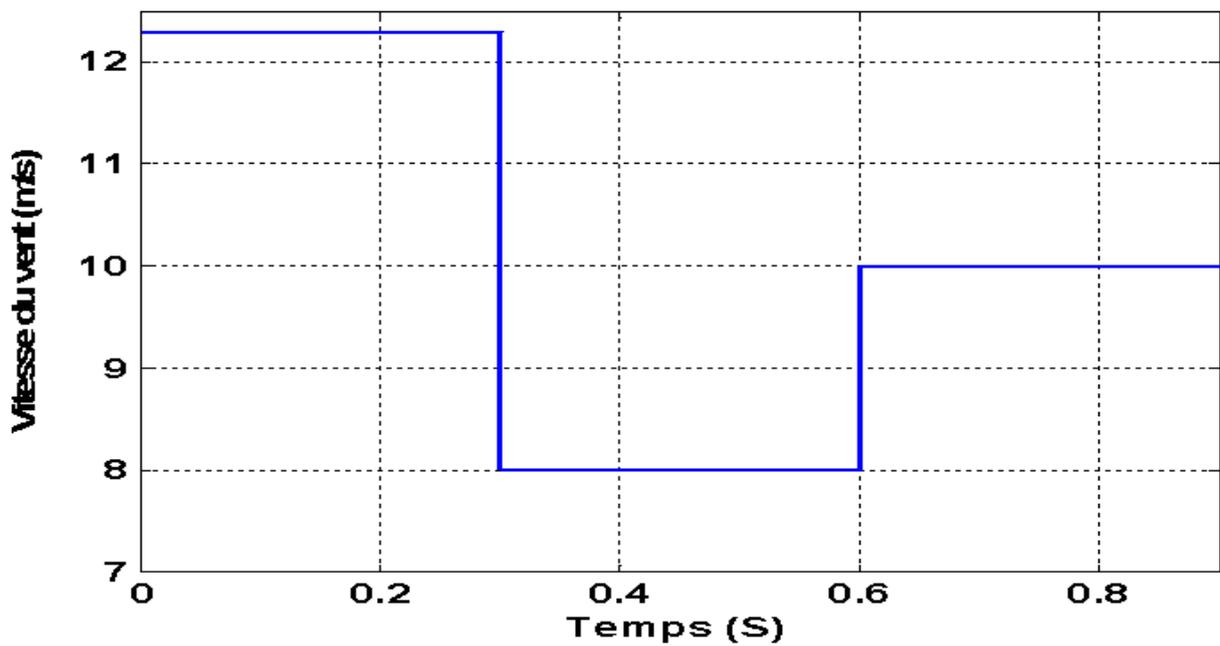


FIG. 4.13 – Variation vitesse du vent.

L'entrée de référence de la puissance réactive est imposée nulle. A cet effet, les formes d'onde des courants de phase de sortie délivrées par l'onduleur de tension MLI commandé par la stratégie Backstepping utilisant l'algorithme PSO sont présentés dans la [Figure 4.14](#)

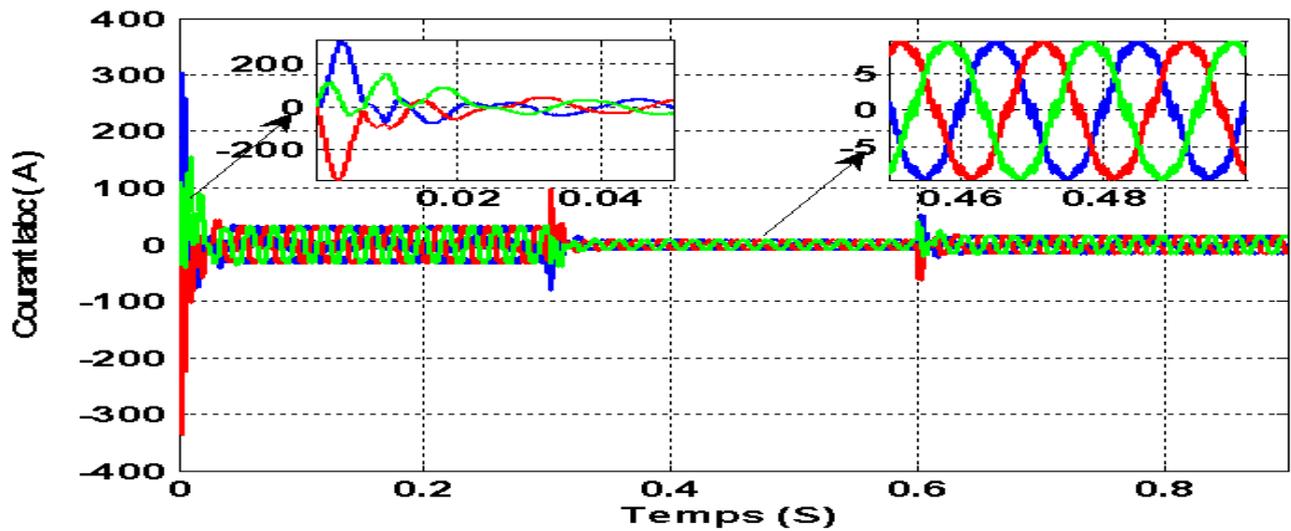


FIG. 4.14 – Les courants de phase de sortie délivrés par l’onduleur de tension.

Selon la [Figure 4.14](#), on peut constater que les courants injectés dans le réseau électrique décrivent un système triphasé symétrique équilibré de fréquence égale à celle du réseau électrique (i.e.,  $f = 50\text{Hz}$ ). De plus, on peut clairement observer que l’allure de chaque courant de phase est étroitement proche de la forme sinusoïdale entraînant une faible distorsion harmonique ce qui est en parfait accord avec les normes requises pour le raccordement du système au réseau électrique. Maintenant, les deux puissances active et réactive, qui correspondent aux courants précédemment obtenus (voir la [Figure 4.14](#)), sont comparées aux puissances de référence. Cette comparaison est illustrée par la [Figure 4.15](#) comme suit :

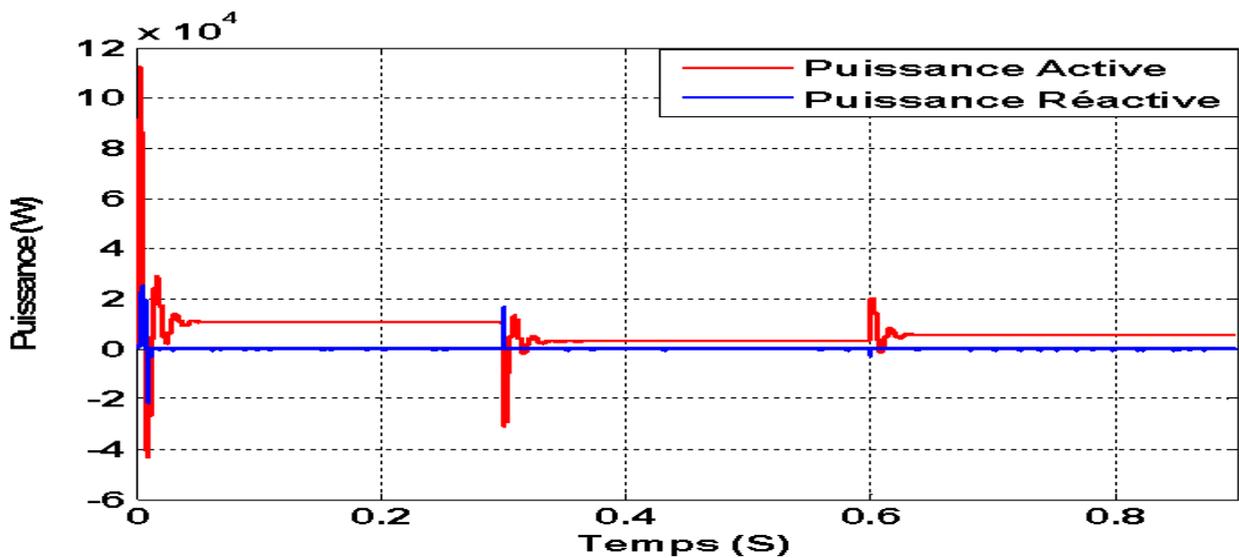


FIG. 4.15 – Comparaison puissance active et réactive.

À partir de cette figure, on peut constater que la stratégie Backstepping basée sur l'algorithme PSO a la capacité de fournir une dynamique de poursuite meilleure assurant des réponses très rapides lors du changement brusque de deux conditions atmosphériques à savoir l'éclairement solaire et la vitesse du vent. Ces réponses sont stables et stationnaires en régime permanent ce qui confirme la robustesse de la stratégie de commande proposée vis-à-vis des changements suscités. D'une manière similaire, la meilleure dynamique de poursuite des deux courants  $i_d$  et  $i_q$  confirme également l'efficacité de cette commande (voir la [Figure 4.16](#)).

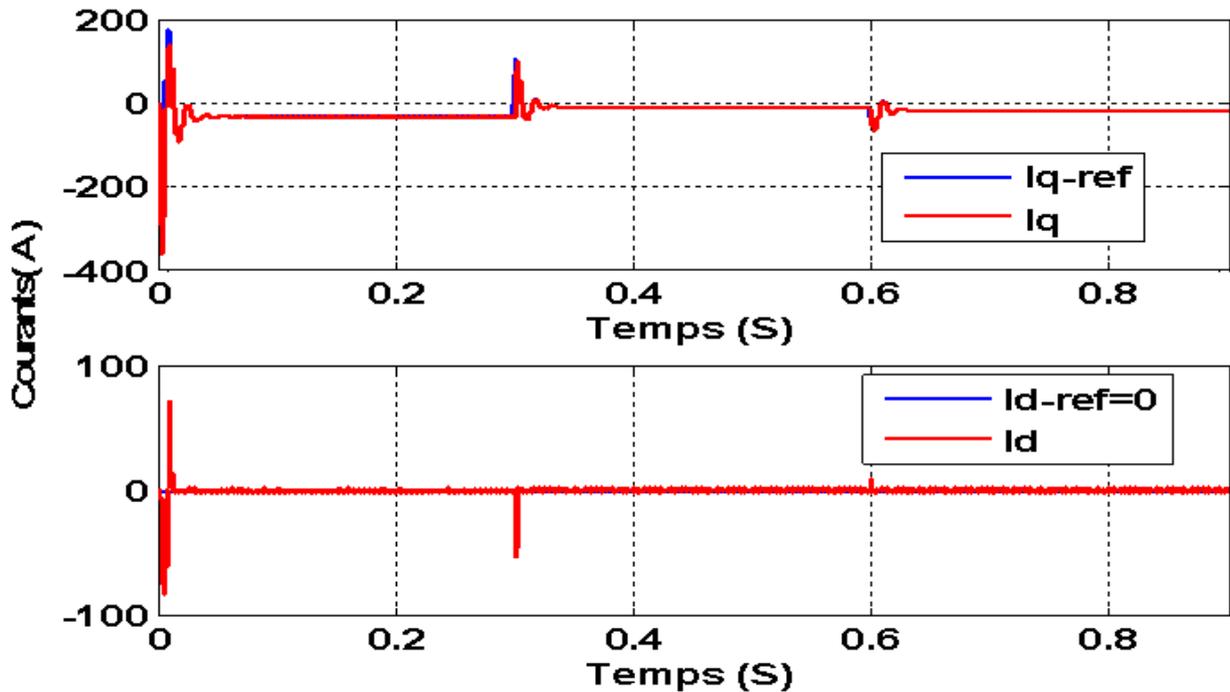


FIG. 4.16 – Les courants  $i_d$  et  $i_q$  injectés au réseau électrique.

## 4.10 Conclusion

Dans ce chapitre la stratégie Backstepping basée sur l'algorithme PSO a été appliquée sur la configuration hybride constituée par deux systèmes d'énergie renouvelable qui sont le système PV et le système éolien. Les puissances maximales fournies par ces deux derniers ont été assurées par la stratégie de commande MPPT basée sur l'algorithme P&O amélioré. Pour la phase d'injection de l'énergie électrique dans le réseau électrique, la stratégie Backstepping basée sur l'algorithme PSO a assuré des commandes optimales appliquées à l'onduleur avec lequel des courants sinusoïdaux caractérisés par une fréquence de  $f = 50Hz$  pour chaque phase sont assurés en présence des changements brusques de l'éclairement solaire et en présence des vitesses variables du vent. La bonne marge de

robustesse du système bouclé a été assurée grâce à deux gains optimaux fournis par l'algorithme PSO qui maintient la dérivée de la fonction LYAPONOV toujours définie négative. Finalement, les résultats de simulation ont montré que la commande Backstepping-PSO appliquée au système hybride PV/ éolien connecté au système de réseau peut être facilement mis en œuvre lorsque sa conception est simple.

# CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Dans cette thèse, nous avons développé deux modèles mathématiques nominaux basés sur un circuit électrique équivalent d'une simple diode. Ces deux modèles ont la capacité de décrire le comportement réel du système photovoltaïque dans des conditions atmosphériques très spécifiques. Toutefois pour des conditions atmosphériques proches de *STC*, la modélisation basée sur deux modèles peut assurer des performances meilleures. Néanmoins, pour d'autres conditions sévères telles que la présence de températures atmosphériques élevées, ces deux modèles s'avèrent inefficaces. Pour résoudre ce problème, deux autres modèles nominaux (correspondants au même système PV précédent mais équipé par un serpentin assurant la refroidissement de l'équipement en cas de présence des températures atmosphériques élevées) ont été proposés. Ce dernier a la capacité de stabiliser les hautes températures au voisinage de deux valeurs proches de la température ambiante. Sur la base de ce système de refroidissement, la variation des éclairagements solaires a été considérée pour deux seuils à partir desquels on a développé deux modèles très efficaces et robustes. La validité de chaque nouveau modèle a été montrée pour des plages de variation des éclairagements solaires et en présence de températures très élevées.

Nous avons également synthétisé, à partir du modèle PV adopté pour l'éclairage nominal, des stratégies de commande MPPT basées sur plusieurs algorithmes existants. Ces algorithmes ont permis de fournir des dynamiques d'interaction du vrai MPP. Les performances de chaque algorithme ont été évaluées pour des conditions climatiques fixées préalablement par l'utilisateur parallèlement les inconvénients fournis par chaque algorithme ont permis de développer une nouvelle stratégie MPPT basée sur l'algorithme P&O. Cette dernière présente l'avantage d'assurer le MPP dans un temps très réduit.

Le stockage de l'énergie est important dans le domaine des énergies renouvelables. Pour cela, une

description et une modélisation du dispositif de stockage utilisant l'énergie solaire ont été également traitées. Nous avons présenté l'application de stockage d'énergie sous MATLAB/SIMULINK.

L'utilisation de l'énergie solaire combinée avec l'énergie éolienne et leur connexion au réseau ont un grand intérêt pour les entreprises travaillant dans le domaine de l'électricité qui ne veulent pas être dépendantes d'une seule source d'énergie. Nous avons abordé dans cette thèse les différentes étapes qui permettent d'obtenir cette énergie depuis le début de son extraction jusqu'à son injection dans le réseau.

Les conclusions, auxquelles nous avons abouti, ont toutes été basées sur des simulations et sur les résultats disponibles dans la littérature. La validation expérimentale n'a été faite que pour l'étape de modélisation du système PV et PVT. L'on pourra envisager d'accomplir ultérieurement des expériences afin de confirmer éventuellement les résultats des simulations obtenus dans l'étape de synthèse des lois de commande MPPT, le chargement de la batterie et l'injection de l'énergie dans le réseau électrique. Ceci est l'ambition de notre équipe de recherche qui espère matérialiser les résultats de simulation présentés dans les trois derniers chapitres de ce travail en résultats pratiques livrables aux utilisateurs. A cet effet, les perspectives à proposer, pour concrétiser les aspects théoriques développés dans ce travail ainsi que pour améliorer les performances des systèmes PV et éoliens, peuvent être se résumées comme suit :

- Synthèse des lois de commandes MPPT via les deux modèles nominaux du système PVT ;
- Validation de la stratégie de commande MPPT basée sur les différents algorithmes dans des conditions atmosphériques sévères ;
- Chargement de la batterie 'Plomb-Acide' à partir du système PVT ou du système hybride PVT/éolien et évaluation des performances de chacun de ces systèmes pour des conditions atmosphériques sévères ;
- Synthèse d'une loi de commande Backstepping basée sur l'algorithme PSO pour commander un système hybride composé d'un PVT et d'un éolien ;
- Injection de l'énergie dans le réseau électrique en utilisant le système hybride PVT et un générateur asynchrone à double alimentation MADA.

# Bibliographie

- [1] H. Kamelia, "Modélisation d'une cellule photovoltaïque : étude comparative," Mémoire de magister en électrotechnique, Université de Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2012.
- [2] D. Rekioua and E. Matagne, Optimization of photovoltaic power systems : modelization, simulation and control : Springer Science & Business Media, 2012.
- [3] P. Djamila Rekioua and P. Ernest Matagne, "Optimisation of Photovoltaic Power Systems," 2012.
- [4] E. M. A. Alfegi, K. Sopian, M. Y. H. Othman, and B. B. Yatim, "Transient mathematical model of both side single pass photovoltaic thermal air collector," *mh*, vol. 1000, pp. 0-1, 2006.
- [5] R. Mazón-Hernández, J. AGrcía-Cascales, F. Vera-AGrcía, A. Káiser, and B. Zamora, "Improving the electrical parameters of a photovoltaic panel by means of an induced or forced air stream," *International Journal of Photoenergy*, vol. 2013, 2013.
- [6] K. Kim, R. B. McKay, and N. X. Hoai, "Recursion-based biases in stochastic grammar model genetic programming," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 20, pp. 81-95, 2016.
- [7] I. Tabet, K. Touafek, N. Bellel, N. Bouarroudj, A. Khelifa, and M. Adouane, "Optimization of angle of inclination of the hybrid photovoltaic-thermal solar collector using particle swarm optimization algorithm," *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, vol. 6, p. 053116, 2014.
- [8] A. Askarzadeh and L. dos Santos Coelho, "Determination of photovoltaic modules parameters at different operating conditions using a novel bird mating optimizer approach," *Energy Conversion and Management*, vol. 89, pp. 608-614, 2015.
- [9] L. Fialho, R. Melício, V. M. F. Mendes, A. Estanqueiro, and M. Collares-Pereira, "PV systems linked to the grid : parameter identification with a heuristic procedure," *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 10, pp. 29-39, 2015.

- 
- [10] A. M. Dizqah, A. Maheri, and K. Busawon, "An accurate method for the PV model identification based on a genetic algorithm and the interior-point method," *Renewable Energy*, vol. 72, pp. 212-222, 2014.
- [11] J.-H. Chen, H.-T. Yau, and T.-H. Hung, "Design and implementation of FPAG-based Taguchi-chaos-PSO sun tracking systems," *Mechatronics*, vol. 25, pp. 55-64, 2015.
- [12] C. Zhang, M. Wu, and L. Luan, "An optimal PSO distributed precoding algorithm in QRD-based multi-relay system," *Future Generation Computer Systems*, vol. 29, pp. 107-113, 2013.
- [13] R. Eberhart and J. Kennedy, "Particle swarm optimization, proceeding of IEEE International Conference on Neural Network," Perth, Australia, pp. 1942-1948, 1995.
- [14] J. Qi, Y. Zhang, and Y. Chen, "Modeling and maximum power point tracking (MPPT) method for PV array under partial shade conditions," *Renewable Energy*, vol. 66, pp. 337-345, 2014.
- [15] K. K. Chang, "Modeling of PV performance without using equivalent circuits," *Solar Energy*, vol. 115, pp. 419-429, 2015.
- [16] A. Chouder, S. Silvestre, B. Taghezouit, and E. Karatepe, "Monitoring, modelling and simulation of PV systems using LabVIEW," *Solar Energy*, vol. 91, pp. 337-349, 2013.
- [17] H. Yatimi and E. H. Aroudam, "A Detailed Study and Modeling of Photovoltaic Module under Real Climatic Conditions," 2015.
- [18] A. M. Eltamaly and M. A. Mohamed, "A novel software for design and optimization of hybrid power systems," *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, vol. 38, pp. 1299-1315, 2016.
- [19] M. Hatti, "Operation and Maintenance Methods in Solar Power Plants," in *Use, Operation and Maintenance of Renewable Energy Systems*, ed : Springer, 2014, pp. 61-93.
- [20] A. González, J.-R. Riba, A. Rius, and R. Puig, "Optimal sizing of a hybrid grid-connected photovoltaic and wind power system," *Applied Energy*, vol. 154, pp. 752-762, 2015.
- [21] V. Kuhn, J. Klemeš, and I. Bulatov, "MicroCHP : Overview of selected technologies, products and field test results," *Applied Thermal Engineering*, vol. 28, pp. 2039-2048, 2008.
- [22] F. Liu, S. Duan, F. Liu, B. Liu, and Y. Kang, "A variable step size INC MPPT method for PV systems," *IEEE Transactions on industrial electronics*, vol. 55, pp. 2622-2628, 2008.
- [23] A. Safari and S. Mekhilef, "Simulation and hardware implementation of incremental conductance MPPT with direct control method using cuk converter," *IEEE Transactions on industrial electronics*, vol. 58, pp. 1154-1161, 2011.
- [24] Q. Mei, M. Shan, L. Liu, and J. Guerrero, "A novel improved variable step-size a novel improved variable step-size method for PV systems," *IEEE Trans. Ind. Electron*, vol. 58, pp. 2427-2434, 2011.

- 
- [25] R. Corkish, M. A. Green, M. E. Watt, and S. R. Wenham, *Applied photovoltaics* : Routledge, 2013.
- [26] S. SenAGr, "Maximum power point tracking algorithms for photovoltaic system : a review," *International Review of Applied Engineering Research*, vol. 4, pp. 147-154, 2014.
- [27] S. Ovaska, "Maximum power point tracking algorithms for photovoltaic applications," Aalto University, 2010.
- [28] A. K. Abdelsalam, A. M. Massoud, S. Ahmed, and P. N. Enjeti, "High-performance adaptive perturb and observe MPPT technique for photovoltaic-based microgrids," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 26, pp. 1010-1021, 2011.
- [29] J. Ahmed and Z. Salam, "An improved perturb and observe (P&O) maximum power point tracking (MPPT) algorithm for higher efficiency," *Applied Energy*, vol. 150, pp. 97-108, 2015.
- [30] P. Mohanty, G. Bhuvaneswari, R. Balasubramanian, and N. K. Dhaliwal, "MATLAB based modeling to study the performance of different MPPT techniques used for solar PV system under various operating conditions," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 38, pp. 581-593, 2014.
- [31] N. Femia, G. Petrone, G. Spagnuolo, and M. Vitelli, "Optimizing sampling rate of P&O MPPT technique," in *Power Electronics Specialists Conference, 2004. PESC 04. 2004 IEEE 35th Annual*, 2004, pp. 1945-1949.
- [32] O. Waszynczuk, "Dynamic behavior of a class of photovoltaic power systems," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, pp. 3031-3037, 1983.
- [33] G.-C. Hsieh, H.-I. Hsieh, C.-Y. Tsai, and C.-H. Wang, "Photovoltaic power-increment-aided incremental-conductance MPPT with two-phased tracking," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 28, pp. 2895-2911, 2013.
- [34] M. A. Cheikh, C. Larbes, G. T. Kebir, and A. Zerguerras, "Maximum power point tracking using a fuzzy logic control scheme," *Revue des energies Renouvelables*, vol. 10, pp. 387-395, 2007.
- [35] M. A. Eltawil and Z. Zhao, "MPPT techniques for photovoltaic applications," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 25, pp. 793-813, 2013.
- [36] F. Chekired, C. Larbes, D. Rekioua, and F. Haddad, "Implementation of a MPPT fuzzy controller for photovoltaic systems on FPGA circuit," *Energy Procedia*, vol. 6, pp. 541-549, 2011.
- [37] A. Messai, A. Mellit, A. M. Pavan, A. Guessoum, and H. Mekki, "FPAG-based implementation of a fuzzy controller (MPPT) for photovoltaic module," *Energy Conversion and Management*, vol. 52, pp. 2695-2704, 2011.

- [38] M. Azzouzi, "Optimization of Photovoltaic Generator by Using PO Algorithm Under Different Weather Conditions," *Journal of Control Engineering and Applied Informatics*, vol. 15, pp. 12-19, 2013.
- [39] T. C. Kandpal and L. Broman, "Renewable energy education : A global status review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 34, pp. 300-324, 2014.
- [40] B. Ge, W. Wang, D. Bi, C. B. Rogers, F. Z. Peng, A. T. de Almeida, and H. Abu-Rub, "Energy storage system-based power control for grid-connected wind power farm," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 44, pp. 115-122, 2013.
- [41] B. Polgari and B. Hartmann, "Energy storage for Hungary-NaS battery for wind farms," in *Energetics (IYCE), Proceedings of the 2011 3rd International Youth Conference on*, 2011, pp. 1-8.
- [42] N. Lu, M. R. Weimar, Y. V. Makarov, and C. Loutan, "An evaluation of the NaS battery storage potential for providing regulation service in California," in *Power Systems Conference and Exposition (PSCE), 2011 IEEE/PES*, 2011, pp. 1-9.
- [43] M. Miyatake, M. Veerachary, F. Toriumi, N. Fujii, and H. Ko, "Maximum power point tracking of multiple photovoltaic arrays : A PSO approach," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 47, pp. 367-380, 2011.
- [44] J. J. Soon and K.-S. Low, "Photovoltaic model identification using particle swarm optimization with inverse barrier constraint," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 27, pp. 3975-3983, 2012.
- [45] H. Taheri, Z. Salam, and K. Ishaque, "A novel maximum power point tracking control of photovoltaic system under partial and rapidly fluctuating shadow conditions using differential evolution," in *Industrial Electronics & Applications (ISIEA), 2010 IEEE Symposium on*, 2010, pp. 82-87.
- [46] V. Esfahanian, A. B. Ansari, and F. Torabi, "Simulation of lead-acid battery using model order reduction," *Journal of Power Sources*, vol. 279, pp. 294-305, 2015.
- [47] Z. M. Salameh, M. A. Casacca, and W. A. Lynch, "A mathematical model for lead-acid batteries," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 7, pp. 93-98, 1992.
- [48] M. Huck, J. Badeda, and D. U. Sauer, "Modeling the crystal distribution of lead-sulfate in lead-acid batteries with 3D spatial resolution," *Journal of Power Sources*, vol. 279, pp. 351-357, 2015.
- [49] M. McGuinness and B. Benjamin, "Submarine lead-acid battery performance," refereed) proceedings of the Mathematics-in-Industry Study Group (3-7 Feb 2003) held at the University of South Australia, Adelaide, 2003.

- 
- [50] A. M. Gee, F. V. Robinson, and R. W. Dunn, "Analysis of battery lifetime extension in a small-scale wind-energy system using supercapacitors," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 28, pp. 24-33, 2013.
- [51] D. U. Sauer, "Electrochemical storage for photovoltaics," *Handbook of photovoltaic science and engineering*, p. 847, 2003.
- [52] S. Butterbach, B. Vulturescu, C. Forgez, G. Coquery, and G. Friedrich, "Lead-acid battery model for hybrid energy storage," in *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, 2011 IEEE, 2011, pp. 1-5.
- [53] C.-S. Shieh, "Fuzzy PWM based on Genetic Algorithm for battery charging," *Applied Soft Computing*, vol. 21, pp. 607-616, 2014.
- [54] W.-W. W. E. Association, "World Wind Energy Report 2008," Bonn. February, 2009.
- [55] M. Sharafi and T. Y. ELMekkawy, "Multi-objective optimal design of hybrid renewable energy systems using PSO-simulation based approach," *Renewable Energy*, vol. 68, pp. 67-79, 2014.
- [56] K. Karabacak and N. Cetin, "Artificial neural networks for controlling wind-PV power systems : A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 29, pp. 804-827, 2014.
- [57] B. Robyns, A. Davigny, and C. Saudemont, "Methodologies for supervision of hybrid energy sources based on storage systems-A survey," *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 91, pp. 52-71, 2013.
- [58] N. A. Rahim, K. Chaniago, and J. Selvaraj, "Single-phase seven-level grid-connected inverter for photovoltaic system," *IEEE Transactions on industrial electronics*, vol. 58, pp. 2435-2443, 2011.
- [59] J. Dannehl, C. Wessels, and F. W. Fuchs, "Limitations of voltage-oriented PI current control of grid-connected PWM rectifiers with LCL filters," *IEEE Transactions on industrial electronics*, vol. 56, pp. 380-388, 2009.
- [60] A. Rahim and E. Nowicki, "Performance of a grid-connected wind generation system with a robust susceptance controller," *Electric Power Systems Research*, vol. 81, pp. 149-157, 2011.
- [61] N. A. Gounden, S. A. Peter, H. Nallandula, and S. KrithiAG, "Fuzzy logic controller with MPPT using line-commutated inverter for three-phase grid-connected photovoltaic systems," *Renewable Energy*, vol. 34, pp. 909-915, 2009.
- [62] W. Al-Saedi, S. W. Lachowicz, D. Habibi, and O. Bass, "Power flow control in grid-connected microgrid operation using Particle Swarm Optimization under variable load conditions," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 49, pp. 76-85, 2013.

- 
- [63] H. Boumaaraf, A. Talha, and O. Bouhali, "A three-phase NPC grid-connected inverter for photovoltaic applications using neural network MPPT," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 49, pp. 1171-1179, 2015.
- [64] D. Rekioua, "Hybrid Wind Systems," in *Wind Power Electric Systems*, ed : Springer, 2014, pp. 163-183.
- [65] A. Dahbi, M. Hachemi, N. Nait-Said, and M.-S. Nait-Said, "Realization and control of a wind turbine connected to the grid by using PMSG," *Energy Conversion and Management*, vol. 84, pp. 346-353, 2014.
- [66] F. Jaramillo-Lopez, G. Kenne, and F. Lamnabhi-LaAGrrique, "A novel online training neural network-based algorithm for wind speed estimation and adaptive control of PMSG wind turbine system for maximum power extraction," *Renewable Energy*, vol. 86, pp. 38-48, 2016.
- [67] Y. Errami, M. Ouassaid, M. Cherkaoui, and M. Maaroufi, "Sliding Mode Control Scheme of Variable Speed Wind Energy Conversion System Based on the PMSG for Utility Network Connection," in *Advances and Applications in Sliding Mode Control systems*, ed : Springer, 2015, pp. 167-200.
- [68] H.-W. Kim, S.-S. Kim, and H.-S. Ko, "Modeling and control of PMSG-based variable-speed wind turbine," *Electric Power Systems Research*, vol. 80, pp. 46-52, 2010.
- [69] B. Bendib, F. Krim, H. Belmili, M. Almi, and S. Boulouma, "Advanced Fuzzy MPPT Controller for a stand-alone PV system," *Energy Procedia*, vol. 50, pp. 383-392, 2014.
- [70] N. Sghaier, T. Ramzi, S. Gdaim, and B. Bossoufi, "Backstepping control of induction motor using Xilinx System Generator : FPGA based implementation," *International Journal of Emerging Sciences*, vol. 3, p. 289, 2013.
- [71] S. Chaouch, M. Nait-Said, A. Makouf, and L. Cherifi, "Backstepping control based on Lyapunov theory for sensorless induction motor with sliding ode observer," *Ariser Journal-Sciences CS & IT*, vol. 4, pp. 19-27, 2008.
- [72] R. Trabelsi, A. Khedher, M. F. Mimouni, and F. M'Sahli, "An Adaptive Backstepping Observer for on-line rotor resistance adaptation," *International Journal IJ-STA*, vol. 4, pp. 1246-1267, 2010.