

الجمهورية الجزائرية الشعبية الديمقراطية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات



École Nationale Polytechnique
Département D'Automatique
Laboratoire de Commande des Processus



THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de
Doctorat en Sciences

Spécialité: Génie Électrique
Option : Automatique

Présentée Par:

Nora KACIMI

Thème

Contribution à la commande et la supervision des systèmes à énergies renouvelables

Soutenue publiquement le 06/05/2023 devant le jury composé de :

Mr. Lazhari NEZLI	Professeur	ENP Alger	Président
Mr. Said GROUNI	Professeur	Université de Tamanrasset	Rapporteur
Mr. Mohamed Seghir BOUCHERIT	Professeur	ENP Alger	Co-Rapporteur
Mr. Messaoud CHAKIR	MCA	ENP Alger	Examineur
Mr. Kalifa BENMANSOUR	Professeur	ESDAT Alger	Examineur
Mr. Rahmani LAZHAR	Professeur	Université de Setif	Examineur
Mr. Omar BENZINEB	Professeur	Université de Blida	Examineur
Mr. IDIR Abdelhakim	MCA	Université M'sila	Invité

الجمهورية الجزائرية الشعبية الديمقراطية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات



École Nationale Polytechnique
Département D'Automatique
Laboratoire de Commande des Processus



THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de
Doctorat en Sciences

Spécialité: Génie Électrique
Option : Automatique

Présentée Par:

Nora KACIMI

Thème

Contribution à la commande et la supervision des systèmes à énergies renouvelables

Soutenue publiquement le 06/05/2023 devant le jury composé de :

Mr. Lazhari NEZLI	Professeur	ENP Alger	Président
Mr. Said GROUNI	Professeur	Université de Tamanrasset	Rapporteur
Mr. Mohamed Seghir BOUCHERIT	Professeur	ENP Alger	Co-Rapporteur
Mr. Messaoud CHAKIR	MCA	ENP Alger	Examineur
Mr. Kalifa BENMANSOUR	Professeur	ESDAT Alger	Examineur
Mr. Rahmani LAZHAR	Professeur	Université de Setif	Examineur
Mr. Omar BENZINEB	Professeur	Université de Blida	Examineur
Mr. IDIR Abdelhakim	MCA	Université M'sila	Invité

Remerciements

Je remercie ALLAH le Tout-puissant de m'avoir donné le courage, la volonté et la patience de mener à terme cette thèse de doctorat.

Je souhaite témoigner ma reconnaissance envers les personnes qui m'ont accompagnés durant cette période, et qui, pour certaines sont activement intervenues dans le déroulement de ces travaux de thèse.

Tout d'abord, je remercie mon directeur de thèse Pr. **Said GROUNI**, Professeur à l'université de Tamaneresset qui m'a accordé sa confiance et sa disponibilité. Ses compétences scientifiques, ses conseils, et sa qualité humaine ont largement contribué à l'aboutissement de ce travail de recherche.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance et mon profond respect au Pr. **Mohamed Sheghir BOUCHERIT**, Professeur à l'École Nationale Polytechnique, El Harrach à Alger pour m'avoir accueillie dans le Laboratoire de Commande des processus (LCP) en tant que Co-directeur de thèse, ainsi que pour son soutien, ses encouragements, sa gentillesse et ses précieux conseils.

Aussi, je tiens à remercier tout particulièrement monsieur **Abdelhakim IDIR** maître de conférences à l'université Mohamed Boudiaf de M'sila, qui a suivi la progression de mon travail avec beaucoup d'attention et de disponibilité mais aussi pour ses qualités humaines, sa rigueur scientifique, sa disponibilité, ses orientations fructueuses, ses encouragements et ses conseils. Son aide précieuse et son soutien moral et scientifique sans relâche pendant cette période m'ont été d'un très grand apport. Qu'il trouve, à travers cette thèse l'expression de ma profonde gratitude et mon profond respect.

Je suis très honorée que cette composante de jury ait accepté la charge de juger mes travaux. Je les remercie chaleureusement pour leur dévouement.

Je ne saurais remercier suffisamment mes parents pour tout ce qu'ils ont fait. Ils se sont beaucoup sacrifiés pour m'offrir les conditions nécessaires afin que je puisse devenir ce que je suis. Qu'ils trouvent dans ce manuscrit toute ma reconnaissance.

Je tiens à exprimer un grand merci à mon frère et mes sœurs sans oublier leurs maris et leurs enfants qui m'ont fortement soutenue moralement pendant ce travail de recherche. Mais aussi plus particulièrement ma sœur **Nassima et Nacera**, car sans elles, je ne serais pas où je suis et comme je suis aujourd'hui.

J'ai beaucoup apprécié l'esprit de travail en équipe, l'esprit de soutiens des uns envers des autres. je voudrais exprimer mes remerciements à: LAZOUZI Samir, ELIKER Karam, KIRAT Abderrahmen , LAIB Abdelbaset, BILLELTalbi, KADEM Meriama, SAHAD Souhila, TERBOUCHE Fazia, et LOUKAHDIR Yazid.

Enfin, merci à toutes les personnes que je n'ai pas citées et qui ont de près ou de loin participé à la réalisation de ce travail. Merci pour leur sympathie et simplement pour le plaisir que j'ai eu à les côtoyer quotidiennement.

Liste des publications

Les travaux de recherches consignés par la présente thèse de doctorat en Sciences sont concrétisés par plusieurs publications internationales et communications nationales et internationales dont :

Articles

- **Nora Kacimi**, Said Grouni, Youcef Soufi, Samir Ladjouzi, Mohamed Seghir Boucherit “Sensor fault detection in nonlinear system using threshold estimation” *Int. J. Digital Signals and Smart Systems, Vol. 1, No. 4, 2017.*
- **Nora Kacimi**, Said Grouni, Abdelhakim Idir, Mohamed Seghir Boucherit “Improved hybrid model based MPPT using predictive control and neural network for photovoltaic Systems” *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science Vol. 20, No. 33, December 2020.*
- **Nora Kacimi**, Said Grouni, Abdelhakim Idir, Mohamed Seghir Boucherit “A New combined method For tracking the global maximum power point of photovoltaic systems ” *Rev. Roum. Sci. Techn.– Électrotechn. et Énerg. Vol. 67, No. 3, October 2022.*
- **Nora Kacimi**, Abdelhakim IDIR, Said Grouni, Mohamed Seghir Boucherit “An Improved MPPT Control Strategy for PV connected to grid using IncCond-PSO-MPC Approach” *Csee Journal Of Power And Energy Systems, Vol. 9, No. 3, Mai 2023*

Communications Internationales

- **Nora Kacimi**, Samir Ladjouzi, karam Elekhir, Said Grouni, Mohamed Seghir Boucherit “Maximum power point tracking using Neural network-Integral Backstepping Sliding Mode Controller in PV solar systems” *1st International conference on Material and Energy (ICME21), Tamanghasset, Algeria 2021.*
- **Nora Kacimi**, Grouni Said, youcef Soufi, Mohamed Seghir Boucherit, “ Maximum power point tracking for photovoltaic system under partial shading conditions using Partical Swarm optimization and model predictive control ” *1st international conference on sustainable renewable energy systems and Application (ICSRESA 2019), Tebessa Algeria 2019.*
- Karam Elikar, **Nora Kacimi**, youcef Soufi, Mohamed Tadjine, Said Grouni, Weidong Zhang “ Practical finite time adaptive robust control system application on quadrotor UAVs” *1st international conference on sustainable renewable energy systems and Application (ICSRESA 2019), Tebessa Algeria 2019.*
- **Nora Kacimi**, Said Grouni, Youcef Soufi, Mohamed Seghir Boucherit “ Maximum Power Point Tracking for photovoltaic system using model predictive control and fuzzy logic control” *1st International Conference on Networking Telecommunications, Biomedical Engineering and Applications (ICNTBA’19), Boumerdes 2019*
- **Nora Kacimi**, Samir Ladjouzi, Said Grouni, Youcef Soufi, Mohamed Seghir Boucherit “An Improved maximum power point tracking using model fuzzy logic and prediction control in photovoltaic system” *1st International conference on Electronics and Electrical engineering(IC3E2018). Bouira. Algeria.*
- **Samir Ladjouzi**, **Nora Kacimi**, Said Grouni, Youcef Soufi “ Improved PI-Sigma neural network for nonlinear system identification” *5th International conference on Electrical engineering (ICEE2017). Boumerdes, Algeria.*

- **Nora Kacimi**, Said Grouni, Youcef Soufi, Mohamed Seghir Boucherit “An improved approach of diagnosis implementation using the wavelet transform and neural network” *IV. European conference on renewable energy systems. Istanbul Turkey 2016. ISBN: 978-605-86911-4-8*

Communications nationales

- **Nora Kacimi**, Said Grouni, Mohamed Seghir Boucherit, Abderahmane Kirat, Samir Ladjouzi “ Integral of nonlinear backstepping control for maximum power point tracking in PV solar” *1^{er} séminaire national sur les énergies renouvelables et 'environnement SNERE 18 .Tamanghasset Algeria 2018.*
- **Nora Kacimi**, Said Grouni, Youcef Soufi “Improved Fault detection in nonlinear system using threshold estimation” *1st national conference on Electronics and Electrical engineering (NCEEE 2016). Bouira. Algeria.*

ملخص

يهدف العمل المقدم في هذه الأطروحة الى دراسة النظام الكهروضوئي الذي يعمل بأقصى طاقته .تحقيقا لهذه الغاية ، تم تخصيص الجزء الأول من هذه الأطروحة لتطوير قانون التحكم جديد لغرض الحصول على عائد جيد. يعتمد هذا قانون على الشبكات العصبية الاصطناعية والتحكم التنبئي الذي تم تعزيزه من خلال مرشح kalman. بعد ذلك ، تم تطوير قانونين للتحكم في الحالة التي تعرض فيها النظام الى تدهور بسبب التظليل. الأول يعتمد تهجين PSO و IncCond على و الثاني على خوارزمية تحسين وتقنية Grasshopper . أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها عن طريق المحاكاة في ظل بيئة - Matlab Simulink أن الطرق المقترحة أكثر كفاءة من التقنيات الأخرى المدروسة من حيث الكفاءة والسرعة و تقليل من فقدان الطاقة . يهدف الجزء الثاني من هذه الأطروحة إلى الحصول على تدفق مرن وموثوق لهذه الطاقة إلى شبكة التوزيع. حيث تم تطبيق التحكم التنبئي أيضًا للتحكم في العاكس . النتائج التي تم الحصول عليها بالطريقة المقترحة أثبتت سرعة جيدة وثبات ملحوظ.

كلمات مفتاحية: الطاقة الشمسية , تتبع نقطة الاستطاعة القصوى , الشبكة العصبونية , نظام التحكم التنبئي محول التيار (Boost), تضليل جزئي

ABSTRACT

The objective of the presented thesis is to propose new strategy to control photovoltaic system, in order to operate at its maximum power. In our study, the first part of this thesis is devoted to developing new maximum power point tracking (MPPT) algorithms. The proposed technique for MPPT control is based on an artificial neural network (ANN) with an improved model predictive control using kalman filter. The Kalman filter is used to estimate the converter state vector for minimize the cost function then predict the future value to track the maximum power point (MPP) with fast changing weather parameters. The work also concerns the optimization of photovoltaic system under partial shading conditions (PSCs). Two Algorithms are developed. Hybrid combination of Incremental conductance (IncCond) and Particle Swarm Optimization (PSO) is proposed to locate the maximum power, followed by Model Predictive Control (MPC) to track the maximum power and control the boost converter. The second approach is a metaheuristic algorithm grasshopper optimization (GOA) algorithm and Model Predictive Controller (MPC) .A series of numerical simulations were carried out on various cases to evaluate the performance of the proposed methods and to netter clarify our contribution, a comparative study with other methods are carried out. The results show that, the proposed control techniques are more efficient to other techniques in terms of tracking time, power conversion efficiency and oscillations in PV output power

The second part of this thesis aims to have a flexible and reliable flow of this energy to the distribution network. Predictive control has also been applied for controlling the grid. The results proved good speed and remarkable stability.

Key-words: Photovoltaic system, maximum power point tracking ,boost converter, Neural network, Grasshopper Optimization Algorithm , Model Predictive Control, Partial shading conditions , grid-connected systems

RÉSUMÉ

L'objectif des travaux présentés dans cette thèse est d'apporter une contribution à la poursuite du point de puissance maximale dans un système photovoltaïque connecté au réseau électrique. L'adaptation entre un système photovoltaïque qui a un comportement non linéaire et une charge continue est un problème technique qui nécessite l'utilisation d'un convertisseur DC-DC avec une commande MPPT (maximum power point tracking) pour assurer maximum de puissance et améliorer le rendement. La première loi est basée sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) et la commande prédictive (MPC) qui est améliorée par un Filtre de KALMAN. Le système photovoltaïque est testé pour une charge résistive. Par la suite deux algorithmes qui sont présentés dans le cas où le système présenterait une dégradation due au phénomène d'ombrage. Le premier Algorithme est basé sur la combinaison de deux techniques MPPT individuelles qui est l'algorithme d'incrément de la conductibilité (IncCond) et optimisation par essaim de particules (PSO). Le deuxième algorithme est basé sur l'approche méta- heuristique qui est Grasshopper (GOA). Les résultats obtenus, sous Matlab - Simulink, révèlent que les techniques proposées sont plus performantes que les autres techniques étudiées en terme de rendement, de la rapidité et l'oscillation de la puissance qui est réduite.

La seconde partie de cette thèse est consacrée à la connexion du système photovoltaïque au réseau électrique. La commande prédictive a été appliquée aussi pour le pilotage de l'onduleur à deux niveaux et aussi pour l'onduleur à trois niveaux. Les résultats obtenus sont satisfaisants en termes de rapidité et une stabilité remarquable.

Mots clés : système photovoltaïque, Poursuite du point de puissance maximale (MPPT), Réseaux de neurones, Modèle de contrôle prédictif, Optimisation par Grasshopper (GOA), ombrage partiel, réseau électrique

Table des Matières

Liste des figures	
Liste des tableaux	
Liste des symboles	
Introduction généralé.....	16

Chapitre I

Commande des systèmes photovoltaïques

I.1. Introduction	20
I.2. L'énergie solaire dans le monde.....	20
I.3. L'énergie solaire en Algérie.....	22
I.4. Principe de la conversion photovoltaïque	23
I.5. Principe du fonctionnement du générateur photovoltaïque	24
I.5.1.La cellule photovoltaïque	24
I.5.2. Le générateur photovoltaïque	24
I.6 .Types des systèmes photovoltaïques.....	27
I.6.1. Les systèmes photovoltaïques autonomes.....	27
I.6.2. Les systèmes photovoltaïques connectés au réseau.....	28
I.6.3. Les systèmes hybrides.....	29
I.7. Synthèse des commandes du système photovoltaïque	29
I.7.1. Technique de la perturbation et observation (P&O)	30
I.7.2. Technique de l'incrémentation de la conductibilité	31
I.7.3. Technique de logique floue.....	32
I.7.4. Technique de réseaux de neurones	34
I.8. Critères de choix des algorithmes MPPT	35
I.9.Conclusion	35

Chapitre II

Commande MPPT par réseau de neurones artificiels et la commande prédictive

II. 1. Introduction.....	38
II.2. Modélisation de la chaine de conversion photovoltaïque	38
II.2.1. Modélisation d'une cellule photovoltaïque	38
II.2.2. Générateur photovoltaïque GPV	40
II.3. Modélisation du convertisseur continu-continu (DC-DC)	42
II.3. 1.Modélisation du convertisseur Boost	43
II.3. 2.Modélisation du convertisseur Buck	44
II.3. 3.Modélisation du convertisseur Buck-Boost	45
II.4.Algorithme proposé pour la recherche du MPP	46
II.4.1. Modélisation neuronale du Générateur Photovoltaïque GPV	46
II.4.2.Calcul de la commande équivalente	48
II.4.2.1.Principe de la Commande prédictive	48
II.4.2 .2. Calcule de la Commande prédictive dans les systèmes photovoltaïque	49
II.4.3. Amélioration de la Commande prédictive	51
II.4.3.1.Le filtre de KALMAN	52
II.4.3.2.Calcul de la commande équivalente	52
II.5.Résultats de simulation	53
II.6.Conclusion	60

Chapitre III

Conception des commandes MPPT dans le cas d'ombrage partiel

III. 1. Introduction.....	62
III.2. Effet d'éclairement non homogène sur le GPV	62
III.3. Synthèse des commandes du système photovoltaïque dans le cas d'ombrage partiel.	64
III.4. Algorithmes proposés pour la recherche du MPP dans le cas d'ombrage partiel	66
III.4.1.Hybrid IncCond-PSO.	66
III.4.1.1. Algorithme d'incrémentation de la conductibilité	67
III.4.1.2.Optimisation par essaim de particule (PSO)	67

III.4.1.3. Condition de recherche de maximum globale	68
III.4.2. Algorithme Grasshopper	70
III.4.2.1. Principe de l'algorithme Grasshopper	70
III.4.2.2. Amélioration de l'algorithme Grasshopper	72
III.4.3. Contrôle de l'étage d'adaptation	72
III.5. Résultats obtenus par les techniques GMPPT	74
III.6 Conclusion	86

Chapitre IV

Commande prédictive appliquée au système photovoltaïque connecté au réseau

IV.1. Introduction	89
IV.2. Présentation du système photovoltaïque connecté à l'onduleur à deux niveaux	89
IV.2.1. Modélisation de l'onduleur DC/AC à deux niveaux	90
IV.2.2. Modélisation du filtre passif de réseau électrique	91
IV.2.3. Stratégie de contrôle de l'onduleur à deux niveaux	92
IV.2.4. Boucle de régulation du bus continu	95
IV.2.5. Simulation et résultats du système photovoltaïque connecté au réseau	96
IV.3. Présentation du système photovoltaïque connecté à l'onduleur à trois niveaux	101
IV.3.1. Modélisation de l'onduleur DC/AC à trois niveaux	101
IV.3.2. Stratégie de contrôle de l'onduleur à trois niveaux	102
IV.3.3. Simulation et résultats du système photovoltaïque connecté au réseau	104
IV.4. Conclusion	109
Conclusion générale et perspectives	111
Bibliographie	114

Liste des figures

Chapitre I

Commande des systèmes Photovoltaïques

Figure I.1. <i>Soleil quotidien moyen de l'irradiation directe</i>	22
Figure I.2. <i>Prévision des besoins en énergie électrique pour la période 2011-2030</i>	
<i>Intégration de la production des énergies renouvelables</i>	23
Figure I.3. <i>Représentation schématique d'une cellule solaire</i>	24
Figure I.4. <i>Caractéristiques résultantes d'un groupement de N_s cellules en série</i>	25
Figure I.5. <i>Caractéristiques résultantes d'un groupement de N_p cellules en parallèle</i>	26
Figure I.6. <i>Cellule, module, panneau, et champ PV</i>	26
Figure I.7. <i>Schéma simplifié d'un module photovoltaïque avec protection</i>	27
Figure I.8. <i>Schéma du système photovoltaïque avec et sans stockage</i>	28
Figure I.9. <i>Schéma général des systèmes photovoltaïques connectés au réseau</i>	28
Figure I.10. <i>Système hybride</i>	29
Figure I.11. <i>Organigramme de l'algorithme Perturbation et Observation</i>	31
Figure I.12. <i>Organigramme de l'algorithme l'incrémentation de la conductibilité</i>	32
Figure I.13. <i>Schéma bloc de l'algorithme à base de la logique floue</i>	33
Figure I.14. <i>Organigramme simplifié de la logique floue</i>	33

Chapitre II

Commande MPPT par le réseau de neurones artificiels et la commande prédictive

Figure II.1. <i>Shéma de circuit équivalent d'une cellule PV</i>	39
Figure II.2. <i>Caractéristiques $I(V)$ et $P(V)$ d'un module PV dans les conditions standards</i>	40
Figure II.3. <i>Caractéristiques $I(V)$ et $P(V)$ de GPV pour différents niveaux de rayonnement</i>	41
Figure II.4. <i>Caractéristiques $I(V)$ et $P(V)$ pour différents niveaux de rayonnement</i>	41
Figure II.5. <i>Caractéristiques $I(V)$ et $P(V)$ de GPV pour différents niveaux de température</i>	42
Figure II.6. <i>Schéma fonctionnel général PV avec MPPT</i>	42
Figure II.7. <i>Schéma électrique du convertisseur de Boost</i>	43

Figure II.8. Schéma électrique du convertisseur de Buck.....	44
Figure II.9. Schéma électrique du convertisseur de Buck-Boost.....	45
Figure II.10. Schéma bloc de du MPPT proposé	48
Figure II.11. Schéma illustratif la prédiction de la sortie et de la commande sur un horizon prédéfini	49
Figure II.12. L'algorithme de la commande prédictive	51
Figure II.13. Schéma principal de l'utilisation de la commande MPC avec le filtre kalman	53
Figure II.14. La tension GPV pour différents MPPT sous un éclairement constant et une température constante	54
Figure II.15. Le courant GPV pour différents MPPT sous un éclairement constant et une température constante	55
Figure II.16. La puissance GPV pour différents MPPT sous un éclairement constant et une température constante	55
Figure II.17. Profil d'irradiation	56
Figure II.18. La tension GPV pour différents MPPT sous un éclairement variable et une température constante	56
Figure II.19. Le courant GPV pour différents MPPT sous un éclairement variable et une température constante	57
Figure II.20. Comparaison de la puissance GPV entre la méthode proposée et d'autres techniques sous éclairement variable et température constante	57
Figure II.21. Comparaison de la puissance GPV entre la méthode proposée et la méthode NN-MPC sous éclairement variable et une température constante	58
Figure II.22. Profil de la température	59
Figure II.23. Comparaison de la puissance GPV entre la méthode proposée et d'autre technique sous éclairement et température variables	59

Chapitre III

Conceptions des commandes MPPT dans le cas d'ombrage partiel

Figure III.1. Configurations PV avec et sans l'ombrage partiel.....	63
Figure III.2. Caractéristiques I(V) et P (V) en fonctionnement normal et sous ombrage partiel...63	
Figure III.3. La stratégie de la méthode MPPT proposée	66
Figure III.4. Organigramme de la méthode MPPT proposée	69

Figure III.5. <i>Bloc diagramme de PV avec la commande MPPT proposée</i>	70
Figure III.6. <i>Organigramme de Grasshopper ...</i>	71
Figure III.7. <i>Organigramme de Grasshopper proposé ...</i>	73
Figure III.8. <i>Connexion 1 parallèles-3 séries</i>	74
Figure III.9. <i>Les caractéristiques I(V) et P(V)</i>	75
Figure III.10. <i>Résultats de simulations sous un éclairement constant et une température constante</i>	76
Figure III.11. <i>Puissance GPV pour différents MPPT sous un éclairement constant et une température constante</i>	76
Figure III.12. <i>Comparaison de la puissance GPV entre la méthode proposée et d'autres techniques sous un éclairement variable</i>	77
Figure III.13. <i>Comparaison de la puissance GPV entre la méthode proposée et d'autres techniques sous un éclairement variable</i>	77
Figure III.14. <i>Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC1</i>	78
Figure III.15. <i>Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC2</i>	78
Figure III.16. <i>Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC3</i>	79
Figure III.17. <i>Histogramme de précision de suivi</i>	80
Figure III.18. <i>Résultats de simulations sous un éclairement constant et une température constante</i>	81
Figure III.19. <i>Puissance GPV pour différents MPPT sous un éclairement constant et une température constante</i>	81
Figure III.20. <i>Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC1</i>	82
Figure III.21. <i>Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC2</i>	83
Figure III.22. <i>Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC3</i>	83
Figure III.23. <i>Histogramme de précision de suivi</i>	84
Figure III.24. <i>Puissance GPV pour différents MPPT sous STD</i>	85
Figure III.25. <i>Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC1</i>	85
Figure III.26. <i>Puissance GPV pour différents MPPT sous des conditions variables</i>	86

Chapitre IV

Commande prédictive appliquée au système photovoltaïque Connecté au réseau

Figure IV.1	<i>Schéma synoptique du système photovoltaïque connecté au réseau.</i>	89
Figure IV.2	<i>Schéma structurel d'un onduleur triphasé à deux niveaux.</i>	90
Figure IV.3	<i>Schéma bloc de la commande entre l'onduleur et le réseau.</i>	94
Figure IV.4	<i>Organigramme de la commande prédictive à fonction du coût</i>	95
Figure IV.5	<i>Performances globales du système photovoltaïque connecte au réseau avec l'onduleur à deux niveaux</i>	98
Figure IV.6	<i>Performances globale du système photovoltaïque connecté au réseau avec l'onduleur à deux niveaux</i>	101
Figure IV.7	<i>Système photovoltaïque connecté à un onduleur DC/AC à trois niveaux.</i>	102
Figure IV.8	<i>Stratégie de la commande entre l'onduleur et le réseau.</i>	103
Figure IV.9	<i>Organigramme de la commande prédictive à fonction coût</i>	104
Figure IV.10	<i>Performances globales du système photovoltaïque connecté au réseau avec l'onduleur à trois niveaux</i>	106
Figure IV.11	<i>Performances globales du système photovoltaïque connecte au réseau avec l'onduleur à trois niveaux</i>	108

Liste des Tableaux

Chapitre I

Tableau I.1. Principaux pays producteurs d'électricité solaire en 2018	21
-------------------------------------------------------------------------------------	----

Chapitre II

Tableau II.1. Les caractéristiques électriques du module photovoltaïque "SIEMENS" SM110-24.....	40
Tableau II.2. Comparaison entre le modèle neuronal obtenu et le modèle mathématique	47
Tableau II.3. Comparaison des performances des commandes des techniques utilisées	58
Tableau II.4. Comparaison des performances des commandes des techniques utilisées	60

Chapitre III

Tableau III.1. Performances idéales PV sous différents cas d'ombrage partiel	74
Tableau III.2. Les paramètres de contrôles utilisés pour GOA, PSO.....	75
Tableau III.3. Comparaison des performances des commandes sous différents scénarios	79
Tableau III.4. Comparaison des performances des commandes sous différents scénarios	84

Chapitre IV

Tableau IV.1. Les séquences possibles dans l'onduleur à deux niveaux.....	91
Tableau IV.2. Les paramètres DC/AC.....	96
Tableau IV.3. Table de commutation de l'onduleur à NPC trois niveaux.....	101

Les principales notations et abréviations utilisées dans cette thèse sont explicitées ci-dessous, sous leur forme la plus couramment employée dans le domaine du génie électrique.

Acronyme et symbole	Définition
<i>PV</i>	Photovoltaïque
ANN	Réseaux de Neurones Artificiels « Artificial Neural Network
AC	Conversion continu/alternatif
DC	Conversion continu/continu
G	Éclairement de fonctionnement [W/m^2]
GPV	Générateur photovoltaïque
I_{pv}	Courant du générateur photovoltaïque (A)
I_{mpp}	Courant du point de puissance maximale
I_{ph}	Photo courant, ou courant généré par l'éclairement [A]
I_0	Courant de saturation d'une diode [A].
I_{SC}	Courant de court-circuit
K	Constante de Boltzmann [$1.38 \cdot 10^{-23} \text{ JK}^{-1}$].
MPP	Maximum Power Point
MPPT	Maximum Power Point Tracker
N_p	Nombre des modules en parallèle
N_s	Nombre des modules en série.
NPC	Neutral point clamped
P_{pv}	Puissance du générateur photovoltaïque (W)
q	Charge de l'électron [$1.602 \cdot 10^{-19} \text{ C}$].
PSO	Particle Swarm Optimization
PLL	Phase-Locked Loop
P&O	Perturbation et Observation
R_s	Résistance série de la cellule [Ω].
R_{sh}	Résistance shunt de la cellule [Ω]
T	Température
THD	Total harmonic distortion
V_{pv}	Tension du générateur photovoltaïque (V)
V_{DC}	La tension du bus continu (V)
V_{mpp}	Tension du point de puissance maximale
STC	Standard test conditions

Introduction générale

Introduction Générale

Actuellement, les besoins énergétiques mondiaux sont en accroissement constant ; ceci en tenant compte des chiffres donnés par « International Energy Agency (IEA) », qui soulignait que la consommation d'énergie dans le monde en 2017 était de 14 050 Mtep¹, marquant une augmentation de près de 2% par rapport à 2016, et de 40% depuis 2000 [1]. Cette croissance de la demande énergétique conduit rapidement à l'épuisement de ressources énergétiques traditionnelles d'origines principalement fossiles, gaz naturel, charbon,... etc. Cette situation de pénurie énergétique au niveau mondial, a poussé les chercheurs à trouver d'autres moyens de production d'électricité [2], [3], [4].

Plusieurs pays se sont fixés des orientations pour le développement des énergies renouvelables, avec la libéralisation du marché de l'électricité et l'exploitation de nouvelles énergies propres et durables [3], [5], [6]. Ceci, malgré les contraintes naturelles et financières, de grands efforts sont consacrés au développement de ces ressources, en particulier l'énergie photovoltaïque. Selon les chiffres donnés en 2017 de par « *International Energy Agency* » la production de l'énergie photovoltaïque (PV) sera triplé en huit ans seulement (de 300 TWh en 2016 à plus de 900 TWh en 2022).

A cet effet, avec le développement des technologies des panneaux solaires qui sont de plus en plus performants mais des rendements qui restent assez faibles (autour de 20%) [7]. C'est pourquoi, il est important d'exploiter au maximum la puissance qu'ils peuvent générer en réduisant au maximum les pertes d'énergie. Une caractéristique importante de ces panneaux est donnée par la puissance maximale disponible qui est fournie seulement en un seul point de fonctionnement. Ce point se déplace en fonction des conditions météorologiques qui sont hautement aléatoires, ainsi que des variations de la charge. Par conséquent, une technique de recherche du point de puissance maximale (PPM) est nécessaire pour garantir le fonctionnement optimal et augmenter le rendement du système Photovoltaïque (PV) [8], [9].

Actuellement, plusieurs techniques sont proposées pour la poursuite du point de puissance maximale permettant ainsi de maximiser l'efficacité du système PV [10], [11]. Cependant, les plus courantes présentent un inconvénient majeur qui est l'oscillation de la puissance autour du point de puissance maximale [12],[13]. C'est pour cette raison que de nombreux chercheurs ont apporté des modifications à ces algorithmes afin d'améliorer leurs performances et d'autres ont proposé l'utilisation des techniques issues de l'intelligence artificielle [14],[15],[16],[17]. Les travaux de recherche se poursuivent encore pour rendre ces méthodes plus efficaces: c'est dans cette optique que s'inscrit ce thème de recherche [18],[19], [20].

¹ Mégatonne d'équivalent pétrole (Million Tonnes of Oil Equivalent), 1 TWh = 0.086 Mtoe

L'utilisation des techniques intelligentes connaît un grand essor actuellement dans les systèmes photovoltaïques; ceci grâce à leur adaptabilité face aux changements des paramètres des systèmes, et leur robustesse envers les perturbations et les erreurs de modélisation. Dans cette thèse nous nous sommes intéressés aux développements et à la mise en œuvre des nouvelles lois de commandes rapides et qui assurent une stabilité de la puissance à la sortie du générateur photovoltaïque (GPV). Pour atteindre cet objectif, une contribution à la poursuite du PPM des systèmes sous différentes conditions climatiques en utilisant la commande par les réseaux de neurones combinés avec la commande prédictive est développée pour une charge résistive. Par la suite, l'optimisation par les méthodes méta-heuristiques sera le deuxième objectif de cette thèse, pour détecter le PPM dans le cas où le système photovoltaïque présente une dégradation due au phénomène d'ombrage. Dans ce cas, deux Algorithmes seront présentes : Le premier Algorithme est basé sur la combinaison de deux techniques de poursuite de point de puissance maximale (MPPT) individuelles qui sont l'algorithme d'incrément de la conductibilité et l'algorithme optimisation par essaim de particules. Le deuxième algorithme est basé sur l'approche méta- heuristique qui est Grasshopper.

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés aussi, à la connexion du système photovoltaïque au réseau électrique pour une charge alimentée en courant alternatif. La commande prédictive a également été appliquée aussi pour le pilotage de l'onduleur à deux niveaux, ainsi pour l'onduleur à trois niveaux.

Cette thèse est articulée en quatre chapitres qui sont décrits ci-après :

Le premier chapitre, a pour but de traiter et d'identifier selon le contexte l'objectif de l'étude. Tout d'abord, nous présentons un aperçu général sur la situation concernant la production d'énergie photovoltaïque dans le monde et dans le cas particulier de l'Algérie. Nous listons ensuite d'une manière brève le principe de la conversion PV ainsi que le concept de générateur photovoltaïque GPV. Par la suite, nous présenterons brièvement quelques méthodes de Poursuite du Point de Puissance Maximale (MPPT), appliquées aux systèmes Photovoltaïques comme l'algorithme d'incrément de la conductance et la méthode de perturbation et d'observation. Enfin une discussion générale sur critères de choix des techniques Poursuite du Point de Puissance Maximale dans le système photovoltaïque.

Le deuxième chapitre est consacré dans sa première partie à la modélisation mathématique des différents éléments de la chaîne de conversion photovoltaïque. Par ailleurs, la modélisation du module et le générateur photovoltaïque seront décrits brièvement et les différentes caractéristiques de ces derniers seront revues en détails. Ensuite, nous présenterons une étude des convertisseurs DC-DC. De plus, nous présenterons la théorie de base des réseaux de neurones.

Par la suite, nous allons développer une nouvelle loi de commande qui a pour but d'améliorer le rendement. Cette loi de commande est basée sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) et la commande prédictive MPC qui est améliorée par un filtre de KALMAN. Enfin, cette loi est testée pour un système photovoltaïque connecté à une charge résistive. Les principaux résultats obtenus seront présentés et discutés à la fin de ce chapitre.

Dans le troisième chapitre nous, nous intéresserons à la maximisation de la puissance du GPV sous l'effet de l'ombrage partiel. Au début, nous exposerons des algorithmes MPPT actuellement utilisés dans le cas d'ombrage partiel. Par la suite, deux algorithmes qui sont présentés dans le cas où le système présenterait une dégradation due au phénomène d'ombrage. Le premier algorithme est basé sur la combinaison de deux techniques MPPT individuelles qui sont l'algorithme d'incrémentatation de la conductibilité (IncCond) et l'optimisation par essaim de particules (PSO). Le deuxième algorithme est basé sur l'approche méta-heuristique qui est Grasshopper.

Le quatrième chapitre est consacré à la modélisation mathématique du système photovoltaïque connecté au réseau électrique. La stratégie de la commande prédictive est aussi appliquée pour contrôler la puissance active et réactive. Les principaux résultats obtenus seront présentés et discutés à la fin du chapitre.

Enfin, nous présentons une conclusion générale avec une analyse et synthèse des travaux réalisés, suivie de quelques perspectives envisagées pour les futurs travaux relatifs au sujet de recherche.

Chapitre I

Commande des systèmes

Photovoltaïques

I.1. Introduction

Actuellement les difficultés d'approvisionnement en énergie rencontrées à l'échelle mondiale sont dues principalement à plusieurs facteurs, qui sont : une consommation énergétique croissante, une diminution des ressources fossiles et les effets néfastes des changements climatiques sur les écosystèmes (canicules, tempêtes, inondations, etc.). À cet effet, il est recommandé de trouver des solutions de production d'énergie techniquement réalisables et qui satisfassent aux exigences durabilité et de respect de l'environnement.

Par ailleurs l'énergie photovoltaïque est particulièrement bien adaptée aux enjeux majeurs de notre société. L'énergie solaire est inépuisable, disponible partout dans le monde et ne produit ni déchets, ni gaz polluants. La grande concurrence dans la production de l'énergie photovoltaïque pousse les recherches dans ce domaine à se développer très rapidement avec de nouvelles technologies atteignant des rendements très élevés.

Pour une meilleure compréhension de l'importance des énergies renouvelables, et particulièrement, l'énergie solaire, ce présent chapitre présente tout d'abord, dans la première partie l'énergie solaire dans le monde, le potentiel solaire en Algérie. Par la suite des généralités sur le système photovoltaïque, en commençant par l'élément de base qui est la cellule PV, puis les principales architectures d'un système PV. Enfin, nous présentons une discussion générale sur les commandes des systèmes photovoltaïques

I.2. L'énergie solaire dans le monde

L'énergie électrique représente un facteur indispensable pour le développement économique dans le monde entier. La consommation mondiale d'énergie ne cesse de croître posant des questions cruciales sur l'effet de serre. Dans le rapport annuel de l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE) 2019, pétrole, charbon et gaz naturel constituent plus de 80 % de nos consommations énergétiques actuelles, tandis que les énergies renouvelables n'en assurent que 20%. L'AIE construit aussi différents scénarios de références, qui correspondent à une situation dans laquelle aucun changement fondamental ne sera effectué à partir de 2015, nos consommations énergétiques augmenteraient de 45 % en 2040 et les combustibles fossiles constitueraient toujours près de 80 % de notre consommation. Cette évolution serait tout simplement insoutenable si nous prenons en compte l'impact sur le changement climatique, dû aux gaz à effet de serre émis par des combustibles fossiles [21]. C'est pourquoi, il est plus que jamais urgent de prendre conscience qu'un recours à d'autres moyens de production d'énergies respectueux de la planète où nous vivons est souhaitable.

Les énergies renouvelables sont issues des phénomènes naturels réguliers, principalement le rayonnement solaire, le vent (éolien) mais aussi la terre (énergie géothermique) [22]. Leur exploitation engendre très peu de déchets et d'émissions polluantes. Toutes ces ressources

peuvent être transformées en énergie directement utile. La croissance des énergies renouvelables a été forte au cours des vingt dernières années. En effet, les opinions publiques et la volonté politique des États et d'autres facteurs concourent à cette croissance notamment, la réduction du coût qui permet la compétitivité des énergies renouvelables et leurs évolutions du cadre réglementaire de l'énergie [23]. Puisque notre domaine d'intérêt repose sur les systèmes photovoltaïques, dans ce qui suit, nous allons décrire la production d'électricité à partir de l'énergie solaire.

La production d'électricité à partir du solaire photovoltaïque représente 2,1 % de la production mondiale d'électricité, selon l'Agence International d'énergie (IEA). Le tableau I.1 montre la production d'énergie solaire en TWh pour l'année 2018 dans les principaux pays producteurs d'électricité [24]. En Europe, l'Italie ou l'Allemagne ont une production d'électricité à partir du solaire photovoltaïque qui correspond à plus de 7 % de la consommation d'électricité nationale.

Pays	Production (TWh)	Part production nationale
Chine	176.6	2%
Etats- Unis	81.2	2%
Japon	62.6	6%
Allemagne	45.8	7%
Inde	39.7	2%
Italie	22.6	8%
Australie	14.8	6%
Corée du Sud	13.0	2%
Royaume-Uni	12.8	4%
France	10.5	2%

Table I.1. Principaux pays producteurs d'électricité solaire en 2018 (Source : IEA)

Malgré la croissance du marché photovoltaïque dans le monde, la production électrique développée par les panneaux photovoltaïques reste encore très faible dans les mix électriques nationaux. À titre d'exemple, durant l'année 2018, la production photovoltaïque allemande a permis de satisfaire 7% de la consommation intérieure électrique. Pour la France, l'énergie photovoltaïque générée, ne représente que 2% de la production électrique nationale, selon l'IEA, et suivant la croissance du marché actuel, l'énergie photovoltaïque pourrait satisfaire 8% de la demande électrique dans l'Union Européenne en 2020 et 15% en 2030.

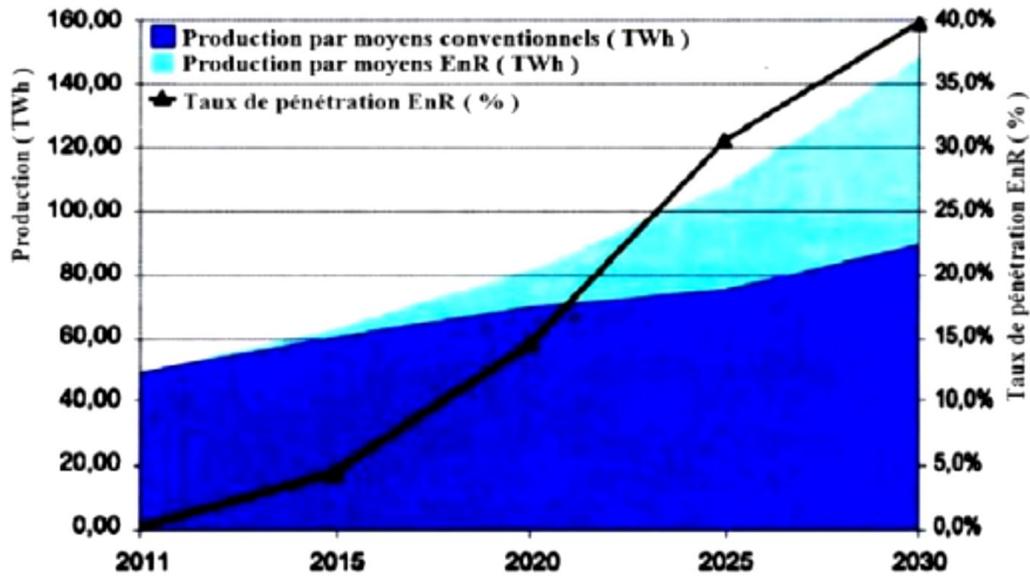


Figure I.2.Prévision des besoins en énergie électrique pour la période 2011-2030 avec intégration de la production des énergies renouvelables [27].

I.4. Principe de la conversion photovoltaïque

Le soleil reste jusqu'à présent la plus importante source d'énergie malgré la distance considérable qui le sépare de la terre. La puissance émise par le soleil sous forme de rayonnement est estimée à $(90 \cdot 10^{15} \text{ GW})$, alors que la couche terrestre n'arrive à recevoir que $(180 \cdot 10^6 \text{ GW})$, avant d'arriver à la terre. Le rayonnement solaire subit de considérables modifications, dues principalement aux phénomènes d'absorption et de diffusion. Aussi, on introduit la notion d'éclairement qui est la densité de puissance reçue par une surface soumise à un flux lumineux, dans les conditions atmosphériques optimales. Cette densité de puissance atteint 1 kW/m^2 pour un site situé au niveau de la mer [28]. L'Algérie dispose d'environ 3200 heures d'ensoleillement par an, bénéficiant d'une situation climatique favorable à l'application des techniques solaires. [23], [28].

La conversion de l'énergie solaire en énergie électrique repose sur l'effet photoélectrique qui permet de convertir directement l'énergie lumineuse des rayons solaires (photon) en électricité (Volt), par le biais de la production et du transport dans un matériau semi-conducteur de charges électriques positives et négatives sous l'effet de la lumière[29]. Lorsqu'un semi-conducteur est illuminé par un rayonnement de longueur d'onde appropriée, l'énergie des photons absorbés permet les transitions électroniques depuis la bande de valence vers la bande de conduction du semi-conducteur, générant ainsi des paires électron-trou, qui peuvent contribuer au transport du courant par le matériau lorsqu'on le polarise [30]. Lorsque les photons sont absorbés par le semi-conducteur, ils transmettent leur énergie aux atomes de la

jonction PN de telle sorte que les électrons de ces atomes se libèrent et créent des électrons et des trous. Une fois libérés, le déplacement de ces électrons dans le matériau forme un courant électrique de type continu, qui donne naissance à une force électromotrice aux bornes de la cellule. Si le dispositif est connecté à une charge électrique extérieure, on observe donc le passage d'un courant alors qu'on n'applique aucune tension au dispositif. C'est le principe de base d'une cellule photovoltaïque [31].

I.5. Principe de fonctionnement du générateur photovoltaïque

I.5.1. La cellule photovoltaïque

Une cellule dite photovoltaïque est un dispositif qui transforme l'énergie solaire en énergie électrique. Le principe de fonctionnement est basé sur les propriétés d'absorption du rayonnement lumineux par des matériaux semi-conducteurs. Le choix des matériaux utilisés pour la construction des cellules photovoltaïques se fait en fonction des propriétés physiques des électrons qui sont susceptibles d'être libérés de leurs atomes lorsqu'ils sont excités par des photons provenant du spectre solaire. La figure I.3 nous montre une représentation schématique d'une cellule photovoltaïque [31]. Le modèle mathématique d'une cellule PV sera développé en deuxième chapitre pour représenter leur comportement très fortement non linéaire, dû à la jonction semi-conductrice.

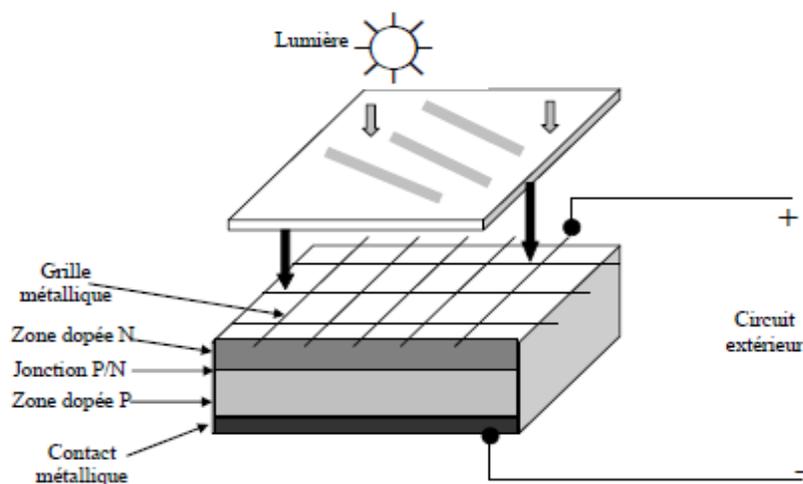


Figure. I.3: Représentation schématique d'une cellule solaire

I.5.2. Générateur photovoltaïque

I.5.2.1. Interconnexion des cellules photovoltaïques

La cellule photovoltaïque, unité de base d'un système photovoltaïque, ne produit qu'une très faible puissance de 1 à 5W. C'est pourquoi, il est nécessaire d'interconnecter un grand nombre de cellules dans le module solaire. En fonction de la tension et du courant voulu en

sortie du module, les cellules solaires peuvent être connectées en série ou en parallèle ou les deux. Un ensemble de cellules associés en série et en parallèle forme un panneau photovoltaïque et l'association d'un ensemble de ces panneaux forme un champ photovoltaïque [32]. Pour une meilleure optimisation du système photovoltaïque, il est demandé de prévoir un maximum de puissance fournie, ce qui impose un maximum aussi bien de tension que de courant. Et pour cela, pour un éclairage homogène et une même température, en associant N_s des cellules PV identiques en série pour augmenter la tension du générateur photovoltaïque. L'équation (I.1) résume les caractéristiques électriques d'une association série de N_s cellules.

$$V = \sum V_n \quad (I.1)$$

V_n : Tension aux bornes du module (n cellules en série)

V : Tension aux bornes de chaque module solaire

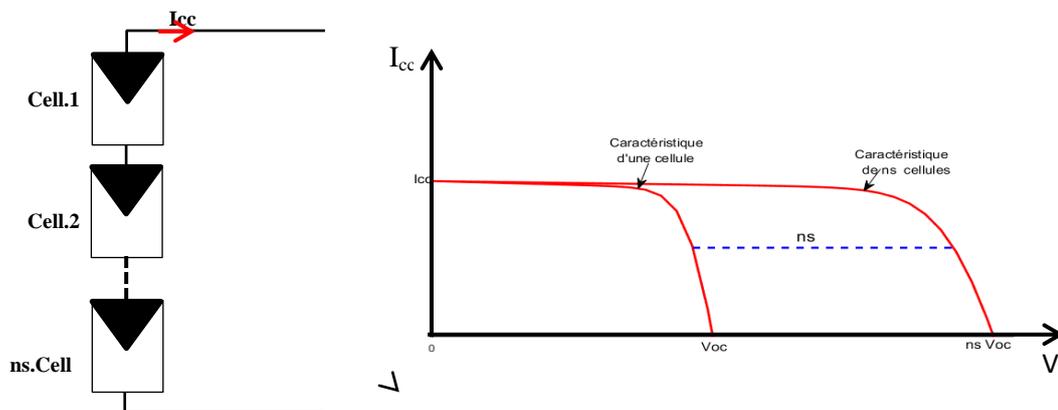


Figure. I. 4. Caractéristiques résultantes d'un groupement de N_s cellules en série.

D'autre part, une association parallèle de N_p cellules est possible et permet d'accroître le courant de sortie du générateur résultant. Afin de constituer un générateur photovoltaïque adapté aux applications visées, l'équation (I.2) résume les caractéristiques électriques d'une association parallèle de N_p cellules.

$$I = \sum I_n \quad (I.2)$$

I_n : Courant produit par chaque cellule solaire.

I : Courant circulant dans l'assemblage (n cellules en Parallèle).

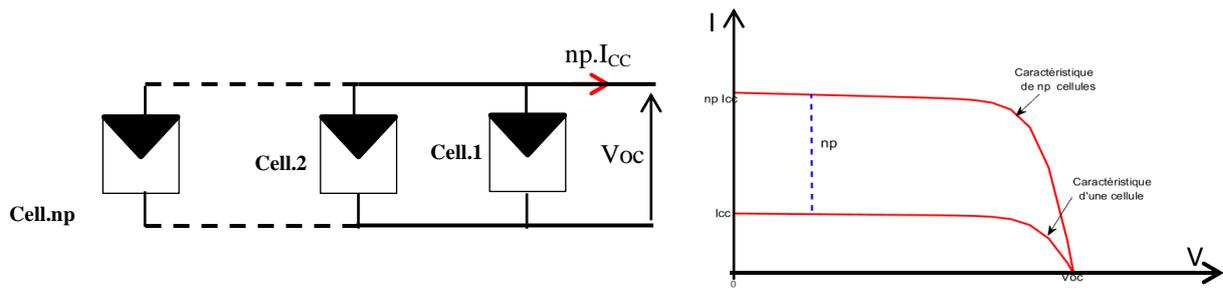


Figure. I.5. Caractéristiques résultantes d'un groupement de N_p cellules en parallèle.

La puissance du générateur photovoltaïque sera optimale si chaque cellule fonctionne à sa puissance maximale notée P_{max} . Cette puissance est le maximum d'une caractéristique du générateur, et correspond au produit d'une tension optimale noté V_{mpp} et d'un courant optimal noté I_{mpp} . Cette caractéristique dépend fortement de l'éclairement auquel est soumis le générateur et de sa température.

$$P_{max} = V_{mpp} * I_{mpp} \tag{I.3}$$

I.5.2.2. Interconnexion des modules photovoltaïques

Le module photovoltaïque est par définition un ensemble de cellules solaires assemblées pour générer une puissance électrique exploitable lors de son exposition au rayonnement solaire. Les modules peuvent également être connectés en série et en parallèle afin d'augmenter la tension et l'intensité d'utilisation.

Une association de plusieurs modules dans un même plan s'appelle un panneau et le montage de plusieurs panneaux rangés en série et en parallèle forme un champ photovoltaïque ou ce que l'on appelle parfois une sous-station photovoltaïque comme montré sur la figure I.6 [23], [33].



Cellule Photovoltaïque

Modules Photovoltaïques

Champs Photovoltaïques

Figure I.6 : Cellule, module, panneau, et champ PV [23].

Pour garantir une durée de vie importante d'une installation photovoltaïque destinée à produire de l'énergie électrique sur des années, deux types de protections électriques doivent être ajoutées aux modules commerciaux (Figure I.7).

- La diode anti-retour : empêchant un courant négatif dans les générateurs photovoltaïque GPV. Ce phénomène peut apparaître lorsque plusieurs modules sont connectés en parallèle, ou bien quand une charge en connexion directe peut basculer du mode récepteur au mode générateur. Pour résoudre ce problème, il est nécessaire d'ajouter des diodes anti-retours.
- Les diodes by-pass : peuvent isoler un sous-réseau de cellules lorsque l'éclairement n'est pas homogène évitant ainsi l'apparition de points chauds et la destruction des cellules mal éclairées. Les diodes by-pass servent alors à protéger les cellules ombrées, sans ces diodes, le panneau risque de prendre feu à cause d'échauffement de la cellule ombrée qui n'arrivera pas à dissiper la puissance à ses bornes [34].

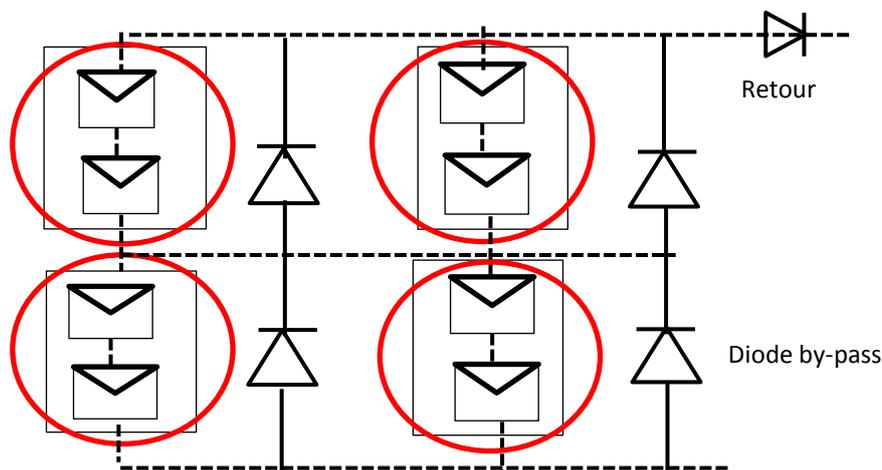


Figure. I. 7. Schéma simplifié d'un module photovoltaïque avec protection.

I.6. Type des systèmes photovoltaïques

I.6.1. Systèmes photovoltaïques autonomes

Les systèmes PV autonomes sont complètement indépendants d'autres sources d'énergie, ils n'utilisent que l'énergie produite par le système photovoltaïque. On parle dans ce cas, de système stand-Alone (SAPV System : Stand-Alone Photovoltaic System). Ils servent habituellement à fournir du courant à l'utilisateur d'électricité qui n'est pas raccordé au réseau, ce qui est souvent le cas dans le milieu rural ou en habitat isolé. Cette installation se compose d'un ou de plusieurs modules photovoltaïques, d'un régulateur de charge, d'une ou de plusieurs batteries et éventuellement d'un onduleur (Figure I.8) [23][35].

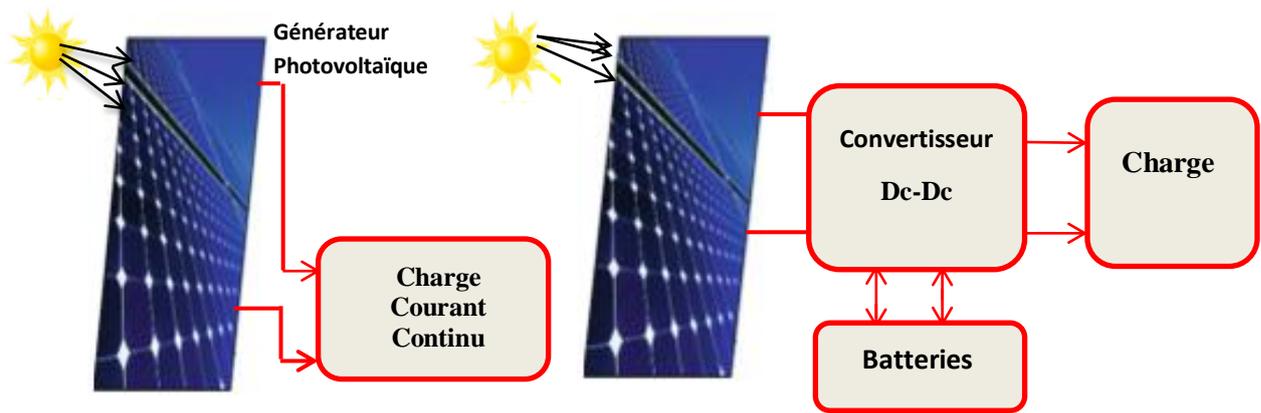


Figure. I.8. Schéma du système photovoltaïque avec et sans stockage

I.6.2. Systèmes photovoltaïques connectés au réseau

Les installations raccordées au réseau électrique constituent généralement une solution optimale pour la production de l'électricité solaire, tant en termes d'énergie que de coûts. Dans ces installations, l'élément clé le plus délicat pour injecter l'énergie produite par le générateur photovoltaïque dans le réseau de distribution est l'onduleur. La figure I.9 illustre le principe d'un système photovoltaïque connecté au réseau.

Il existe deux types de structures de systèmes photovoltaïques connectés au réseau :

- **Les structures à connexion directe au réseau** : Cette installation est constituée d'un générateur photovoltaïque qui est connecté à l'aide d'un onduleur au réseau électrique. Il existe dans la littérature de nombreux d'exemples [36].
- **Le système à bus continu intermédiaire**. Le générateur photovoltaïque est connecté à un bus continu par l'intermédiaire d'un convertisseur continu -continu. Un onduleur délivre une tension modulée qui est filtrée pour réduire le taux d'harmonique. On obtient alors à la sortie de ce dispositif une tension utilisable pouvant être injectée dans le réseau [36].

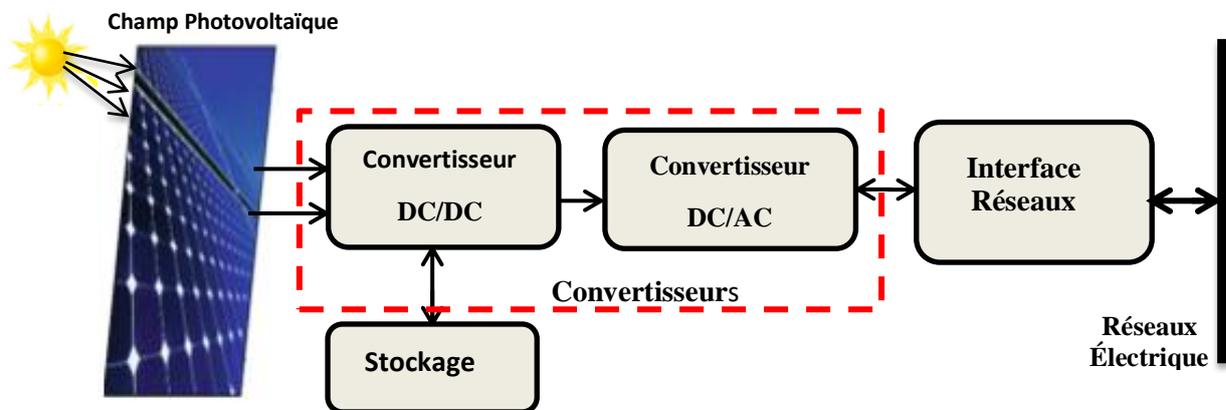


Figure. I. 9. Schéma général des systèmes photovoltaïques connectés au réseau.

I.6.3. Systèmes hybrides

Les systèmes photovoltaïques peuvent être associés à d'autres sources d'énergie, la plupart du temps contrôlables comme un groupe électrogène, mais parfois aléatoires (association PV-éolien). On parle de système hybride. Les sources d'énergie comme le soleil et le vent ne délivrent pas une puissance constante, et leur combinaison peut permettre de parvenir à une production électrique plus continue dans le temps. Le système hybride possède double avantage:

- La minimisation des perturbations de l'environnement grâce à une consommation sur le lieu de production de ressources naturelles renouvelables.
- La sécurisation d'approvisionnement quelles que soient les conditions météorologiques.

Néanmoins, ce système pose les problèmes suivants :

- L'optimisation de la gestion de l'énergie au sein du système .
- La recherche de la configuration optimale, c'est-à-dire le coût de production minimale.

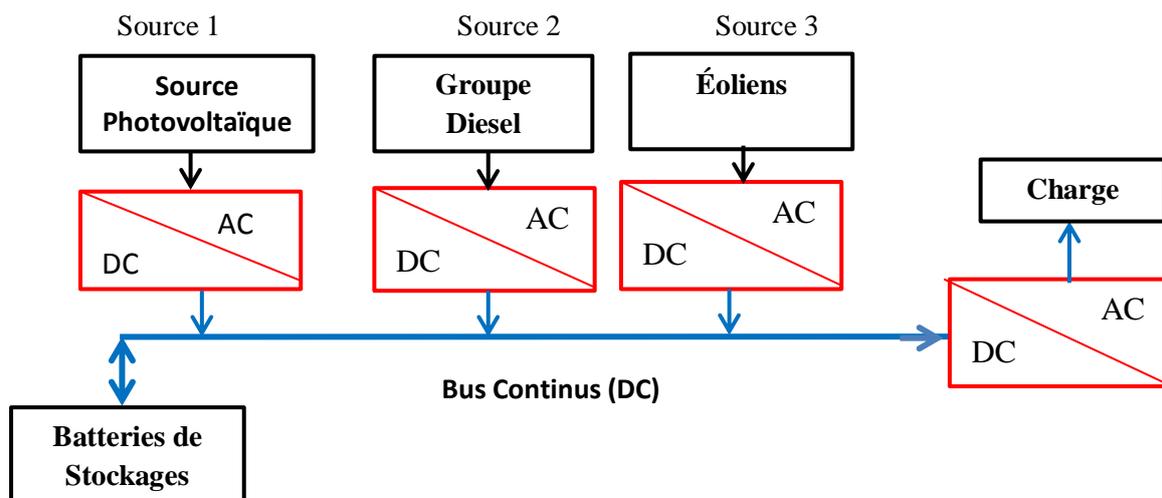


Figure. I.10. Système hybride

I.7. Synthèse des commandes du système photovoltaïque

La détermination de la puissance de référence des panneaux solaires est plus délicate étant donné que cette dernière est conditionnée par les paramètres météorologiques (température et éclairage). Cette référence variable, caractérisée par une fonction non linéaire, rend le fonctionnement à puissance maximale plus difficile à réaliser. Donc, une commande pour la poursuite du point de la puissance maximale PPM s'impose. Cette commande est dite algorithme MPPT. Une synthèse bibliographique est proposée dans ce paragraphe afin de décrire

les différentes approches de commande MPPT apparues dans la littérature. L'objectif de l'étude est de cibler une approche qui permet d'assurer un compromis entre précision, rapidité et complexité.

Une commande MPPT, en anglais Maximum Power Point Tracking est une loi de commande spécifique qui permet de suivre, comme son nom l'indique, le point de puissance maximale d'un générateur photovoltaïque [37]. Le principe de la MPPT est l'utilisation d'un circuit qui mesure la tension et le courant du panneau pour tirer l'énergie au point de puissance maximale. Beaucoup d'algorithmes qui cherchent le PPM, ont été proposés dans la littérature. Certains d'entre eux sont basés sur le calcul instantané de la puissance soit à l'entrée soit à la sortie du convertisseur. D'autres commandes MPPT sont basées sur la régulation du courant délivré par le GPV. Parmi les techniques de commande MPPT les plus utilisées, on peut citer :

- La méthode basée sur la mesure de la tension en circuit ouvert.
- La méthode basée sur la mesure du courant en court-circuit.
- La Perturbation et Observation (Perturb and Observe : P&O).
- L'Incrémentation de la Conductibilité (Incremental Conductance : IncCond).
- L'algorithme de la Tension Constante (Constant Voltage : CV).
- La logique floue.
- Le Réseau de neurones Artificiel.

Pour une meilleure compréhension des performances de ces commandes, nous expliquons dans le paragraphe suivant quelques techniques les plus utilisées.

I.7.1. Technique de la perturbation et observation (P&O)

La méthode de perturbation et observation est une approche largement répandue dans la recherche du MPPT. Le principe de cette commande est basé sur un algorithme de contrôle adaptatif, qui consiste à calculer la puissance instantanée à chaque instant $P(k)$ à partir de la tension et du courant instantanés, et faire une comparaison à celle mémorisée à $(k - 1)$, et selon le résultat de comparaison, V_{pv} est ajustée soit dans le même sens que dans le cycle précédent soit dans une direction opposée (Figure. II.11) [38],[39][40]. Ce processus est lié à un calcul bouclé du rapport cyclique qui sera appliqué au convertisseur DC-DC. Les problèmes avec cet algorithme sont:

- L'oscillation autour du PPM dans les conditions de fonctionnement normales ;
- La mauvaise convergence de l'algorithme dans le cas des variations brusques de la température et/ou de l'ensoleillement.

Il faut noter que ces oscillations peuvent être réduites si on fixe un faible pas d'incrémentation mais au détriment du temps de convergence. Alors, un compromis doit être fait entre précision et rapidité lors du choix de ce pas de mise à jour.

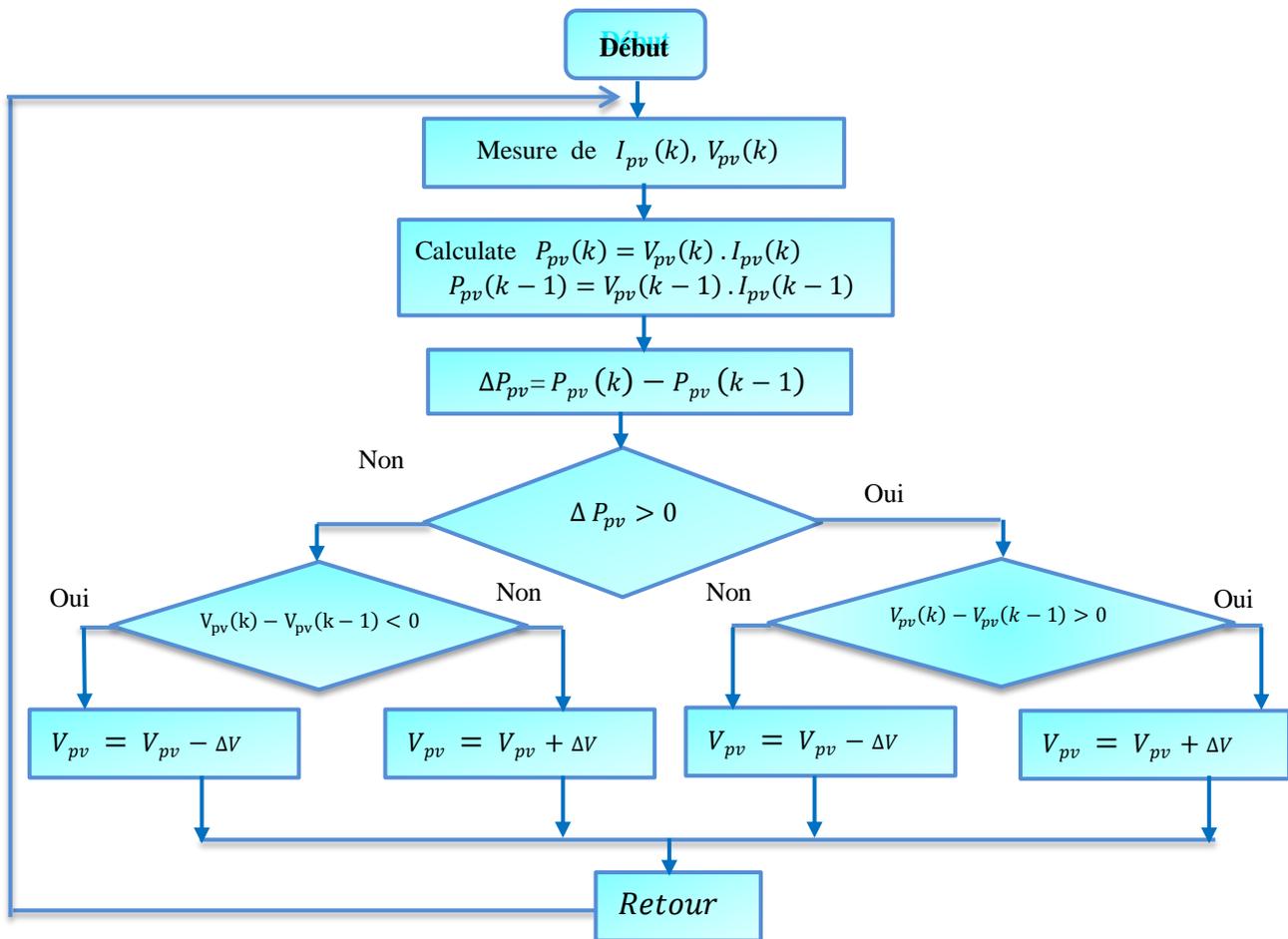


Figure II.11. Organigramme de l'algorithme Perturbation et Observation

I.7.2. Technique de l'incrémentation de la conductibilité

Cette technique est basée sur la variation de la conductance du GPV et son influence sur la position du point de fonctionnement par rapport à un PPM [39],[41] [42]. La conductance est une grandeur physique définie par le rapport entre le courant et la tension du GPV ($G = \frac{I_{pv}}{V_{pv}}$).

Le maximum de puissance peut être alors traqué en effectuant des comparaisons à chaque instant de la valeur de la conductance (G), avec celle de l'incrément de conductance (ΔG). La figure I.12 permet d'écrire les conditions suivantes :

$$\begin{cases} \frac{\Delta I}{\Delta V} = -\frac{I}{V}, & \text{le point de fonction est au voisinage de PPM} \\ \frac{\Delta I}{\Delta V} > -\frac{I}{V} & \text{le point de fonctionnement est à gauche du PPM} \\ \frac{\Delta I}{\Delta V} < -\frac{I}{V} & \text{le point de fonctionnement est à droite du PPM} \end{cases}$$

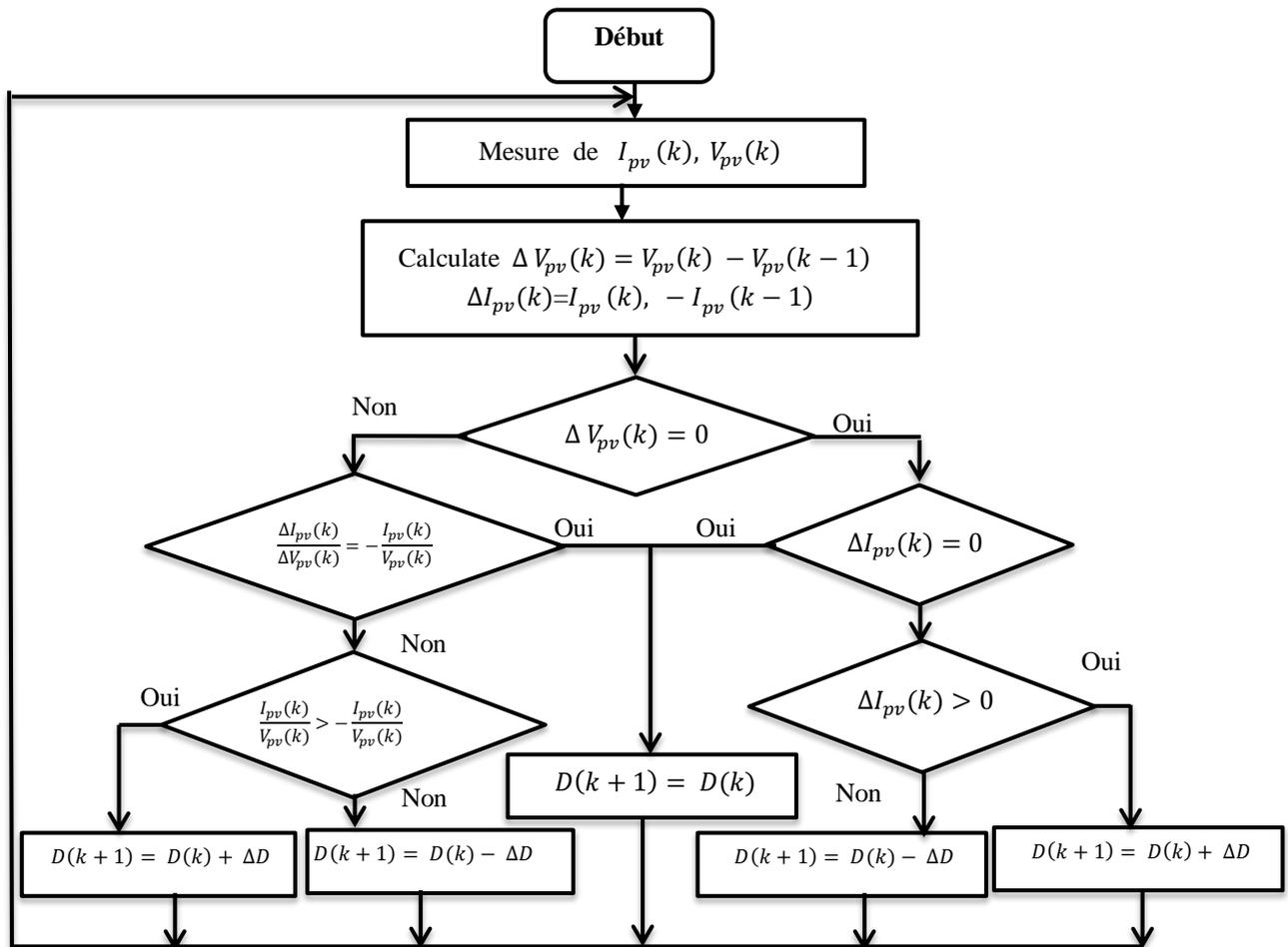


Figure I.12. Organigramme de l'algorithme de l'incrément de la conductance

Cette technique présente des oscillations autour du PPM car il est difficile de garantir la condition $\frac{dP_{pv}}{dV_{pv}} = 0$, ce qui fait que le système reste toujours en train de chercher. L'algorithme Inc-Cond est plus complexe que celui du P&O, ce qui engendre un temps d'exécution plus long [43].

I.7.3. Technique de la logique floue

Récemment, la commande à base de la logique floue (Fuzzy Logic Control) a été utilisée dans les systèmes de poursuite du point de puissance maximale [44],[45],[46]. Cette commande offre l'avantage d'être une commande robuste qui ne nécessite pas la connaissance exacte du modèle mathématique du système. En général, la structure de base d'un contrôleur flou se compose principalement de trois blocs, qui sont : la fuzzification, l'inférence et la défuzzification comme représenté sur la figure I.13.

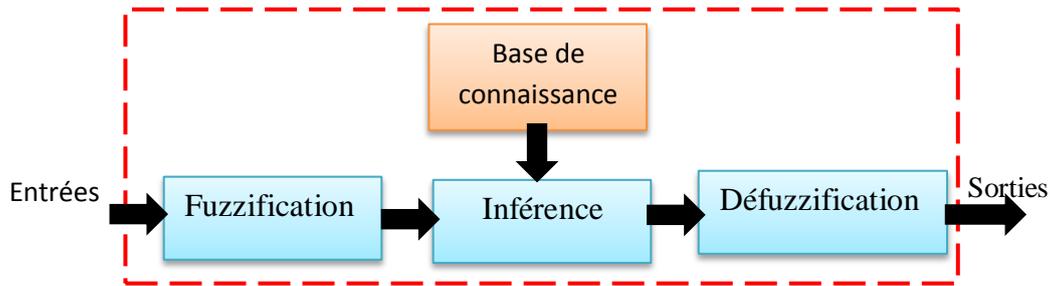


Figure I.13. Schéma bloc de l'algorithme à base de la logique floue

Les variables d'entrées sont généralement l'erreur E et le changement d'erreur ΔE qui peuvent être définies comme suit:

$$E(k) = \frac{\Delta P}{\Delta V} = \frac{P(k) - p(k-1)}{V(k) - V(k-1)} \quad (\text{I.4})$$

$$CE(k) = E(k) - E(k - 1) \quad (\text{I.5})$$

Durant la fuzzification, les variables d'entrées numériques sont converties en variables linguistiques, et en fonction de leurs évolutions et une table de vérité, une valeur est attribuée au paramètre de sortie. La défuzzification, consiste à convertir la variable de sortie d'une variable linguistique en une variable numérique [47]. L'avantage de ces techniques est qu'elles peuvent fonctionner avec des valeurs d'entrées peu précises et qu'elles n'ont pas besoin de modèle mathématique de grande précision. De plus elles peuvent traiter des non-linéarités [19],[20] Le logigramme suivant (Figure I.14) donne un aperçu sur le fonctionnement de la technique MPPT basée sur le contrôleur flou.

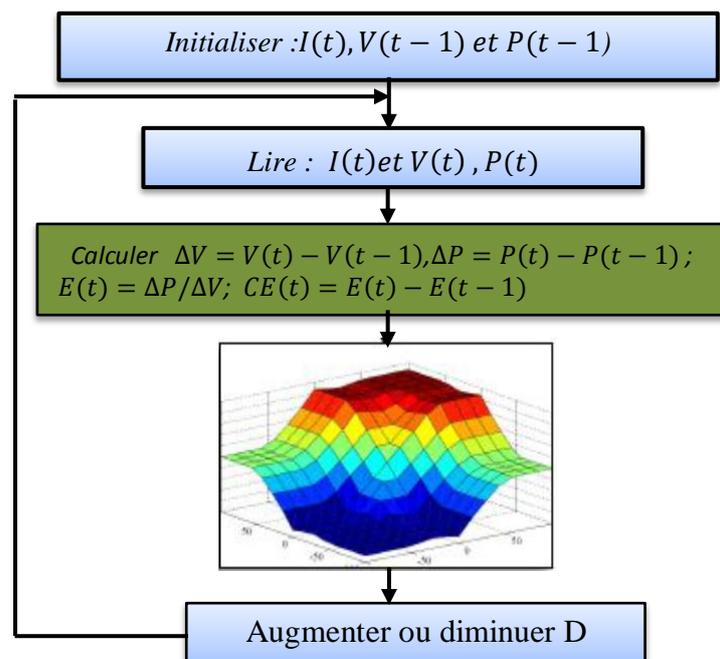


Figure I.14. Organigramme simplifié de la logique floue

I.7.4. Technique des réseaux de neurones

Ces dernières années, l'utilisation de réseaux de neurones dans divers domaines d'application ne cesse d'augmenter car elle offre une très bonne alternative pour résoudre des problèmes complexes [48]. L'origine des réseaux de neurones artificiels vient de l'essai de modélisation mathématique du cerveau humain.

Les réseaux de neurones artificiels forment une famille de fonctions non linéaires, permettant de construire, par apprentissage, une très large classe de modèles et de contrôleurs. Elle établit des relations entre les variables d'entrée et de sortie en analysant les précédentes données mémorisées. Un autre avantage est qu'elle peut traiter des problèmes d'une grande complexité grâce à des paramètres interdépendants [49]. Les réseaux de neurones sont composés généralement de trois couches différenciées, de dénominations :

- ✓ Couche d'entrée (Input layer) les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur.
- ✓ Couche cachée (Hidden layer) : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, et la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général, une fonction sigmoïde puis, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.
- ✓ Couche de sortie (Output layer) : elle joue le même rôle que les couches cachées. La seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone [50].

Les commandes basées sur les réseaux de neurones sont de plus en plus utilisées pour les systèmes présentant des non linéarités. Dans le contexte des commandes MPPT, ces techniques permettent d'apporter plus de précision et d'éliminer les oscillations autour du point de puissance maximale. Les variables d'entrées peuvent être des paramètres caractéristiques d'un GPV associées ou, le courant et la tension du GPV [51],[52], ou des données atmosphériques comme la température ou l'irradiation [53],[54] ou bien une combinaison de ces dernières[55],[56]. La sortie est généralement un ou plusieurs signaux de référence comme la tension ou le courant ou le rapport cyclique permettant de commander le convertisseur statique pour fonctionner au point de puissance maximal. La qualité de la recherche du PPM dépend essentiellement de l'algorithme utilisé dans la couche cachée et de l'architecture du réseau. La construction d'une commande MPPT neuronale comporte les étapes suivantes :

- Définition des variables d'entrées et de sorties du réseau de neurones.
- Choix de la structure du modèle, de l'architecture du réseau (le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans chaque couche).
- L'architecture du réseau (perceptrons multicouches, à fonction de base radiale).

- La définition de la fonction d'activation de chaque neurone (fonction seuil, fonction sigmoïde, ...).
- Apprentissage par un algorithme qui consiste à modifier les paramètres du réseau jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

I.8. Critères de choix des algorithmes MPPT

Afin d'effectuer un choix adéquat parmi les différentes techniques MPPT existantes, certains critères de propriété d'une commande MPPT doivent être pris en compte tels que :

a) L'implémentation : La facilité de mise en œuvre est un facteur important dans le choix des techniques MPPT. La commande MPPT doit avoir un niveau de simplicité important pour favoriser un coût raisonnable.

b) L'efficacité ; L'efficacité de la technique MPPT est associée à :

- **La rapidité de réponse :** La commande MPPT doit avoir un bon comportement pour s'assurer que l'adaptation face aux changements des conditions climatiques soit faite le plus rapidement possible.
- **La précision de suivi du PPM :** Certaines méthodes MPPT oscillent autour du point PPM, ce qui diminue l'efficacité de l'ensemble du système. Le rendement du point de fonctionnement noté η_{MPPT} , par définition c'est le pourcentage de pertes de puissance d'un module PV par rapport à la fourniture de la puissance maximale qu'il pourrait produire :

$$\eta_{MPPT} = \frac{P_{Pv}}{P_{max}} \quad (I.6)$$

- **La stabilité et de la robustesse du système :** Elle doit pouvoir piloter l'étage d'adaptation de telle sorte qu'en régime statique, le point de fonctionnement du GPV soit le plus près possible du PPM dans n'importe quelle condition météorologique.

c) Le coût : Le coût des dispositifs MPPT dépend des caractéristiques du système, la complexité de l'implémentation et le nombre des capteurs utilisés.

I.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné un état d'art sur la production et la consommation d'énergie électrique en général et celle d'origine renouvelable dans le monde ainsi que le taux de croissance annuelle, des moyens des filières renouvelables notamment en Algérie. Nous

avons détaillé le concept du générateur photovoltaïque, en expliquant l'origine physique de l'effet photovoltaïque et l'interaction photon-électron. Nous avons aussi présenté différentes configurations des systèmes PV à savoir : les systèmes PV autonomes, les systèmes PV connectés au réseau. Enfin, nous avons présenté un état de l'art sur le contrôle du système photovoltaïque. Ce dernier présente des caractéristiques non linéaires qui dépendent du niveau d'éclairement et de la température de la cellule, aussi, selon les caractéristiques de la charge sur laquelle le GPV débite. Par conséquent, une stratégie de contrôle est nécessaire pour gérer d'une manière optimale l'énergie électrique produite afin d'assurer la continuité de service.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéresserons à la modélisation et la caractérisation d'un module photovoltaïque sous différentes conditions d'ensoleillement et de température. Dans le but de simplifier la réalisation des travaux de cette thèse, qui a pour objectif l'optimisation énergétique d'une chaîne de conversion PV, une configuration très simple sera choisie pour l'étude dans la première partie. Elle consiste en un GPV débitant sur une résistance par l'intermédiaire d'un convertisseur. Une étude détaillée sera faite dans le chapitre deux pour que nous puissions introduire notre contribution.

Chapitre II

Commande MPPT par Réseaux de Neurones Artificiels et Commande Prédictive

II.1. Introduction

L'objectif de notre étude est de développer des solutions à la problématique liée au temps de réponse des algorithmes de recherche du point de puissance maximale (MPP) dans les systèmes photovoltaïques. Généralement, les travaux de recherche sur les commandes de poursuite des points maximaux de puissance (MPPT) visent à augmenter la précision de la recherche du point de puissance maximale PPM, en éliminant les oscillations autour de ce point.

La première partie de ce chapitre est consacrée à la modélisation de la chaîne de conversion photovoltaïque. Nous commençons par le générateur photovoltaïque et son modèle électrique, ainsi que les caractéristiques courant-tension et puissance-tension pour des variations de température ou d'ensoleillement sous l'environnement Matlab- simulink. Nous supposons que toutes les cellules du champ PV sont identiques et soumises aux mêmes conditions de fonctionnement d'ensoleillement et de température. Ensuite, une présentation détaillée des principaux modèles mathématiques des convertisseurs DC-DC utilisés dans les systèmes photovoltaïques, ainsi que leur principe de fonctionnement, et les différents éléments qui le composent.

Dans la deuxième partie, nous proposons notre contribution qui assure un compromis entre précision et complexité de l'algorithme, et qui met également la rapidité de la recherche PPM. La commande MPPT proposée est basée sur les réseaux de neurones artificiels et la commande prédictive. Nous commençons par une modélisation neuronale du générateur photovoltaïque GPV, ceci dans le but de reproduire fidèlement sa réponse lors de la variation des différentes conditions météorologiques et aussi d'extraire le courant maximum du GPV, qui est utilisé par la suite pour minimiser une fonction coût de la commande prédictive. Enfin, les performances en termes de rapidité de la précision de cette nouvelle approche sont comparées à d'autres commandes.

II.2. Modélisation de la chaîne de conversion photovoltaïque

II.2.1. Modélisation d'une cellule photovoltaïque

En général la cellule photovoltaïque est le plus petit élément d'une installation photovoltaïque. Elle est composée de matériaux semi-conducteurs et transforme directement l'énergie lumineuse en énergie électrique comme on l'avait expliqué dans le premier chapitre.

De nombreux modèles mathématiques de cellules PV sont développés pour représenter le comportement très fortement non linéaire dû à la jonction semi-conductrice. Le modèle à une seule diode est le modèle le plus répandu pour représenter la cellule PV, grâce à sa simplicité et sa précision [57], [58], [59], [60]. Le schéma équivalent comprend la source de courant I_{ph} , qui modélise le courant photoélectrique dépendant de l'ensoleillement et de la

température, associée à une diode en parallèle qui modélise la jonction (P-N) dont la polarisation détermine la tension. La résistance série représentant les diverses résistances de contacts et de connexions et la résistance parallèle caractérisant les divers courants de fuites dus à la diode et aux effets de bords de la jonction. Ainsi, le schéma équivalent de la cellule photovoltaïque est représenté dans la figure II.1.

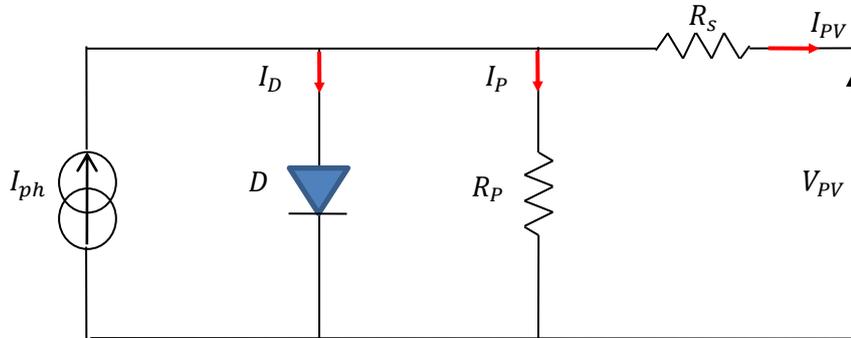


Figure II.1. Schéma du circuit équivalent d'une cellule PV.

Les lois de Kirchhoff nous permettent d'écrire la relation suivante :

$$I_{PV} = I_{ph} - I_D - I_p \tag{II. 1}$$

En relançant les expressions du courant de la diode I_D et le courant photo-généré I_p , la caractéristique I-V est modélisée par une équation non linéaire implicite :

$$I_{PV} = I_{ph} - I_0 * \left(e^{\frac{V_{PV} + R_s * I_{PV}}{V_t * A}} - 1 \right) - \frac{V_{PV} + R_s * I_{PV}}{R_p} \tag{II. 2}$$

$$V_t = \frac{N_s * T * K}{q} \tag{II.3}$$

Avec :

I_0 : Courant de saturation de diode, dépendant de la température.

I_{ph} : Photo courant, dépendant de l'intensité de l'irradiation.

R_p : Résistance en parallèle, représentant l'admittance parallèle du générateur de courant.

R_s : Résistance en série, modélisant les pertes ohmiques du matériau et des contacts.

V_{pv} : Tension aux bornes de la cellule.

I_{pv} : Courant fourni par la cellule .

A : Indice du matériau (compris entre 1 et 2 selon la technologie).

N_s : nombre des cellules connectées en séries.

K : Constante de Boltzmann = $1380. 10^{-23}$ J / K

T : Température en Kelvin. q : Charge de l'électron = $1602 .10^{-19}$ C

Cette modélisation statique d'une cellule PV polarisée est très simple et peut être facilement mise en œuvre dans les outils de simulation. Les limites de ce modèle sont l'absence de modélisation de la dynamique de la cellule et des phénomènes d'échauffement au sein de la cellule. Néanmoins ce modèle permet de reproduire les principaux comportements d'une cellule photovoltaïque dans les conditions réelles de fonctionnement et ses interactions avec les autres éléments du système [37].

II.2.2. Générateur photovoltaïque GPV

Un module photovoltaïque est l'ensemble des cellules choisies théoriquement identiques branchées en série ou en parallèle. Cette association doit être réalisée en respectant des critères précis, en raison des déséquilibres existant dans un ensemble de photopiles en fonctionnement. La Puissance d'un module photovoltaïque est exprimée en Watt crête, c'est une valeur donnée pour les conditions standards (STC). Les connexions en série de plusieurs cellules augmentent la tension pour un même courant, tandis que la mise en parallèle accroît le courant pour une même tension (voir le chapitre I). Dans cette étude, nous avons utilisé le module photovoltaïque de type **SIEMENS SM 110-24**, dont ses caractéristiques sont données dans le tableau (II.1) aux conditions standards. La figure II.2 montre les caractéristiques (P-V) ainsi (I,V) obtenues avec les conditions standards. Ce module est caractérisé par une puissance maximale de 110 W avec une tension au point de puissance maximum de 35 V et un courant au point de puissance maximum de 4,8A [18], [19], [20].

Table II.1. Les caractéristiques électriques de module photovoltaïque “SIEMENS SM110-24”

Paramètres	Valeurs
Puissance max du panneau (MP)	110 W
Courant au point de puissance max I_{mpp}	3.15A
Tension au point de puissance max V_{mpp}	35 V
Courant de court-circuit (I_{sc}) _{cc}	3.45A
Tension de circuit-ouvert (V_{oc})	43.5 V
Nombre de cellules connectées en série (N_s)	72

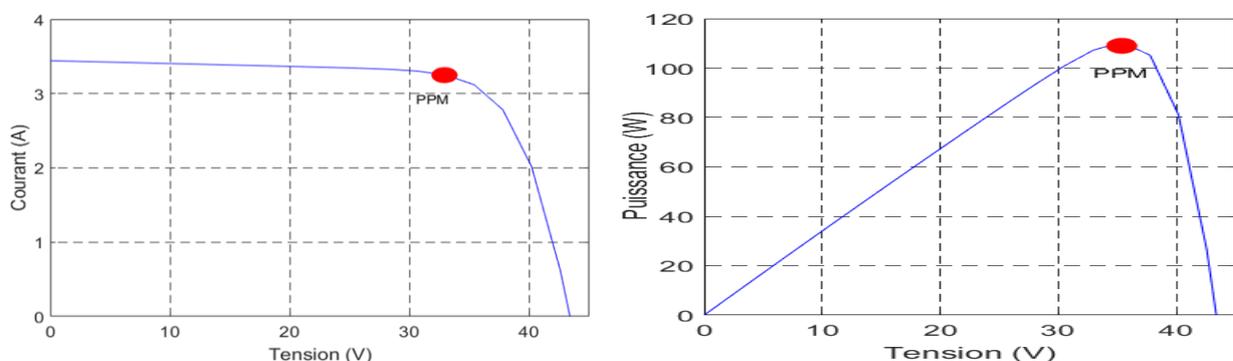


Figure II.2. Caractéristiques I(V) et P(V) d'un module PV dans les conditions standards

La Figure II.3 représente les caractéristiques P(V) et I(V) du module pour différents éclairagements (de 20 kW/m² à 1 kW/m²) à température donnée de 25°C. Les points rouges représentent les points de la puissance maximale produits par le module PV pour différents niveaux de rayonnement solaire.

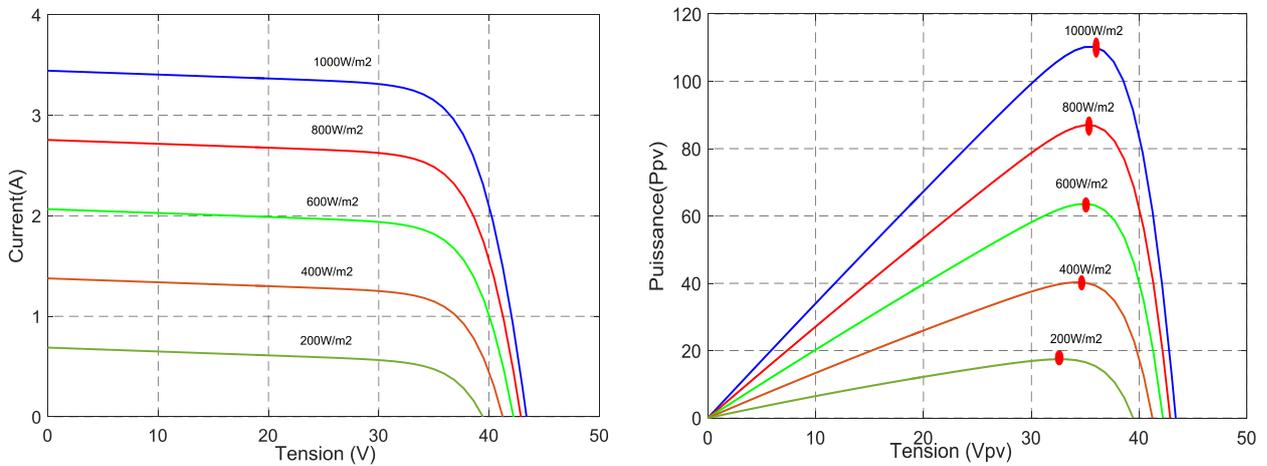


Figure II.3 .Caractéristiques I(V), P(V) pour différents niveaux de rayonnement [18],[20]

➤ Effet de l'éclairage et de la température

Un générateur photovoltaïque se compose d'un certain nombre de modules formés par un certain nombre de cellules photovoltaïques, connectées ensemble en série et en parallèle pour fournir le courant et la tension nécessaires. Les figures II.4, I.5 représentent les caractéristiques P(V) et I(V) des deux modules en série et deux en parallèle pour différents niveaux d'éclairage et de températures.

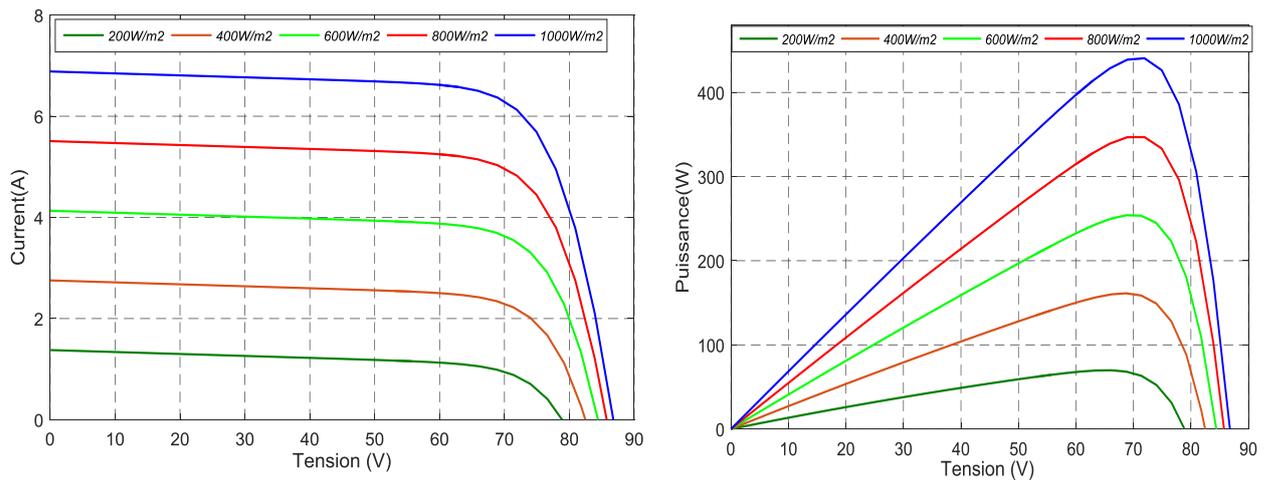


Figure II.4 .Caractéristiques I(V), P(V) du GPV pour différents niveaux de rayonnement [61]

La puissance maximale produite par le GPV varie en fonction des fluctuations du rayonnement solaire. Afin d’extraire, à chaque instant, le maximum de puissance disponible aux bornes du GPV et de la transférer à la charge, on utilise un étage d’adaptation appelé convertisseur.

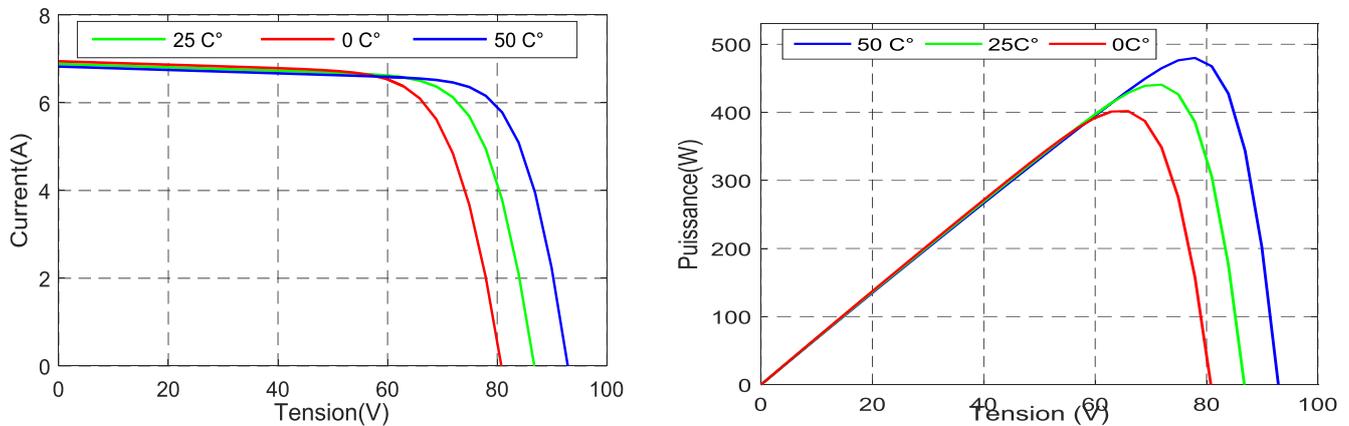


Figure II.5 .Caractéristiques I(V), P(V) du GPV pour différents niveaux de température.

III.3. Modélisation du convertisseur continu-continu (DC-DC)

Les convertisseurs DC-DC (ou hacheurs) sont utilisés dans les systèmes d'énergie solaire pour adapter la source DC variable (panneau PV) à la charge qui demande en général une tension DC constante. L'introduction d'un convertisseur permet de fixer le point de fonctionnement du GPV indépendamment de la charge. Ce convertisseur est appelé traqueur de point de puissance maximal (MPPT) géré par un algorithme de suiveur de point de puissance maximal (PPM), comme le montre la figure II.6.

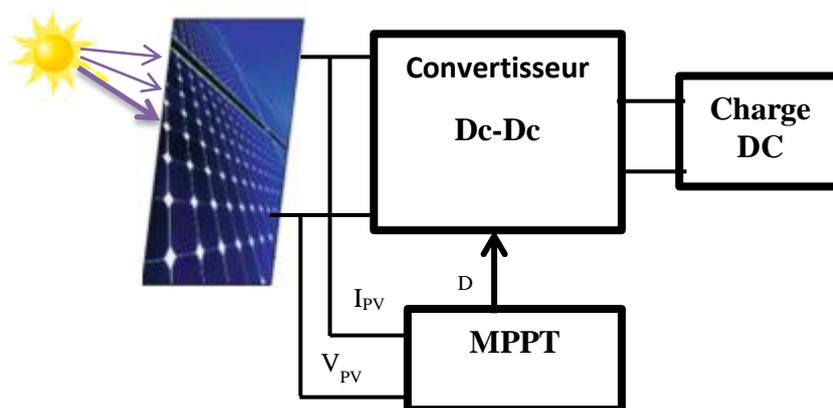


Figure II.6 .Schéma fonctionnel général PV avec MPPT

Il existe plusieurs types des convertisseurs DC-DC, parmi lesquels, nous présentons le principe des trois types (BUCK, BOOST et BUCK-BOOST), utilisés fréquemment dans les systèmes photovoltaïques pour générer les tensions et les courants souhaités ainsi que pour l'adaptation des panneaux solaires avec les différentes charges.

III.3.1. Modélisation du convertisseur Boost

Le convertisseur Boost, ou hacheur parallèle, est une alimentation à découpage qui convertit une tension continue en une autre tension continue de plus grande valeur. Il est composé essentiellement d'un interrupteur S (comme IGBT ou MOSFET) et d'une diode D [62], [63]. La figure II. 7 présente le schéma électrique de base du convertisseur Boost.

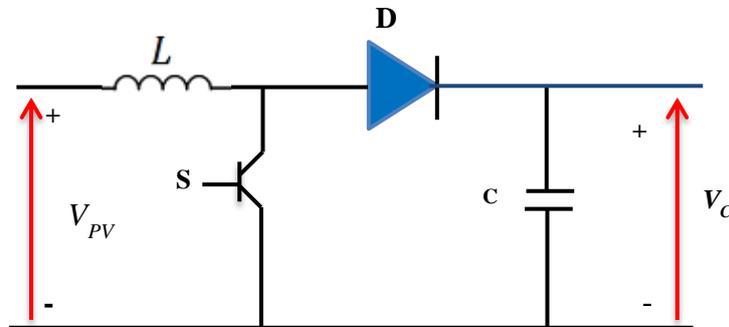


Figure II. 7. Schéma électrique de base du convertisseur Boost

Pour modéliser le convertisseur, on applique les lois de Kirchhoff aux circuits électriques caractérisant les deux séquences de fonctionnement. Lorsque l'interrupteur est en position $S=0$, les équations différentielles peuvent être écrites comme suit:

$$\begin{cases} L \frac{dI_L}{dt} = V_{PV} - V_C \\ C \frac{dV_C}{dt} = I_L - \frac{1}{R} V_C \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

Si le commutateur est en position $S = 1$, les équations différentielles peuvent être exprimées comme suit:

$$\begin{cases} L \frac{dI_L}{dt} = V_{PV} \\ C \frac{dV_C}{dt} = -\frac{1}{R} V_C \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

A partir des deux systèmes d'équations précédents (II.4, II.5), le modèle mathématique du hacheur Boost est déduit :

$$\begin{cases} \frac{dI_L}{dt} = -(1-S) \frac{1}{L} V_C + \frac{1}{L} V_{pv} \\ \frac{dV_C}{dt} = (1-S) \frac{1}{C} I_L - \frac{1}{CR} V_C \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

où C représente la capacité, L l'inductance, R la charge, S Switch, V_C la tension de sortie du convertisseur et I_L le courant de la bobine.

L'équation (II.6) peut se mettre sous la forme d'un système d'équations d'état : $X = \begin{bmatrix} I_L \\ V_C \end{bmatrix}$,

Où X vecteur d'état.

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = AX(t) + BV_{PV}(t) \\ y(t) = CX(t) \end{cases} \quad (II.7)$$

Avec

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{(1-S)}{L} \\ \frac{(1-S)}{C} & -\frac{1}{CR} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \end{bmatrix} \quad C = [1 \quad 0]$$

Le modèle instantané fait apparaître un comportement non linéaire du convertisseur par l'existence de produits entre la commande S et les variables d'états V_C et I_L .

III.3.2. Modélisation du convertisseur Buck

Le convertisseur Buck, ou hacheur série (le convertisseur abaisseur), est une alimentation à découpage qui convertit une tension continue en une autre tension continue de plus faible valeur. Ce type de convertisseur peut être utilisé comme adaptateur source-charge. La structure de base et la topologie de commande du convertisseur abaisseur est représentée sur la figure (II.8) [21].

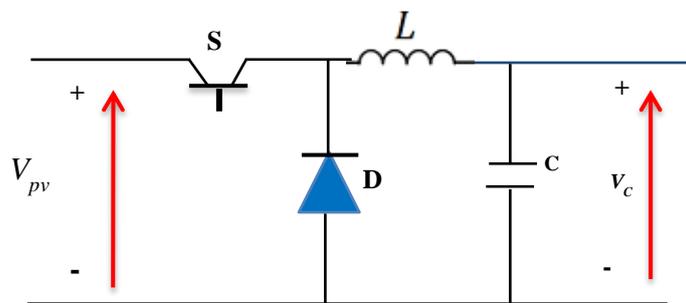


Figure II. 8. Schéma électrique du convertisseur de Buck

L'équation d'état décrivant le convertisseur abaisseur de tension continu est donnée par :

- Lorsque l'interrupteur est en position S=0

$$\begin{cases} L \frac{dI_L}{dt} = V_{PV} - V_C \\ C \frac{dV_C}{dt} = I_L - \frac{1}{R} V_C \end{cases} \quad (II.8)$$

- Lorsque l'interrupteur est en position S=1

$$\begin{cases} L \frac{dI_L}{dt} = -\frac{1}{L} V_c \\ \frac{dV_c}{dt} = \frac{1}{c} I_L - \frac{1}{CR} V_c \end{cases} \quad (\text{II.9})$$

II.3.3. Modélisation du convertisseur Buck-Boost

Le hacheur série parallèle ou inverseur est un convertisseur indirect DC-DC à stockage inductif, son rôle principal est de convertir la tension constante d'entrée en une tension supérieure ou inférieure [64]. La structure de base et la topologie de commande du convertisseur Buck-Boost est représentée sur la figure II.9

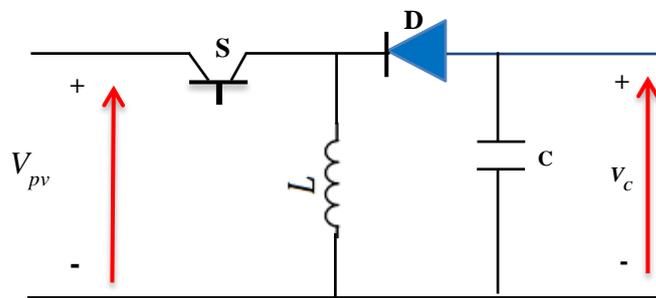


Figure II.9. Schéma électrique du convertisseur de Buck- Boost

L'équation d'état décrivant le convertisseur abaisseur de tension continu est donnée par :

- Lorsque l'interrupteur est en position S=1

$$\begin{cases} \frac{dI_L}{dt} = \frac{1}{L} V_c \\ \frac{dV_c}{dt} = -\frac{1}{c} I_L - \frac{1}{CR} V_c \end{cases} \quad (\text{II.10})$$

- Lorsque l'interrupteur est en position S=0

$$\begin{cases} \frac{dI_L}{dt} = \frac{1}{L} V_{pv} \\ \frac{dV_c}{dt} = -\frac{1}{CR} V_c \end{cases} \quad (\text{II.11})$$

Dans la suite de notre travail, nous allons utiliser un convertisseur DC-DC de type Boost. Ce choix est justifié par sa structure simple et son rapport de transformation en tension le plus élevé par rapport aux autres topologies.

II.4. Algorithme proposé pour la recherche MPP

II.4.1. Modélisation neuronale du Générateur Photovoltaïque GPV

La commande MPPT basée sur les réseaux de neurones est de plus en plus utilisée dans le système photovoltaïque [65], [66], [67],[68],[69]. Cette technique permet d'apporter plus de précision, et d'éliminer les oscillations autour du point de puissance maximale. La construction d'un modèle du générateur photovoltaïque au moyen des réseaux de neurones implique dans un premier temps le choix d'une base de données caractérisée. Dans notre travail pour la commande MPPT, la base de données est constituée des variables d'entrées qui sont la température et l'irradiation, et le courant qui correspond à la puissance maximale pour la sortie du réseau. La procédure de recherche MPP peut être résumée par les étapes suivantes :

II.4.1.1. Détermination de la base de données

Pour toute conception de modèle, la sélection des entrées et des sorties doivent prendre en compte deux points essentiels :

- ✓ Les informations présentées aux entrées doivent être pertinentes et une influence sur la valeur de la sortie.
- ✓ La base de données doit couvrir le maximum d'informations qui serviront à l'apprentissage et au test du réseau de neurones.

Dans notre travail, notre base de données est constituée de différents éclairagements, variant entre 100 W/m^2 et 1000 W/m^2 , et la température variable entre 20C° et 35C° . Sur la base du modèle mathématique du GPV développé en Matlab, et pour chaque donnée d'irradiation nous déterminons la puissance correspondante, ainsi que la tension afin de calculer le courant optimal.

Cette base se met sous forme d'une matrice de (900×2) . Cette dernière constituée la base de données pour l'apprentissage et validation du modèle [70].

II.4.1.2.Élaboration de l'architecture du réseau

Il existe un grand nombre de structures des réseaux. Le choix d'un type dépend essentiellement de la nature des données, ainsi que de la tâche à effectuer. Dans notre cas, nous avons choisi le perceptron-multicouche, qui est composé d' :

- Une couche d'entrée à deux neurones.
- Une couche cachée à quinze neurones.
- Une couche de sortie avec un neurone.

II.4.1.3.Apprentissage

L'entraînement du réseau de neurones sur les bases d'apprentissage permet d'ajuster les poids du réseau jusqu'à l'obtention d'une erreur quadratique très petite. Cette erreur quadratique globale est calculée et utilisée pour corriger les poids de la couche de sortie. L'algorithme de Levenberg -Marquardt qui appartient à la classe des méthodes quasi-newtoniennes est utilisé dans notre travail. Cette technique permet une convergence vers le minimum de la fonction d'erreur plus rapidement.

Le vecteur de sortie calculé par le réseau est comparé au vecteur de sortie désiré. On calcule ensuite une fonction d'erreur correspondant généralement à l'écart quadratique entre la sortie réelle et la sortie désirée. Puis on modifie le coefficient synaptique (poids) de chaque connexion de façon à réduire cette erreur. L'opération est répétée jusqu'à ce que le comportement désiré soit obtenu.

II.4.1.4. Validation du modèle

Une fois que les poids du réseau sont ajustés, on passe à évaluer le réseau sur une base de données test qui n'appartient pas à la base d'apprentissage. Si les performances du réseau ne sont pas satisfaisantes, on passe soit à la modification de l'architecture, soit à l'apprentissage du réseau. Le tableau II.2 représente un ensemble des résultats utilisés, pour l'apprentissage ainsi que l'erreur entre le modèle neuronal obtenu et le modèle mathématique [61] [70],

Tableau. II.2 : la comparaison entre le modèle neuronal obtenu et le modèle mathématique

Irradiation $G \left(\frac{W}{m^2} \right)$	Température (C°)	P_{MPP} (W)	V_{MPP} (V)	I_{MPP} du modèle Mathématique	I_{MPP} a la sortie du RNA	Erreur
1000	25	440	70.64	6.228	6.225	0.003
900	25	393.6	70.64	5.571	5.566	0.005
710	25	304.9	70.64	4.316	4.316	0.000
500	25	207.17	68.99	3.003	2.943	0.06
600	25	253.6	68.99	3.675	3.605	0.07
400	25	160.7	68.99	2.33	2.285	0.04
200	25	69.53	64.19	1.08	1.06	0.02
700	20	305.80	71.39	4.28	4.25	0.03
900	20	400.65	71.38	5.61	5.57	0.04
930	22	412.06	71.38	5.77	5.76	0.01
600	30	249.18	68.99	3.61	3.59	0.02
750	30	318.15	68.99	4.61	4.58	0.03

II.4.2 .Calcul de la commande équivalente

L'optimisation du système photovoltaïque consiste à la maximisation de la puissance du GPV. L'utilisation de la commande basée sur des réseaux de neurones artificiels permet de trouver un signal de référence adéquat, dans notre cas, c'est le courant optimal.

Le schéma du MPPT proposé est représenté sur la figure II.10. Dans ce schéma, le courant optimal est calculé à l'aide d'un réseau de neurones, après apprentissage supervisé et en fonction des entrées, qui sera utilisé par la suite, pour générer le signal de commande du convertisseur et ramener le GPV à travailler autour de sa puissance maximale en utilisant la commande prédictive.

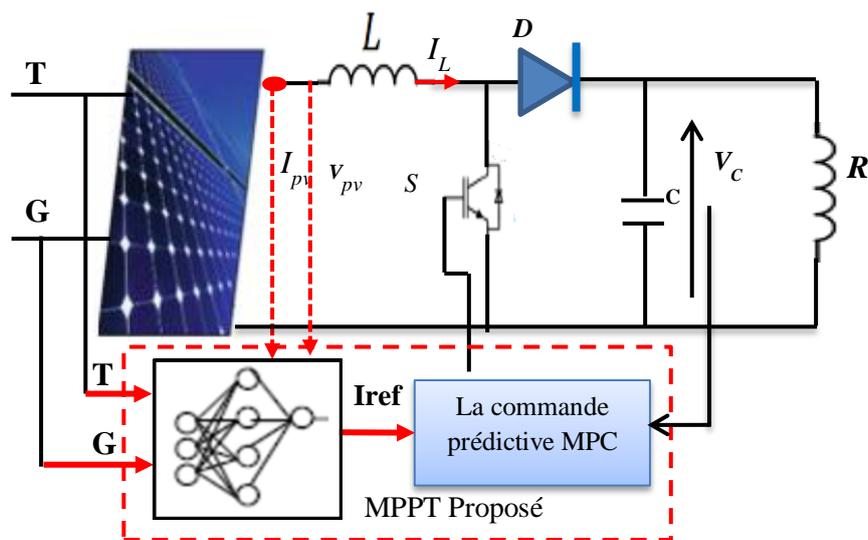


Figure II.10. Schéma bloc du MPPT proposé

II. 4.2.1. Principe de la commande prédictive

La commande prédictive (ou Model Predictive Control MPC) est une technique de commande avancée de l'automatique. Elle est employée dans des applications industrielles et dans des travaux de recherche, afin de répondre aux problèmes de régulation des systèmes soumis aux contraintes. Cette stratégie de commande est fondée sur la résolution répétée d'un problème d'optimisation à chaque pas d'échantillonnage, et sur le principe de l'horizon fuyant, afin de déterminer une séquence optimale de commandes satisfaisant les contraintes du système et les performances formulées à travers un certain critère d'optimisation [71],[72][73].

Le principe de la commande prédictive consiste à optimiser une fonction de coût, qui décrit l'objectif de contrôle sur un horizon de temps fini. Afin de calculer une séquence de commandes qui optimise le critère défini, le contrôleur dispose d'un modèle (mathématique) du processus pour prédire son comportement [74], [75].

La commande prédictive implique la connaissance a priori d'un modèle mathématique, pour un système dynamique. La commande basée sur la prédiction vise essentiellement deux objectifs : la poursuite de trajectoire désirée au cours du temps et la stabilisation autour de cette trajectoire par rejet de perturbation.

Une fois les trajectoires de référence définies, un processus de calcul en temps réel est établi à chaque période d'échantillonnage. L'algorithme calcule les variables de sortie sur un horizon de prédiction de sortie. Également, cet algorithme veille à la minimisation d'un critère quadratique à horizon fini basé sur les erreurs de prédiction futures. Ces erreurs sont l'écart entre la sortie prédite du système et la consigne future dans le but de calculer les futures séquences de commande sur un horizon de commande.

L'algorithme est répété à la prochaine période d'échantillonnage selon le principe de l'horizon fuyant. Le principe est illustré par la figure II.10 suivante [76],[77][78].

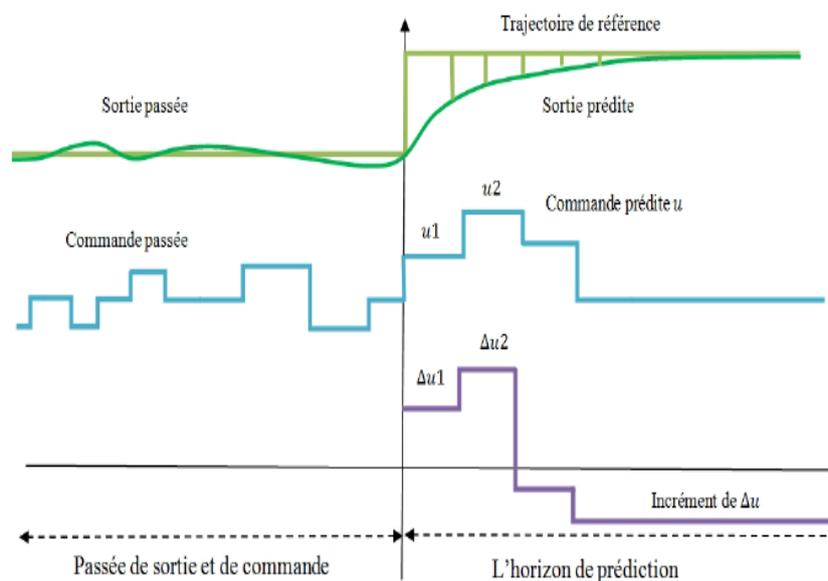


Figure II.11 : Schéma illustrant la prédiction de la sortie et de la commande sur un horizon prédéfini [76]

II.4.2 .2. Calcul de la commande prédictive dans les systèmes photovoltaïques

Le but de la commande est de conduire une variable du système $y(t)$ le plus près possible d'une valeur de référence souhaitée $y^*(t)$ par l'action de commande $u(t)$. Une fonction de coût g qui dépend de l'objectif de la commande peut être définie.

L'état optimal de commutation qui minimise la fonction de coût est sélectionnée et appliquée directement au convertisseur. En résumé, la conception de la commande prédictive est réalisée selon les étapes suivantes :

Etape1 :

La commande prédictive exploite la structure d'un modèle à temps discret afin de prédire son comportement futur. Afin de discrétiser le modèle de système, la méthode d'approximation d'Euler est utilisée en raison de sa simplicité, il donne également une précision acceptable qui est nécessaire pour des bonnes performances. Selon cette approche, nous avons la forme de temps discret du système comme suit [70],[73]:

$$\frac{dx(t)}{dt} \approx \frac{x(k+1)-x(k)}{T_s} \quad (\text{II. 12})$$

Où T_s est le temps d'échantillonnage, $x(k+1)$ et $x(k)$ sont la valeur de la variable d'état dans le prochain temps d'échantillonnage et à l'état actuel, respectivement. L'application de cette approximation sur l'équation (II.6) , nous donne :

$$I_L(k+1) = I_L(k) - (1-S)\frac{T_s}{L}V_c(k) + \frac{T_s}{L}V_{pv}(k) \quad (\text{II. 13})$$

$$V_c(k+1) = V_c(k) + (1-S)\frac{T_s}{C}I_L(k) + \frac{T_s}{RC}V_c(k) \quad (\text{II.14})$$

Etape2 :

Prédire la valeur future des variables basées sur les modèles à temps discret, qui seront comparées par la suite avec leurs références à l'aide d'une fonction de coût g pour minimiser l'erreur entre le courant de référence et le courant prédit [77],[79] comme suit :

$$g = I_L(k+1) - I_{ref}^*(k+1) \quad (\text{II.15})$$

Le même concept a été utilisé dans [80], cette fois-ci la fonction du coût minimise l'erreur quadratique du courant. L'objectif de l'optimisation de la fonction coût est de sélectionner la valeur du coût g aussi près que possible de zéro.

Etape3

En dernière étape l'état optimal de commutation qui minimise la fonction de coût est choisie puis appliquée au convertisseur au moment du prochain instant d'échantillonnage. La figure II.12 représente l'algorithme utilisé dans la commande prédictive.

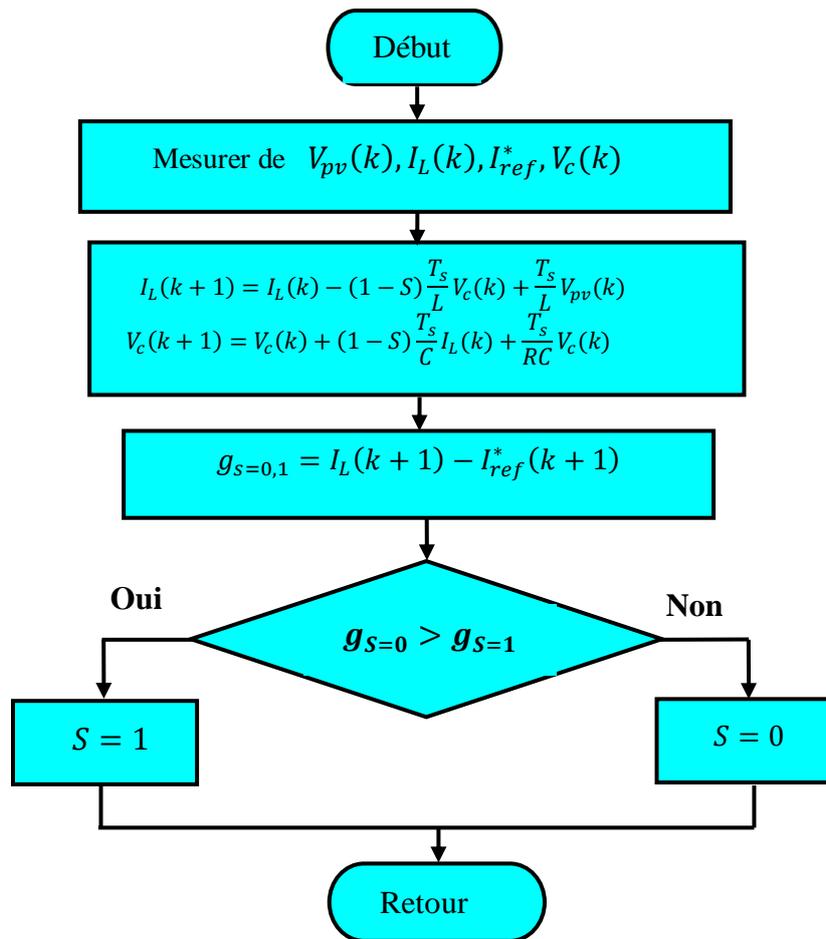


Figure II.12. L'algorithme de la commande prédictive [70], [77].

II.4.3. Amélioration de la commande prédictive

Notre contribution est d'élaborer une amélioration de la commande prédictive en utilisant le filtre de KALMAN pour les systèmes de production d'énergie photovoltaïque. La technique d'observation de KALMAN ou simplement le filtre KALMAN (KF) également connu sous le nom l'Estimateur Linéaire Quadratique est un estimateur optimal, récursif [71] permettant d'estimer les états d'un système à partir d'une série de mesures bruitées. Cela signifie que pour estimer l'état courant d'un système, l'estimation de l'état précédent et des mesures actuelles sont nécessaires. Le principe d'un tel filtre repose sur un modèle à variables d'états basé sur deux équations :

- L'équation récursive de modélisation du processus (vecteur d'état) discret, dite équation d'état ou équation de transition ;
- L'équation de mesure du processus (vecteur de mesure).

II.4.3.1. Le Filtre de KALMAN

Nous considérons, dans un premier temps, les équations de base du filtre de KALMAN qui sont données comme suit [70] :

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + w_k \\ y_k = C_k x_k + V_k \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

Avec :

x_k : Vecteur d'état à l'instant k qui inclut les quantités à estimer ;

A_k : Matrice de transition, elle décrit l'évolution du vecteur d'état de l'instant $(k-1)$ à l'instant k ;

B_k Matrice de commande à l'instant k dépendante de la modélisation du système ;

C_k : Matrice d'observation. Elle est fait le lien entre les paramètres du système et les mesures.

u_k : Vecteur représentant les commandes appliquées au système à l'instant k ;

w_k Bruit de modélisation lié à l'incertitude que l'on a sur le modèle de processus.

Ces variables représentent toute l'information aléatoire relative au système c'est-à-dire, les perturbations extérieures mais également les erreurs de modélisation. Ces perturbations sont supposées être indépendantes, blanches, gaussiennes, de moyenne nulle, de matrice de covariance finie.

L'objectif est de déterminer une estimation récursive des x_k à partir des mesures y_k et du modèle de génération du processus. L'estimation optimale consiste à trouver la meilleure estimation \hat{x}_k de l'état x_k en minimisant un critère qui est la variance de l'erreur d'estimation.

II.4.3.2. Calcul de la commande équivalente

Étant donné que la commande prédictive utilise le domaine discret, il est nécessaire de calculer le modèle à temps discret du convertisseur. Pour une période d'échantillonnage T_s donnée, la discrétisation de (II.7) est donnée comme suit [70] :

$$X(k+1) = A_1 x(k) + B_1 V_{pv}(k) \quad (\text{II.17})$$

Avec :

$$A_1 = (I + A.T_s), \quad B_1 = B.T_s$$

La figure II.13 illustre le schéma principal de l'utilisation de la commande prédictive avec le filtre de KALMAN pour le Boost convertisseur.

La structure de filtre KALMAN est donnée par l'équation suivante :

$$K_{i+1} = P_{i+1} C_k^T (C_k P_{k+1} C_k^T + R)^{-1} \tag{II.18}$$

Le gain de KALMAN est calculé sur la base des matrices [81]. Les perturbations estimées, fournies par le filtre résultant, peuvent être utilisées pour supprimer leur influence sur la tension de sortie. À cette fin, les états estimés, \tilde{I}_L et \tilde{V}_C , sont utilisés comme entrées du contrôleur, au lieu des états mesurés, I_L et V_C .

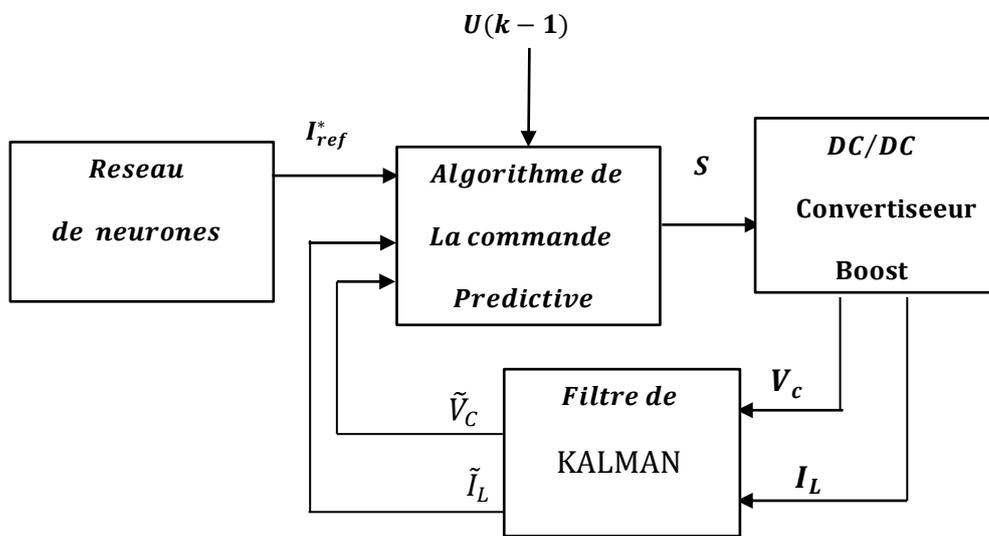


Figure II.13. Schéma principal de l'utilisation de la commande MPC avec le filtre de KALMAN [70]

II.5. Résultats de simulations numériques

La nouvelle technique MPPT développée apporte une amélioration sur la commande MPPT qui existe dans la littérature. Les entrées de la commande sont, comme nous l'avons expliqué précédemment, la température et l'irradiation (T, G) . Le programme donne directement le courant optimal (I_{mpp}) et ce dernier sera utilisé par la commande prédictive pour générer le signal de commande de convertisseur Boost et ramènera le GPV à travailler autour de sa puissance maximale. Les paramètres de convertisseur Boost sont : $L = 15\text{ mH}$, $C = 1000\text{ }\mu\text{F}$, et la résistance de la charge est fixée à $R = 30\text{ }\Omega$. La figure II.10 illustre le schéma de la chaîne de conversion PV à étudier.

Le générateur PV utilisé dans cette partie est une combinaison de deux modules en série et deux en parallèle, dont la puissance maximale produite est de 440W. La figure (II.5) représente les caractéristiques $P(V)$ et $I(V)$ associant deux modules en série et deux en parallèle pour différents éclairagements à une température donnée de 25°C .

Pour mieux éclairer notre contribution, de nombreuses simulations vérifiant les cas possibles de fonctionnement ont été effectuées avec les variations des conditions climatiques. Ainsi, une étude comparative avec d'autres algorithmes comme perturbation et observation (P&O), réseau de neurones avec contrôleur PI (NN-PI) et réseau de neurones avec la commande prédictive (NN-MPC). Les simulations présentées ci-dessous constituent quelques exemples.

- **Test1 : Ensoleillement fixe (1000 W/m²) et température fixe (25 °C)**

Les figures (II.14) (II. 15), (II.16) montrent les résultats de simulation de la méthode proposée avec d'autres algorithmes. Nous constatons d'après les résultats de simulation qu'il existe une oscillation pour les différentes grandeurs à cause des techniques de MPPT qui oscillent également autour du point de puissance maximale.

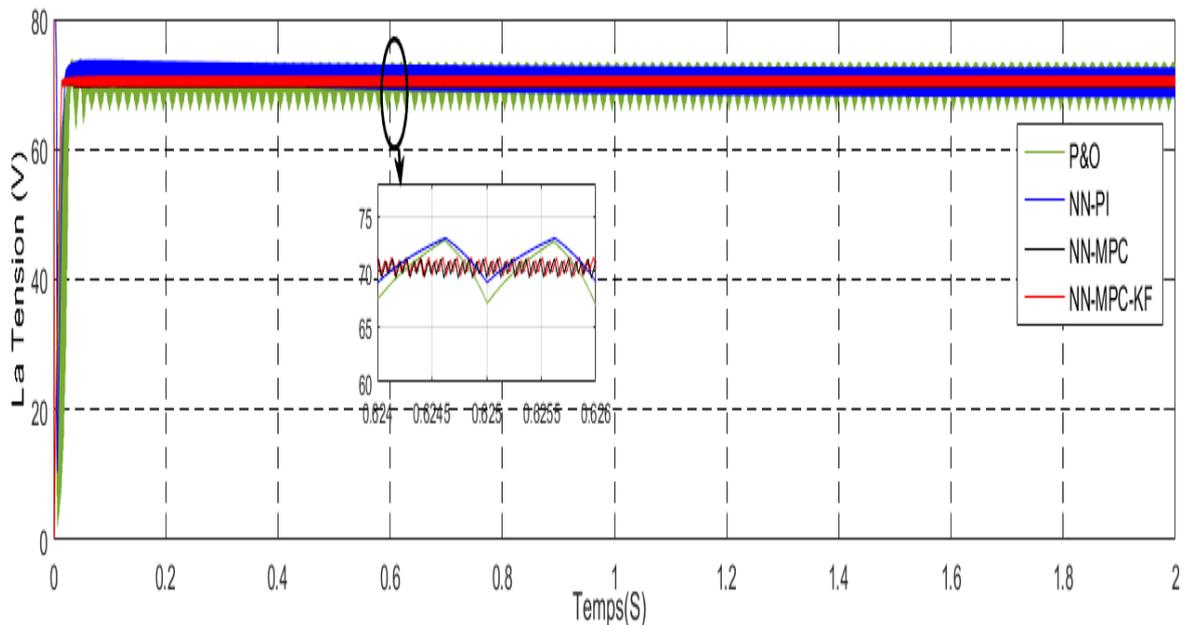


Figure II.14 : La tension GPV pour différents MPPT sous un éclairage constant et une température constante.

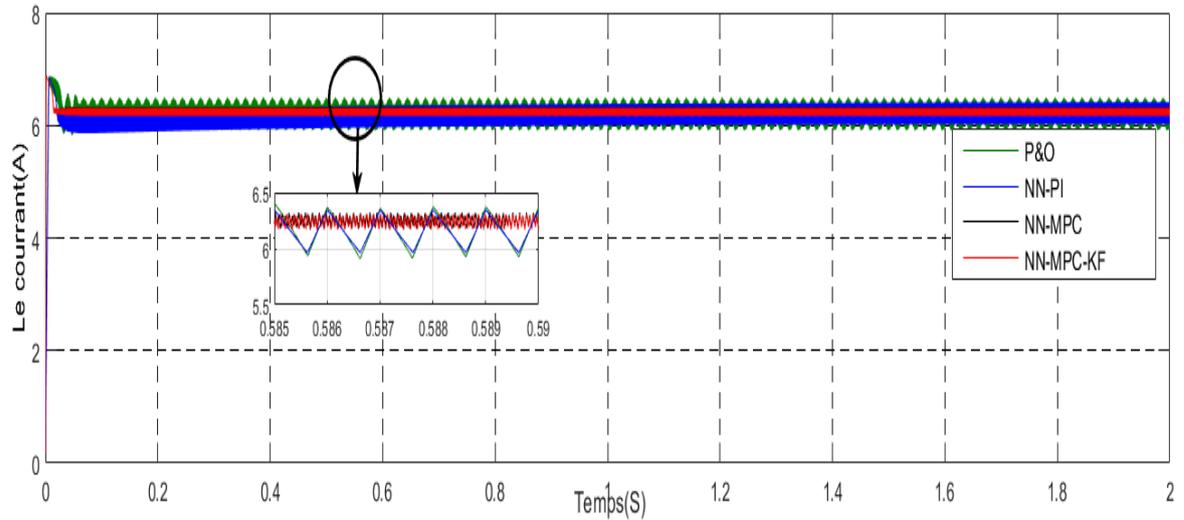


Figure II.15 : Le courant GPV pour différents MPPT sous un éclairage constant et une température constante.

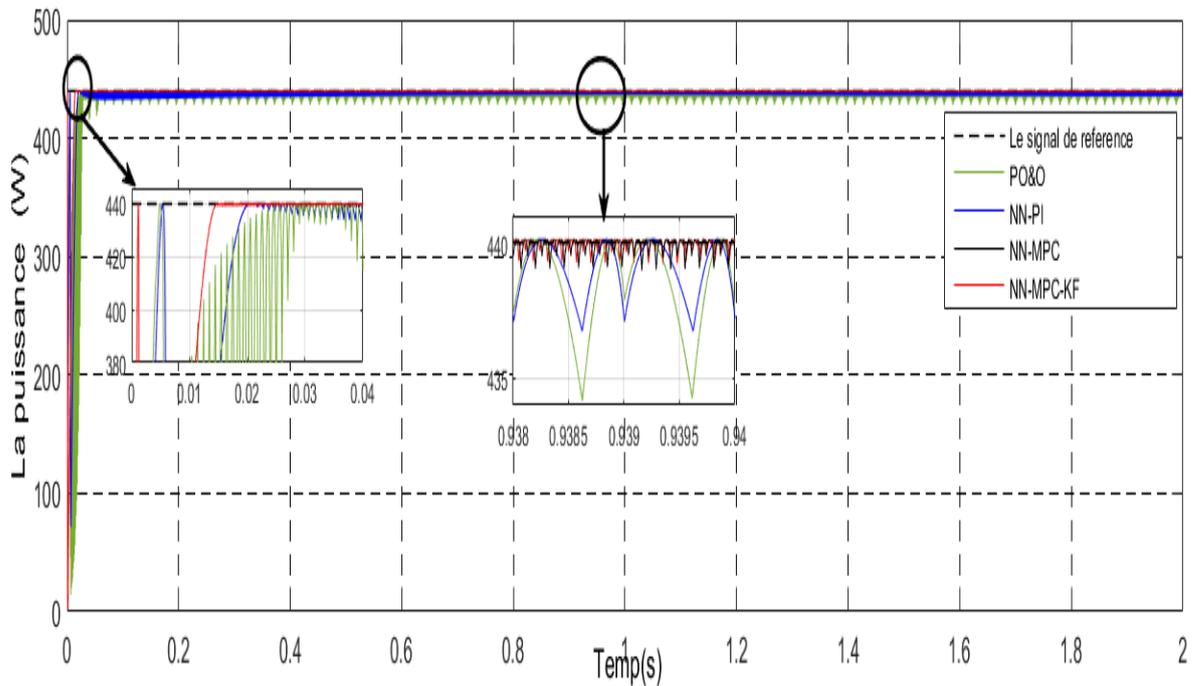


Figure II.16 : Puissance GPV pour différents MPPT sous un éclairage constant et une température constante.

Nous pouvons de plus remarquer aussi d’après les résultats obtenus, que la poursuite du MPP est acceptable pour tous les algorithmes cités précédemment. Toutefois la réponse fournie par l’algorithme proposé est nettement meilleure comparativement aux autres algorithmes. Il apparaît clairement dans la figure (II.16) que l’algorithme proposé suit le MPP rapidement et avec une précision élevée.

- **Test2 : ensoleillement variable et température fixe (25 °C)**

L'ensoleillement est modifié pour tester le fonctionnement de nos contrôleurs proposés dans diverses conditions climatiques. On adopte un profil de variation présenté sur la figure II.17 pour mieux décider sur les performances de la technique en régime statique et dynamique.

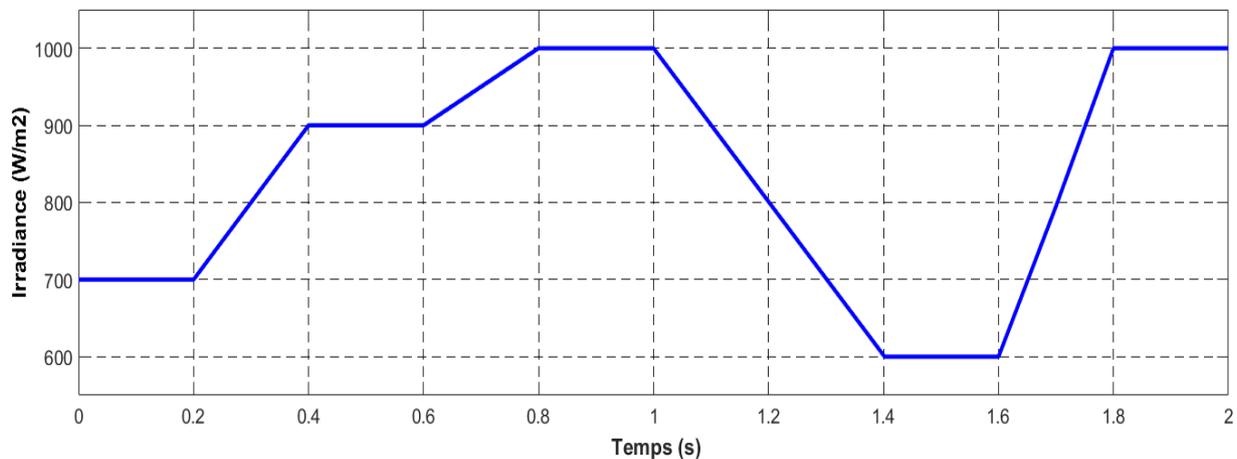


Figure II.17 : Profil d'irradiation

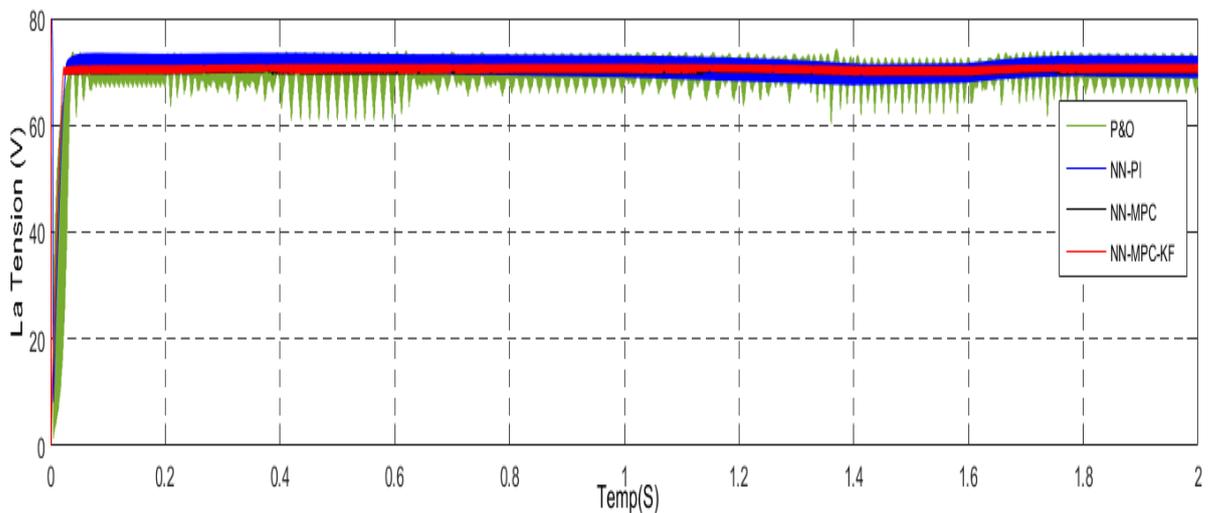


Figure II.18 : La tension GPV pour différents MPPT sous un éclairage variable et une température constante

Les figures II.18, figure II.19 montrent les résultats de simulation de tension ainsi que le courant pour différents MPPT sous un éclairage variable et température constante. La figure II.20 montre une comparaison de la poursuite du MPP de la méthode proposée avec d'autres techniques. On peut nettement observer que la poursuite de MPP est acceptable pour tous les algorithmes cités précédemment. Toutefois la réponse fournie par l'algorithme proposé suit le MPP rapidement et avec une précision élevée. Nous remarquons que juste au début, la méthode proposée peut localiser le MPP avant d'autres méthodes avec un temps de 19m s

seulement, et 27 ms pour P&O et 23 ms pour NN-PI. Cela montre l'avantage de la commande prédictive. Le tableau II.3 montre une comparaison des performances des commandes des techniques utilisées.

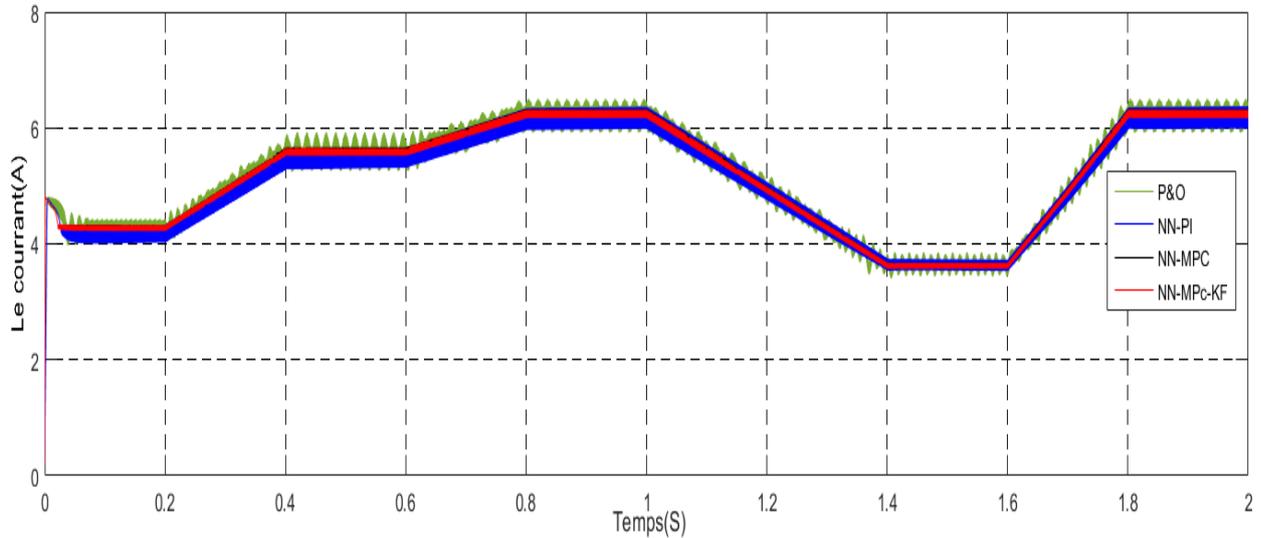


Figure II.19 : Le courant de GPV pour différents MPPT sous un éclairement variable et une température constante

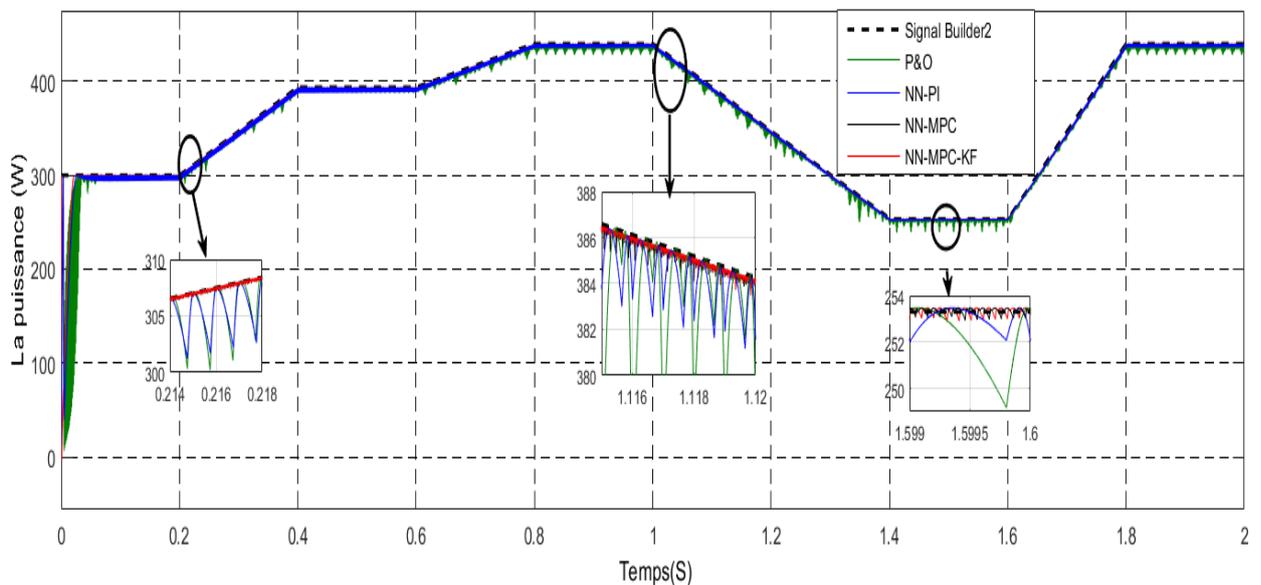


Figure II.20: Comparaison de la puissance GPV entre la méthode proposée et d'autres techniques sous un éclairement variable et une température constante.

La figure II.21 montre l'amélioration portée par la nouvelle méthode proposée par rapport à la méthode (NN-MPC) en termes de puissance. L'algorithme suit le MPP dans tous les cas, avec de meilleures performances et surtout lors de la montée ou descente de

l'éclairément .De plus, une nette amélioration est constatée dans l'amplitude d'oscillation autour du MPP.

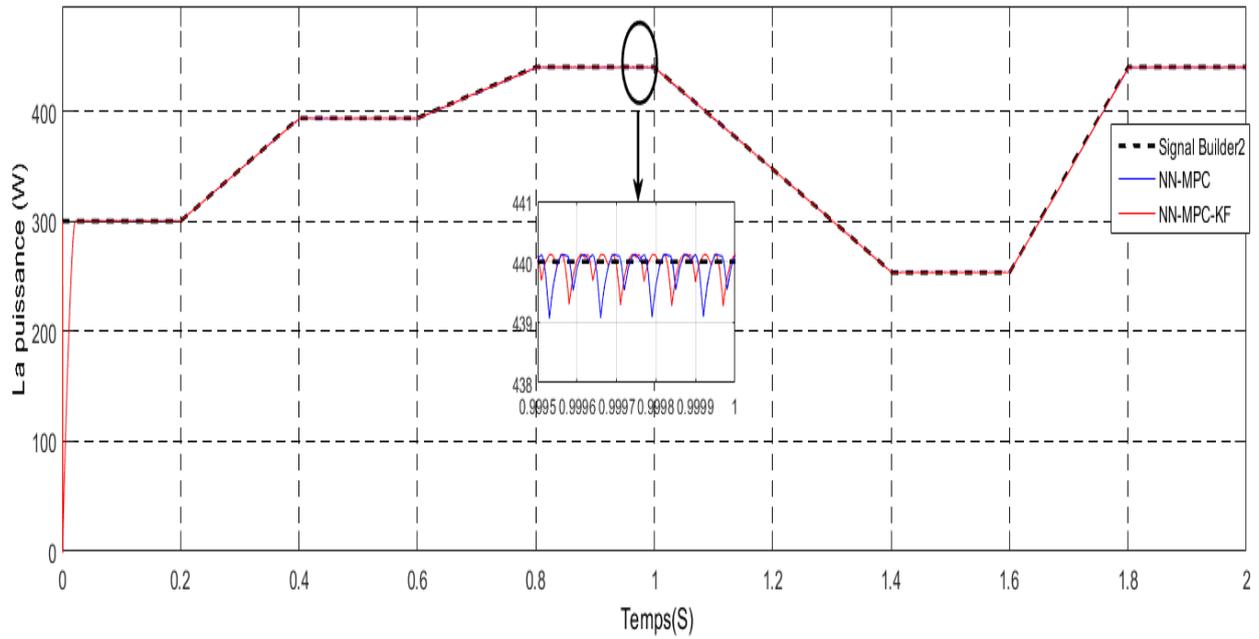


Figure II.21: Comparaison de la puissance GPV entre la méthode proposée et la méthode (NN-MPC)

Tableau II.3: Comparaison des performances des commandes des techniques utilisées

Méthodes	performances	Irradiation	Irradiation	Irradiation	Irradiation	Irradiation
		700 W/m ²	900 W/m ²	1000 W/m ²	600 W/m ²	1000 W/m ²
P&O	Temps de réponse (ms)	62	15	4	2	5
	Oscilation du puissance (W)	18	18.32	15	5.5	12.5
NN – PI	Temps de réponse (ms)	35	6	3	1	3
	Oscilation du puissance (W)	6	2.8	2.1	1.3	1.8
NN – MPC	Temps de réponse (ms)	20	3	2	1	3
	Oscilation du puissance (W)	0.4	0.9	0.65	0.56	0.59
Proposed MPPT	Temps de réponse (ms)	19	3	2	1	2
	Oscilation du puissance (W)	0.38	0.85	0.45	0.40	0.65

• **Test 3 : Ensoleillement variable et température variable**

Le troisième test porte sur la comparaison des performances des méthodes MPPT sous différentes conditions atmosphériques. Par conséquent, pour la simulation, nous gardons le même profil d'irradiation dans le test 2, et pour la température, nous adoptons le profil de variation présenté sur la figure II.22.

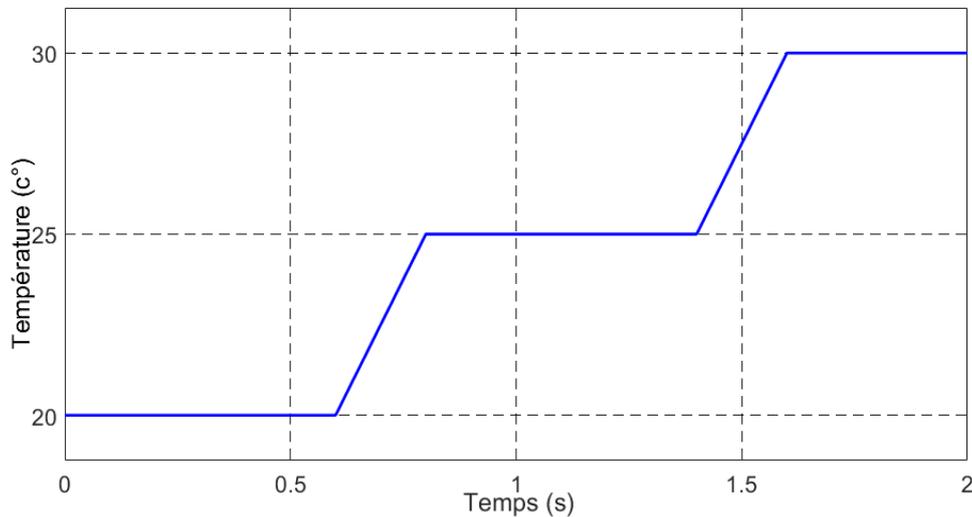


Figure II.22 : Profil de Température

La figure II.23, montre les résultats de simulation pour différents MPPT sous un éclairement variable et une température variable. D'après cette figure, on remarque que l'algorithme proposé est capable toujours de suivre la variation de l'éclairement et de la température afin d'atteindre le MPP. Le tableau II.4 montre une comparaison du rendement des commandes utilisées pour les trois tests.

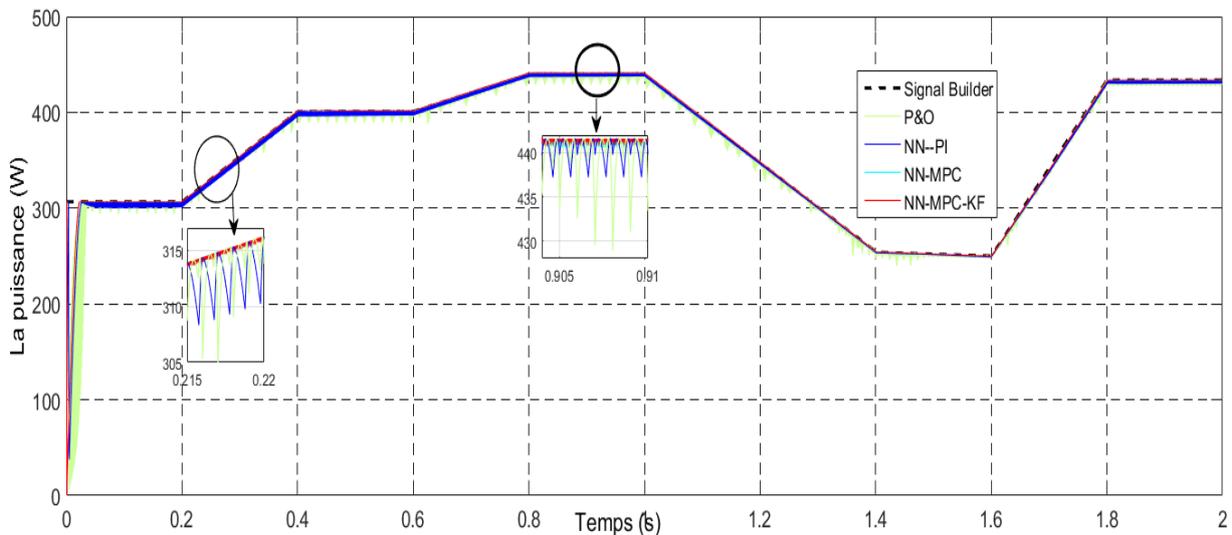


Figure II.23 : Comparaison de la puissance GPV entre la méthode proposée et d'autres techniques sous un éclairement et température variables.

Tableau II.4: Comparaison des performances des commandes des techniques utilisées.

Précision de suivi η (%)	Test 1	Test 2	Test 3
P&O	97%	0.96%	0.96%
NN – PI	99%	98%	98%
NN – MPC	99%	99%	99%
La méthode proposée	99%	99%	99%

II.7. Conclusion

La poursuite du point de puissance maximale est une stratégie très importante pour tirer le maximum de puissance du panneau PV et d'augmenter le rendement de l'installation PV. Dans ce chapitre, la modélisation de la chaîne de conversion photovoltaïque et du convertisseur est présentée. Par la suite, la nouvelle technique de poursuite MPP est proposée, qui est basée sur les réseaux de neurones et la commande prédictive qui est améliorée par un filtre de KALMAN.

Les résultats de simulation obtenus montrent que le système commandé par le réseau de neurones et la commande prédictive est plus performant non seulement pour la poursuite du point de puissance maximale mais aussi pour le temps de réponse. D'après les résultats de simulation obtenus, nous pouvons conclure que le convertisseur DC-DC muni d'une commande MPPT permet de suivre le PPM du générateur photovoltaïque quel que soit la variation des conditions de fonctionnement uniforme. Le chapitre suivant sera consacré à l'étude d'un système photovoltaïque dans des conditions de fonctionnement avec l'ensoleillement non uniforme (en cas de présence d'ombrage partiel).

Chapitre III

Conception des commandes MPPT dans le cas d'ombrage partiel

III.1. Introduction

Dans le chapitre précédent, on a supposé que toutes les cellules du champ PV sont identiques et soumises aux mêmes conditions de fonctionnement d'ensoleillement et de température, mais en réalité dans les conditions réelles de fonctionnement, les cellules ne sont pas uniformément éclairées. Ceci par l'effet d'ombrage partiel causé par l'ombre des arbres ou des maisons, les salissures ou les neiges par exemple. Ce phénomène provoque l'apparition d'une surchauffe, pour cela la cellule présente un point chaud (Hot Spot). Pour remédier à ce phénomène, nous équipons les panneaux photovoltaïques des diodes by-pass qui ont pour rôle de protéger les cellules qui deviennent passives. Avec cette solution, la courbe des caractéristiques de GPV présente plusieurs points de puissances maximales locaux (LPPM) et un seul PPM global (GPPM). Les techniques de poursuite MPPT classiques peuvent être bloquées dans le LPPM, et par conséquent, provoque une perte de puissance dans le système photovoltaïque [82], [83][84].

Afin de contourner les effets d'ombrage partiel sur les systèmes PV, plusieurs solutions pour MPPT sont citées dans la littérature. Dans ce sens, ce chapitre a pour but de marquer l'effet de l'ombrage partiel sur le système photovoltaïque. Après avoir présenté brièvement l'effet d'ombrage sur un générateur photovoltaïque, nous ferons un tour d'horizon des algorithmes MPPT actuellement utilisés. Par la suite, deux méthodes sont proposées afin de détecter le point de puissance maximale dans un système photovoltaïque sous différentes conditions climatiques et minimiser ces pertes de puissance.

III.2. Effet d'éclairement non homogène sur le GPV

En général les installations photovoltaïques dans un milieu urbain sont soumises à des phénomènes d'ombrage partiel ou temporaire, tels que ceux liés aux feuilles d'arbres, des déjections d'oiseaux, la salissure (polluants émis par des activités humaines et atmosphériques), aussi la présence des cheminées, ou bien même une partie de construction, qui peuvent conduire à une réduction de l'ensoleillement. Ceci a pour conséquence une perte de puissance des modules [83], [84]. Cette perte de puissance varie en fonction de la densité de l'obstacle.

À cet effet, pour étudier le phénomène de l'ombrage partiel, nous avons choisi le cas de trois GPV, chacun étant capable de fournir une puissance crête de 440 W dans les conditions standards. On fixe la température à la valeur de référence et on met les trois modules à des éclairagements constants mais différents. Le premier est soumis à 1000 W/m^2 , le second à 800 W/m^2 et le dernier à 600 W/m^2 .

On refait le test en considérant un éclairement constant et homogène de 1000 W/m^2 , c'est-à-dire les trois modules ombragés deviennent bien éclairés (figure III.1). L'influence de l'ensoleillement non homogène sur les caractéristiques (P-V) est illustrée dans la figure III.2.

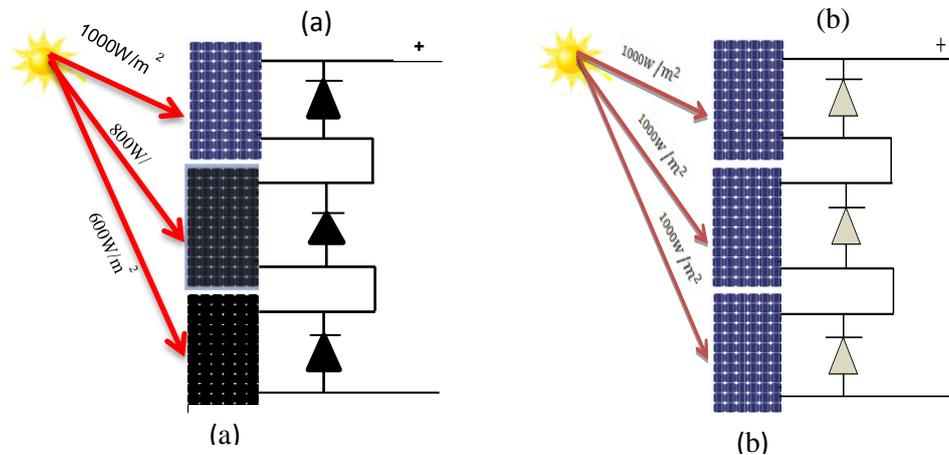


Figure III.1 Configurations PV avec et sans l'ombrage partiel.

(a) avec l'ombrage partiel , (b) sans l'ombrage partiel

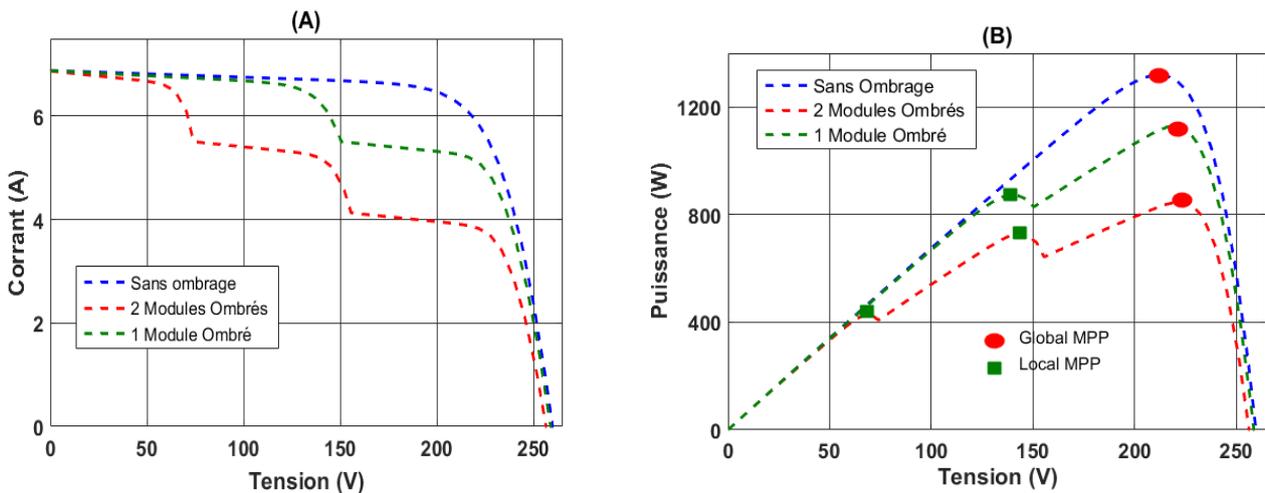


Figure III.2. Caractéristiques (I-V) et (P-V) en fonctionnement normal et sous ombrage partiel

Les caractéristiques du GPV qui subissant un ombrage partiel ont une déformation en comparant avec celles dans le cas normal (Figure III.2). On constate aussi l'existence des multiples points de puissance maximale (deux MPP locaux et un MPP global). Pour la même structure des panneaux et dans les mêmes conditions climatiques, la puissance maximale dans le mode normal est de 1320 W et dans le cas d'ombrage est de 848.2 W pour PPM global, ce qui se traduit par une diminution de la puissance fournie d'environ 471.8 W .

Les techniques MPPT classiques telles que la perturbation et l'observation (P&O), incrémentation et de la conductibilité (InCond) et la tension de circuit ouvert fractionné sont relativement simples et pratiques à mettre en œuvre, mais elles présentent des performances moyennes dans le cas d'un ombrage partiel ce qui affecte le rendement du système photovoltaïque. Or, elles ne sont pas en mesure d'extraire le point de puissance globale ce qui entraîne encore des pertes de puissance. Pour faire face au problème de présence de multiples maxima sur la caractéristique du générateur photovoltaïque, un certain nombre des travaux ont été proposés dans la littérature. Dans cette section, nous discuterons quelques travaux effectués par différents chercheurs en lien avec la solution concernant la MPPT cas d'un ombrage partiel.

III.3. Synthèse des commandes du système photovoltaïque dans le cas d'ombrage partiel

Pour faire face au problème de présence de multiples maxima sur la caractéristique du générateur photovoltaïque, un certain nombre de travaux ont été proposé pour l'adaptation des algorithmes classiques. Parmi eux, nous citons l'algorithme incrémentation et de la conductibilité modifié proposé, dans [85]. L'algorithme proposé est basé sur le suivi de la courbe P(V) en tant que combinaison en déplaçant le point de fonctionnement d'une région à une autre. D'autres travaux ont proposé l'utilisation des techniques issues de l'intelligence artificielle comme un contrôleur MPPT basé sur un Takagi-Sugeno fuzzy à une entrée avec trois variables linguistiques et trois règles dans [86]. D'autres approches pour le traitement du problème de poursuite d'un maximum global consistant en l'utilisation des méthodes méta heuristiques.

Les méta- heuristiques sont une famille d'algorithmes stochastiques destinés à résoudre des problèmes d'optimisation difficiles. Elles sont souvent inspirées par des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique, en biologie de l'évolution, ou encore en éthologie. Ces méthodes présentent l'avantage d'être généralement efficaces, sans pour autant que l'utilisateur n'ait à modifier la structure de base de l'algorithme qu'il utilise. De nos jours, plusieurs méthodes de suivi du point de puissance maximale globale (GMPPT) ont été proposées. Parmi elles, nous citons l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO en anglais) (Particle Swarm Optimization). Il est largement utilisé pour le suivi des GMPP dans les systèmes photovoltaïques, il est basé sur une « population » de solutions candidates pour déterminer une solution optimale du problème posé. Inspiré par le comportement social des nuées des oiseaux ou des bancs de poissons, il s'est avéré robuste pour résoudre des problèmes d'optimisation non linéaire continue [87], [88],[89].

Néanmoins, le PSO présente certains inconvénients comme un temps de stabilisation plus long, de large oscillation de puissance, ainsi il peut être bloqué dans le maximum local au lieu

du maximum global. Il est donc essentiel de développer d'autres algorithmes MPPT pour plus de rapidité de convergence vers GMPP. Une autre méthode MPPT a été proposée dans [90] : cette méthode est basée sur un algorithme de recherche gravitationnel amélioré (IGSA). Le poids dynamique a été ajouté dans le facteur de changement de la constante de gravité et les facteurs connexes de mémoire et d'échange d'informations sur la population ont été ajoutés dans la formule de mise à jour de la vitesse des particules. Les résultats ont montré que l'algorithme, IGSA possède de meilleures performances en termes de temps de suivi et de précision que l'algorithme PSO.

Récemment, l'algorithme d'optimisation des baleines (WOA) a été développé par (Mirjalili et al. 2016). WOA est inspiré d'un comportement de chasse particulier des baleines à bosse. L'algorithme d'optimisation des baleines est utilisé dans [91], pour tester des configurations de réseaux photovoltaïques pour différents modèles d'ombrage. D'autres travaux ont appliqué d'autres techniques d'optimisation, parmi ces travaux de recherche, on peut citer : la méthode Salp Swarm Optimization (SSO) [92],[93], Beta Algorithme [94], Cuckoo Search [95], etc.

Ces méthodes utilisent de manière régulière les différents points de fonctionnement pour pouvoir poursuivre efficacement le maximum global, ce qui se traduit par un processus d'optimisation coûteux en temps. De plus, ces méthodes peuvent présenter de nombreuses faiblesses et offrent des résultats peu fiables. L'autre problème commun de ces approches est leurs risques d'instabilité, en particulier lors de changements rapides des conditions environnementales. Afin d'éviter de tels problèmes, ces algorithmes doivent être correctement ajustés. Ajoutons également, les limitations spécifiques telles que la lenteur de la convergence et les calculs mathématiques longs et complexes. Ces méthodes souffrent des problèmes de convergence en cas de choix inapproprié des paramètres initiaux et des paramètres limites.

Récemment, les techniques MPPT dites hybrides ont été développées. Ces techniques consistent à la combinaison de deux techniques MPPT individuelles dont l'objectif de profiter des avantages de l'une et de l'autre tout en éliminant leurs inconvénients. Les méthodes hybrides surpassent dans leurs performances celles individuelles aussi bien en précision et rapidité qu'en poursuite du GMPP (Global Maximum Power Point) sous ombrage partiel, sans complexité additionnelle. Parmi ces techniques, nous citons à titre d'exemple, l'optimisation par essaim de particules (PSO) combiné avec la méthode de perturbation et d'observation (P&O). Dans cette technique, PSO est activé pour rechercher la zone du pic global. Par la suite, P&O est utilisé après la convergence, ce qui permet de réduire la durée de l'intervalle de recherche GMPP [96].

D'autres techniques pour le traitement du problème de poursuite d'un maximum global consistent à l'utilisation des techniques issues de l'intelligence artificielle. Un contrôleur MPPT basé sur un réseau de neurones et PSO est proposé dans [97], dans cette méthode hybride, le réseau de neurones est utilisé pour déterminer la position initiale des particules de PSO, ce qui

qui permet de réduire le temps de recherche ainsi que le temps de calcul. Dans le même contexte, dans [98], le contrôleur MPPT proposé utilise la logique floue et l'algorithme d'optimisation des loups gris (GWO).

Par conséquent, des nouvelles méthodologies de poursuite du point de puissance maximale globale sont encore les bienvenues afin de mieux relever le défi présenté par l'ombrage partiel. Les auteurs dans [99], donnent un aperçu général de 62 méthodes. Pour le traitement du problème de poursuite d'un maximum, il s'avère que les méthodes d'optimisation méta heuristiques peuvent être une alternative intéressante. L'apport majeur de ce travail est de proposer l'algorithme GMPPT pour traiter le problème de poursuite d'un maximum global dans le cas d'ombrage partiel. Deux Algorithmes seront proposés, par la suite une étude analytique comparative sera effectuée afin de mettre en évidence les performances dynamiques de ces algorithmes.

III.4. Algorithmes proposés pour la recherche du GMPP dans le cas d'ombrage partiel

III.4.1. L'algorithme d'incrément de la conductibilité -Optimisation par essaim de particules (IncCond-PSO)

Notre objectif est de trouver la puissance maximale du système photovoltaïque dans des conditions d'ombrage partiel. Le premier algorithme proposé consiste en combinaison de deux techniques MPPT individuelles qui sont l'algorithme d'incrément de la conductibilité (IncCond) et l'optimisation par essaim de particules (PSO), afin de calculer le courant au point de puissance maximale. Ce courant sera utilisé pour générer le signal de commande de convertisseur et ramener le GPV à travailler autour de sa puissance maximale en utilisant la commande prédictive présentée dans le chapitre précédant (figure III.3).

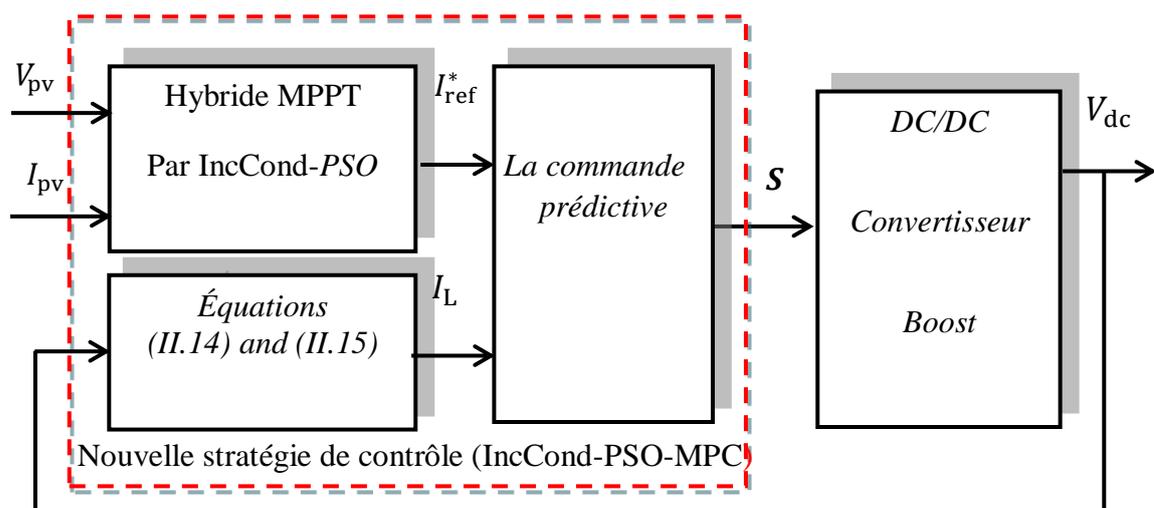


Figure III.3. Stratégie de la méthode GMPPT proposée

III.4.1.1. Algorithme d'incrémentement de la conductibilité

Cette technique est basée sur la variation de la conductance du GPV et son influence sur la position du point de fonctionnement (voir le chapitre 1). Cette méthode continue de poursuivre le MPP dans le bon sens même sous une variation rapide de l'ensoleillement, mais le problème est toujours l'oscillation de la puissance autour du MPP. En plus cette méthode peut converger vers un minimum local dans le cas d'un ombrage partiel. Pour cela que nous proposons une combinaison de la méthode Optimisation par Essaim de Particules pour la poursuite du MPP Global.

III.4.1. 2. L'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO)

L'optimisation par essaim de particules (OEP), ou Particule Swarm Optimization (PSO) en Anglais, est un algorithme évolutionnaire qui utilise une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Cet algorithme est proposé par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995[95]. L'essaim de particules correspond à une population d'agents simples, appelés particules, chaque particule est considérée comme une solution du problème, où elle possède une position et une vitesse. De plus, chaque particule possède une mémoire lui permettant de se souvenir de sa meilleure performance [100]. La position de chaque particule est affectée à la fois par la position la plus optimiste lors de son mouvement et la position de la particule la plus optimiste dans ses environs.

La mise à jour de la position $X_i(k)$ et la vitesse $V_i(k)$ d'une particule est représentée par les équations (III.1) et (III.2) [87], [100].

$$V_i(k + 1) = \omega V_i(k) + C_1 r_1 (P_{best,i} - X_i(k)) + C_2 r_2 (G_{best} - X_i(k)) \quad (III.1)$$

$$X_i(k + 1) = X_i(k) + V_i(k + 1) \quad (i = 1, 2, \dots, \dots, N) \quad (III.2)$$

Où ω est le coefficient d'inertie, C_1 et C_2 sont des coefficients constants fixés par l'utilisateur, r_1 et r_2 sont des nombres aléatoires dans la plage [0 1]. $P_{best,i}$ est la meilleure solution trouvée jusqu'à l'instant t et G_{best} est la meilleure solution connue de tout l'essaim. L'algorithme de cette méthode peut être décrit comme suit :

- **1ère étape** : Initialisation des coefficients C_1 et C_2 , le coefficient d'inertie ω .
- **2ème étape** : Création de la population initiale aléatoirement et le calcul de la fitness de chaque particule : sélectionner P_{best} et G_{best} .
- **3ème étape** : Calcul de la nouvelle vitesse et nouvelle position de chaque particule par l'utilisation des formules (III.1) et (III.2).
- **4ème étape** : Calcul de la meilleure Fitness de la population actuelle et comparer par la précédente pour trouver la meilleure de toutes les populations.
- **5ème étape** : incrémentement du nombre d'itération $t = t+1$.

- **6^{ème} étape** : si un critère d'arrêt est satisfait, aller à la 7^{ème} étape. Autrement dit, aller à la 3^{ème} étape .
- **7^{ème} étape** : la position enregistrée est la solution optimale.

L'évaluation de la position de chaque particule est déterminée par une fonction dite Fitness. Une comparaison de la fonction fitness de chaque position de la particule i à l'instant t est faite pour déterminer sa meilleure position $P_{best,i}$ et la meilleure position de toutes les particules G_{best} :

$$\text{Si } F(X_i(k+1)) = F(P_{best,i}) \Rightarrow P_{best,i} = X_i(k+1) \quad (\text{III.3})$$

De même

$$\text{Si } F(X_i(k+1)) = F(G_{best}) \Rightarrow G_{best} = X_i(k+1) \quad (\text{III.4})$$

Dans la recherche du point de puissance maximale, nous prenons le courant à la place de la position de la particule X_i , et la fonction fitness étant la puissance correspondante à chaque courant.

III.4.1.3. Conditions de recherche de maximum global

En général, l'ombrage partiel peut se produire à tout moment dans la journée. Notre objectif est de trouver la puissance maximale du système photovoltaïque dans des conditions d'ombrage partiel. Le changement des conditions météorologiques entraîne un changement de GMPP par rapport à la valeur précédente. Pour la détection d'un possible global maximum lors d'ombrage partiel, nous avons opté pour la condition suivante :

$$\frac{P(k) - P(k-1)}{P(k-1)} > \Delta P(\%) \quad (\text{III.5})$$

Cette condition permet de déterminer si la nature du maximum de puissance à un instant donné, est locale ou globale. L'utilisation de cette condition permet de déterminer un taux de variation de puissance à un instant donné. La valeur ΔP permet de paramétrer la sensibilité de détection d'ombrage.

Dans notre travail ΔP est choisi égal à 0.05, de plus pour la réinitialisation de l'algorithme, nous imposons un courant de référence selon la dernière valeur calculée de manière à commencer la recherche à partir d'un point bien défini, ce qui nous permet par la suite d'obtenir un suivi GMPP plus rapide. Les différentes étapes de l'utilisation de l'algorithme sont résumées dans l'organigramme de la figure III.4 [101]. Par la suite, le courant de référence est utilisé pour générer le signal de commande et ramener le GPV à travailler autour de sa puissance maximale en utilisant la commande prédictive présentée auparavant.

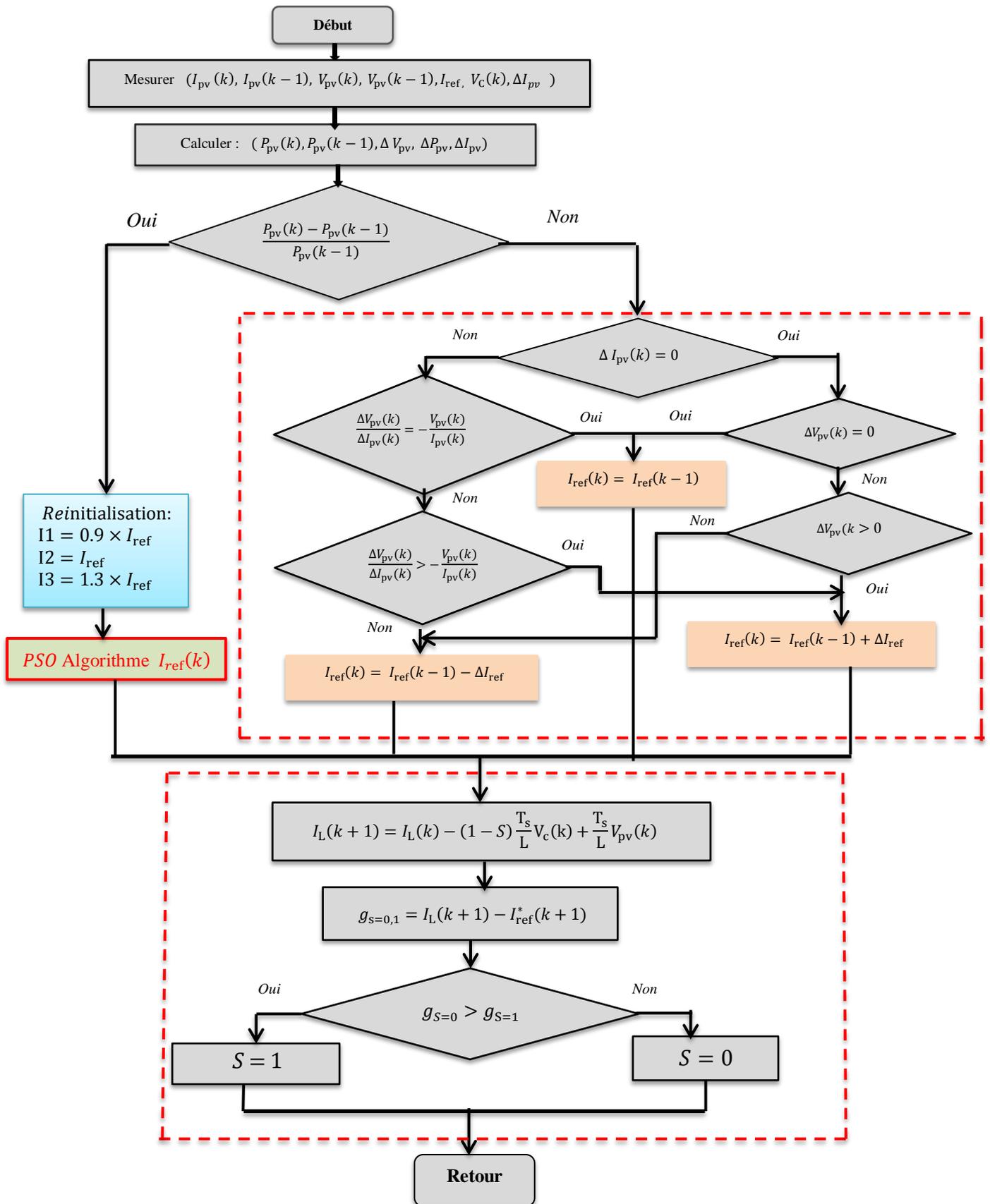


Figure III. 4: Organigramme de la méthode GMPPT proposée

III.4.2. Algorithme Grasshopper

Le deuxième algorithme MPPT proposé est basé sur l'algorithme d'optimisation Grasshopper (GOA) afin de rechercher le courant au point de puissance maximum. Ce courant sera utilisé pour générer le signal de commande comme illustré sur la figure III. 5.

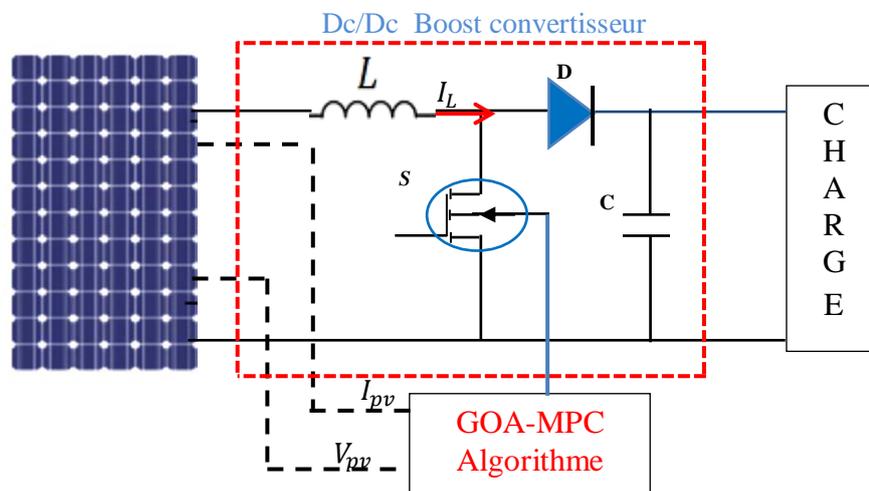


Figure III. 5. Bloc diagramme du système PV avec la commande proposée

III.4.2.1. Principe de l'algorithme Grosshoppe

L'algorithme d'optimisation Grasshopper (Grasshopper Optimization Algorithm (GOA)) est un nouvel algorithme d'optimisation méta-heuristique qui a été proposé par Saremi et Mirjalili [102]. Les Grasshoppers sont des insectes bien connus comme nuisibles et dangereux qui affectent et endommagent la production agricole, ils mangent presque toute la végétation qui se trouve sur leur passage lors de leur déplacement.

En effet, on peut observer chez ces animaux des dynamiques de déplacement relativement complexes, alors qu'individuellement chaque individu a une « intelligence » limitée, et ne dispose que d'une connaissance locale de sa situation dans l'essaim. Des millions de sauterelles nymphes sautent et se déplacent comme des cylindres roulants. Lorsqu'ils deviennent adultes, ils forment un essaim dans l'espace, c'est ainsi que les sauterelles migrent sur de grandes distances. La principale caractéristique de l'essaim en phase larvaire est le mouvement lent et les petits pas, en revanche, les mouvements brusques et à longue distance sont la caractéristique essentielle de l'essaim à l'âge adulte [102].

L'essaim cherche de la nourriture en divisant le processus en deux étapes : l'exploration et l'exploitation. En exploration, les agents de recherche sont incités à se déplacer brusquement, alors qu'ils ont tendance à se déplacer localement lors de l'exploitation. Chaque sauterelle représentant une solution dans la population. Par conséquent, le comportement est modélisé par une équation mathématique comme suit [103] :

$$X_i(t + 1) = C \left(\sum_{j \neq i}^N c \frac{ub_d - lb_d}{2} S(|X_j(t) - X_i(t)|) \frac{X_j(t) - X_i(t)}{d_{ij}} \right) + \hat{T}_d \quad (\text{III.6})$$

$$\text{Et} \quad S(r) = f \exp\left(\frac{-r}{l_s}\right) - \exp(-r) \quad (\text{III.7})$$

Avec: S : Fonction, définit les forces sociales ; s est une fonction qui représente la solidité des forces sociales, X_i est la position de i_{th} grasshopper's a l' itération i , f est la force d' attraction, r est la distance , l_s est longueur d'attraction , ub_d et lb_d sont des bornes supérieures et inférieures, d_{ij} est la distance entre i_{th} et j_{th} grasshoppers, \hat{T}_d est la target , C est le facteur représentant la zone de confort décroissante. L'équation de C est donne par [104] :

$$C(t) = C_{max} - t \frac{C_{max} - C_{min}}{t_{max}} \quad (\text{III.8})$$

Avec C_{max} and C_{min} sont respectivement les valeurs maximale et minimale de C , t_{max} le nombre d'itérations où t est l'itération courante.

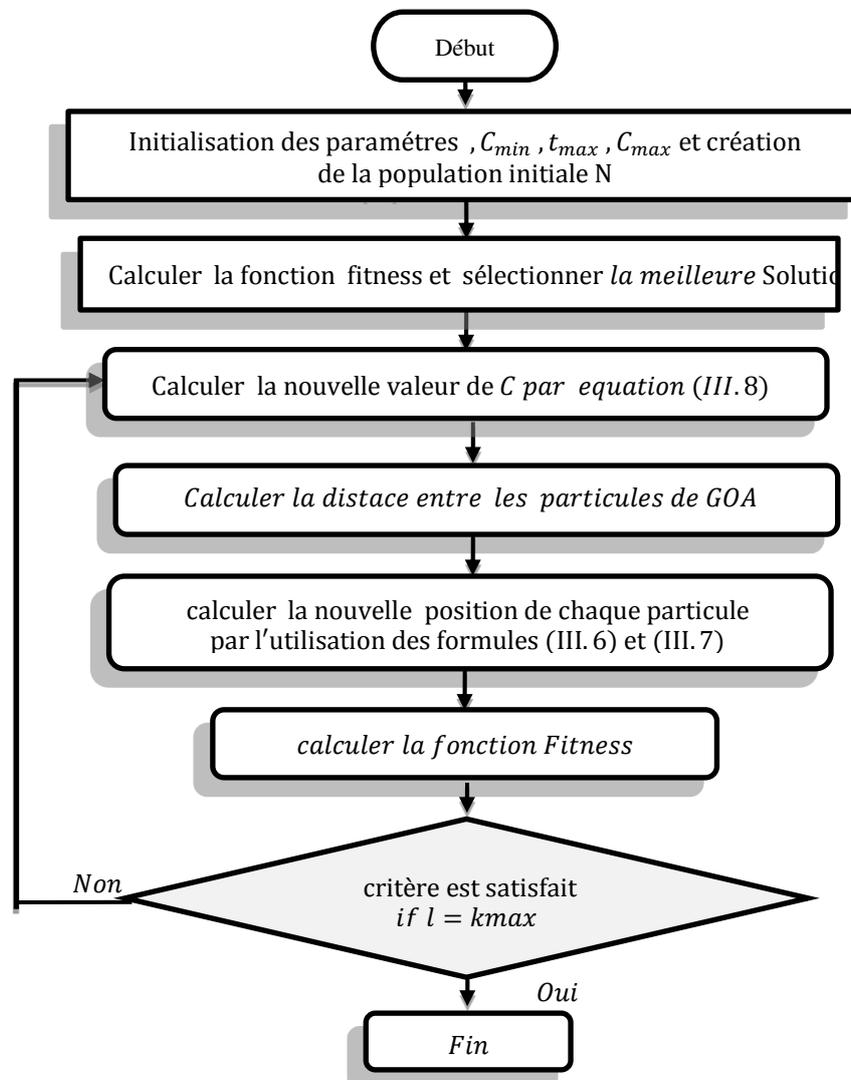


Figure III.6: Organigramme du Grasshopper

III.4.2.3. Amélioration de l'algorithme Grasshoppers

Le paramètre C est très important dans l'algorithme Grasshoppers, qui agit sur la précision de recherche et la vitesse de convergence du GOA. Le but de l'introduction de ce paramètre est de réaliser un équilibre entre la recherche locale et la recherche globale, une grande valeur de C facilite l'exploration globale, alors qu'une petite valeur facilite l'exploration locale. Du fait de son influence sur les performances de l'algorithme Grasshopper, dans cette thèse, les paramètres sont changés en équilibrant l'exploration GMPP par conséquent, une adaptation du paramètre C utilisant l'équation. (III.9)[105]

$$C_{max}(k + 1) = C_{max}(k) \pm \Delta \quad (III.9)$$

Avec Δ est un paramètre constant.

De même l'algorithme Grasshopper proposé commence par initialiser un vecteur de population de dimension N (voir figure III.7). Dans notre travail, nous considérons trois particules du courant PV puis la mise à jour du courant suivant la contrainte I_{min} et I_{max} à chaque itération, par la suite la valeur de la fonction de fitness des trois particules est évaluée. La puissance maximale fournie par le courant correspondant est considérée comme le meilleur échantillon du courant. Il existe un certain nombre de similitudes entre le GOA et le PSO dans la manière de rechercher. Cependant, dans le GOA, la position de chaque particule est mise à jour avec sa position actuelle, ce qui encourage la participation de tous les agents dans la procédure d'optimisation, et conduit à une efficacité de recherche élevée. La réinitialisation des paramètres sera effectuée selon l'équation III.6. Les différentes étapes de l'utilisation de l'algorithme d'optimisation Grasshopper sont résumées dans l'organigramme figure III.7.

III.4.2.3. Contrôle de l'étage d'adaptation

L'ombrage partiel est une répartition non-uniforme de l'éclairement qui est dû à plusieurs raisons. Ce phénomène indésirable affecte l'efficacité de la conversion et l'habilité à extraire le maximum de puissance disponible du champ PV en engendrant de multiples maxima locaux. L'algorithme d'optimisation Grasshopper est réinitialisé lorsqu'un changement significatif des conditions météorologiques est détecté comme mentionné auparavant. Par conséquent, l'algorithme est réinitialisé pour trouver le nouveau GMPP, lorsque la condition empirique (III.5.) est satisfaite.

De même, le courant est utilisé pour générer le signal de commande du convertisseur et ramener le GPV à travailler autour de sa puissance maximale en utilisant la commande prédictive présentée dans le chapitre précédent.

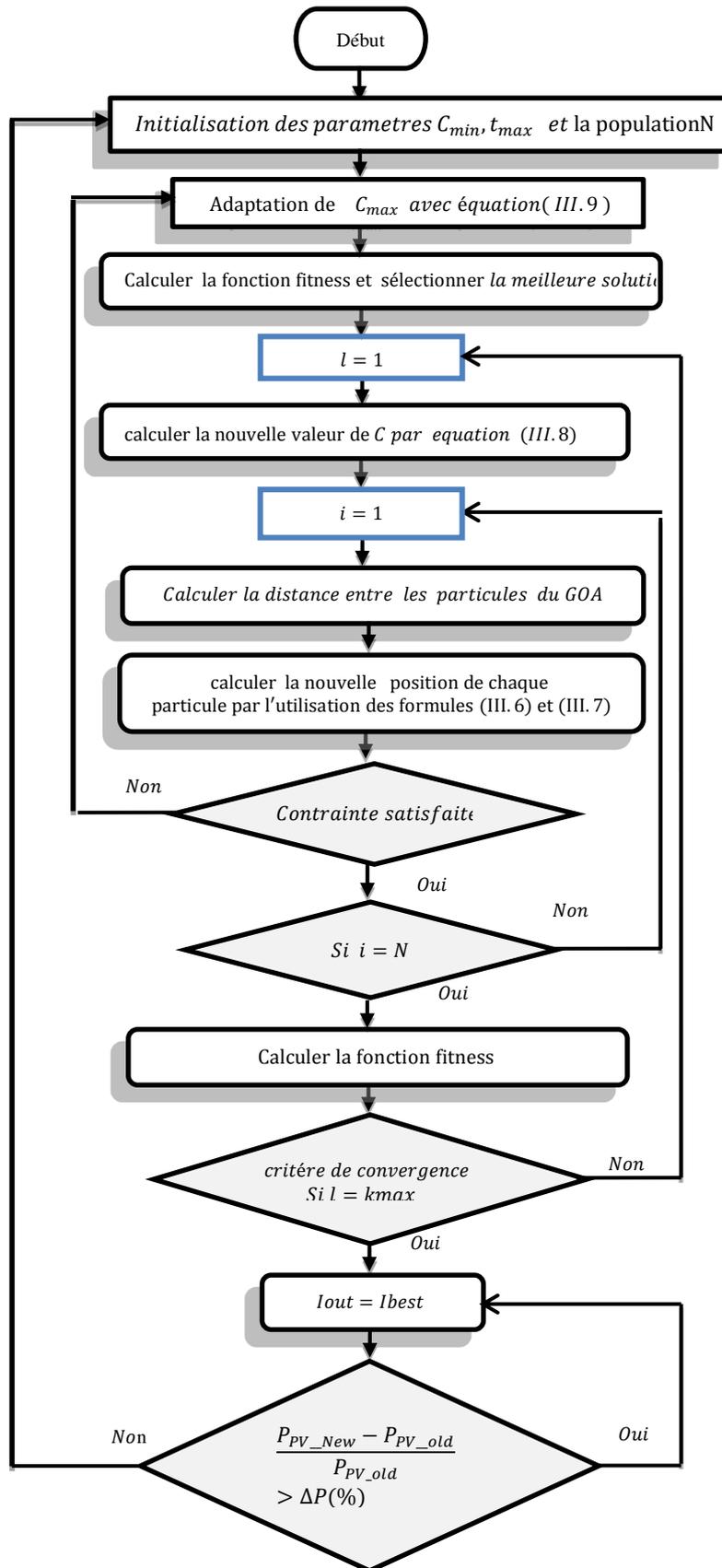


Figure III.7: Organigramme du Grasshopper Proposé

III.5. Résultats obtenus par les techniques MPPT

Pour montrer l'intérêt de l'algorithme GMPPT, nous proposons dans cette partie de présenter quelques résultats comparatifs entre les approches proposées et quelques techniques d'optimisation. Pour mettre en évidence l'algorithme, nous présentons une série de tests.

À titre illustratif, considérons la configuration présentée sur la figure (III.8) correspondant à la connexion série d'un bloc de 3 panneaux photovoltaïques en série.

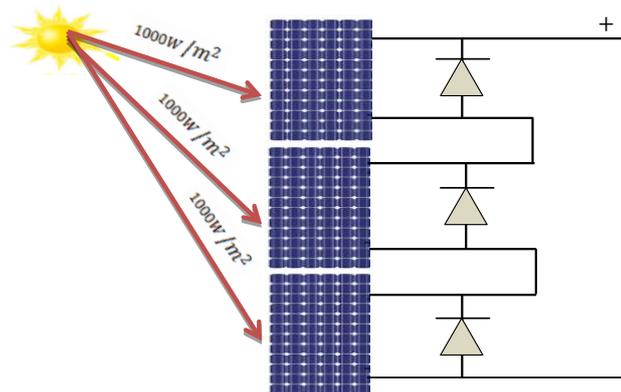


Figure III.8. Connexion 1 parallèles-3 séries [105]

La puissance nominale du générateur photovoltaïque utilisée est égale à 1320 W dans le cas de conditions standards. L'objectif de cette étude est de tester l'aptitude des méthodes proposées à atteindre le GMPP lors de l'ombrage partiel. Le programme a pour but de rechercher le courant au PPM, et ce dernier sera utilisé par la commande prédictive pour générer le signal de commande. L'analyse du comportement dynamique du système PV est effectuée selon quatre scénarios S1, S2, S3, S4 illustrés sur le Tableau III.1.

La figure (III.9) représente les caractéristiques $P(V)$ et $I(V)$ obtenus pour différents scénarios d'ombrage. La courbe en bleu présente le cas où le système est complètement ensoleillé et la courbe en rouge dans le cas d'un ombrage partiel S2.

Table III. 1. Performances idéales PV sous différents cas d'ombrage partiel

Scénario d'ombrage partiel	cas	V_{MPP} (V)	I_{MPP} (A)	G_{MPP} (W)
S1	STC [1000,1000, 1000]	212.4	6.21	1320
S2	PSC1 [1000,800, 600]	221.5	3.83	846.6
S3	PSC2 [1000,600, 300]	143.9	3.81	549
S4	PSC3 [900,780, 480]	143.3	4.90	702

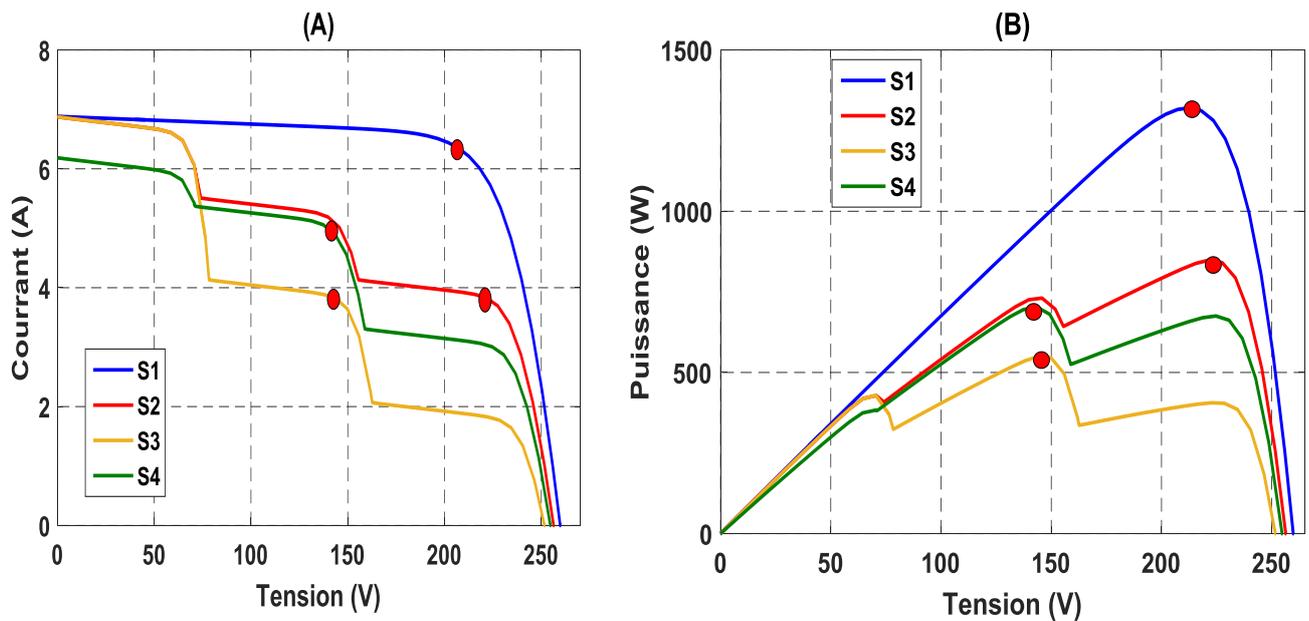


Figure III.9. Les caractéristiques (I-V) et (P-V)

Nous pouvons remarquer la diminution de la puissance dans le cas de l'ombrage partiel mais le panneau continue à fonctionner en toute sécurité. Le tableau III.2 représente les paramètres utilisés durant la simulation.

III.5.1. Résultats de simulation pour Hybrid IncCond-PSO

- **Test1 : Ensoleillement fixe (1000 W/m²) et température fixe (25 °C)**

La figure III.10 montre les résultats de simulation pour le scénario S1. La puissance maximale du GPV est de 1320 W, ce qui correspond à $V = 213,4$ V et $I = 6,21$ A. On constate d'après les résultats de simulation que la technique proposée est capable de traquer correctement le GMPP. La figure (III.11) montre les résultats de simulation de la méthode proposée avec d'autres algorithmes pour le même scénario S1. On remarque d'après ces résultats de simulation que toutes les méthodes convergent vers le point de fonctionnement MPP, mais avec une différence d'oscillation [101].

Tableau III.2. Les paramètres de contrôle utilisés pour GOA, PSO

Paramètres	PSO	GOA
Nombre de population.	3	3
Maximum d'itérations	50	50
Coefficient d'inertie w	0.9	-
C1	1.6	
C2	1.2	
C_{\min}		0.19

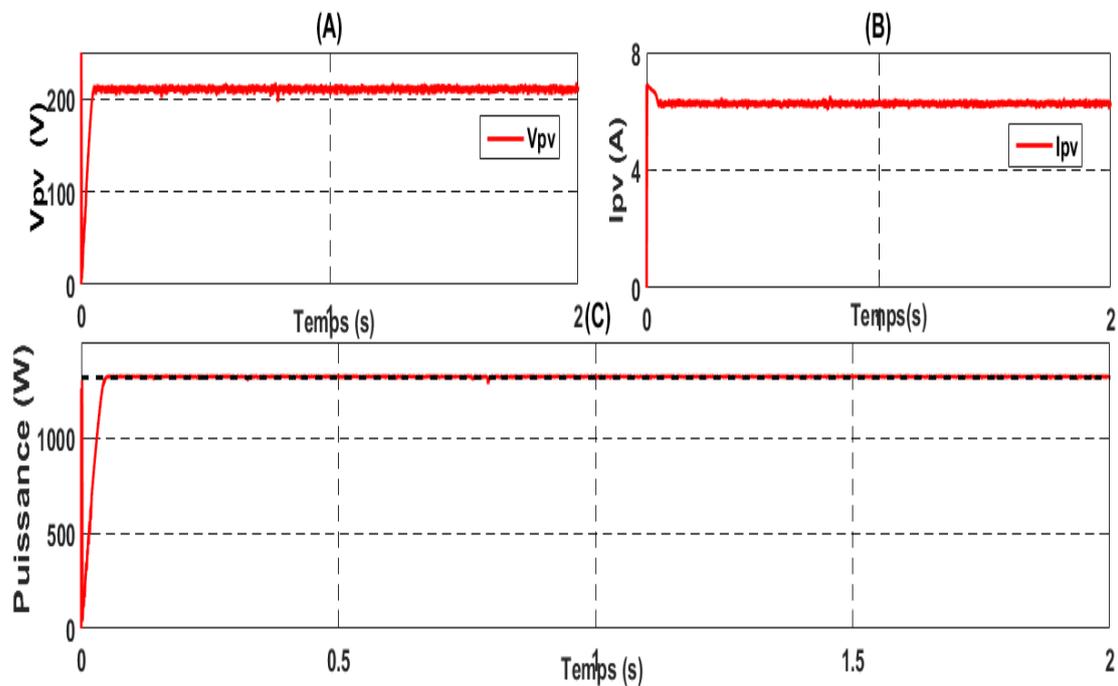


Figure III.10 : Résultats de simulation pour un éclairement constant et une température constante : (A) : la tension, (B) le courant, (C) La puissance

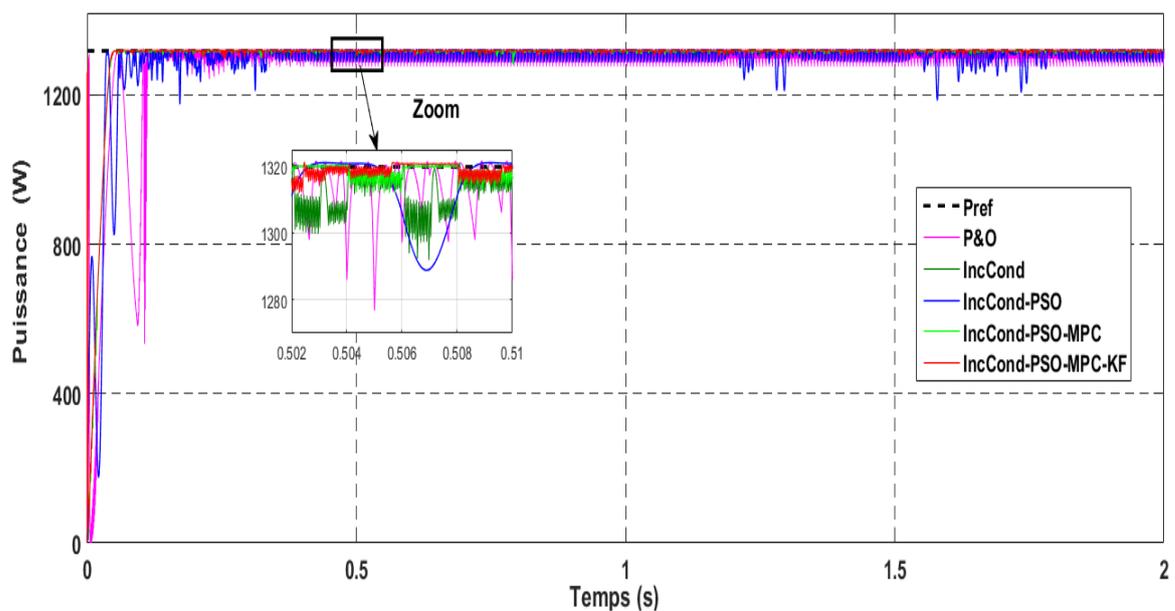


Figure III.11 : Puissance GPV pour différents MPPT sous un éclairement constant et une température constante

- **Test 2 : Ensoleillement variable**

Nous avons testé les performances de l'algorithme proposé dans des conditions d'éclairement variables pour valider ses performances. Le niveau d'éclairement pour tous les PV est initialement fixé à 600W/m^2 , puis progressivement augmenté à 1000W/m^2 à 0,6s, puis diminué à 1,2s à 800W/m^2 , et la température est maintenue constante à 25C° .

La figure (III.12) illustre les résultats de la simulation. Une baisse ou une augmentation progressive de l'éclairement provoque une modification de la puissance GPV. Au fur et à mesure que l'éclairement augmente, la méthode GMPPT converge vers son nouveau point de fonctionnement. Le tableau III.3. montre une comparaison des performances des commandes utilisées.

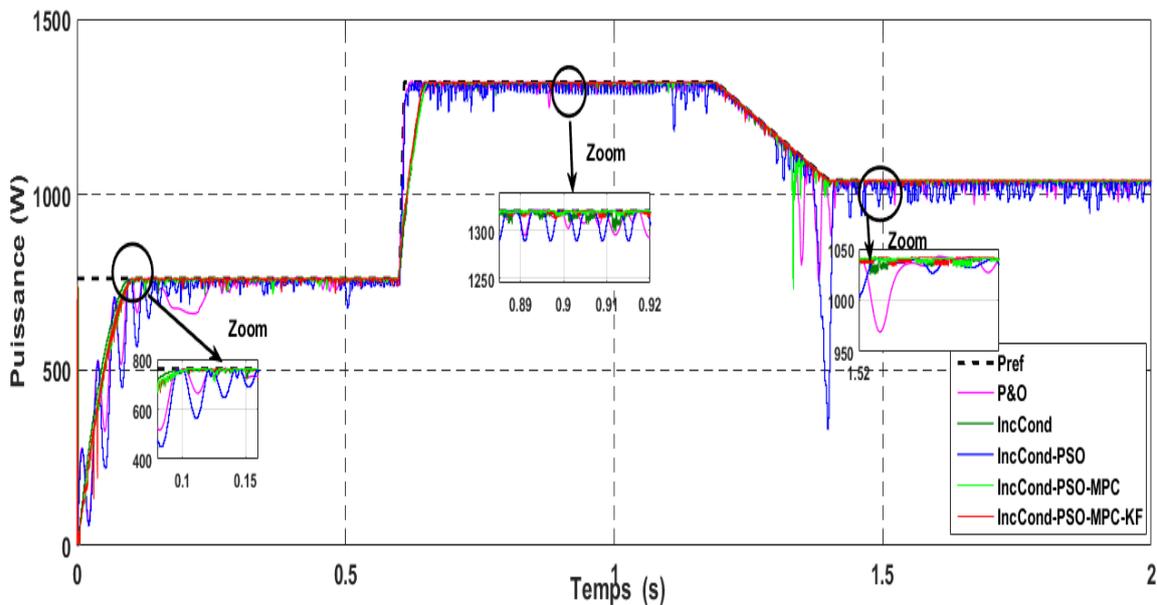


Figure III.12: Comparaison de la puissance GPV entre la méthode proposée et d'autres techniques sous un éclairement variable [101]

La figure III.13 montre l'amélioration de l'utilisation de filtre de KALMAN. Nous remarquons une nette amélioration dans le rendement (98.7% avec filtre de KALMAN et 98% avec MPC).

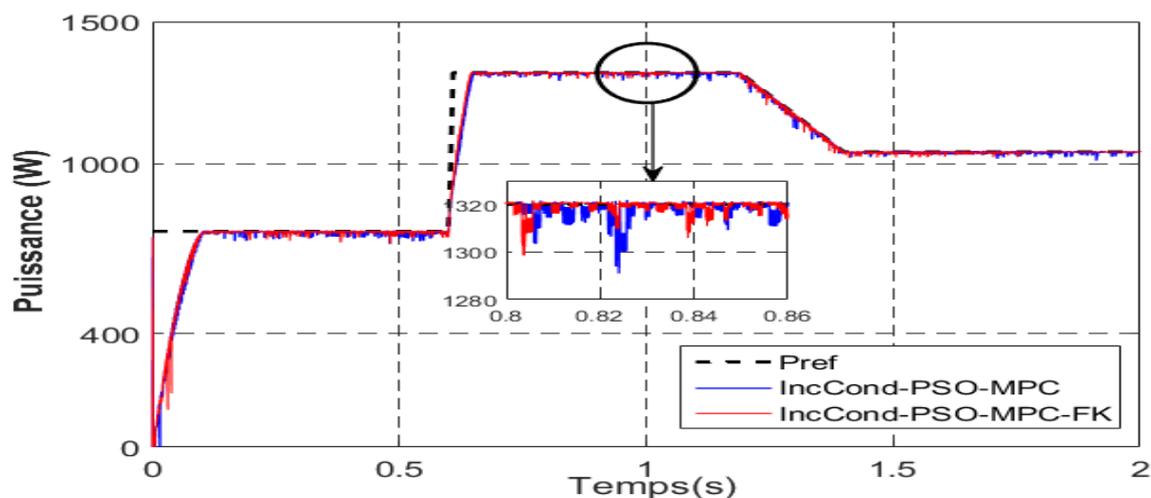


Figure III.13: Comparaison de la puissance GPV entre la méthode proposée et d'autres techniques sous un éclairement variable

• Test 3 : Sous ombrage partiel

Nous avons testé la robustesse de l'algorithme proposé dans des conditions d'ombrage partiel pour valider ses performances. Les figures (III.14),(III.15) , (III.16) montrent les résultats de simulations pour les scénarios S2 et S3et S4. Pour le S4 la puissance maximale est de 702 W, la méthode proposée, comme illustré sur la figure (III.16), suit le point de puissance maximale avec moins d'oscillations.

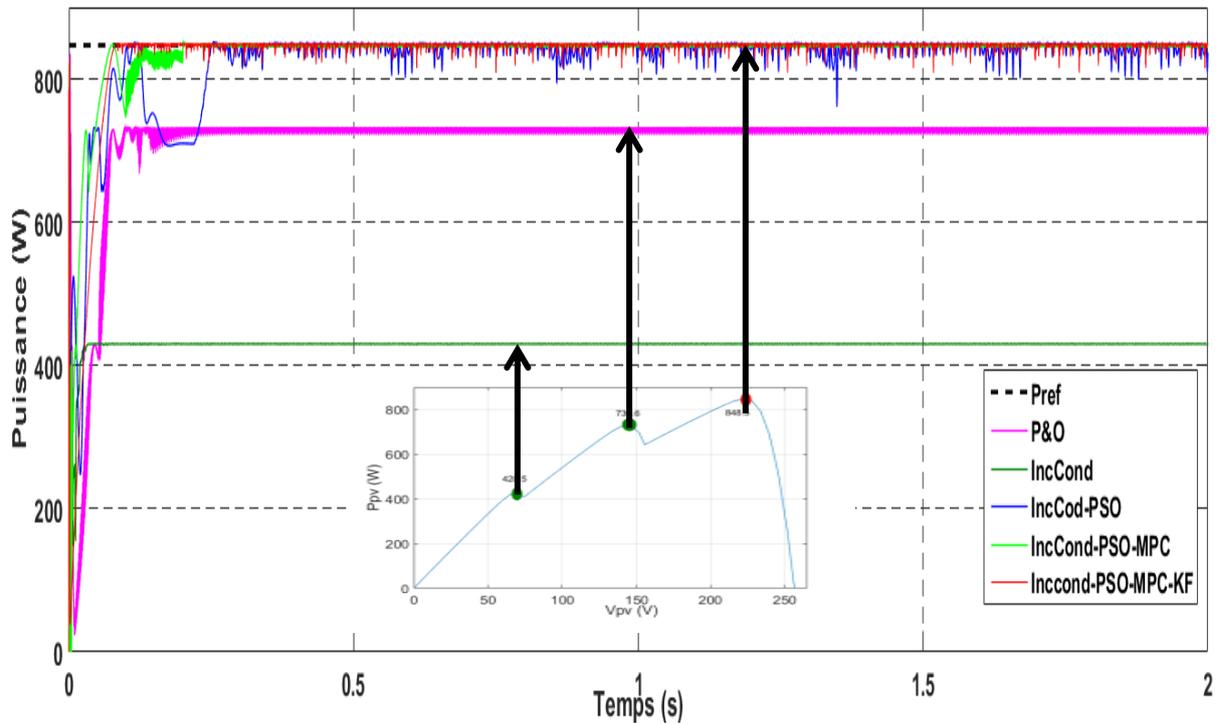


Figure III. 14 : Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC1

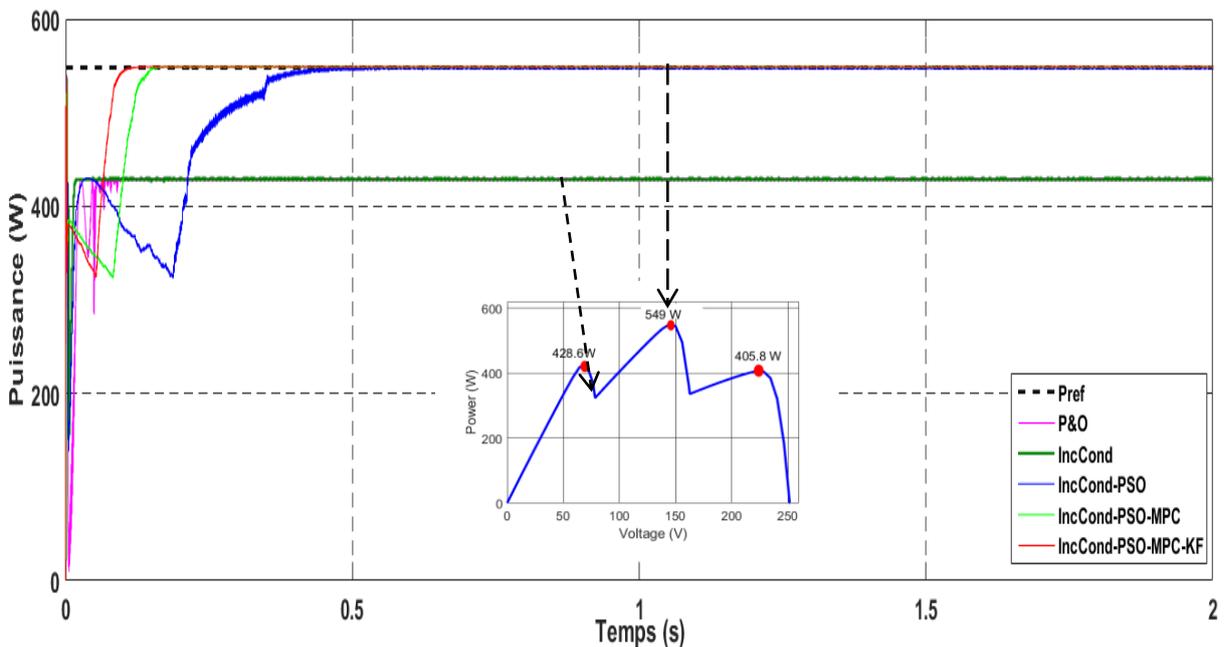


Figure III. 15 : Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC2

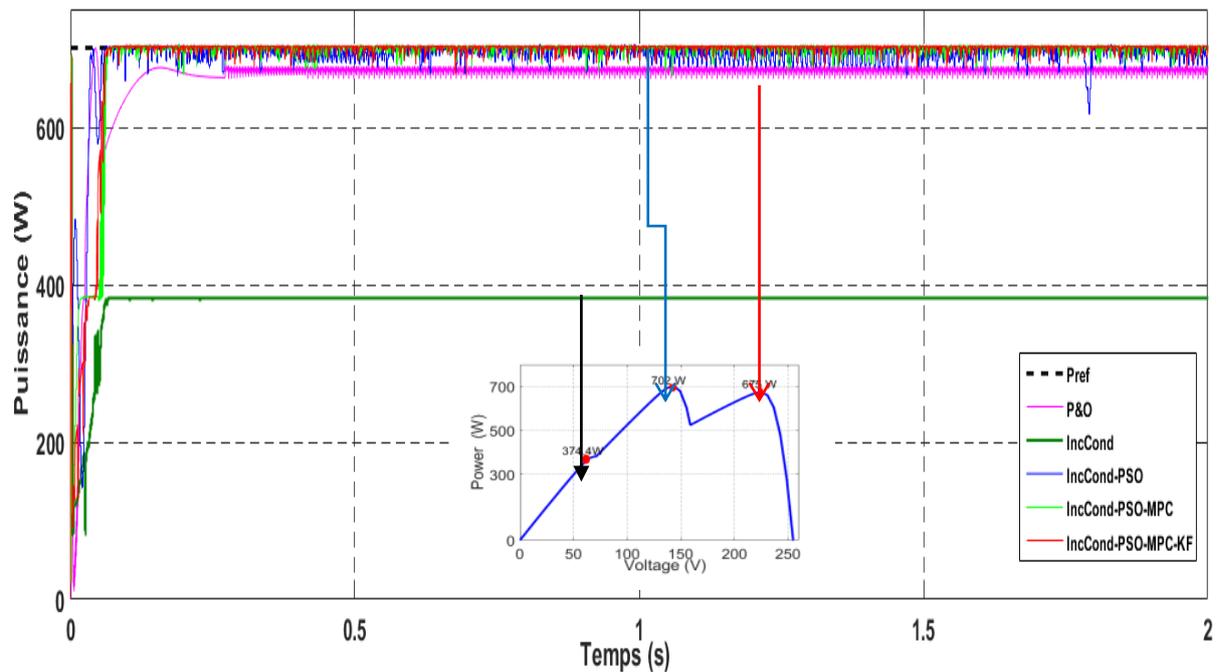


Figure III. 16 : La puissance GPV pour différents MPPT sous PSC3

Par contre, la méthode IncCond se trouve bloquée dans LMPP à 374,4 W, également (P&O est bloquée dans LMPP à 675 W. La même constatation pour le deuxième test dans les figures (III.11) et (III.12)). Le tableau III.3. montre une comparaison des performances des commandes utilisées. D'après ce tableau, on peut conclure que la méthode proposée a considérablement amélioré la vitesse de convergence, et son efficacité totale est supérieure à 99 %. Ce qui traduit de plus de 2% par rapport aux autres approches.

Table III.3. Comparaison des performances des commandes sous différents scénarios

Tests	Performances	P&O	IncCond	IncCond-PSO	IncCond-PSO-MPC	IncCond-PSO-MPC-KF
Test 1 STC	Temps de réponse [s]	0.1	0.06	0.09	0.05	0.05
	Précision de suivi η (%)	95%	99%	97%	99%	99.5%
Test 2 Variable	Temps de réponse [s]	0.2	0.11	0.12	0.1	0.1
	Précision de suivi η (%)	97%	98%	96%	98%	98.7%
Test 3 PSC 1	Temps de réponse [s]	-	-	0.3	0.15	0.1
	Précision de suivi η (%)	80%	50%	97%	98%	98.9%
Test 4 PSC 2	Temps de réponse [s]	-	-	0.5	0.15	0.1
	Précision de suivi η (%)	76%	78%	95%	98%	98.8%
Test 5 PSC 3	Temps de réponse [s]	-	-	0.3	0.07	0.07
	Précision de suivi η (%)	88%	54%	97%	97%	98.5%

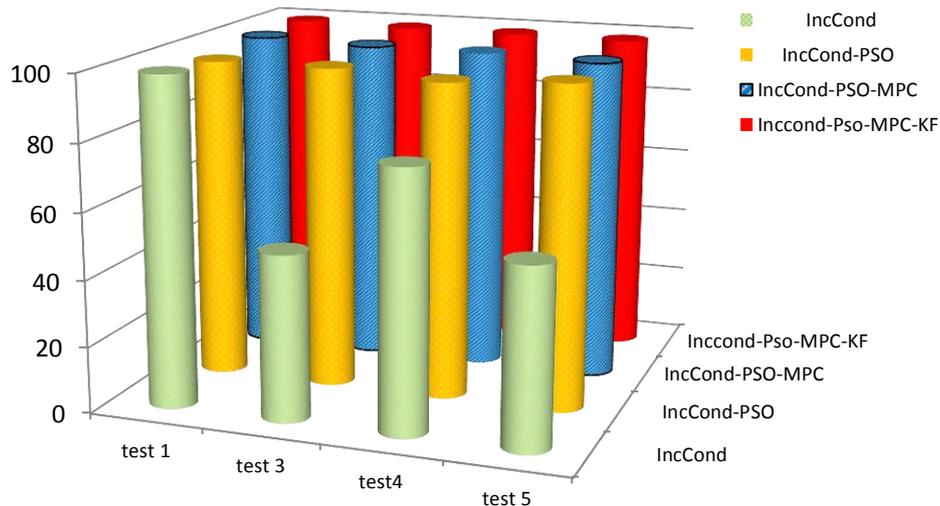


Figure III. 17 : Histogramme de précision de suivi

Le MPPT proposé surpasse les approches IncCond-PSO et IncCond, comme indiqué dans le tableau IV. Nous pouvons conclure aussi que les résultats de la simulation valident les performances améliorées de la méthode suggérée en termes de vitesse de suivi et d'efficacité par rapport aux autres approches existantes. Comme le montre la figure III 17, la méthode suggérée a une efficacité globale de près de 99 %, ce qui est supérieur plus de 2 % aux autres approches.

III.5.2. Résultats de simulation pour l'algorithme Grasshopper

- **Test1 : Ensoleillement fixe (1000 W/m²) et température fixe (25 °C)**

La figure (III.118) montre les résultats de simulation pour le scénario S1. On constate d'après les résultats de simulation que la méthode proposée converge le MPP. La figure (III.19) montre les résultats de simulation de la méthode proposée avec d'autres algorithmes pour le même scénario S1. On remarque d'après ces résultats de simulation que toutes les méthodes convergent vers le point de fonctionnement MPP, mais avec une différence d'oscillation.

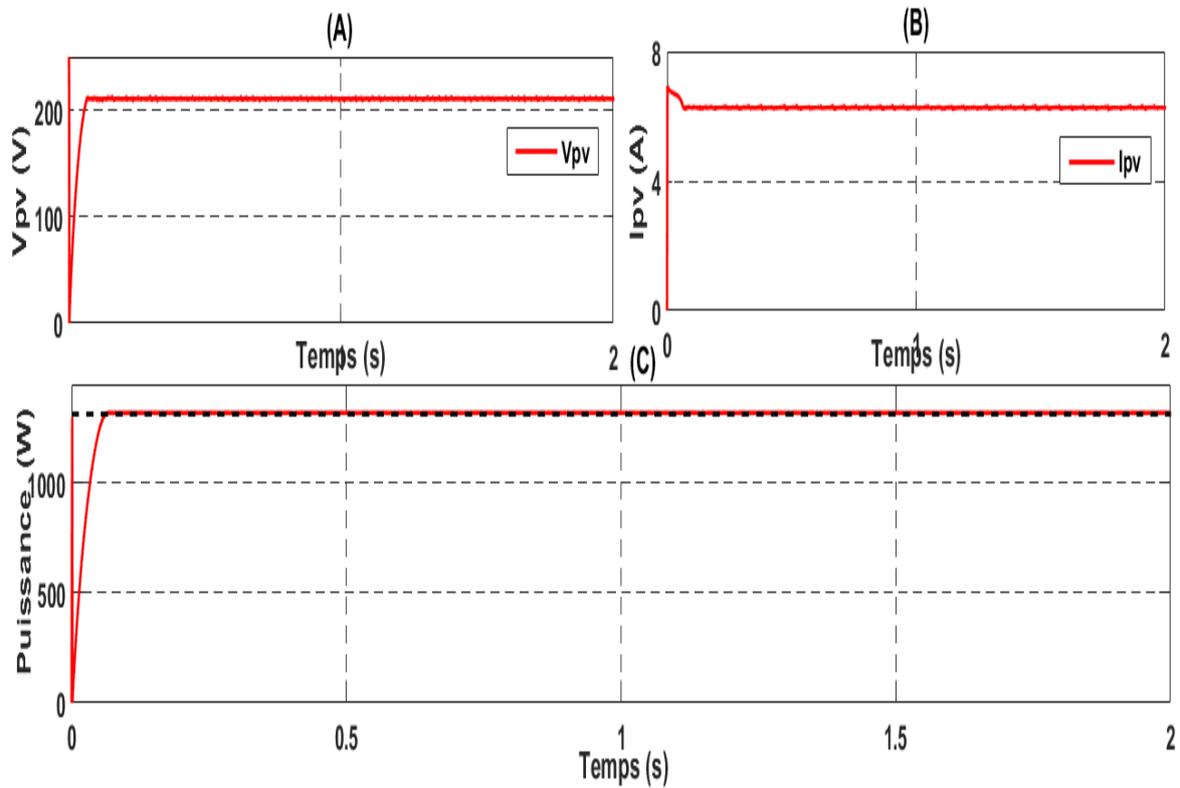


Figure III.18 : Les résultats de simulation pour un éclairement constant et une température constante (A) : la tension,(B) le courant, (C) la puissance

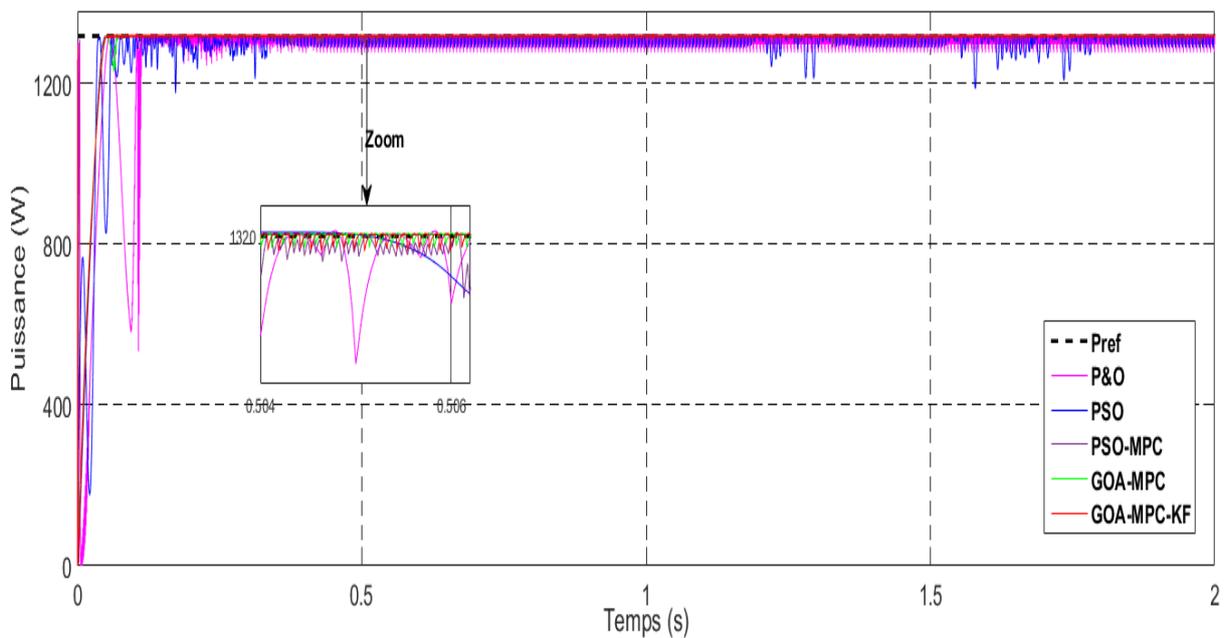


Figure III.19 : La puissance GPV pour différents MPPT sous un éclairement constant et une température constante

Test 3 : Sous ombrage partiel

Afin de tester l'aptitude de la méthode proposée et d'atteindre le point global de puissance maximale (GMPPT) lors de l'ombrage partiel ; nous pouvons remarquer dans les figures (III.20), (III.21) et (III.22) obtenus pour les cas de scénarios S2, S3 et S4 que la méthode proposée est capable de traquer correctement le GMPP et sa performance dynamique est meilleure que celles de P&O et PSO. De plus, nous remarquons l'amélioration portée par cette méthode est meilleure par rapport à la méthode P&O en termes de poursuite de la puissance produite. En termes de temps de réponse, la réponse fournie par l'algorithme proposé suit le MPP rapidement et avec une meilleure précision ainsi, la méthode proposée peut localiser le GPPM avant d'autres méthodes pour un temps réduit de 0,08 s. En termes d'ondulation, nous pouvons noter que la méthode proposée à moins d'ondulations que les autres méthodes citées précédemment. Le tableau III.4 montre une comparaison des performances des commandes utilisées. Nous pouvons également observer que la méthode proposée a une efficacité globale de près de 99 % en termes d'efficacité comme le montre la figure III 23.

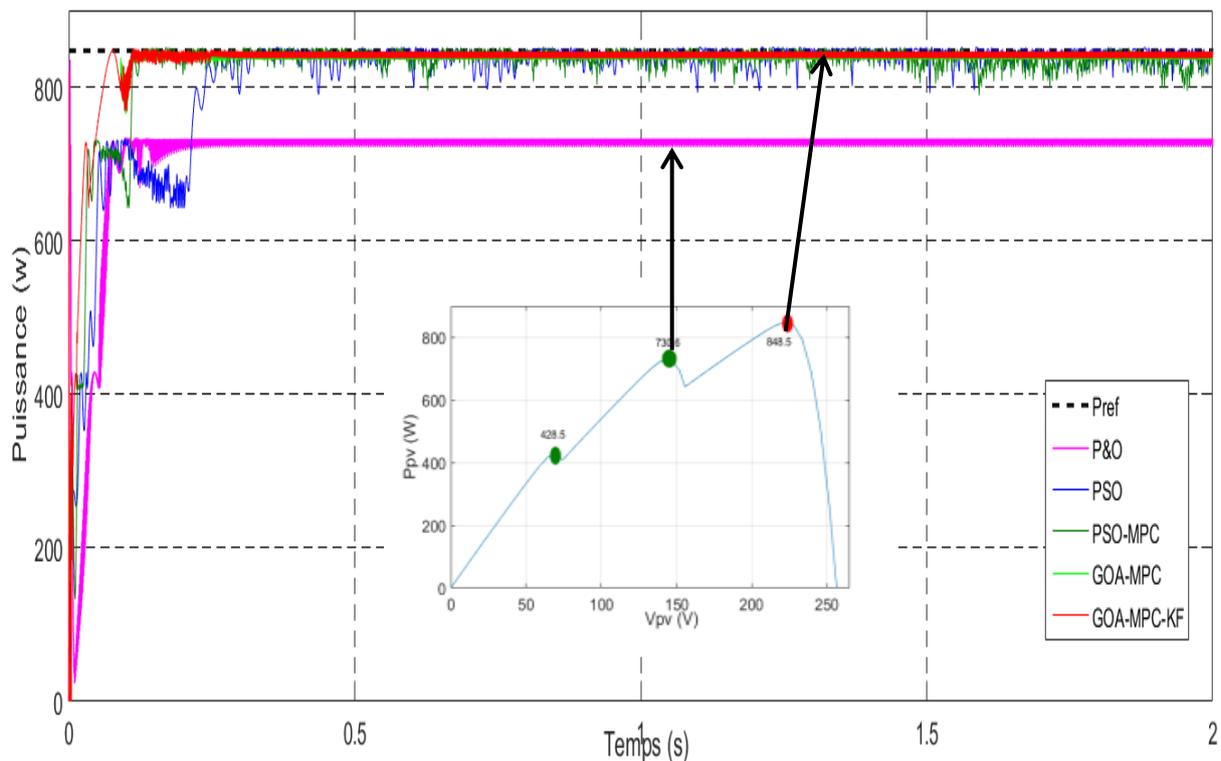


Figure III. 20: Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC1

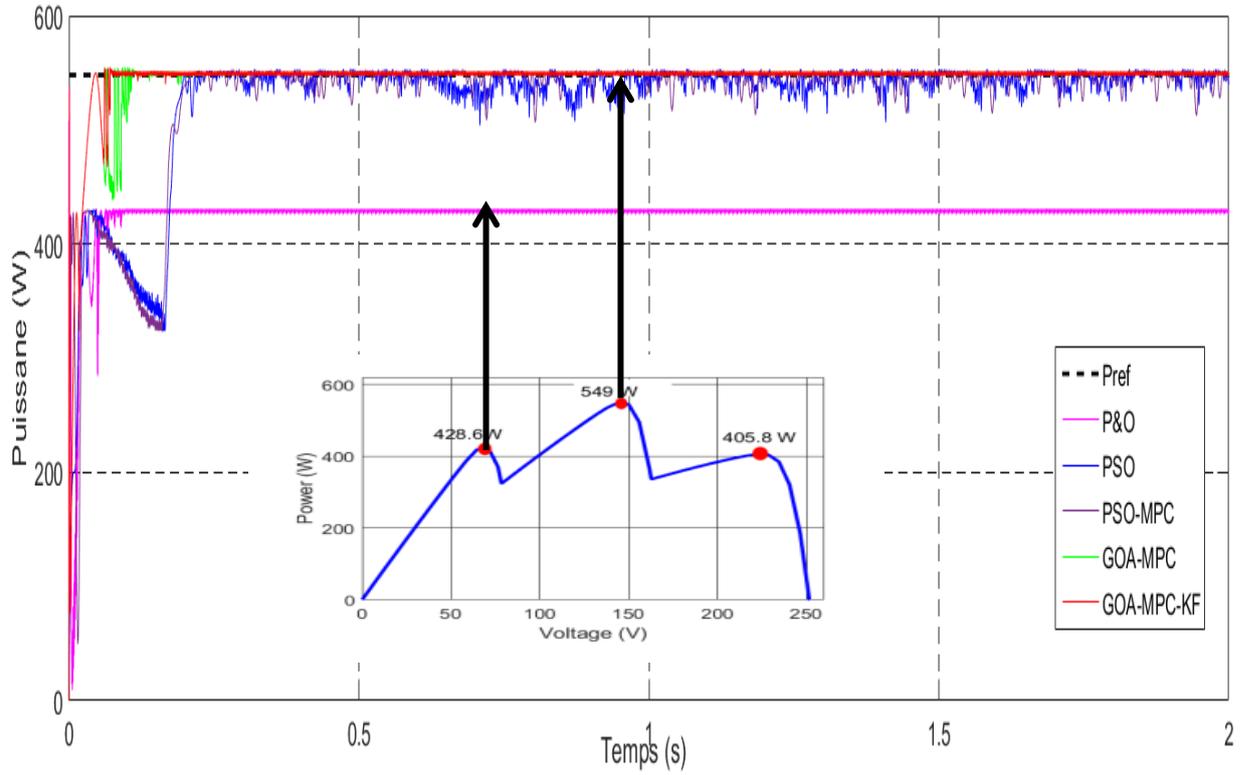


Figure III. 21 : Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC2

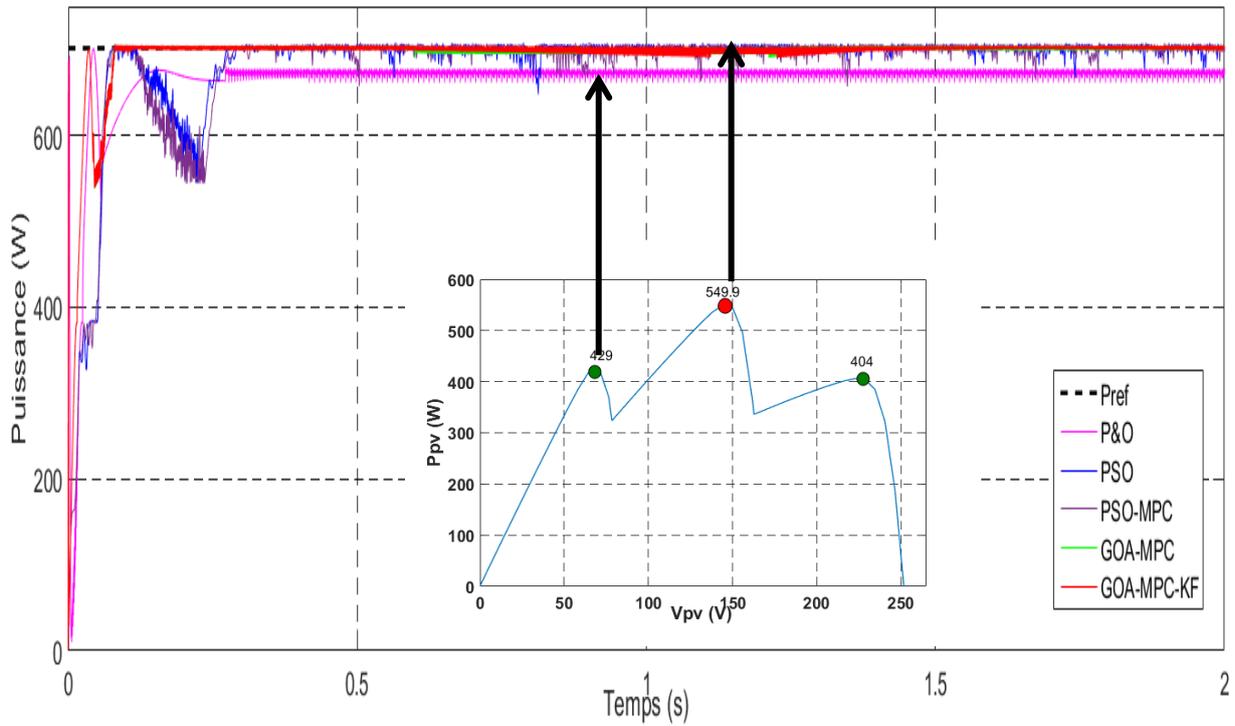


Figure III. 22: Puissance GPV pour différents MPPT sous PSC3

Table III.4 : Comparaison des performances des commandes sous trois scénarios

Test	Performance	P&O	PSO	PSO-MPC	GOA-MPC	GOA-MPC-KF
Test 1	Temps de réponse [s]	0.1	0.1	0.09	0.08	0.08
STD	Précision de suivi η (%)	95%	97%	98%	99%	99.2%
Test 2	Temps de réponse [s]	-	0.23	0.14	0.11	0.11
PSC1	Précision de suivi η (%)	80%	94%	96.7%	97%	98%
Test 3	Temps de réponse [s]	-	0.26	0.2	0.12	0.09
PSC 2	Précision de suivi η (%)	76%	92%	93%	98%	98.8%
Test 4	Temps de réponse [s]	-	0.33	0.3	0.09	0.08
PSC 3	Précision de suivi η (%)	88%	95.7%	96%	98%	98.5%

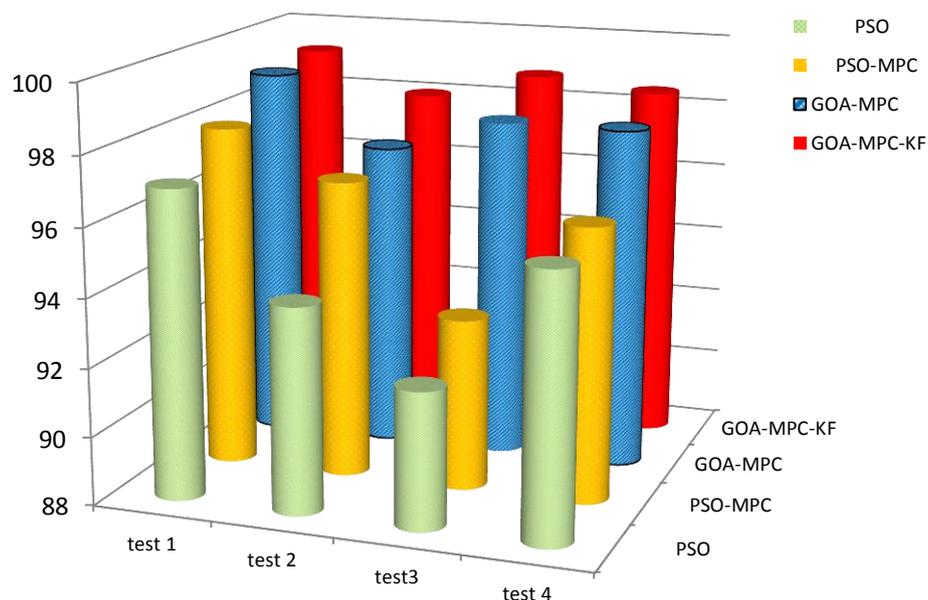


Figure III. 23 : Histogramme de précision de suivi

III.5.3 .Résultats de simulation des trois algorithmes proposés

- **Test1 : Ensoleillement fixe et température fixe**

La figure III.24 montre les résultats de simulation pour les trois algorithmes dans le cas condition standard STD. La puissance maximale de GPV est de 1320 W. Nous constatons que les trois techniques proposées convergent vers le point de fonctionnement GMMP mais avec une différence d'oscillation. La même constatation dans le cas d'ombrage partiel (figure III.25), sauf qu'avec la méthode NN-MPC-KF, il se trouve bloquée dans LMPP à 730 W.

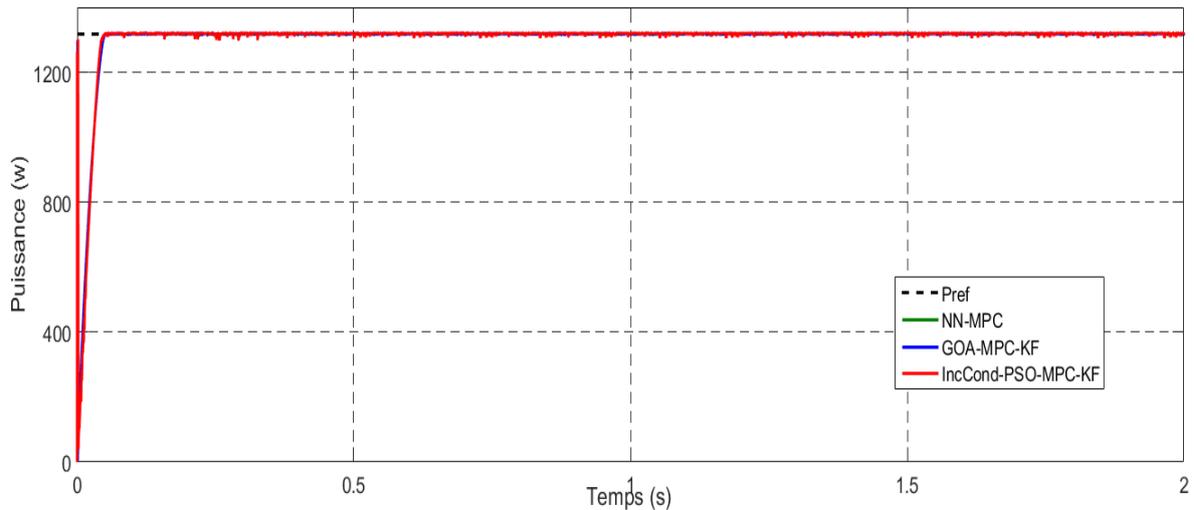


Figure III. 24: Puissance GPV pour différents MPPT proposées sous condition standard

• Test 3 : Sous ombrage partiel

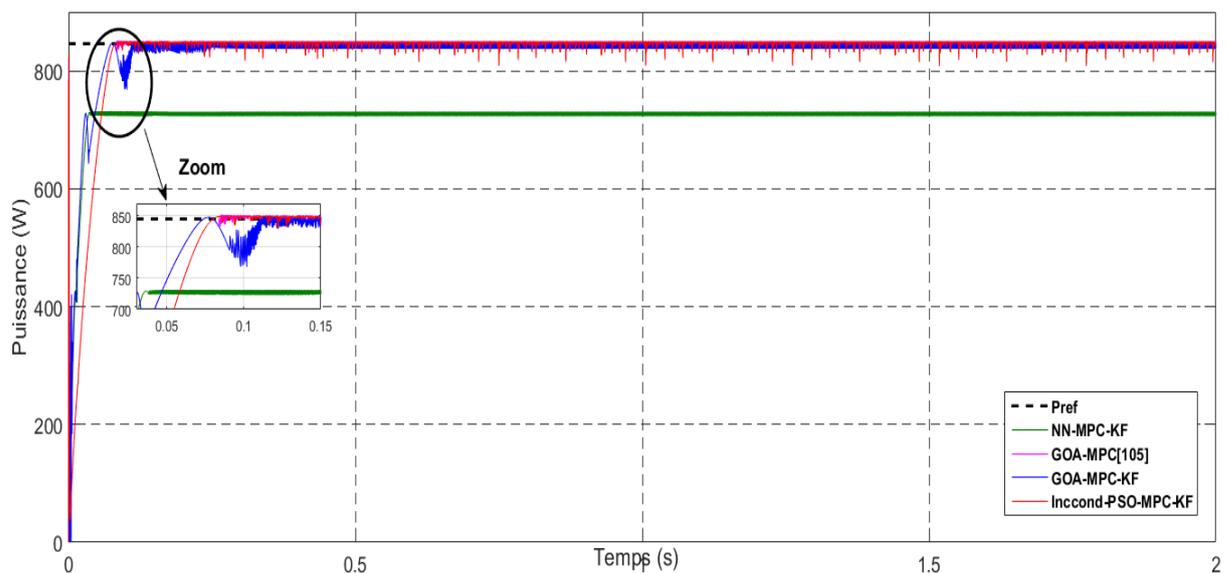


Figure III. 25: La puissance GPV pour différents MPPT proposées sous PSC1

• Test 3 : condition variable

La figure (III.26) montre les résultats de simulation pour un scénario variable :

- ✓ De 0 à 0.6 secondes, le rayonnement solaire de trois panneaux est PSC2 [1000,600, 300]
- ✓ De 0.65 à 1.2 secondes, le rayonnement solaire égal à $1000\text{W}/\text{m}^2$ pour les trois panneaux
- ✓ De 1.2 à 2 secondes, le rayonnement solaire de trois panneaux est PSC1 [1000,800, 600]

On constate d'après les résultats de simulation que la technique proposée est capable de traquer correctement le GMPP et sa performance dynamique est meilleure que celles du PSO et P&O. Une augmentation au niveau d'éclairement, donne une puissance de 1320 W.

On constate aussi l'amélioration portée par la méthode proposée en termes de suivi de la puissance et en termes de temps de réponse. Nous constatons une petite défaillance pour deux algorithmes de poursuite pour P&O et PSO. Une diminution d'éclairement qui est due au phénomène d'ombrage fait chuter la puissance d'environ 471 W.

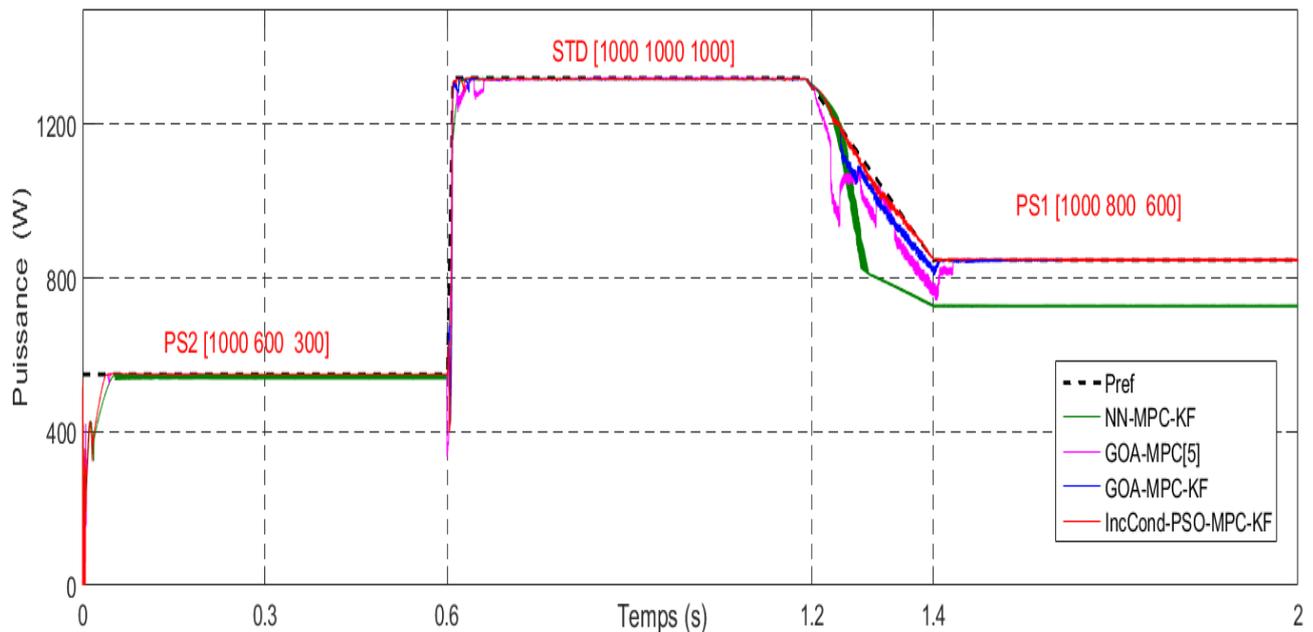


Figure III. 26 : La puissance GPV pour différents MPPT sous conditions variables

III.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'approche pour l'exploitation optimale des sources photovoltaïques. Nous avons vu qu'en présence d'ombrages partiels, la puissance maximale extraite par l'approche classique ne coïncide pas forcément avec la puissance maximale de GPV. En effet, l'association des panneaux photovoltaïques ainsi que la nature de l'étage d'adaptation sont des facteurs déterminants dans le cas de présence de multiples maxima locaux.

A cet effet, Nous avons proposé pour la recherche Globale MPP deux algorithmes. Le premier algorithme est basé sur la combinaison de deux techniques MPPT individuelles qui est, l'algorithme d'incrément de la conductibilité (IncCond) et Optimisation par essaim de particules (PSO). Le deuxième algorithme proposé est basé sur l'approche méta-heuristique qui est Grasshopper (GOA). Avant de tester les performances de ces algorithmes, nous avons

présenté l'état de l'art de quelques travaux de recherche effectués dans ce domaine. Ensuite ; dans le but d'évaluer les performances dynamiques de ces approches, on a proposé une étude comparative avec d'autres techniques GMPPT à savoir le PSO et la P&O. Les résultats de simulation montrent que la (IncCond-PSO-MPC) est meilleure par rapport aux autres en termes d'efficacité, et le temps de réponse. La partie suivante de ce travail sera consacrée à l'étude d'un système photovoltaïque connecté au réseau électrique.

Chapitre IV

*Commande prédictive appliquée au système
photovoltaïque connecté au réseau
électrique*

IV.1. Introduction

En général l'énergie électrique produite par les systèmes photovoltaïques est injectée dans le réseau électrique. Plusieurs travaux de recherche ont été faits pour réduire les coûts de production et augmenter le rendement du GPV. Pour cela les techniques de poursuite MPPT sont utilisées pour améliorer le fonctionnement du système GPN.[11],[106],[107]. Aussi d'autres méthodes de contrôle ont été étudiées pour commander l'onduleur.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'étude détaillée d'un système photovoltaïque raccordé au réseau électrique en utilisant le convertisseur DC/ AC commandé par la commande prédictive. L'application de cette stratégie de commande sur les systèmes photovoltaïques assure une réponse très efficace notamment en présence des changements paramétriques du système. L'idée de base de cette commande est de choisir le meilleur état de commutation en minimisant une fonction coût prédéfinie afin de maintenir un courant purement sinusoïdal et atteindre aussi un bon facteur de puissance.

IV.2. Présentation du système photovoltaïque connecté à l'onduleur à deux niveaux

Le schéma synoptique du système de puissance proposé est illustré sur la figure IV.1. Ce système est constitué d'un ensemble de GPV, d'un hacheur survolteur commandé par MPPT établi dans les chapitres précédents et d'un onduleur de tension triphasé. L'onduleur de puissance considéré dans cette étude est celui relié au réseau par l'intermédiaire d'un filtre (R_g , L_g) [101].

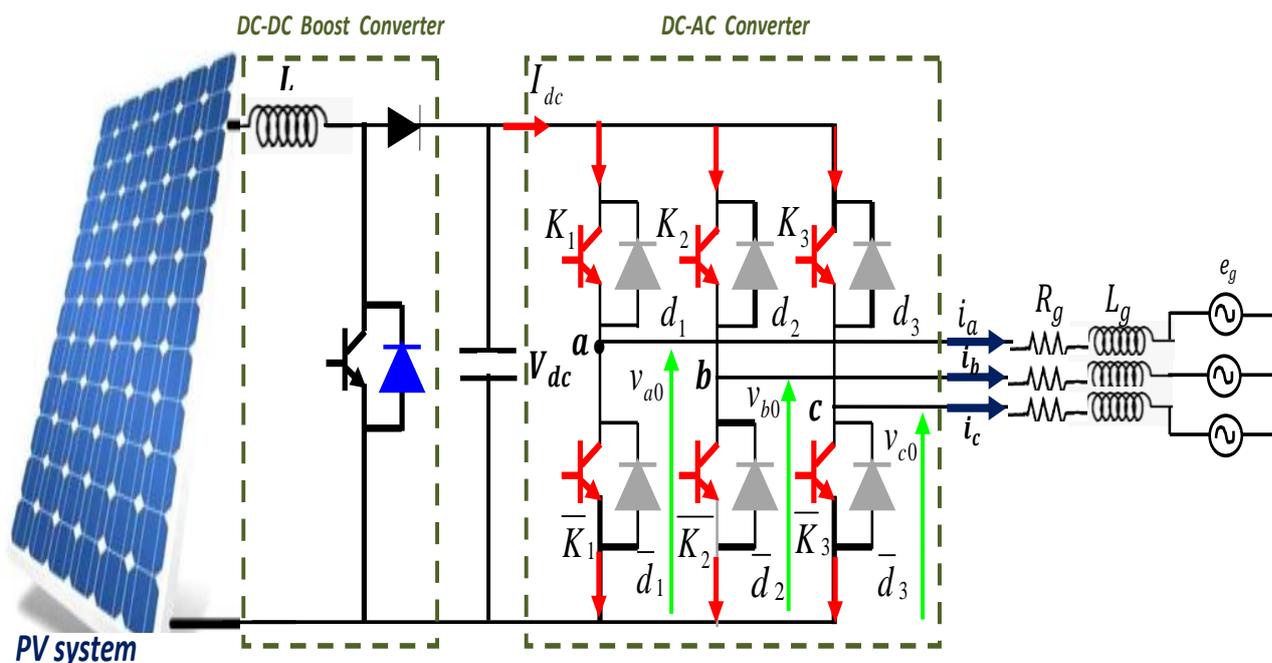


Figure IV.1 : Schéma du système photovoltaïque connecté au réseau électrique [101].

IV.2.1. Modélisation de l'onduleur DC/AC à deux niveaux dans le repère triphasé

L'onduleur de tension est constitué généralement de transistors IGBT ou de thyristors. Il permet d'imposer au réseau des ondes de tension à amplitudes et fréquences variables à partir d'une tension continue [108], [109]. Le schéma d'un onduleur triphasé à deux niveaux est illustré par la figure IV.2. Le bus continu est connecté à un condensateur de capacité C sous une tension V_{dc} . L'onduleur a pour objectif de maintenir la tension constante aux bornes du bus continu ainsi que de régler le facteur de puissance au point de connexion avec le réseau [110].

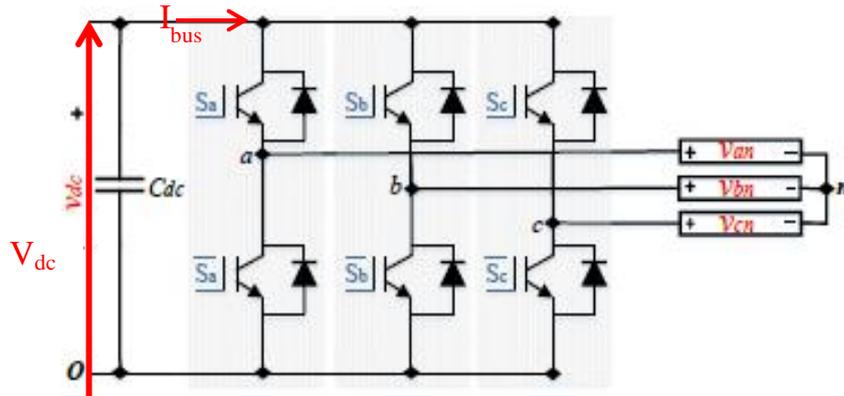


Figure IV.2 : Schéma structurel d'un onduleur triphasé à deux niveaux

Les interrupteurs $(S_a, S_b, S_c, \bar{S}_a, \bar{S}_b, \bar{S}_c)$ sont commandés de manière complémentaire pour assurer la continuité des courants alternatifs dans la charge d'une part et d'éviter le court-circuit de la source d'autre part [109],[111]. La relation entre la tension continue et les tensions alternatives, varie en fonction de l'état de ces interrupteurs. Le vecteur de tension à la sortie de l'onduleur est donné par [112].

$$\begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix} = \frac{V_{dc}}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_a \\ S_b \\ S_c \end{bmatrix} \quad (\text{IV.1})$$

Avec : V_{dc} la tension du bus à l'entrée de l'onduleur, S_a, S_b, S_c sont les états des interrupteurs des bras de l'onduleur pour les trois phases (a, b, c) respectivement [113]. Le nombre des états de commutation possibles de l'onduleur à deux niveaux est : de huit états représentés par huit vecteurs de tension avec six vecteurs actifs et deux vecteurs nuls (voir le tableau V.1) [114].

Si i_a, i_b, i_c sont les courants de la partie alternative, le courant dans le côté continu peut être donné par : [108],

$$I_{dc} = S_a i_a + S_b i_b + S_c i_c \quad (\text{IV.2})$$

Table IV.1 : les séquences possibles dans l'onduleur à deux niveaux

S_a	S_b	S_c	Vecteur de sortie
0	0	0	$V_0 = 0$
1	0	0	$V_1 = \frac{2}{3}V_{dc}$
1	1	0	$V_2 = \frac{1}{3}V_{dc} + j\frac{\sqrt{3}}{3}V_{dc}$
0	1	0	$V_3 = -\frac{1}{3}V_{dc} + j\frac{\sqrt{3}}{3}V_{dc}$
0	1	1	$V_4 = -\frac{2}{3}V_{dc}$
0	0	1	$V_5 = -\frac{1}{3}V_{dc} - j\frac{\sqrt{3}}{3}V_{dc}$
1	0	1	$V_6 = \frac{1}{3}V_{dc} - j\frac{\sqrt{3}}{3}V_{dc}$
1	1	1	$V_7 = 0$

IV.2.2. Modélisation du filtre passif et le réseau électrique

Nous pouvons généralement considérer que (V_a, V_b, V_c) sont les tensions triphasées équilibrées dont le modèle mathématique est décrit sous la forme suivante [115]:

$$\begin{cases} V_a(t) = V_m \sin(\omega t) \\ V_b(t) = V_m \sin\left(\omega t - \frac{2\pi}{3}\right) \\ V_c(t) = V_m \sin\left(\omega t - \frac{4\pi}{3}\right) \end{cases} \quad (IV.3)$$

L'onduleur au réseau se fait à travers un filtre passif de premier ordre afin de réduire les harmoniques [116]. En appliquant les lois de Kirchhoff pour chaque phase, les équations dynamiques des tensions sont données par [57].

$$\begin{cases} L_g \frac{di_a}{dt} = -R_g i_a - e_a + V_{an} \\ L_g \frac{di_b}{dt} = -R_g i_b - e_b + V_{bn} \\ L_g \frac{di_c}{dt} = -R_g i_c - e_c + V_{cn} \end{cases} \quad (IV.4)$$

Pour rendre le modèle de l'onduleur plus simplifié, on utilise la théorie de transformation d'espace de vecteur dans le repère stationnaire (α, β) de l'équation (IV.4) ce qui donne :

$$\begin{cases} L_g \frac{di_\alpha}{dt} = -R_g i_\alpha - e_\alpha + V_\alpha \\ L_g \frac{di_\beta}{dt} = -R_g i_\beta - e_\beta + V_\beta \end{cases} \quad (IV.5)$$

Avec : e_α, e_β : Les tensions biphasées de lignes de réseau.

v_α, v_β : Les tensions biphasées à la sortie de l'onduleur.

i_α, i_β : Les courants biphasés du réseau.

Nous appliquons la transformée de PARK, le modèle de l'onduleur dans le repère synchrone (d_q) nous obtenons [113], [117].

$$\begin{cases} L_g \frac{di_d}{dt} = -R_g i_d - e_d + L_g \omega_g i_q + V_d \\ L_g \frac{di_q}{dt} = -R_g i_q - e_q + L_g \omega_g i_d + V_q \end{cases} \quad (IV.6)$$

Ainsi pour les courants et les tensions du système triphasé (a, b, c) dans le repère biphasé α, β est représenté par les matrices suivantes [118].

$$\begin{bmatrix} e_\alpha \\ e_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & \sqrt{3}/2 & -\sqrt{3}/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} \quad (IV.7)$$

$$\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & \sqrt{3}/2 & -\sqrt{3}/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \end{bmatrix} \quad (IV.8)$$

Par ailleurs le passage du système biphasé stationnaire (α, β) au système biphasé tournant (d, q) se fait par les matrices suivantes.

$$\begin{bmatrix} e_\alpha \\ e_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \sin(\omega t) & \cos(\omega t) \\ -\cos(\omega t) & \sin(\omega t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_d \\ e_q \end{bmatrix} \quad (IV.9)$$

$$\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \sin(\omega t) & \cos(\omega t) \\ -\cos(\omega t) & \sin(\omega t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} \quad (IV.10)$$

IV.2.3. Stratégie de contrôle de l'onduleur à deux niveaux en mode connexion au réseau

L'objectif du contrôle de l'onduleur du côté réseau est d'assurer un écoulement souple et fiable de la puissance maximale extraite vers le réseau. Il existe plusieurs types de commandes de l'onduleur. Nous pouvons citer la commande MLI, la commande vectorielle indirecte....etc. Pour notre étude, nous proposons la technique de commande prédictive. Cette technique est de plus en plus utilisée dans les applications de l'électronique de puissance grâce à ses caractéristiques avantageuses rendues possibles par l'avancement des technologies des microprocesseurs [113]. L'application de la commande prédictive permet d'assurer un fonctionnement optimal pour un meilleur comportement dynamique, même en présence de variations paramétriques.

En effet, les principaux éléments de cette technique de contrôle sont le modèle mathématique du système et la fonction de coût prédéfinie. La prédiction s'articule autour de la grandeur de référence à suivre, la valeur actuelle de la variable à contrôler (sortie) et les

paramètres intervenant dans la dynamique du système [115]. Pour cela, un modèle mathématique est utilisé pour prédire les futures valeurs de puissance, grâce aux valeurs des courants et de tension, et passées à la commande grâce à la fonction coût pour minimiser soit l'erreur de puissance [116],[119],[120] ou l'erreur de courant [121],[122],[123]. La conception de la commande prédictive est réalisée selon les étapes suivantes :

- Nous appliquons l'approximation d'Euler donnée par l'équation (II.11) pour l'équation (IV.5) nous obtenons :

$$\begin{cases} i_{\alpha}(k+1) = \left(1 - \frac{R_g T_s}{L_g}\right) \cdot i_{\alpha}(k) + (v_{\alpha}(k) - e_{\alpha}(k)) \cdot \frac{T_s}{L_g} \\ i_{\beta}(k+1) = \left(1 - \frac{R_g T_s}{L_g}\right) \cdot i_{\beta}(k) + (v_{\beta}(k) - e_{\beta}(k)) \cdot \frac{T_s}{L_g} \end{cases} \quad (IV.11)$$

- La commande est basée sur le modèle prédictif des puissances actives et réactives. Ce dernier est obtenu à partir du modèle de l'onduleur dans le repère stationnaire (α - β). Les valeurs prédictives des puissances, peuvent être exprimées respectivement par les relations.

$$\begin{cases} P(k+1) = e_{\alpha}(k+1) \cdot i_{\alpha}(k+1) + e_{\beta}(k+1) \cdot i_{\beta}(k+1) \\ Q(k+1) = e_{\alpha}(k+1) \cdot i_{\alpha}(k+1) - e_{\beta}(k+1) \cdot i_{\beta}(k+1) \end{cases} \quad (IV.12)$$

- Le principe de la commande MPC consiste à déterminer le vecteur de tension le plus approprié à appliquer au convertisseur statique lors de la prochaine période en minimisant une fonction coût qui est définie comme suit [57] [124] :

$$g(k+1) = |P_{ref}(k+1) - P(k+1)| + |Q_{ref}(k+1) - Q(k+1)| \quad (IV.13)$$

Nous pouvons aussi trouver d'autres expressions en fonction de l'erreur quadratique [120] :

$$g = \sqrt{(P_{ref} - P(k+1))^2 + (Q_{ref} - Q(k+1))^2} \quad (IV.14)$$

En général la commande MPC peut assurer un bon régime statique et une réponse dynamique rapide par le choix du vecteur de tension le plus convenable. Comme il a été mentionné avant, l'onduleur de tension à deux niveaux possède huit combinaisons qui correspondent à huit vecteurs de tension possibles, donc les valeurs de puissance active et réactive prédictive sont calculées pour chaque vecteur de tension.

Les valeurs prédites de la puissance active et réactive sont employées par la suite pour évaluer une fonction de coût g , qui réduit au minimum l'erreur entre les valeurs prédites et les valeurs de références. Aussi la puissance réactive est mise à zéro pour assurer un facteur de puissance unitaire, et la puissance active de référence est calculée à partir de la sortie du régulateur de tension du bus continu V_{dc} . Le schéma bloc de la commande de l'onduleur connecté au réseau basé sur la commande prédictive (MPC) est donné par la figure IV.3. La puissance active de référence peut-être exprimée comme suit [133]:

$$P_{gref} \simeq P_{PV} - P_{dc-ref} - P_{Loss}$$

$$P_{Loss} = P_j = 3 * R_g I_g I_g^* \tag{IV.15}$$

Avec P_{PV} est la puissance du générateur photovoltaïque, P_{dc-ref} est la puissance du bus continu. P_{Loss} est la quantité de puissance dissipée en raison de la résistance du filtre de sortie. L'état de commutation qui produit la valeur minimum de la fonction coût est choisi pour l'appliquer durant le temps suivant. L'organigramme est illustré sur la figure IV.4 [101].

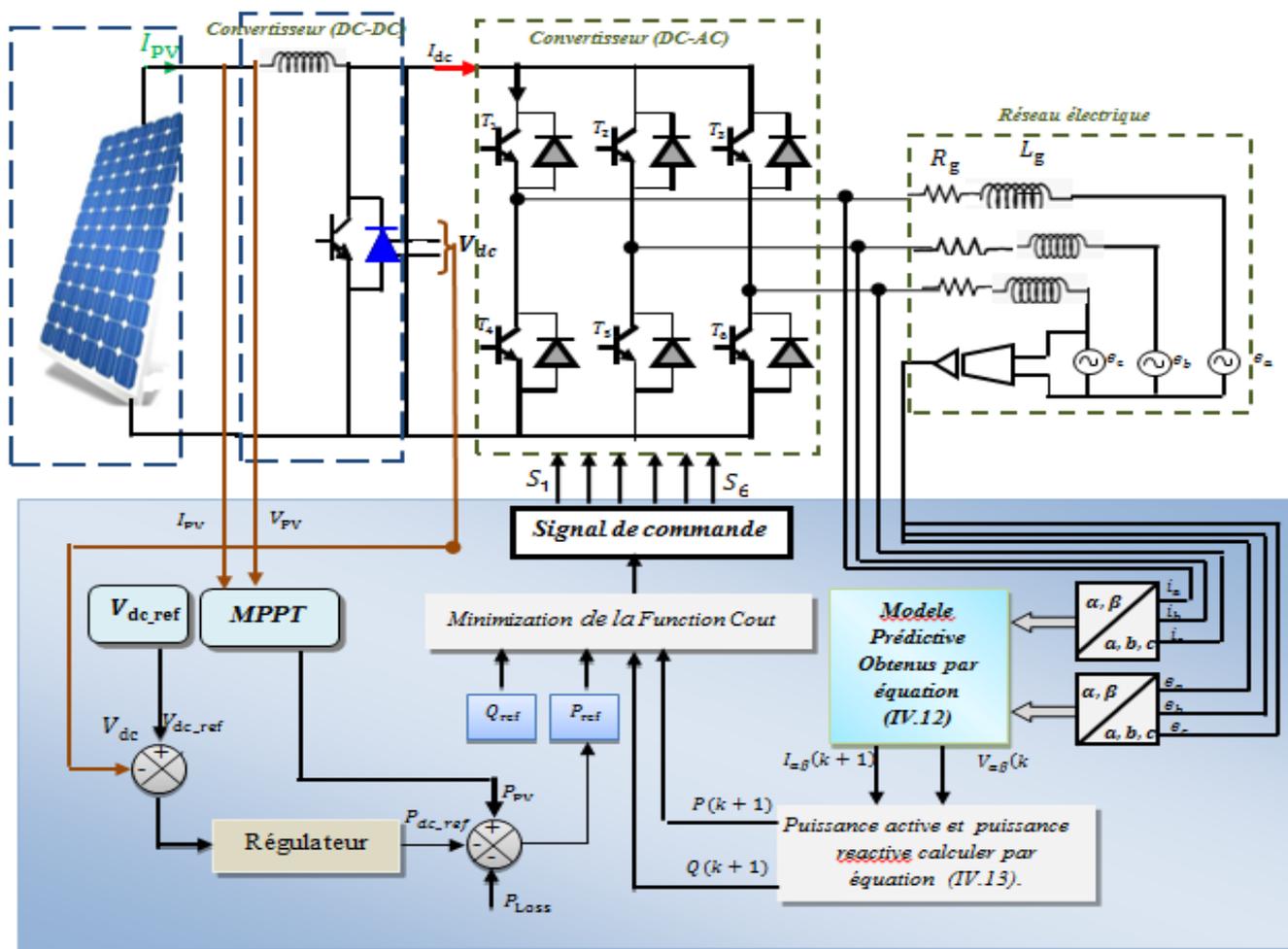


Figure IV.3: Schéma bloc de la commande prédictive de l'onduleur et du réseau.

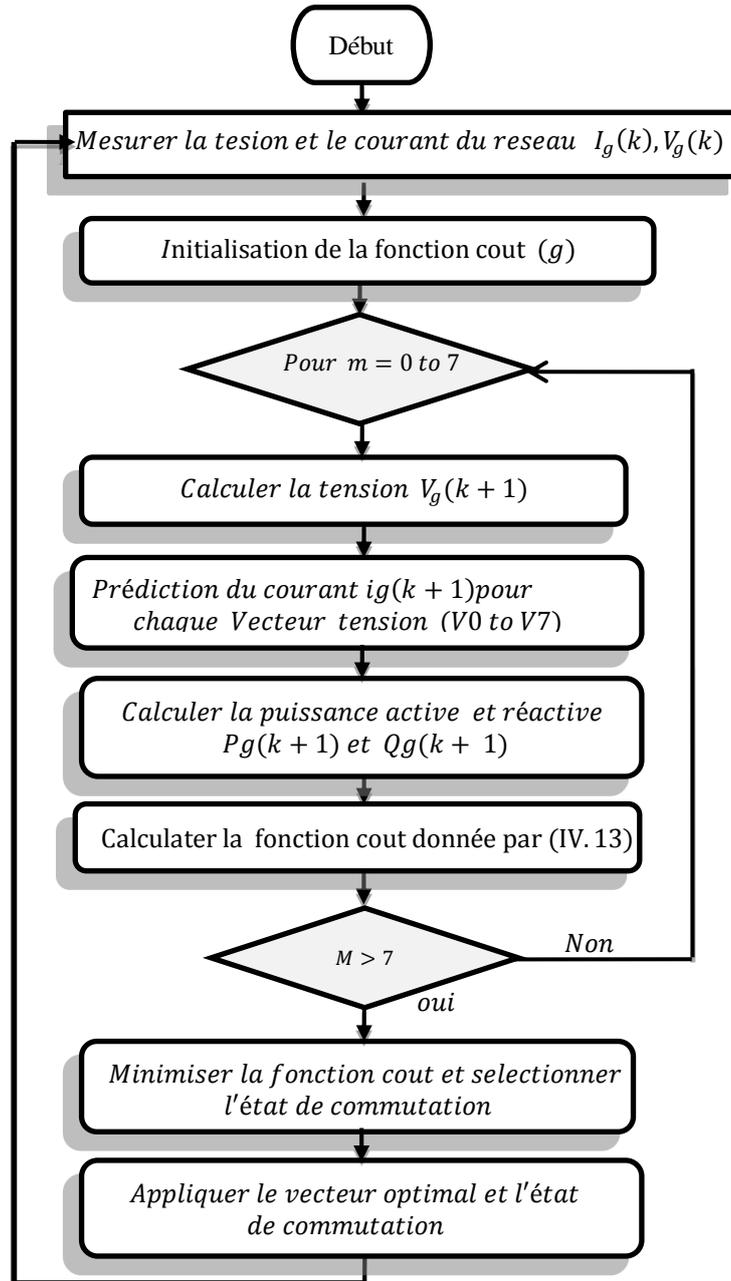


Figure IV.4: Organigramme de la commande prédictive à fonction coût

IV.2.4. Boucle de régulation du bus continu

L'objectif de cette boucle de régulation est de maintenir la tension du bus continu à sa tension de référence V_{dc_ref} . Le courant dans la branche du condensateur est donné par :

$$C \frac{dV_{dc}}{dt} = -i_{inv} \quad (IV.16)$$

Avec dV_{dc} : La tension du bus continu.

C : La capacité

i_{inv} : Le courant modulé par le convertisseur côté réseau.

La fonction de transfert en boucle fermée s'écrit:

$$\frac{V_{dc}}{V_{dc_ref}} = \frac{K_p/C.S + K_i/C}{S^2 + K_p/C.S + K_i/C} = \frac{(K_p/K_i.S + 1)K_i/C}{S^2 + K_p/C.S + K_i/C} \quad (IV.17)$$

Nous remarquons que la relation entre V_{dc} et V_{dc_ref} est une fonction de transfert de deuxième ordre:

$$\frac{V_{dc}}{V_{dc_ref}} = \frac{\omega_n^2}{S^2 + 2.\zeta.\omega_n.S + \omega_n^2} \quad (IV.18)$$

En égalisant (IV.17) et (IV.18), les coefficients K_i et K_p sont identifiés par:

$$K_p = 2.C.\zeta.\omega_n \quad \text{et} \quad K_i = C.\omega_n^2$$

IV.2.5. Simulations et résultats du système photovoltaïque connecté au réseau

Le système d'énergie photovoltaïque connecté au réseau électrique est assuré par deux commandes : une commande MPPT proposée dans le chapitre précédent pour extraire la puissance maximale de GPV, et un contrôle des courants triphasés côté réseau commandé par la commande prédictive. Les performances du système proposé sont testées dans des régimes de fonctionnement statiques et dynamiques.

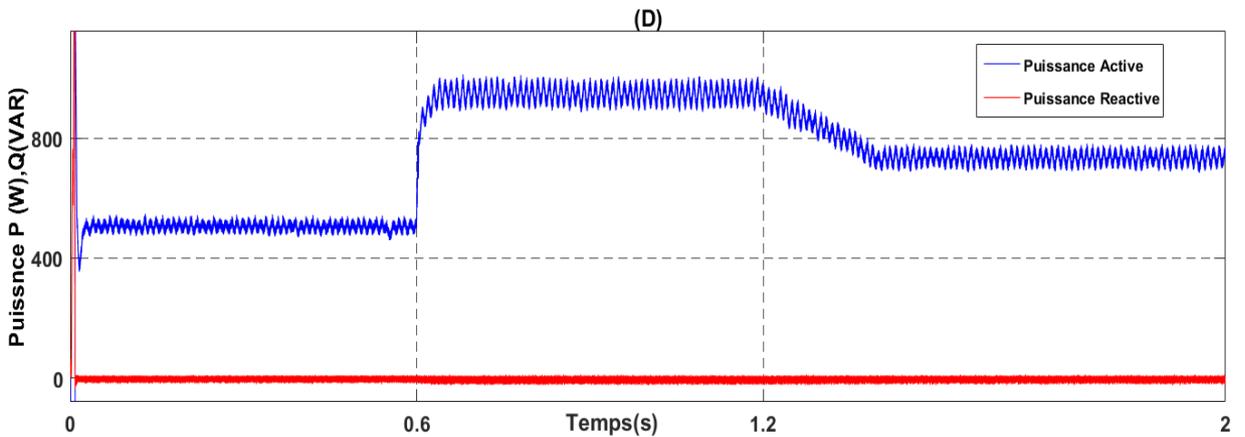
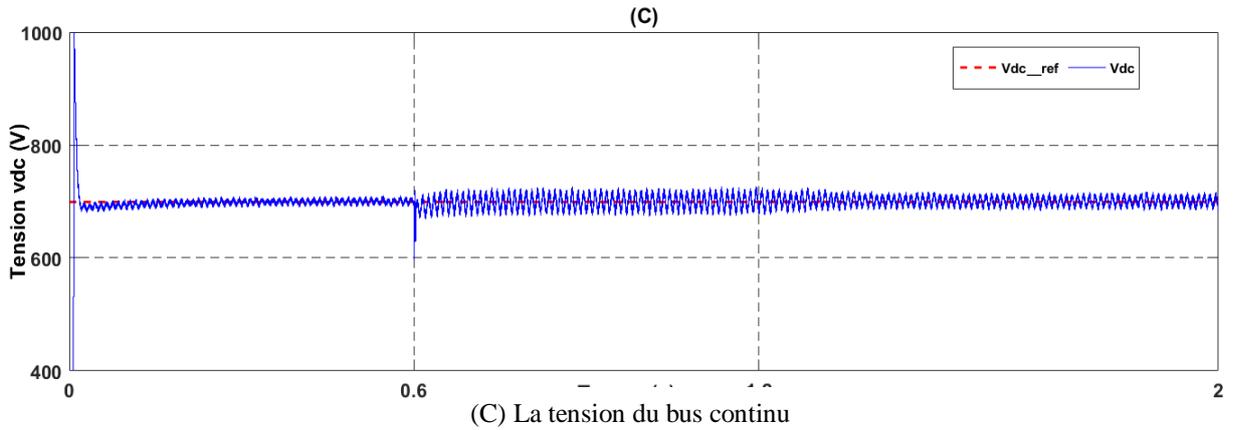
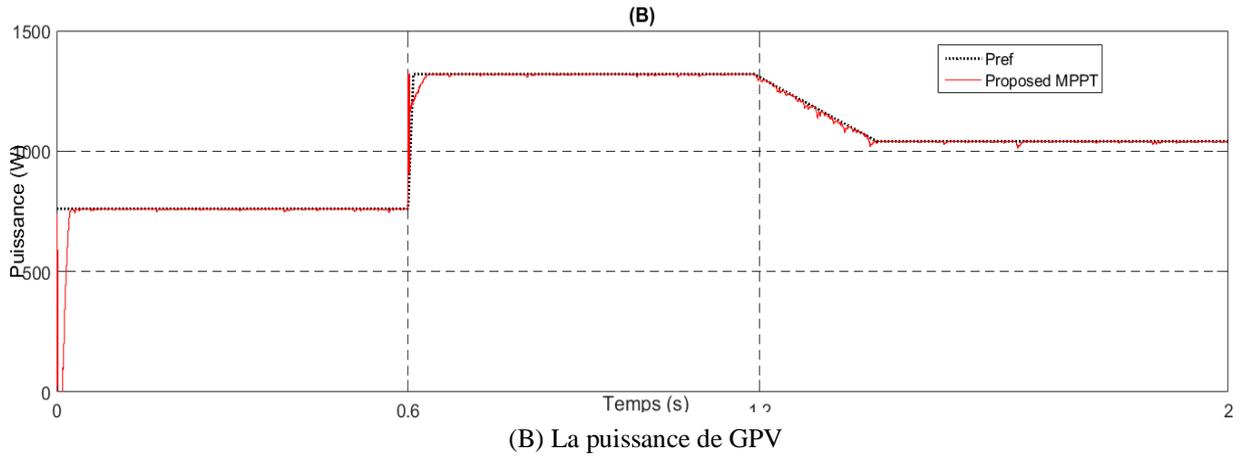
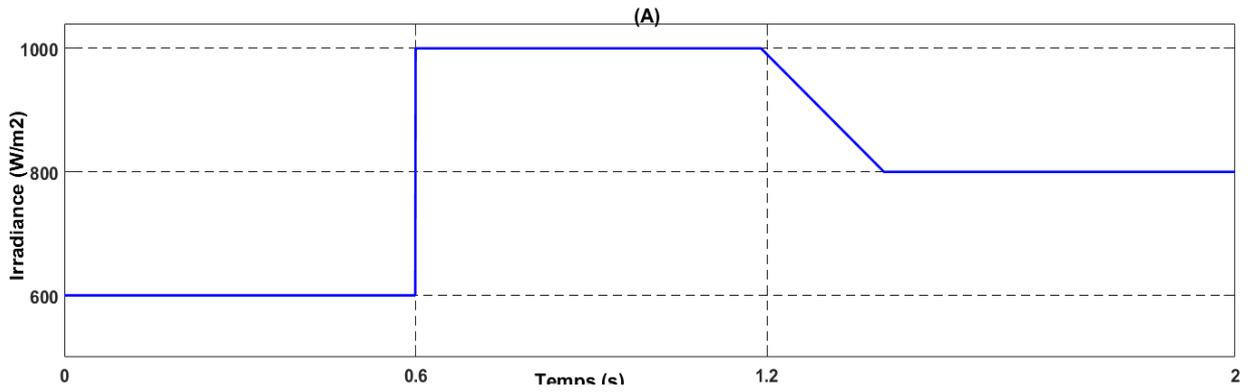
Les paramètres des convertisseurs de puissance utilisés dans la simulation sont présentés dans le tableau (IV.2).

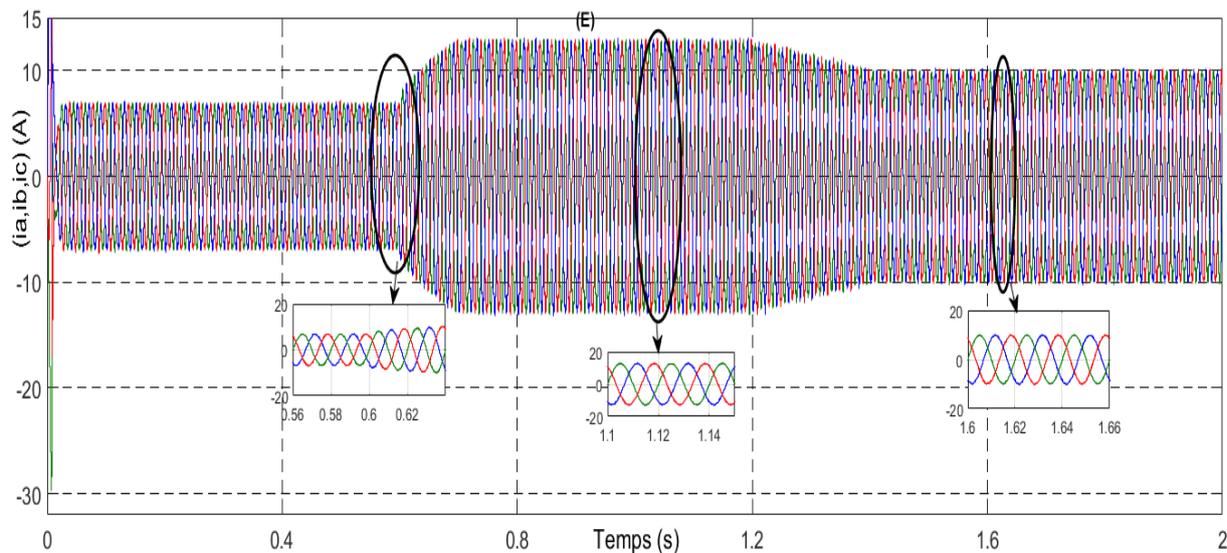
Tableau IV.2. Les paramètres DC/AC

les paramètres DC/AC	Valeurs
La tension du réseau électrique (e)	50 v
Fréquence (f)	50 Hz
Résistance (R)	0.5 Ω
inductance (L)	10 mH
La tension de bus DC (V_{dc})	700 V

- **Test1 : Ensoleillement variable.**

Pour illustrer de près les performances globales du système photovoltaïque connecté au réseau, le premier test de simulation est réalisé avec le profil d'éclairement solaire variable (voir la figure IV.9 (A)). Le niveau d'éclairement est initialement fixé à 600W/m², puis progressivement augmenté à 1000W/m² à t=0,6 s, puis diminué à t= 1,2 s à 800W/m².





(E) Courant Triphasé du réseau à deux niveaux

Figure IV.5 : Performances globales du système photovoltaïque connecté au réseau à deux niveaux

Dans la figure IV.5 (E) nous présentons l'évolution du courant triphasé dans le réseau lors du changement d'éclairement solaire. Nous pouvons constater dans les résultats de simulation obtenus que les courants de sortie du réseau électrique sont de forme sinusoïdale alternative triphasée. De même, durant le changement d'éclairement le courant conserve toujours sa forme sinusoïdale avec des changements d'amplitudes, qui évoluent proportionnellement aux changements de l'éclairement solaire. Il en va de même pour la puissance à la sortie du GPV, suit toujours le profil d'irradiation (voir figure IV.5 (B)).

La puissance de référence réactive est mise à zéro pour assurer un facteur de puissance unitaire, et la puissance active de référence est calculée à partir de la sortie du régulateur de tension du bus continu V_{dc} . À cet effet, la puissance active, ainsi que la puissance réactive de sortie délivrée par l'onduleur commandé par la MPC sont présentées dans la figure IV.5(D).

Nous remarquons que durant le changement d'éclairement, la tension du bus continu, suit toujours sa consigne ($V_{dc_ref}=700$ V) quelle que soit la variation de profil d'irradiation (figure IV .5 (C)). Aussi la puissance réactive est maintenue nulle, assurant ainsi une opération à facteur de puissance unitaire (figure IV .5 (D)), mais la puissance active suit la puissance de GPV

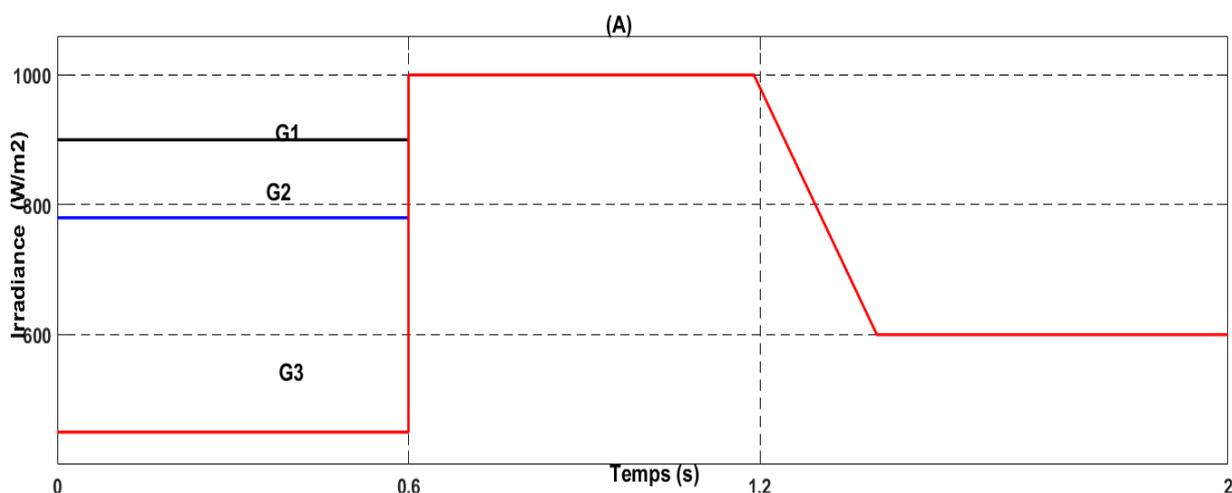
- **Test 2 : Ensoleillement variable avec ombrage partiel :**

Nous avons modifié l'ensoleillement pour tester le fonctionnement de nos contrôleurs proposés dans diverses conditions climatiques. Le deuxième test a été réalisé avec le profil d'irradiation, illustré sur la figure IV.6 (A).

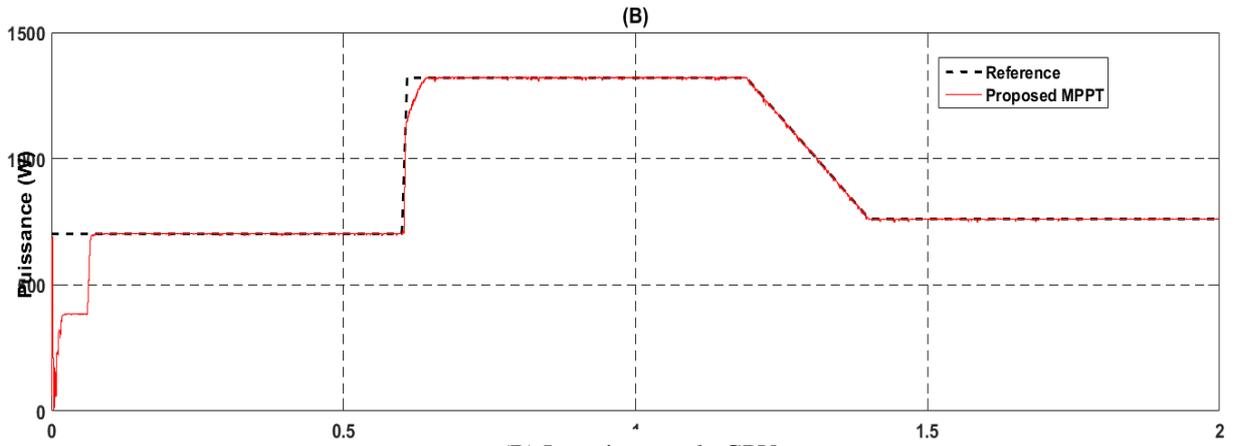
Initialement, les trois modules ont des éclairagements différents pour tester l'effet d'ombrage. Le premier est soumis à 900 W/m^2 , le second à 780 W/m^2 et le dernier à 480 W/m^2 avec une puissance maximale de 702 W . Par la suite les trois modules sont soumis au même éclairagement 1000 W/m^2 à l'instant $t=0.6\text{s}$, puis diminué à $t=1,2 \text{ s}$ à 600 W/m^2 .

Nous remarquons que la puissance à la sortie du GPV, suit le profil d'irradiation (voir figure IV.6 (B)). la commande MPPT proposée suit la puissance maximale pour toutes les conditions d'irradiation. Une variation de profil d'irradiation à $t=0,6 \text{ s}$ entraîne une augmentation de la production d'énergie PV et la tension V_{dc} est maintenue, avec un léger écart par rapport à sa référence, comme le montre la figure 6(C).

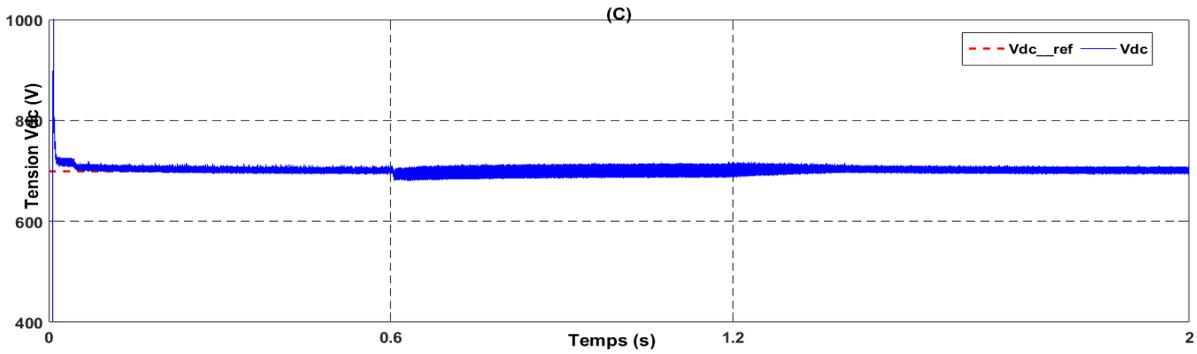
Nous constatons également que la puissance active se comporte de manière similaire à la puissance GPV, et que la puissance réactive se stabilise à zéro et elle n'est pas affectée par les variations d'irradiation. L'augmentation de l'amplitude des courants est obtenue de fait de l'augmentation de la puissance apparente. De plus le courant injecté dans le réseau a une faible distorsion et qui est en phase avec la tension du réseau (voir figure IV.6(F)) .La figure IV.6(G) présente le spectre fréquentiel du courant du réseau obtenu.



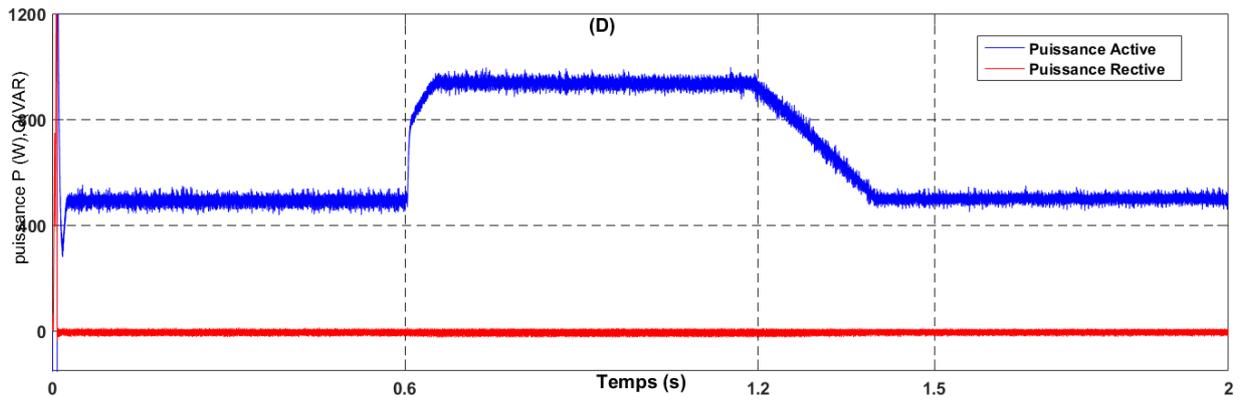
(A) Le profil d'irradiation



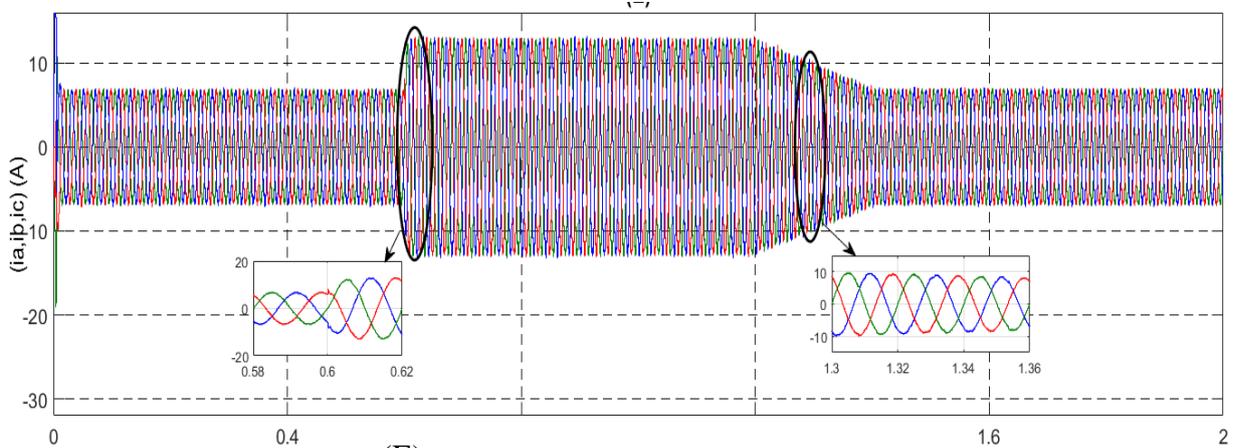
(B) La puissance du GPV



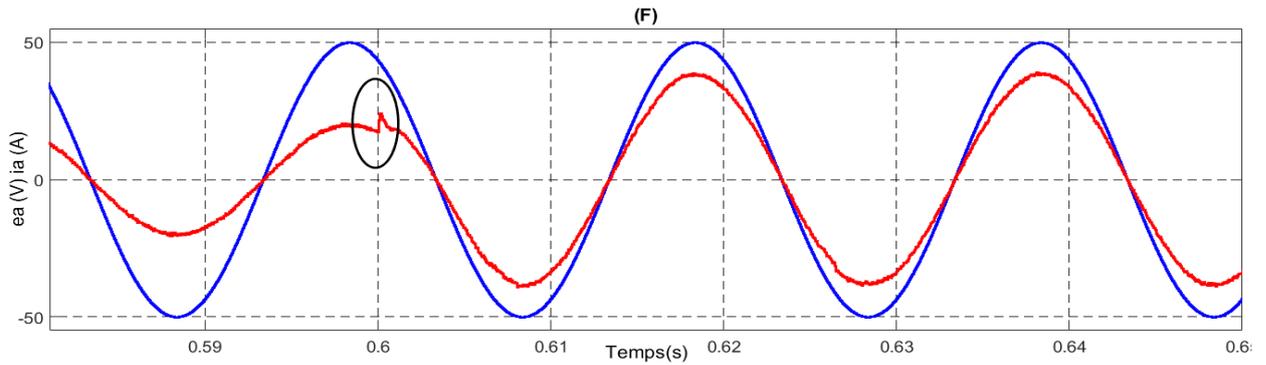
(C) La tension du bus continu



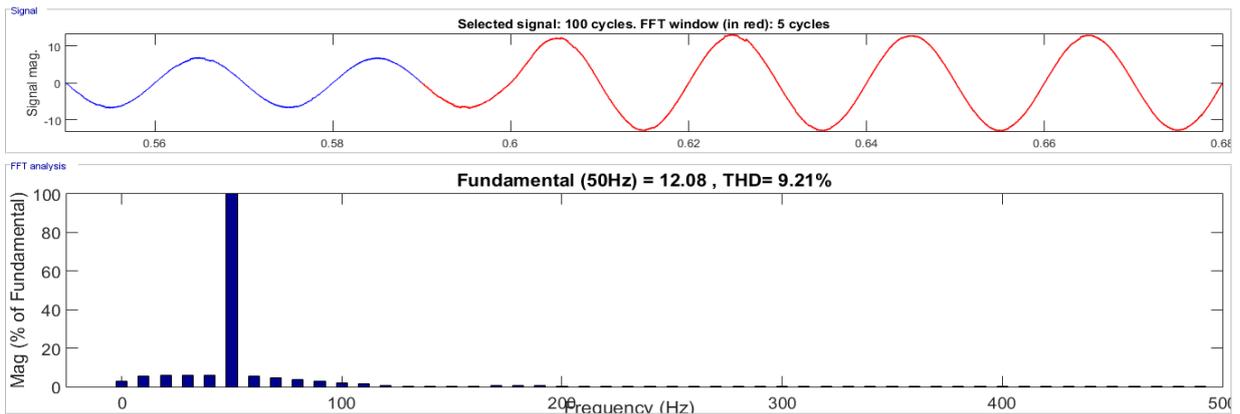
(D) La puissance active et la puissance réactive.



(E) Courant triphasé du réseau à deux niveaux



(F) Zoom sur la tension et le Courant Triphasé de réseau à deux niveaux



(G) : Spectre d’harmonique du courant du réseau en régime établi.

Figure IV.6 : Performances globales du système photovoltaïque connecté au réseau

IV.3. Système photovoltaïque connecté à l’onduleur à trois niveaux

IV.3.1. Modélisation de l’onduleur DC/AC à trois niveaux.

L’onduleur de tension NPC à trois niveaux composé de deux capacités en série (C1 et C2), formant un point milieu noté (O) qui permettent à l’onduleur d’accéder à un niveau de tension supplémentaire par rapport à l’onduleur à deux niveaux (voir figure (IV.7))[129]. Chaque branche de cet onduleur comporte : quatre interrupteurs contrôlables et six diodes. Le tableau (IV-3) représente la tension de sortie d’un onduleur NPC à trois niveaux en fonction de l’état des interrupteurs pour un seul bras (bras A)[126][127].

Tableau IV.3 : Table de commutation de l’onduleur NPC à trois niveaux

État des interrupteurs					Tension de sortie
S_a	K_{a1}	K_{a2}	K_{a3}	K_{a4}	
P	ON	ON	OFF	OFF	$V_{dc}/2$
O	OFF	ON	ON	OFF	0
N	OFF	OFF	ON	ON	$-V_{dc}/2$

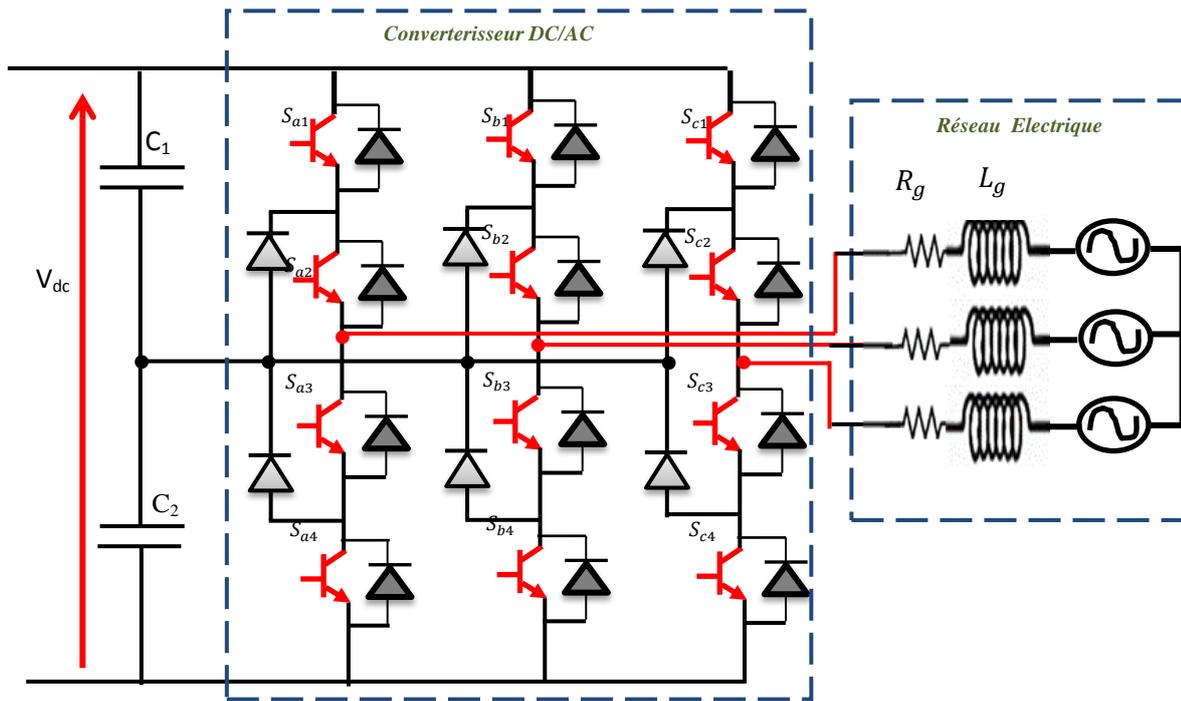


Figure IV.7. Schéma de puissance de l'onduleur NPC à trois niveaux

La fonction de connexion de chaque interrupteurs S_{ij} comme étant une fonction de commutation de la manière suivante: [127] :

$$S_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } K_{ij} \text{ est fermé} \\ 0 & \text{si } K_{ij} \text{ est ouvert} \end{cases}$$

Les équations à la sortie de l'onduleur de tension sont données par :

$$\begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{a1} \cdot S_{a2} - S_{a3} \cdot S_{a4} \\ S_{b1} \cdot S_{b2} - S_{b3} \cdot S_{b4} \\ S_{c1} \cdot S_{c2} - S_{c3} \cdot S_{c4} \end{bmatrix} V_{dc} \quad (IV.19)$$

Avec :

V_{dc} : Tension du bus continu à l'entrée de l'onduleur,

S_a, S_b, S_c sont les états des interrupteurs des bras de l'onduleur pour les trois phases (a, b, c) respectivement. L'onduleur NPC permet de générer un total de 27 états de commutation possibles, ceci permet d'assurer un fonctionnement dynamique de la puissance

IV.3.2. Stratégie de contrôle de l'onduleur à trois niveaux

Le générateur photovoltaïque est relié à un étage d'adaptation DC-DC qui assure le suivi du point de fonctionnement optimal. Ainsi, l'ensemble est connecté au réseau électrique par l'intermédiaire d'un onduleur à trois niveaux. La même démarche de contrôle de l'onduleur à deux niveaux a été utilisée pour un onduleur de trois niveaux. Le schéma de contrôle utilisant le modèle prédictif MPC est illustré sur la figure IV.8.

Nous pouvons prédire l'évolution des puissances et des tensions des capacités du bus continu pour tous les états de commutations possibles. L'état de commutation qui produit la valeur minimal de la fonction de coût g est choisie pour l'appliquer durant le temps suivant.

La fonction du coût est choisie comme suit :

$$g(k + 1) = |P_{ref}(k + 1) - P(k + 1)| + |Q_{ref}(k + 1) - Q(k + 1)| + \lambda|V_{c1}(k + 1) - V_{c2}(k + 1)| \tag{IV.20}$$

L'utilisation de la fonction de coût définie par (IV.20) permet de sélectionner un seul vecteur de la commande optimale à appliquer durant chaque période de commutation. La figure (IV.9) représente l'organigramme détaillé qui explique les principales étapes de la commande prédictive appliquée. La fonction de coût sera évaluée pour chaque état de commutation. Elle représente l'erreur entre les courants de références et les courants de l'onduleur, ainsi que la différence entre les tensions des capacités du bus continu. L'état de commutation qui minimise cette fonction sera choisi et appliqué au prochain instant.

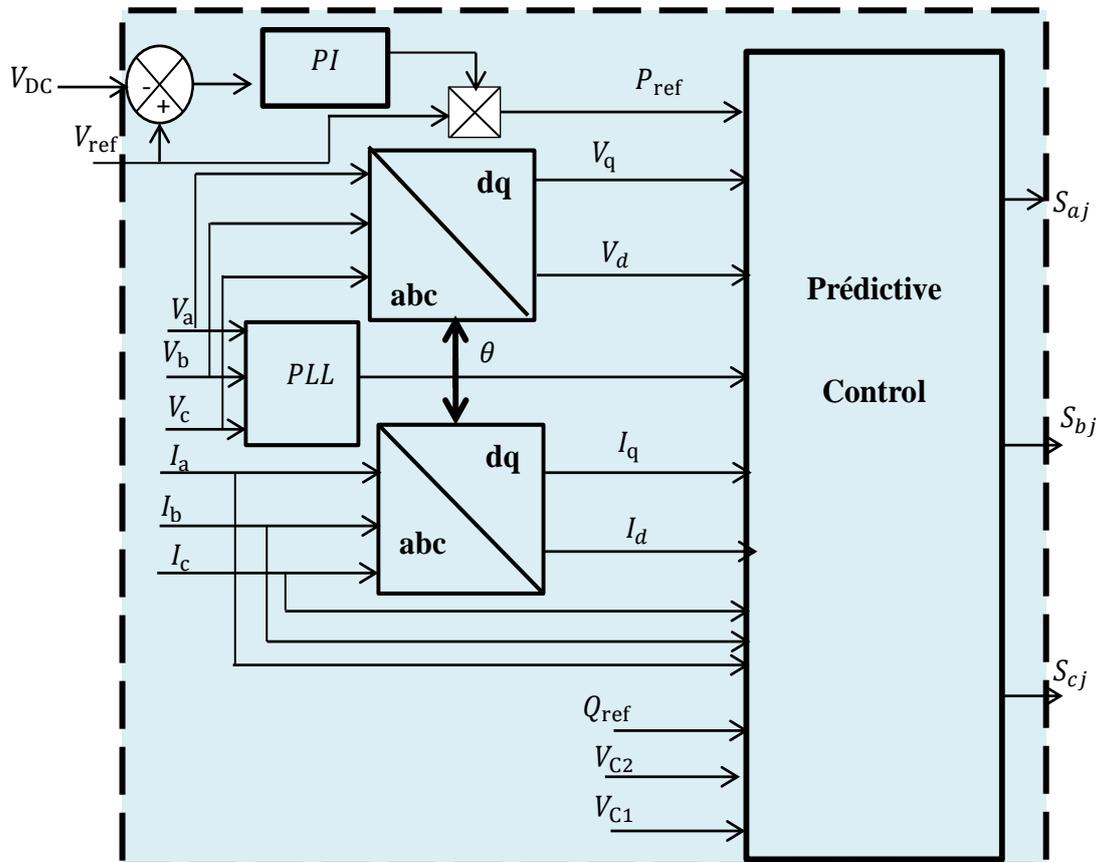


Figure IV.8. Stratégie de la commande MPC pour l'onduleur NPC à trois niveaux

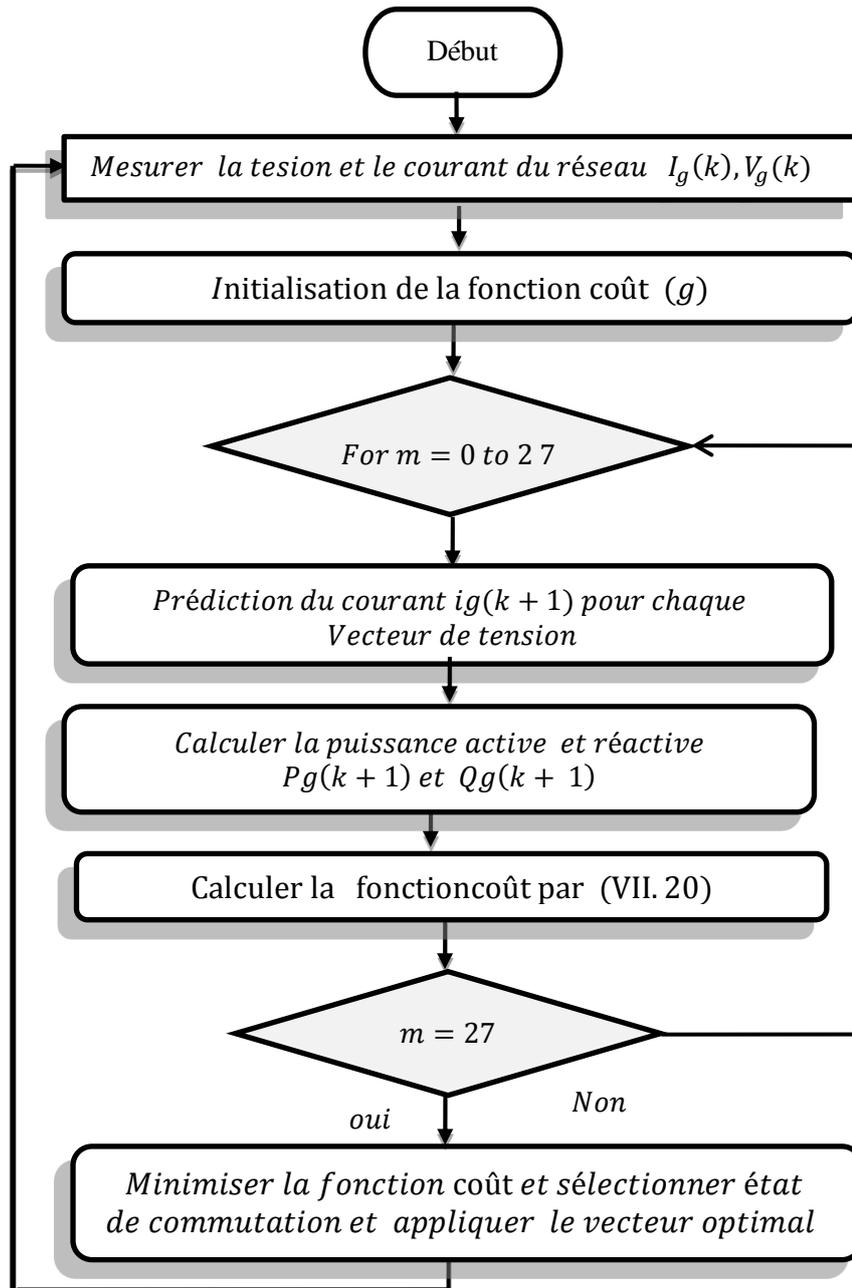
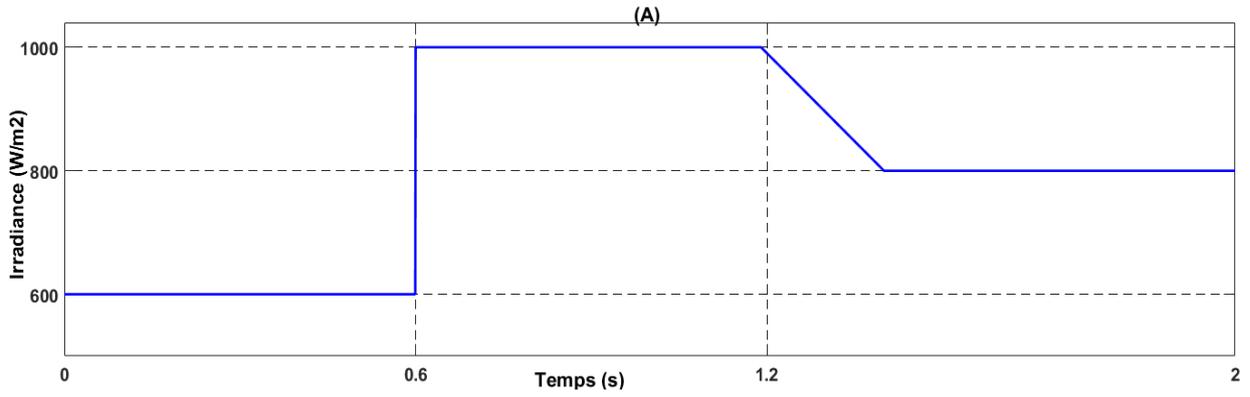


Figure IV.9: Organigramme de la commande prédictive à fonction coût

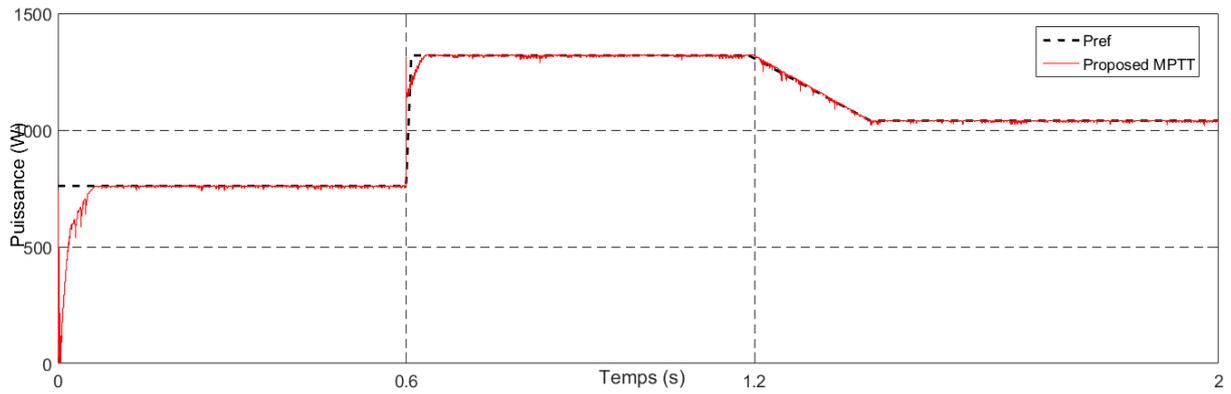
IV. 3.3. Simulation et résultats du système photovoltaïque connecté au réseau

- **Test1 : Ensoleillement variable.**

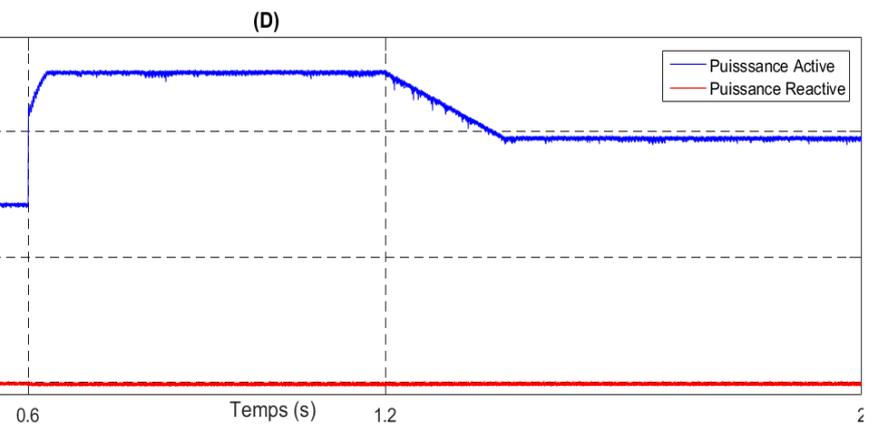
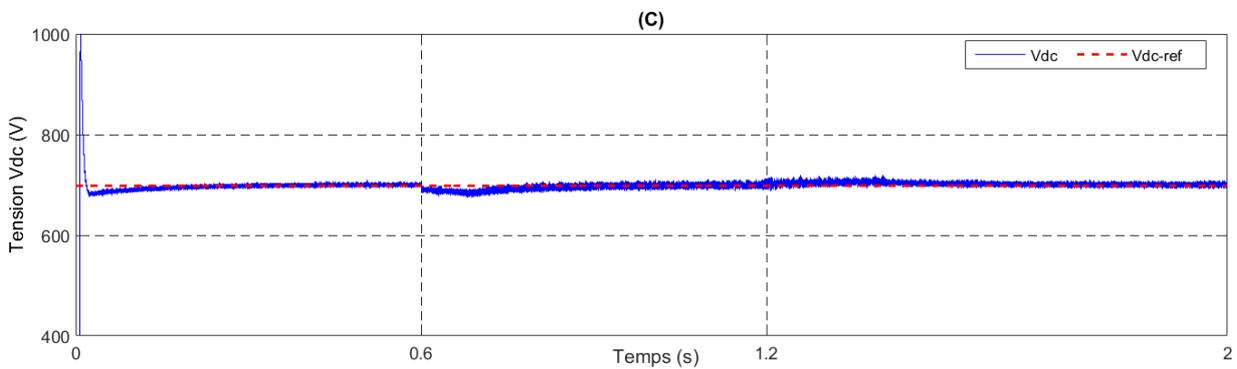
Nous avons refait les simulations avec les mêmes conditions d'ensoleillement (figure IV.5 (A) et figure IV.6 (A)). Les résultats obtenus sont représentés sur les figures (IV.7), (IV.8). Nous pouvons remarquer que la puissance GPV, suit le profil d'irradiation, pour les deux cas (voir les figures IV.7 (B), IV.8 (B)).

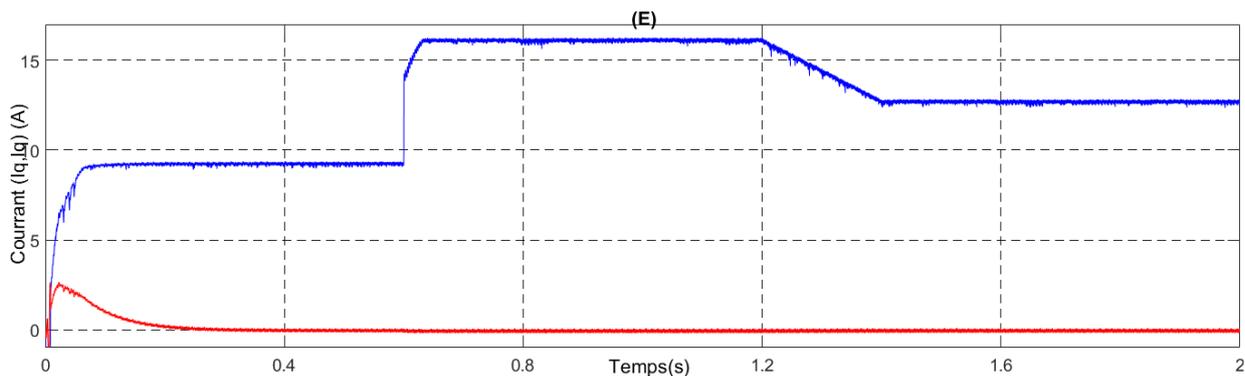


(B) Le profil

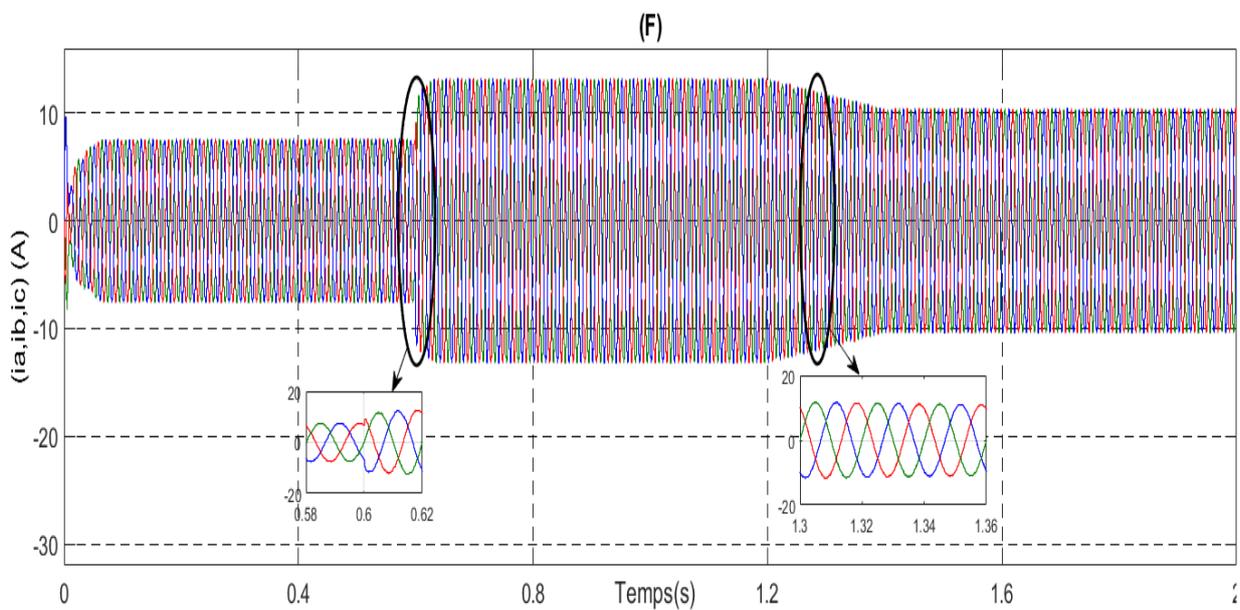


(C) La tension du bus continu

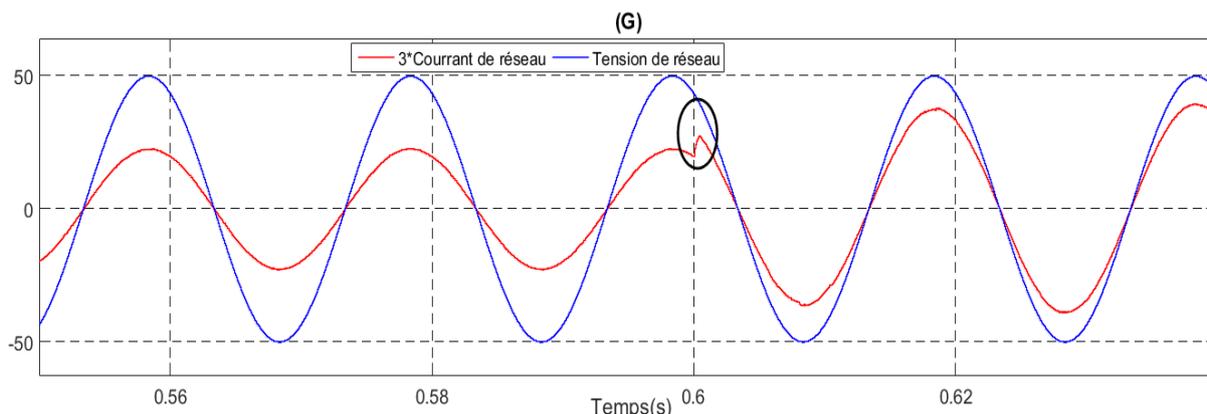




(E) Le courant Id et Iq



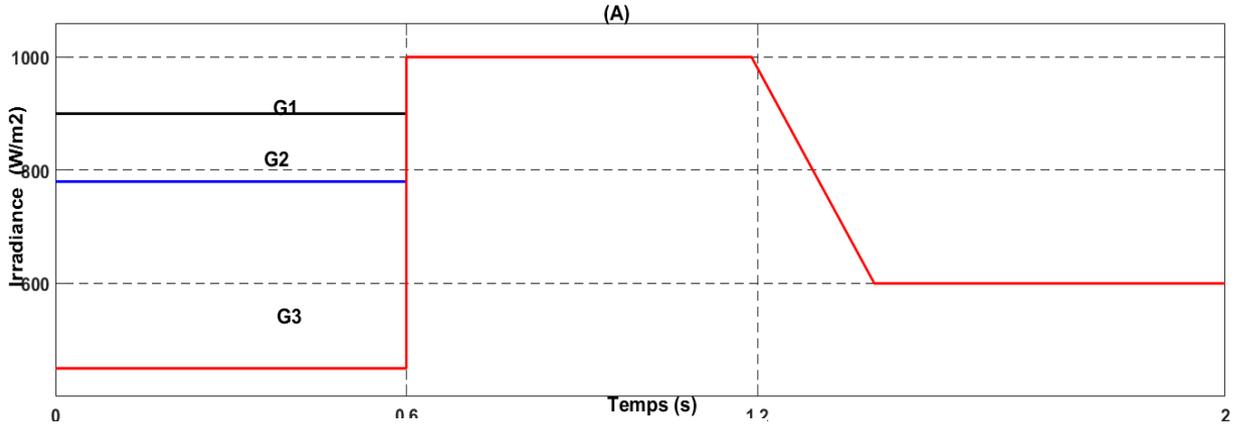
(E) Courant triphasé du réseau à trois niveaux



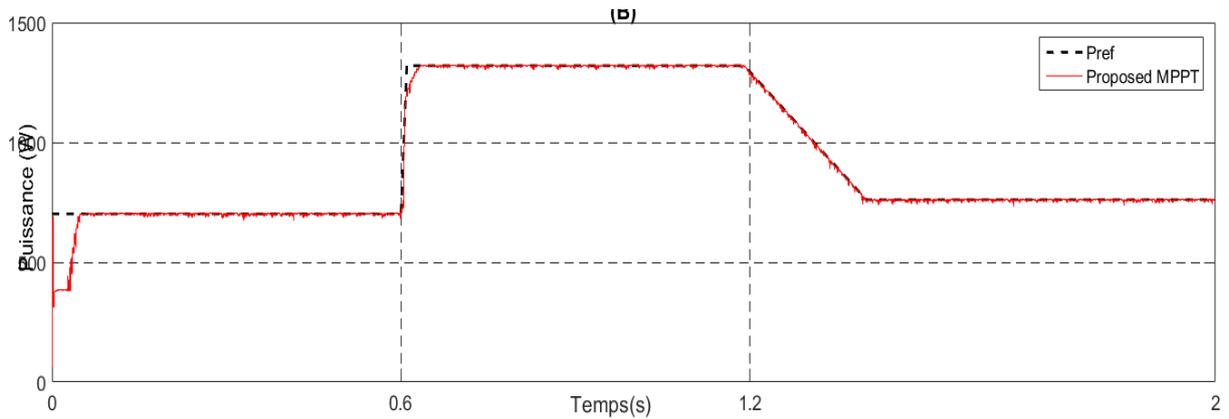
(G) Zoom sur la tension et courant triphasé du réseau à trois niveaux

Figure IV.10 : Performances globales du système photovoltaïque connecté au réseau

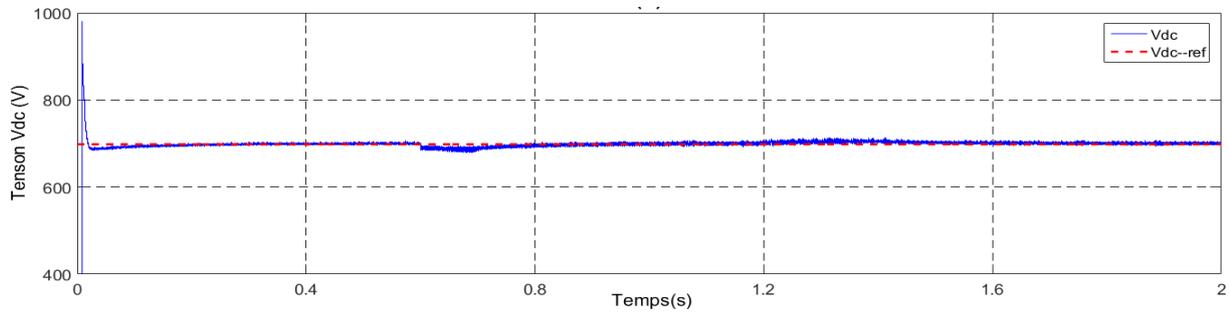
• Test2 Ensoleillement variable avec ombrage partiel



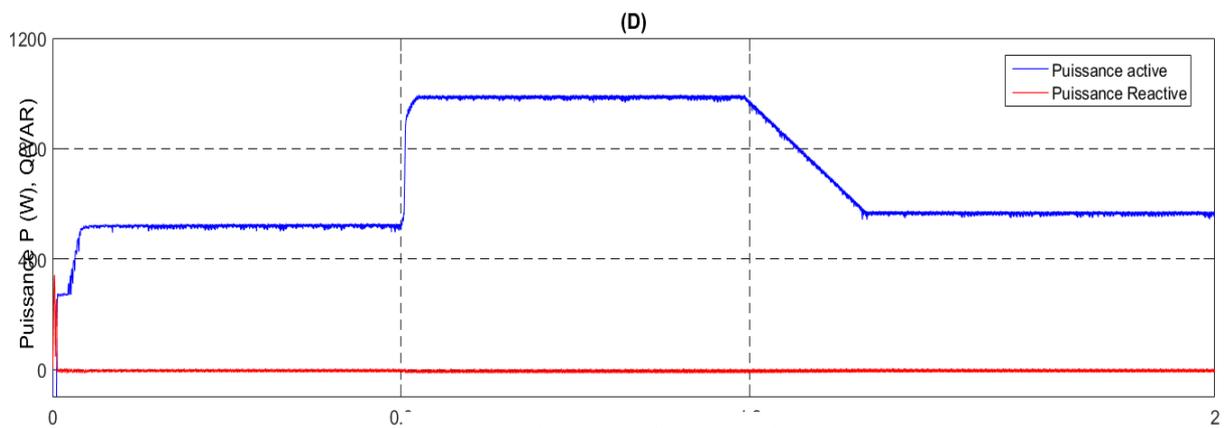
(A) Le profil d'irradiation



(B) La puissance du GPV



(C) La tension du bus continu



(D) La puissance active et la puissance réactive.

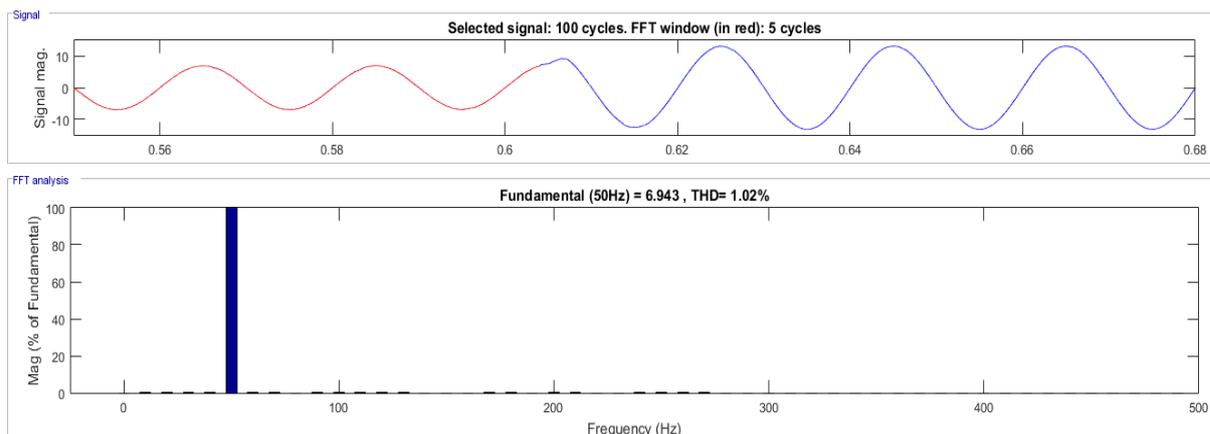
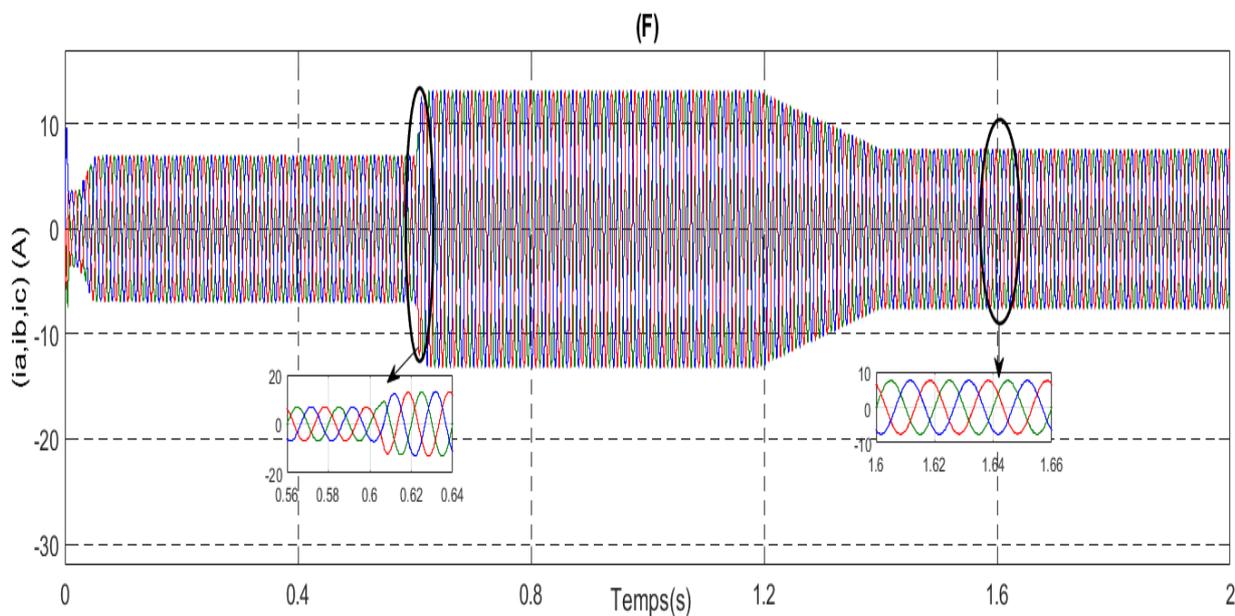
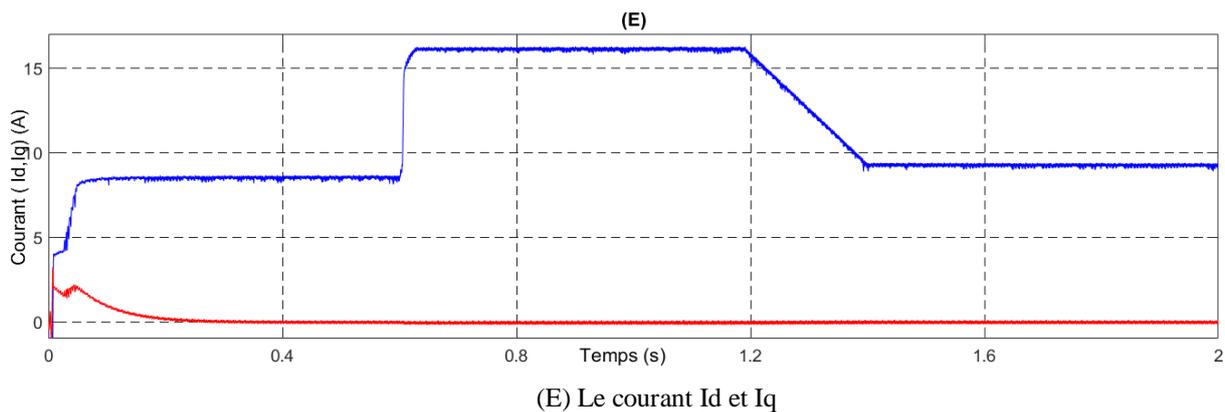


Figure IV.11 : Performances globales du système photovoltaïque connecté au réseau

Nous remarquons, malgré la variation du profil d'irradiation, le courant conserve toujours sa forme sinusoïdale comme le montrent les figures (IV.10 (E), IV.11(F)) .Une augmentation soudaine de l'irradiation solaire de 600 à 1000 W/m² à l'instant 0,6 s entraîne une augmentation de la puissance, et la méthode MPPT proposée atteint rapidement le nouveau MPP. De plus, ce changement entraîne un petit écart de V_{dc} par rapport à sa référence. Malgré cela, la tension V_{dc} est équilibrée à l'aide de la commande comme le montrent les figures (IV.10 (C), IV.11(C)). Ensuite, une diminution progressive de l'irradiation de 1000 à 800 W/m² à l'instant 1,2 s est effectuée et la méthode MPPT proposée assure toujours le suivi MPP rapide et avec une grande précision.

A travers les résultats de simulation, lors de la comparaison des signaux de courant pour un système photovoltaïque connecté au réseau avec un onduleur à deux niveaux et avec un onduleur à trois niveaux. Nous pouvons constater que les signaux de sortie pour l'onduleur à trois niveaux sont lisses et purement sinusoïdaux avec un taux d'harmoniques le plus faible THD = 1.02%, cependant, les signaux pour l'onduleur à deux niveaux sont un peu perturbés.

En conclusion, tous les résultats de simulation obtenus sont très satisfaisants et montrent bien le bon fonctionnement, l'efficacité de la méthode et confirment la bonne réponse dynamique de la stratégie de commande appliquée.

IV.4.Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le comportement global d'un système photovoltaïque connecté au réseau électrique avec un onduleur à deux niveaux et un onduleur à trois niveaux.

Les résultats de la simulation obtenus montrent que, les courants injectés au réseau, convergent bien vers leurs états stables après un temps de réponse relativement court à la variation brusque du profil d'irradiation. Des bonnes performances sont obtenues en régimes permanent et transitoire, surtout pour le cas de l'onduleur à trois niveaux. À partir de ces résultats, on peut constater que la commande MPC a la capacité de fournir une dynamique de poursuite meilleure, assurant des réponses très rapides lors du changement brusque de l'éclairement solaire.

Dans des applications réelles, un système d'énergie solaire par lui-même ne peut pas fournir une source continue d'énergie en raison de sa faible disponibilité durant chaque période nébulosité et pendant la période hivernale. Mais ce problème peut être résolu par la combinaison d'énergie solaire avec d'autres sources d'énergie dans un système hybride.

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans ce travail de thèse et de recherche, nous avons établi une contribution à l'optimisation des systèmes photovoltaïques connectés au réseau électrique. En termes de conclusion générale, nous pouvons remarquer que les objectifs fixés sont étudiés en détailles : l'extraction de la puissance maximale fournie par le générateur photovoltaïque en utilisant des nouvelles lois de commande. Nous avons abordé la chaîne de conversion photovoltaïque qui est constituée d'un étage d'adaptation optimisé par le réseau de neurones artificiels qui offre la possibilité d'opérer à des points de puissance maximale et de meilleurs rendements. Par la suite, le deuxième objectif était de trouver un algorithme efficace dans le cas d'ombrage partiel. De plus, l'injection de cette puissance dans un réseau de distribution électrique triphasé via un système de conversion à deux étages est réalisée.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté par des généralités sur les énergies renouvelables qui se présentent comme une solution idéale pour remédier au réchauffement climatique. Nous nous sommes intéressés aux modes de production d'électricité solaire dans le monde et dans le cas particulier de l'Algérie en utilisant une cellule photovoltaïque qui est fabriquée à partir de matériaux semi-conducteurs. Par la suite, nous avons présenté brièvement quelques méthodes de Poursuite du Point de Puissance Maximale (MPPT), *appliquées aux systèmes photovoltaïques*. Enfin, nous avons évoqué les critères de choix des techniques de Poursuite du Point de Puissance Maximale dans les systèmes photovoltaïques.

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté les éléments qui constituent la chaîne complète de production PV. Nous avons commencé par présenter des équations et le modèle mathématique du générateur photovoltaïque. Ensuite, nous avons étudié l'étage d'adaptation du convertisseur DC-DC. Pour cela, nous avons défini la topologie du convertisseur Boost. Le problème qui se pose généralement est l'exploitation non-optimale du système, alors une adaptation est nécessaire pour maximiser le rendement du système (MPPT). Pour atteindre cet objectif, nous avons développé une nouvelle loi de commande pour obtenir un bon rendement. Cette loi de commande est basée sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) et la commande prédictive MPC qui est améliorée par un filtre de KALMAN. Ce système est testé pour une charge résistive. Pour mieux éclaircir notre contribution, une étude comparative avec d'autres techniques MPPT est effectuée. Les algorithmes utilisés pour la comparaison sont P&O, Neural network avec PI, ainsi Neural network avec MPC. Les résultats de simulation montrent que le système commandé par le réseau de neurones et la commande prédictive présentent une efficacité non seulement pour la poursuite du point de puissance maximale mais aussi pour le temps de réponse. D'après les résultats de simulation, nous avons vérifié que le convertisseur DC-DC muni de la commande MPPT permettait de suivre le PPM du GPV quelles que soient les conditions d'éclairement.

Dans le troisième chapitre, nous avons proposé deux approches pour l'amélioration de rendement et de la puissance du panneau photovoltaïque dans le cas d'ombrage partiel. Après un rappel sur des algorithmes MPPT rencontrés dans la littérature dans le cas d'ombrage partiel. Nous avons présenté pour la recherche Globale MPP deux Algorithmes. Le premier Algorithme proposé est basé sur la combinaison de deux techniques MPPT individuelles qui est, l'Algorithme d'incrémentement de la conductibilité(IncCond) et Optimisation par essaim de particules (PSO). Le deuxième Algorithme proposé est basé sur l'approche méta- heuristique qui est Grasshopper (GOA) .De plus, nous avons étudié les performances dynamiques des commandes proposées, et qu'une étude comparative avec d'autres techniques GMPPT a été effectuée.

Dans le quatrième chapitre, nous avons présenté un système photovoltaïque raccordé au réseau électrique .Nous avons commencé par la modélisation du système photovoltaïque connecté au réseau électrique par l'onduleur de tension à deux niveaux et l'onduleur trois niveaux. Par la suite, une stratégie de la commande prédictive est appliquée pour contrôler ces onduleurs. L'application de cette commande nous a permis d'obtenir des puissances active et réactive qui suivent toujours ces puissances de référence en assurant la poursuite du point de puissance maximale.

Les résultats obtenus sont très satisfaisants et nous motivent encore plus à poursuivre des recherches sur le même axe. Aussi, nous avons constaté que chaque technique de commande possède des inconvénients qui peuvent être corrigés par l'autre, à cet effet l'hybridation des algorithmes peut être une solution pour garantir de meilleures performances.

Pour compléter l'ensemble des travaux de recherches, nous proposons quelques perspectives pouvant contribuer à l'amélioration de cette étude ; nous pouvons citer :

- Implémentation des commandes proposées sur des sites réels.
- Implémenter d'autres techniques d'intelligence artificielle et celles issues de la commande robuste, et en faire une comparaison.
- Augmenter la puissance injectée dans le réseau.
- L'application d'autres techniques de commande pour atteindre une meilleure optimisation que celle de la méthode PSO, GOA.
- Ajouter d'autres fonctions, telle que le filtrage actif des courants harmoniques présents sur le réseau électrique.
- Réaliser un système d'aide au diagnostic qui permet de détecter, d'identifier et de localiser les différents modes de dégradation sur le module photovoltaïque afin d'optimiser la production d'électricité.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] « International Energy Agency ». [En ligne]. Disponible sur: <http://www.iea.org/>. Consulté le: 21-mai-2020.
- [2] H Armghan , M. Yang , N. Ali , A. Armghan , A Alanazi “Quick reaching law based global terminal sliding mode control for wind/hydrogen/battery/ DC microgrid” *Applied Energy* 316 (2022) 119050.
- [3] U. Kumar Das, K.Soon Tey, M. Seyedmahmoudian, S. Mekhilef, M.Yamani Idna Idris, W. Van Deventerc, Bend Horan, Alex Stojcevski “Forecasting of photovoltaic power generation and model optimization: A review” *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 81 (2018) 912–928
- [4] K. Dahech, M.Allouche, T. Damak., F. Tadeo “Backstepping sliding mode control for maximum power point tracking of a photovoltaic ” *Electric Power Systems Research* 143 (2017) 182–188
- [5] A .Bouchakour “Modélisation et simulation d’un système de pompage photovoltaïque” Thèse de Doctorat en sciences en Électrotechnique. L’université djillali liabes de sidi-bel-. Année 2018
- [6] W .I.Hameed , A. L. Saleh , B. A. Sawadi , Y. I. A. Al-Yasir ,and R. A. Abd-Alhameed “Maximum Power Point Tracking for Photovoltaic System by Using Fuzzy Neural Network” *Invention* 2019,4.33,MDPI
- [7] M. Kermadi, El M. Berkouk “Artificial intelligence-based maximum power point tracking controllers for Photovoltaic systems: Comparative study” *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 69 (2017) 369–386.
- [8] R.Sankar Pal, V. Mukherjee “Metaheuristic based comparative MPPT methods for photovoltaic technology under partial shading condition ” *Energy* 212 (2020) 118592
- [9] B.Khalil Oubbati , M. Boutoubat , A. Rabhi , M. Belkheiri “Experiential Integral Backstepping Sliding Mode Controller to achieve the Maximum Power Point of a PV system ” *Control Engineering Practice* 102 (2020) 104570.
- [10] K. Ishaque and Z. Salam, “A review of maximum power point tracking techniques of PV system for uniform insolation and partial shading condition” *Renewable Sustainable Energy Reviews*. 19(2013), 475-488
- [11] S. Lyden and M. E. Haque, “Maximum power point tracking techniques for photovoltaic systems: A comprehensive review and comparative analysis,” *Renewable Sustainable Energy Reviews*. 52(2015), 1504-1518.
- [12] A. Belkaid , I. Colak O. Isik “ Photovoltaic maximum power point tracking under fast varying of solar radiation” *Applied Energy* 179 (2016) 523–530.
- [13] P. E. Kakosimos, A. G. Kladas “ Implementation of photovoltaic array MPPT through fixed step predictive control technique ” *Renewable Energy* 36 (2011) 2508e2514
- [14] S. Duman, N. Yorukeren, I. H. Altas “A novel MPPT algorithm based on optimized artificial neural network by using FPSOGSA for standalone photovoltaic energy system” *Natural Computing Applications Forum* 2016.
- [15] X. Li , H. Wen , Y. Hu , L. Jiang “ A novel beta parameter based fuzzy-logic controller for photovoltaic MPPT application” *Renewable Energy* 130 (2019) 416-427
- [16] H. Hamdi, C. Ben Regaya, A. Zaafouri “Real-time study of a photovoltaic system with boost converter using the PSO-RBF neural network algorithms in a MyRio controller” *Solar Energy* 183 (2019) 1–16.
- [17] Hassan M.H. Farh, Ali M. Eltamaly, Ahmed B. Ibrahim, Mohd F. Othman, Mamdooh S. Al-Saud “ Dynamic global power extraction from partially shaded photovoltaic using deep recurrent neural network and improved PSO techniques” *John Wiley* 2019.
- [18] **Nora Kacimi**, Said Grouni, Mohamed Seghir Boucherit, Abderahmane Kirat, Samir Ladjouzi “ Integral of nonlinear backstepping control for maximum power point tracking in PV solar” 1^{er}

- séminaire national sur les énergies renouvelables et l'environnement SNERE 18 .Tamanghasset Algeria 2018.
- [19] **Nora Kacimi**, S. Ladjouzi ,S. Grouni, Y. Soufi , M. Seghir Boucherit “An Improved maximum power point tracking using model fuzzy logic and prediction control in photovoltaic system” 1st International conference on Electronics and Electrical engineering (IC3E2018). Bouira . Algeria.
- [20] **Nora Kacimi**, S. Grouni, Y. Soufi , M. Seghir Boucherit “ Maximum Power Point Tracking for photovoltaic system using model predictive control and fuzzy logic control” 1st International Conference on Networking Telecommunications, Biomedical Engineering and Applications (ICNTBA'19), Boumerdes 2019.
- [21] H. Sahroui, “ Modélisation et commande des convertisseurs DC/DC utilisés dans des systèmes photovoltaïques (Théories et expérimentations)” Thèse de Doctorat 3eme cycle LMD en Électrotechnique. L'université de Batna 2 .Année 2016.
- [22] S. Sobri S. Koochi-Kamali, N. Abd. Rahim “Solar photovoltaic generation forecasting methods: A review” Energy Conversion and Management 156 (2018) 459–497.
- [23] S. Aissou “Caractérisation et optimisation de puissance des systèmes photovoltaïques” Thèse de doctorat En Génie Électrique, L'université A.MIRA – Bejaia 2016.
- [24] www.edf.fr.
- [25] A. Mekemeche “ Modélisation à deux dimensions des propriétés physiques de cellules solaires au silicium à base de substrat de type N. Étude de quelques cas particuliers de cellules innovantes” Thèse de Doctorat En Physique. L'Université de Mostaganem, Année 2017.
- [26] M. Lakhdar louazene “ Contribution à l'optimisation des systèmes photovoltaïques utilisés pour l'irrigation dans les zones Sahariennes – Application zone de Ouargla ” Thèse de Doctorat en Sciences Université el hadj Lakhdar – Batna 2015.
- [27] Le programme des énergies renouvelables en Algérie www.maghrebemergent.info/./algerie/59413-algeriele-programme-des-energies-renouvelable
- [28] Z. Laid “ Étude technique d'un système d'énergie hybride photovoltaïque -Éolien hors réseau” Thèse de Doctorat, L'université Mentouri de Constantine 2010.
- [29] D. Mida “ Contribution à la Modélisation d'un Système de Production d'Énergie Électrique Hybride (Éolien – Photovoltaïque)” Thèse de Doctorat En Réseaux Électriques– Biskra2019.
- [30] D. Mekkhun “ Réalisation d'un système de conversion et de gestion de l'énergie d'un système Photovoltaïque pour l'alimentation des réseaux de capteurs sans fil autonomes pour l'application aéronautique” Thèse de Doctorat En Génie électrique, L'université de Toulouse 2010.
- [31] S. Abouda “ Contribution a la commande des systèmes photovoltaïques: Application aux systèmes de pompage ” Thèse de doctorat l'école nationale d'ingénieurs de sfax
- [32] Boualem Bendib , Hocine Belmili , Fateh Krim “A survey of the most used MPPT methods: Conventional and advanced algorithms applied for photovoltaic systems ” Renewable and Sustainable Energy Reviews 45 (2015) 637–648.
- [33] H. Attou “ Contribution à la synthèse de nouvelles stratégies de commande des systèmes d'énergie renouvelable ” Thèse Doctorat L'université Ferhat Abbas - Setif 1-Année 2017
- [34] S.Hadj “ Optimisation de la conversion énergétique pour les systèmes à énergie “ Thèse de Doctorat à L'université Ferhat Abbas - Setif 1-Année 2018.
- [35] B. Abdelouahab “Contribution à la Commande Directe de Puissance Dédiée au Filtrage Actif Associé à une Source Photovoltaïque” Thèse de Doctorat en sciences en Électrotechnique. L'université Mohamed Khider – Biskra
- [36] D. Mida “Contribution à la Modélisation d'un Système de Production d'Énergie Électrique Hybride (Éolien–Photovoltaïque)”Thèse de Doctorat en Réseaux Électriques, L'Université Mohamed Khider – Biskra2019.

- [37] Saad Saoud Merwan “Optimisation de la gestion de l'énergie photovoltaïque utilisée dans une zone agricole” Thèse Doctorat Université Badji Mokhtar - ANNABA Année 2017.
- [38] Bouzeria Hamza “ Modélisation et commande d'une chaîne de conversion photovoltaïque ” Thèse Doctorat, Université Hadj Lakhdar Batna, Année **2016**.
- [39] B. Bendib, H.Belmili, F. Krim “ A survey of the most used MPPT methods: Conventional and advanced algorithms applied for photovoltaic systems” *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 45(2015)637–648.
- [40] A. Ghayth , Z. Yusupov , M. Khaleel “Performance Enhancement of PV Array Utilizing Perturb & Observe Algorithm” *International Journal of Electrical Engineering and Sustainability (IJEES)*.Volume 1 . Number 2 .Pages 29-37.2023
- [41] N.Aouchiche “ Conception d'une commande MPPT optimale à base intelligence artificielle d'un système photovoltaïque ” Thèse Doctorat, Université Bourgogne Franche-Comté, 2020, Année 2020.
- [42] E.Prasad, M. Sahani, P.K. Dash “ A new adaptive integral back stepping fractional order sliding mode control approach for PV and wind with battery system based DC microgrid *Sustainable Energy Technologies and Assessments* 52 (2022) 102261 ”
- [43] SalimAbouda “ Contribution à la commande des systèmes photovoltaïques : Application aux systèmes de pompage” T Thèse Doctorat, L'École Nationale d'Ingénieurs de Sfax, Année 2015
- [44] U. Yilmaz,, A.Kircay, S. Borekci “ PV system fuzzy logic MPPT method and PI control as a charge controller ” *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 81 (2018) 994–1001.
- [45] B. Boukezata,A.Chaoui, J-Paul Gaubert, and M.Hachemi “An improved fuzzy logic control MPPT based P&O method to solve fast irradiation change problem *Journal of Renewable and Sustainable Energy* 8, 043505 (2016).
- [46] M. F.Jalil, S. Khatoun, I. Nasiruddin & R. C. Bansal “Review of PV array modelling, configuration and MPPT techniques ”*International Journal of Modelling and Simulation* Jun 2021.
- [47] I. Elzein, Y. Petrenk “Adapting Model Predictive Control for a PV Station and Evaluating two different MPPT Algorithms P&O and FLC ” *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal* Vol. 2, No. 3, 741-748 (2017)
- [48] Belkaid Abdelhakim “ Conception et implémentation d'une commande MPPT de haute performance pour une chaîne de conversion photovoltaïque autonome ” Thèse Doctorat Université FERHAT ABBAS - SETIF 1-Année 2015
- [49] Mohamed Amarouayache“ Contribution à l'optimisation d'une chaîne de conversion d'énergie Photovoltaïque” Thèse Doctorat Université Constantine1 -Année 2014.
- [50] Houacine Karima “ Commande Neuro-Flou d'une machine asynchrone dans une chaîne de propulsion d'un véhicule électrique” Thèse Doctorat, Université Mouloud MAMERI –Tizi-Ouzou-Année 2016
- [51] S. Agatino Rizzo , G .Scelba “ANN based MPPT method for rapidly variable shading conditions ”*Applied Energy* 145 (2015) 124–132
- [52] S.Messalti, A. Harrag, A. Loukriz “A new variable step size neural networks MPPT controller: Review, simulation and hardware implementation” *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 68 (2017) 221–233.
- [53] R.Subha , S. Himavathi “ Active power control of a photovoltaic system without energy storage using neural network based estimator and modified P&O algorithm” *IET Generation, Transmission & Distribution* January 2018.
- [54] R. Mahjoub Essefi, M. Souissi, H. Hadj Abdallah “Maximum Power Point Tracking Control Using Neural Networks for Stand-Alone Photovoltaic Systems” *International Journal of Modern Nonlinear Theory and Application*, 2014, 3, 53-65.

- [55] T Bouadjila, K.Khelil , D.Rahem, F. Berrezzek “ Improved Artificial Neural Network Based MPPT Tracker for PV System under RapidVarying Atmospheric Conditions” *Periodica Polytechnica Electrical Engineering and Computer Science* February 2023
- [56] A Ourici, B. Abderaouf “ Maximum Power Point Tracking in A Photovoltaic System Based on Artificial Neurons ” *Indian journal of science and technology*.2023
- [57] B. Lekouaghet, A.Boukabou, N. Lourci, K. Bedrine “Control of PV grid connected systems using MPC technique and different inverter configuration models” *Electric Power Systems Research* 154 (2018) 287–298 .
- [58] A. Kheldoun , R. Bradai , R. Boukenoui , A. Mellit “A new Golden Section method-based maximum power point tracking algorithm for photovoltaic systems ” *Energy Conversion and Management* 111 (2016) 125–136.
- [59] Y. Soufi , M.Bechouat , S. Kahla “Fuzzy-PSO controller design for maximum power point tracking in photovoltaic system” *International of hydrogen energy* (2016).
- [60] Stéphane Vighetti “Système photovoltaïques raccordés au réseau : Choix et dimensionnement des étages de conversion” Thèse Doctorat en Génie Électrique L’Université de Grenoble. Année 2010.
- [61] **Nora Kacimi**, Ladjouzi Samir , Elekhir karam ,Grouni Said ,Boucherit Mohamed Seghir “Maximum power point tracking using Neural network-Integral Backstepping Sliding Mode Controller in PV solar systems” 1st International conference on Material and Energy (IC-ME21), Tamanghasset , Algeria 2021
- [62] L.Farah, A. Haddouche, A.Haddouche “Comparison between proposed fuzzy logic and ANFIS for MPPT control for photovoltaic system” *International Journal of Power Electronics and Drive System (IJPEDS)*, Vol. 11, pp. 1065~1073, 2020.
- [63] S. Agatino Rizzo , G .Scelba “ANN based MPPT method for rapidly variable shading conditions” *Applied Energy* 145 (2015) 124–132 .
- [64] V.Bhan, S. Ahmed Shaikh, Z. Hussain Khand, T. Ahmed · L. Ali Khan, F.Akhtar Chachar, A. Majeed Shaikh “Performance Evaluation of Perturb and Observe Algorithm for MPPT with Buck–Boost Charge Controller in Photovoltaic Systems” *Journal of Control, Automation and Electrical Systems* June 2021.
- [65] H. Kumar Ghritlahre, R. Krishna Prasad, ”Application of ANN technique to predict the performance of solar collector systems - A review”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol.84,PP , 75–88. 2018
- [66] A. A.Kulaksız, R. Akkaya, “A genetic algorithm optimized ANN-based MPPT algorithm for a stand-alone PV system with induction motor drive”, *Solar Energy*, Vol.86, 2366–2375. 2012
- [67] R. Subha , S Himavathi, “Active power control of a photovoltaic system without energy storage using neural network based estimator and modified P&O algorithm”, *IET Generation, Transmission & Distribution*, , Vol. 12 Iss. 4, pp. 927-934, 2018
- [68] R. M. Essefi, M. Souissi, H. H. Abdallah, “Maximum Power Point Tracking Control using Neural Networks for Stand-Alone photovoltaic systems” . *International Journal of Modern Nonlinear Theory and Application*, 2014.
- [69] C.R. Algarín, D.S. Hernández and D. R. Leal “A low-cost maximum power point tracking system based on neural network inverse model controller”, *Electronics*, 7, 4. 2018.
- [70] Nora Kacimi, Said Grouni, *Abdelhakim Idir*, Mohamed Seghir Boucherit “Improved hybrid model based MPPT using predictive control and neural network for photovoltaic Systems” *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science* Vol. 20, No. 33, December 2020.
- [71] S.Vazquez, J. Rodriguez, M. Rivera, L. G. Franquelo, and M. Norambuena “ Model Predictive Control for Power Converters and Drives: Advances and Trends ” *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 2016.

- [72] Bouzid Mohamed Amine “Commande Prédicative d’un Site Isolé Eolien Photovoltaïque” Thèse Doctorat Sidi –Bel Abbas -Année 2018.
- [73] R. Pradhan & A. Panda, “Performance evaluation of a MPPT controller with model predictive control for a photovoltaic system” International Journal of Electronics, 2020.
- [74] M. B. Shadmand, Robert S. Balog, and H.Abu-Rub “Model Predictive Control of PV Sources in a Smart DC Distribution System: Maximum Power Point Tracking and Droop Control” IEEE Transactions on energy conversion, Vol. 29, NO. 4, December 2014.
- [75] B. Hamouda Lamia “ Sur la synthèse de commandes prédictives tolérantes aux défauts à base de modèles T-S Fous ” Thèse Doctorat l’École Nationale d’Ingénieurs de Tunis et l’université de Rouen -Année 2015.
- [76] Ammar.Ramdani “Commande prédictive des systèmes dynamique : étude comparative avec les régulateurs classique” Mémoire de Magister a l’université de Boumerdes. Année 2014.
- [77] B.Tailb, F. Krim T. Rekioua, A.Laib,and H. Feroura “Design and hardware validation of modified P&O algorithm by fuzzy logic approach based on model predictive control for MPPT of PV systems” Journal of Renewable and Sustainable Energy 9, 043503 (2017).
- [78] A. Lashab, D.Sera, M. Guerrero, L. Mathe, &A. Bouzid “Discrete Model-Predictive-Control-Based Maximum Power Point Tracking for PV Systems: Overview and Evaluation”. IEEE Transactions on Power Electronics, 33(8), 7273- 7287, (2018).
- [79] R. Tanga, Z. Wub, Y. Fang “Configuration of marine photovoltaic system and its MPPT using model predictive control ” Solar Energy 158 (2017) 995–1005
- [80] E. Irmak and N. Güler “A model predictive control-based hybrid MPPT method for boost converters International Journal of Electronics, DOI: 0.1080/00207217.2019.1582715.
- [81] P. Karamanakos, T. Geyer, and S. Manias “Direct voltage control of DC–DC boost converters using enumeration-based model predictive control ” IEEE Transactions on power Electronics, VOL. 29, NO. 2, February 2014.
- [82] A. Guichia,, A. Talha, E.M. Berkouk, S. Mekhilef, S. Gassabd “A new method for intermediate power point tracking for PV generator under partially shaded conditions in hybrid system ” Solar Energy 170 (2018) 974–987.
- [83] Suneel Raju Pendem, Suresh Mikkili, “Modelling and performance assessment of PV array topologies under partial Shading conditions to mitigate the mismatching power losses” Solar Energy 160 (2018) 303–321.
- [84] Rajneesh Kumara, Subodh Khandelwal, Prashant Upadhyay, Subrahmanyam Pulipaka “Global maximum power point tracking using variable sampling time and p - v curve region shifting technique along with incremental conductance for partially shaded photovoltaic systems” Solar Energy 189 (2019) 151–178.
- [85] Rajneesh Kumara, Subodh Khandelwal, Prashant Upadhyay, Subrahmanyam Pulipaka “Global maximum power point tracking using variable sampling time and p - v curve region shifting technique along with incremental conductance for partially shaded photovoltaic systems” Solar Energy 189 (2019) 151–178.
- [86] Boualam Benlahbib, Noureddine Bouarroudj, Saad Mekhilef, Tameur Abdelkrim, Abdelkader Lakhdari, Farid Bouchafaa “ A fuzzy logic controller based on maximum power point tracking algorithm for partially shaded PV array-experimental validation” Elektronika Ir Elektrotechnika, Issn 1392-1215, Vol. 24, No. 4, 2018.
- [87] Ali M. Eltamaly , Hassan M. H. Farh , and Mamdooh S. Al Saud “Impact of PSO Reinitialization on the Accuracy of Dynamic Global Maximum Power Detection of Variant Partially Shaded PV Systems ” Sustainability 2019, 11, 2091.
- [88] Ali M. Eltamaly , M.S. Al-Saud ,Ahmed G. Abokhalil , Hassan M.H. Farh “ Simulation and experimental validation of fast adaptive particle swarm optimization strategy for photovoltaic

- global peak tracker under dynamic partial shading” *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 124 (2020) 109719.
- [89] W. Hayder , E. Ogliairi , A.Dolara , A.Abid , M. Ben Hamed and L. Sbita “Improved PSO: A Comparative Study in MPPT Algorithm for PV System Control under Partial Shading Conditions” *Energies* 2020, 13, 2035.
- [90] Ling-Ling Li, Guo-Qian Lin, Ming-Lang Tseng, Kimhua Tan, Ming K. Lim “A maximum power point tracking method for PV system with improved gravitational search algorithm” *Applied Soft Computing* 65 (2018) 333–348
- [91] C.H Santhan Kumar and R. Srinivasa Rao “A Novel Global MPP Tracking of Photovoltaic System based on Whale Optimization Algorithm” *Int. Journal of Renewable Energy Development* 5 (3) 2016: 225-232.
- [92] Adeel Feroz Mirza, Majad Mansoor, Qiang Linga, Baoqun Yin, M. Yaqoob Javed “ A Salp-Swarm Optimization based MPPT technique for harvesting maximum energy from PV systems under partial shading conditions” *Energy Conversion and Management* 209 (2020) 112625.
- [93] M. Premkumar , C. Kumar b, R. Sowmya c and J. Pradeep “A novel salp swarm assisted hybrid maximum power point tracking algorithm for the solar photovoltaic power generation systems” *Automatika* 2020, vol. 62, no. 1, 1–20 Taylor & francis.
- [94] Xingshuo Li, , Huiqing Wen, , Yihua Hu, Lin Jiang, , Weidong Xiao “Modified Beta Algorithm for GMPPT and Partial Shading Detection in Photovoltaic Systems ” *IEEE Transaction on power electronics*.
- [95] Jubaer Ahmed, Zainal Salam “A Maximum Power Point Tracking (MPPT) for PV system using Cuckoo Search with partial shading capability” *Applied Energy* 119 (2014) 118–130.
- [96] Sonia Veerapena, Huiqing Wena,, Xingshuo Lia, Yang Dua, Yong Yangb, Yiwang Wangc,Weidong Xiaod “A novel global maximum power point tracking algorithm for photovoltaic system with variable perturbation frequency and zero oscillation ” *Solar Energy* 181 (2019) 345–356
- [97] Md. Motakabbir Rahman, Md. Shahidul Islam “PSO and ANN Based Hybrid MPPT Algorithm for Photovoltaic Array under Partial Shading Condition” *Engineering International*, Volume 8, No. 1 (2020).
- [98] Ali M. Eltamaly, Hassan M.H. Farh “Dynamic global maximum power point tracking of the PV systems under variant partial shading using hybrid GWO-FLC” *Solar Energy* 177 (2019) 306–316.
- [99] Yang B, Zhu T, Wang J, Shu H, Yu T, Zhang X, et al. “Comprehensive overview of maximum power point tracking algorithms of PV systems under partial shading conditions”. *J Cleaner Prod* 2020; 268:121983.
- [100] J. Shi, W. Zhang, Y. Zhang, F. Xue, T. Yang “MPPT for PV systems based on a dormant PSO algorithm” *Electric Power Systems Research* 123 (2015) 100–107.
- [101] **Nora Kacimi** , Abdelhakim IDIR , Said Grouni, Mohamed Seghir Boucherit “An Improved MPPT Control Strategy for PV connected to grid using IncCond-PSO-MPC Approach” *Csee Journal Of Power And Energy Systems*. Vol. 9, No. 3, Mai 2023
- [102] S. Saremi , s. Mirjalili , & A.Lewis (2017) “ Grasshopper optimisation algorithm: Theory and application” *Advances in Engineering Software*, 105 , 30–47. 2017.
- [103] M.Mansoor, A.F. Mirza, Q. Ling, M. Yaqoob Javed “Novel Grasshopper optimization based MPPTof PV systems for complex Partial shading conditions” *Solar Energy* 198 (2020) 499–518
- [104] A. Fathy “Recent meta-heuristic grasshopper optimization algorithm for optimal reconfiguration of partially shaded PV array” *Solar Energy* 171 (2018) 638–651.

- [105] **Nora Kacimi**, Abdelhakim IDIR, S. Grouni, M. Seghir Boucherit “ A New combined method for tracking the global maximum power point powe of photovoltaic systems” Rev. Roum. Sci. Techn -Électrotechn. et Énerg. Vol. 67, No 3 October 2022.
- [106] F. Belhachat, C. Larbes “A review of global maximum power point tracking techniques of photovoltaic system under partial shading conditions ”Renewable and Sustainable Energy Reviews 92 (2018) 513–553
- [107] A. Mohapatraa, B. Nayaka, P. Dasa, K.Barada Mohanty “ A review on MPPT techniques of PV system under partial shading condition” Renewable and Sustainable Energy Reviews 80 (2017) 854–867.
- [108] B. Benlahbib “Supervision d’un système hybride éolien – photovoltaïque connecté au réseau ” Thèse de Doctorat en Électronique. L’université sciences et technologie Houari Boumediene. Année 2019.
- [109] A Borni “Étude et optimisation d’un multi system hybride de conversion d’énergie. électrique” Thèse de Doctorat en Électrotechnique. L’université Constantine 1. Année 2015.
- [110] H. Boumaaraf “Modélisation et commande d’un system multi-sources de production d’électricité a énergies renouvelables ” Thèse de Doctorat en sciences. L’ Université Houari-Boumediene. Année 2015.
- [111] S. Grouni “ Optimisation en régime dynamique d’une commande vectorielle de la machine asynchrone alimenter en tension” Thèse de Doctorat d’État en Électronique. L’école nationale polytechnique. Année 2010.
- [112] Z. Layachi “ Étude et commande adaptative par les techniques intelligentes des systèmes non linéaires application aux systèmes photovoltaïques ” Thèse de Doctorat en science Université Mohamed Khider – Biskra. Année 2017.
- [113] Adel. Mahdi “Contribution à l’étude des redresseurs a commandé par DPC pour une qualité de l’énergie ” Thèse de Doctorat 3^{ème} cycle en Électrotechnique. L’université des Frères Mentouri Constantine 1. Année 2017.
- [114] Chikha Said “Contribution à l’optimisation de la commande prédictive des convertisseurs statiques intégrés dans les chaines de conversion d’énergie” Thèse de Doctorat en sciences. L’ Université Larbi Ben M’hidi-Oum El Bouaghi. Année 2017.
- [115] B. Abdelouahab “ Technique de commande prédictive et floue pour les systèmes d’électronique de puissance : Application aux redresseurs MLI ” Thèse de Doctorat en sciences en Électrotechnique. L’université Ferhat Abbas – Setif . Année 2010
- [116] B. Lekouagheta, A.Boukaboua, N. Lourcib, K. Bedrine “Control of PV grid connected systems using MPC technique and different inverter configuration models” Electric Power Systems Research 154 (2018) 287–298.
- [117] A. Laib, F. Krim, B. Talbi, A. Kihal, H. Feroura “Improved Control of Three Phase Dual-Stage Grid-Connected PV System Based on a Predictive Control Strategy ” CEAI, Vol.20, No.3 pp. 12-23, 2018.
- [118] A. S. Al-Ogaili, A.Ramasamy, Y. Hoon, R.Verayiah, M. Marsadek, T. Juhana, N. A.Rahmat “ Time-domain harmonic extraction algorithms for three-level inverter-based shunt active power filter under steady-state and dynamic-state conditions-an evaluation study ” International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE) Vol. 10, No. 6, December 2020, pp. 5609~5620.
- [119] K. Barra, D. Rahem “Predictive direct power control for photovoltaic grid connected system: An approach based on multilevel converters” Energy Conversion and Management 78 (2014) 825–834.
- [120] J. Hu, Jianguo Zhu, and D. G. Dorrell, “Model Predictive Control of Grid-Connected Inverters for PV Systems With Flexible Power Regulation and Switching Frequency Reduction ” IEEE Transactions on Industry Application .Vol.52,No1, January/February 2015

- [121] A. Hussaina, H. Ahmed Shera, A. Faisal Murtazab, K. Al-Haddad “A novel sensor-less current technique for photovoltaic system using DC transformer model based model predictive control” *Electrical Power and Energy Systems* 122 (2020) 106165
- [122] E.Zangeneh Bighasha, S. Mohammad Sadeghzadeha “High quality model predictive control for single phase grid-connected photovoltaic inverters” *Electric Power Systems Research* 158 (2018) 115–125
- [123] M. Ahmed, M. Abdelrahem and R. Kennel “Highly Efficient and Robust Grid Connected Photovoltaic System Based Model Predictive Control with Kalman Filtering Capability” *sustainability* 2020, 12, 4542 doi:10.3390 /su 12114542.
- [124] S. Golzaria, F. Rashidia, H. F. Farahani “ A Lyapunov function based model predictive control for three phase grid connected photovoltaic converters ” *Solar energy* 181 (2019) 222–233.
- [125] K. Berrahal “Application d’un onduleur multi-niveaux à la compensation de la puissance réactive ” Thèse en sciences. L’université de Batna-2-. Année 2018.
- [126] Van Quang Binh NGO “Algorithmes de conception de lois de commande prédictives pour les systèmes de production d’énergie” Thèse de Doctorat. L’Université Paris-Saclay. Année 2017.
- [127] A. Choudhury “Three-level neutral point clamped (NPC) traction inverter drive for electric vehicles ” Concordia University, Canada .Année 2015.