الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

Département du Génie Électrique



Mémoire de Fin d'Études

Présenté pour l'obtention du Diplôme
de Master en Électrotechnique

Option : Commandes Électriques

THEME

ETUDE ET SIMULATION DE LA POURSUITE DU POINT DE PUISSANCE MAXIMALE D'UN GENERATEUR PHOTOVOLTAÏQUE BASE SUR L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Proposé et dirigé par :

Dr : Abbadi Amel

Dr : Hamidia Fethia

Préparé et présenté par :

M. Gherdaoui Loukmane

M. Belkacemi Med el amine

Année Universitaire 2017-2018

DÉDICACES

Je dédie ce mémoire à:

Ma très chère mère et mon père qui se sont sacrifiés tout au longde mes études.

Mes frères et mes soeurs.

Toute la famille ***Gherdaoui*** *et* ***Ferarsa***

Toute la famille ***Belkacemi*** *et* ***Bencharaf***

Tous mes amis.

Et tous ceux qui me sont chers.

Loukmane

Med El Amine

REMERCIEMENTS

Avant tout nous remercions Dieu Le tout puissant de m'avoir donné le courage, la volonté, la patience, et la santé durant toutes ces années et que grâce à lui ce travail a pu être réalisé.

Nous remercions Madame Abadi Amal et Hamidia Fathia , pour leurs suivi et leurs conseils durant l'évolution de ce travail .

Nous adressons nos plus vifs remerciements aux membres du jury pour l'honneur qu'ils nous font en acceptant la charge de juger ce travail.

Enfin, Nous voudrions associer à ces remerciements toutes les personnes qui ont contribué de prés ou de loin à l'aboutissement de ce travail.

الملخص :

الهدف من الأعمال الموجهة في هذه الأطروحة هو توفير تحكم مباشر في عزم الدوران لآلة غير متزامنة مغذاة بنظام كهر وضوئي يعمل عند الاستطاعة القصوى.
لكي يعمل النظام الكهروضوئي عند قدرته القصوى ، من الضروري العثور إيجاد خوارزمية أو قانون تحكم فعال ومثالي يسمح بلستخراج الاستطاعة القصوى من المولدات الكهروضوئية كذلك من أجل أن يحقق التحكم المباشر في عزم الدوران للأداء المثالي من الضروري الحفاظ على التوتر المنتج من النظام الكهروضوئي الثابت. لهذا يتم استخدام ثلاث خوارزميات، اثنان تقليديتان و الأخيرة تعتمد على الذكاء الاصطناعي

كلمات مفتا حية :آلة غيرمتزامنة , نظام الكهروضوئي, التحكم المباشرة على عزم الدوران , MPPT , الذكاء الاصطناعي , التشويش والمراقبة , الشبكة العصبية الاصطناعية.

Résumé :

L'objectif des travaux présentés dans ce mémoire est d'apporter une commande directe du couple (DTC) d'une machine asynchrone alimentée par un système photovoltaïque fonctionnant à sa puissance maximale.

Pour que le système photovoltaïque fonctionne à sa puissance maximale, il faut trouver un algorithme ou une loi de commande efficace et optimale permettant d'extraire le maximum de puissance disponible à partir du générateur photovoltaïque (GPV). Aussi pour que la commande DTC donne les meilleures performances. Il est nécessaire de maintenir la tension délivrée par le système photovoltaïque constante. Pour cela, trois algorithmes sont utilisée, deux sont classiques (IncCond , P&O) et la dernière est basée sur l'intelligence artificielle Réseau de Neurone Artificielle et Nouro-floue (RN, NF).

Mots clés :

Commande directe du couple (DTC), l'intelligence artificielle, l'intelligence artificielle, Perturbation et Observation, Réseaux de neurones artificielles , système photovoltaïque.

Abstract

The objective of the work presented in this memory is to provide a direct torque control (DTC) of an asynchronous machine powered by a photovoltaic system operating at its maximum power.

In order for the photovoltaic system to operate at its maximum power, it is necessary to find an efficient and optimal control algorithm or law making it possible to extract the maximum power available from the photovoltaic generator (VPG). So that the DTC command gives the best performance it is necessary to maintain the voltage delivered by the photovoltaic system constant. For this, three algorithms are used, two are classic and the last is based on artificial intelligence.

Key words: Asynchronous machine, photovoltaic system , direct torque control (DTC), MPPT, artificial intelligence, Perturbation & Observation, artificial neural network.

Liste des figures

Figure I.1:Conduction dans les matériaux semi-conducteurs. 5
Figure I.2:Structure d'une cellule photovoltaïque. 6
Figure I.3:Schéma équivalent de la cellule solaire à une diode. 7
Figure I.4:Caractéristique $I = f(V)$ d'un module photovoltaïque. 10
Figure I.5: a) Caractéristique $I(V)$ d'un PV b) Caractéristique $P(V)$ d'un PV. 11
Figure I.6: Courbe $I(V)$ pour une température variable et un ensoleillement de 1KW/m². 11
Figure I.7:Courbes $I(V)$ pour un ensoleillement variable et une température de 25°C. 12
Figure I.8: Courbes P(V) pour une température variable et un ensoleillement de 1KW /m². 13
Figure I.9: Courbes P(V) pour un ensoleillement variable et une température de 25°C. 13
Figure I.10: Caractéristique résultante d'un groupement de ns cellules en série. 14
Figure I.11: Caractéristique résultante d'un groupement de np cellules en parallèle. 14
Figure I.12 : Architecture d'un panneau photovoltaïque avec diodes de protection, et activation de la diode by-pass lors de la défaillance d'une cellule. 15
Figure II.1:Schéma fonctionnel général du système P(V) avec MPPT. 18
Figure II.2 : Schéma électrique du convertisseur boost. 19
Figure II. 3 : Schéma équivalent du hacheur survolteur, (a) : K fermé, (b) : ouvert. 19
Figure II.3.1 : Schéma équivalent du hacheur survolteur, pour K est fermé. 19
Figure II.3.2 : Schéma équivalent du hacheur survolteur, pour K est ouvert. 20
Figure II.4: Caractéristique de la tension et du courant du hacheur survolteur. 21
Figure II.5 : Circuit électrique de base du hacheur dévolteur. 22
Figure II.6 : Caractéristique de la tension et des courants. 24
Figure II.7: Circuit électrique de base du hacheur survolteur/dévolteur. 25
Figure II.8 : Caractéristique de la tension et du courant du buck-boost. 26
Figure II.9 : Variation du Point de Puissance Maximal avec l'éclairement, la température et la charge. 27
Figure II.10:Schéma de converge vers le PPM par P&O [12]. 28
Figure II.11 : Algorithme de perturbation et de l'observation (P&O). 29
Figure II.12:Trajectoire par Incrémentation de Conductance [23]. 30
Figure II.13:Algorithme d'incrémentation de la conductance. 31
Figure III.1:Modèle d'une machine asynchrone triphasé. 33
Figure III. 2 : Définition des angles entre les différents repères quadratiques. 37
Figure. III.3 : Schéma d'un onduleur de tension triphasé à deux niveaux. 42
Figure III.4:Schéma synoptique de la MLI. 44
Figure III.5:La forme d'onde à la sortie de l'onduleur. 44
Figure III.6: Résultat de simulation d'une MAS sans onduleur. 45
Figure III.7 : Résultat de simulation d'une MAS avec onduleur. 46
Figure III.9 : Evolution du flux statorique et séquences de fonctionnement. 50
Figure III.10 : Choix de vecteurs tensions. 52
Figure III.11:Résultat de simulation de la DTC classique d'une (MAS) avec régulateur PI alimentée par réseau électrique. 57
Figure IV.1 : Block MATLAB-Simulink de modèle de réseau de nourone. 75

Figure IV.2 : Modèle du neurone choisi. 76
Figure IV.3 : Association réseau neuro-loue. 77
Figure IV.4 : Schéma synoptique d'un système photovoltaïque avec une commande MPPT par réseau neuro-floue. 78
Figure IV.5 : Illustration de l'ANFIS pour la poursuite du point à puissance maximale. 78
Figure IV.6: Architecture du modèle ANSIF. 79
Figure IV.7:Résultat de simulation de la DTC d'une (MAS) avec régulation PI alimenteé par GPV (contrôleur P&O). 81
Figure IV.8:Résultat de simulation de la DTC d'une (MAS) avec régulation PI alimenteé par GPV (contrôleur RN). 82
Figure IV.9: Résultat de simulation de la DTC d'une (MAS) avec régulateur PI alimentée par GPV (contrôleur NF). 83
Figure IV.10 : Variation de la tension des trois contrôleurs dans les conditions STD. 84
Figure IV.11 : Variation d'irradiation et température. 85
Figure IV.12 : Réponse du contrôle RNA pour une variation d'irradiation dans (T=25C°). 86
Figure IV.13 : Réponse du contrôle neuro-flou pour une variation de température pour (G=1000W/m²). 86
Figure V.1 : Schéma simplifié d'un neurone biologique 90
Figure V.2 : Représentation d'un neurone. 91
Figure V.3 : Définition des couches d'un réseau multicouche. 92
Figure V.4 : Réseau à connexions locales. 93
Figure V.5: Réseau à connexions récurrentes. 93
Figure V.6 : Réseau à connexions complète. 93
Figure V.7 : Schéma synoptique du procédé d'apprentissage du réseau de neurone. 94
Figure V.8: Le système neuro-flou de Mamdani. 99
Figure V.9: Le système neuro-flou de Takagi-sugeno. 100

Liste des tableaux

Tableau III.1 : Tableau générale de vérité pour flux statorique situé dans un secteur i..... 52

Tableau III. 2 : Stratégie de contrôle avec un comparateur à hystérésis à deux niveaux.....56

Tableau IV.1 : la table des caractéristiques du régulateur MPPT……...77

Tableau IV.2 : La table des caractéristiques du régulateur MPPT…….80

Liste des abréviations

AC : Courant Alternatif.

AC / *DC* : Convertisseur alternatif / continu.

DTC : Commande directe du couple.

DC : Courant Continu.

DC / *AC* : Convertisseur continu /alternatif.

FF : Facteur de forme.

GPV : Générateur photovoltaïque.

$I(V)$: Courant en fonction de tension.

IncCond : Conduction Incrementale.

IGBT : Insulated Gate Bipolar Transistor.

MAS : Machine asynchrone.

MLI : Modulation par largeur d'impulsion.

MPPT : Poursuite du Point de puissance Maximale. « Maximum Power Point Traching ».

NF : Nouro-floue.

PV : Photovoltaïque.

$P(I)$: Puissance en fonction de courant.

$P\&O$: Perturbation et Observation.

PPM : Point de puissance maximale.

RNA : Réseau de Neurone Artificielle.

STD : Conditions de tests standards. « Standard test Conditions ».

Liste des Acronymes

C :Conductance (F).

C_{ref} :La référence de couple (N.m).

ccpl :Contrôleur du couple (N.m).

cflux : Contrôleur du flux (N.m).

C_r :Couple résistant impose a l'arbre de la machine (N.m).

C_{em} :Couple électromagnétique (N.m).

ΔC :La bande d'hystérésis du correcteur.

d :Indice de l'axe direct.

E :Eclairement absorbé par la cellule (W/m²).

E_g : Énergie de gap (ev).

f :Coefficient de frottement (N.m/rad/s).

f_s :Fréquence de synchronisme.

G :Irradiation (W/m²).

I :Courant débité par le générateur PV(A).

I_{ph} :Photon Courant (A).

I_{cell} : Courant de cellule (A).

I_D :Courant de diode (A).

I_{cc} : Courant de court-circuit (A).

$I_{\max}$: Courant maximal dans l'inductance (A).

$I_{\min}$: Courant minimal dans l'inductance (A).

I_s : Courant de saturation (A).

I_{Rp} :Courant de la résistance parallèle (A).

$I_{\max}$: Courant maximale (A).

$i_{S.ABC}, i_{R.abc}$: Les courant triphasées statorique et rotorique (A).

i_{sd} : Courant statorique direct (A).

i_{sq} : Courant statorique transversale (A).

Δi_L : L'ondulation du courant dans l'inductance.

J : Moment d'inertie de la machine(Kgm²).

K : Constant de Boltzmann (J/k).

K_1 : Constant.

L : Inductance (H).

L_m : Inductance mutuelle cyclique stator-rotor (H).

L_s : Inductance propre d'une phase statorique (H).

L_r : Inductance propre d'une phase rotorique (H).

M_{sr} : Maximum de l'inductance mutuelle entre d'une phase de stator et une phase de rotor.

M_S : Inductance mutuelle entre phase statorique.

M_r : Inductance mutuelle entre phase rotorique.

M_s : Coefficient de mutuelle inductance entre deux phases de stator.

M_r : Coefficient de mutuelle inductance entre deux phases de rotor.

N_s : Nombre de modules en série.

N_p : Nombre de modules en parallèle.

n : Facteur de non idéalité de la jonction.

P : Puissance (W).

$P_{\max}$: Puissance maximale (W).

P_{pvn} : La puissance dans le temps t (W).

P_{pvn-1} : L'enceint puissance dans le temps (t-1) (W).

P_p : Nombre de paire de pole.

q : Charge de l'électron.

R : Résistance (Ω).

R_s : Résistance série (Ω).

R_p : Résistance parallèle (Ω).

R_S, I_S : Résistance et inductance propre d'une phase statorique (Ω).

R_r, I_r : Résistance et inductance propre d'une phase statorique (Ω).

T : Température effective de la cellule en Kelvin.

t : Temps (s).

T_d : Période de découpage (s).

T_r : La constante de temps rotorique.

$V_{\max}$: Tension maximale (V).

V_{cell} : Tension de cellule (V).

V_{pv} La tension de sortie du PV(V).

V_{co} : La tension de circuit ouvert (V).

V_e, V_s : Tension d'entrée et de sortie de convertisseur (V).

V_t : Tension thermique à la température T.

ΔV : L'ondulation de la tension de sortie.

$V_{S.ABC}, V_{R.abc}$: Les tensions triphasées statorique et rotorique.

V_{sd} : Tension rotorique direct (V).

V_{sd} : Tension rotoriquetransversale (V).

V_{an}, V_{bn}, V_{cn} : Les tensions sorties de l'onduleur (V).

V_{ao}, V_{bo}, V_{co} : Les tensions entrées de l'onduleur (V).

D : Rapport cyclique du convertisseur.

η : Rendement de la cellule PV en (%).

$(S),(R)$: Indice respectifs du stator et du rotor.

θ : Ecart angulaire entre stator et rotor.

$\phi_{S.ABC}, \phi_{R.abc}$: Les flux triphasés à travers les enroulements statoriques et rotoriques (Wb).

ϕ_{sd} : Flux statorique direct (Wb).

ϕ_{sq} : Flux statorique transversale (Wb).

Ω : vitesse angulaire mécanique du rotor.

ω : vitesse angulaire électrique du rotor (rad/s).

θ_s, θ_r : Angle électrique formé par l'axe direct *d* et l'axe de la phase *a* du stator et du rotor.

$[P(\delta)]$: Matrice transformation de Park.

Table des matières

Chapitre : I

I.1. I NTRODUCTION **4**

I.2. Définition d'un système PV **4**

I.3. L'effet photovoltaïque **5**

I.4. Cellules photovoltaïques **5**

I.5. modèle d'une cellule photovoltaïque à une diode **7**

I.6. Caractéristique d'un module photovoltaïque **9**

I.7. Influence des paramètres externes sur la caractéristique I(V) **10**

I.7.1. Influence de la température **11**

I.7.2. Influence de l'ensoleillement 12

I.8. Association des cellules photovoltaïques **14**

I.8.1. Association série **14**

I.8.2. Association parallèle 14

I.9. Protection d'un PV **15**

I.10.1. Avantage du photovoltaïque **15**

I.10.2. Inconvénient du PV **16**

I.11. Conclusion **16**

Chapitre :II

II.1. Introduction **17**

II.2.Etages d'adaptations **17**

II.3. Convertisseur DC-DC pour MPPT **18**

II.4. Principe de la recherche du point de puissance maximale (MPPT) **25**

II.4.1. Classification de l'algorithme de suiveur la puissance max **27**

II.4.2. La méthode perturbation et observation (P&O) 27

II.5. Conclusion **31**

Chapitre : III

III.1. Introduction **32**

III.2. Principe de fonctionnement **32**

III.3. Modélisation de la machine asynchrone (MAS) **33**

III.3.1. Equations générales de la MAS triphasé **33**

III.3.1.1. Equations électriques.....34
III.4. Changement de repère.....**36**
III.4.1. Transformation de Park.....**36**
III.4. 2. Equation de la machine dans le modèle de Park.....38
III.4.3.1. Résultats de simulation de la MAS sans et avec onduleur :.....**45**
de10N.m à l'instant entre 2s et 3......**45**
III.4.3.2. Résultats de simulation de la MAS avec onduleur.....**46**
III.4.4.1.Interprétations des résultats sans onduleur.....46
III.5. La commande DTC.....**48**
III.6.Principes généraux de la commande DTC.....**48**
Figure III.8 : Structure générale de la DTC-MAS alimentée par GPV......**49**
III.7. Contrôle du vecteur flux statorique.....**50**
III.8. Contrôle vectoriel du couple.....**51**
θ_{sr} **: Angle entre les vecteur du flux statorique et rotorique.**.....**51**
D'après cette expression, le couple dépond donc de l'amplitude des deux vecteurs ϕ_s **et** ϕ_R **et leur position relative.**.....**51**
III.9. Sélection du vecteur tension.....**52**
III.10. Estimateurs.....**53**
III.10.1. Estimateurdu flux statorique.....**53**
III.10.1. Estimateur du couple électromagnétique.....**54**
III.11.1. Correcteur de flux.....**55**
III.11.2. Correcteur de couple :.....55
III.12. Elaboration de la table de commande.....**56**
III.13. Résulta de simulation.....**56**
III.14. Interprétations des résultats.....**57**
III.15. Conclusion.....**57**

Chapitre : IV

IV.5. Simulation du système photovoltaïque adapté par les trois commandes MPPT (P&O, RNA et NF).....**80**
IV.5.1. **Simulation de système *PV* avec P&O**.....**80**
IV.5.2. Simulation de système *PV* avec le réseau de neurone.....81
IV.6. Etude comparative entre les trois contrôleurs.....**84**
IV.7. Influance des condition métrologique sur le contrôleur NF.....**84**
IV.7.1. Comportement du contrôleur NF à un changement d'irradiation.....**86**

IV.7.2. Comportement de la méthode à un changement de température.....86
IV.8. Conclusion.....**87**

Chapitre : V

V.1. Introduction.....**89**
V.2. Les réseaux de neurones.....**89**
V.2.1. Définition.....**89**
V.2.2. Le neurone biologique.....89
V.2.3. Apprentissage.....**93**
V.2.3.1. Apprentissage non supervisé.....**94**
V.2.3.2. Apprentissage supervisé.....94
V.3. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones.....**97**
V.3.1. Avantage des réseaux de neurones......**97**
V.3.2. Inconvénients des réseaux de neurones......97
V.4. Les systèmes Neuro-Floue.....**98**
V.4.1. Réseaux flou neuronal.....**98**
V.4.2. Systèmes neuronal/flou simultanément.....98
V.5. Les avantage des systèmes neuro-Floue.....**101**
V.5.1. La rapidité de calcul.....**101**
V.5.2. La flexibilité.....101
V.6. CONCLUSION.....**101**

Annexes

A.1. Paramètre de la machine étudié (asynchrone **à cage)**.....**104**
A.2. Data sheet BP MSX120.....**104**

Introduction générale

Introduction générale

L’énergie est la base de toute activité humaine. Parmi les différents types d'énergie que l’homme a besoin au quotidien, c’est l'électricité, elle est la plus importante qui lui sert pour l’éclairage, le chauffage, la cuisson, la distraction, la communication et l’information,….etc, au cours du XXe siècle, on a abondamment utilisé les combustibles et les sources d'énergie à base d'hydrocarbures, ce qui s’est manifesté par le dégagement de grandes quantités de gaz notamment le dioxyde de carbone.

La solution est de recourir aux énergies renouvelables qui offrent la possibilité de produire de l’électricité satisfaisante aux exigences écologiques. La source d'énergie la plus efficace et inoffensif est probablement l'énergie solaire. Semble la plus prometteuse, non polluante et inépuisable.

Un générateur photovoltaïque peut fonctionner dans une large gamme de tensionet de courant de sortie mais il ne peut délivrer une puissance maximale que pour des valeurs particulières du courant et de la tension. En effet la caractéristique I (V) du générateur dépend de l’éclairement solaire et de la température. Ces variations climatiques entraînent la fluctuation du point de puissance maximale. A cause de cette fluctuation [1],On utilise alors un mécanisme qui permet la recherche et la poursuite du point de puissance maximale (MPPT), appelé ‘maximal power point tracking’, plusieurs travaux ont porté sur les systèmes photovoltaïques. Ils ont essayé de développer des algorithmes permettant d’extraire le maximum d’énergie convertie par le panneau et alors qui permet un fonctionnement optimal du système photovoltaïque. On trouve dans la littérature des algorithmes basés sur contre réaction de puissance, telles que: Perturbation & Observation(P&O) et Incrément de la conductance (IncCond)…etc. [2]. Ou par l’intelligence artificielle comme le Réseau de neurones artificiels (RNA) et neurou-floue (NF).

La machine asynchrone, en raison de son faible coût et de sa robustesse, constitue actuellement la machine la plus utilisée pour réaliser des variations de vitesse. De part sa structure, la machine asynchrone possède un défaut important relativement à la machine à courant continu. En effet, l’alimentation par une seule armature fait que le même courant crée

le flux et le couple et ainsi les variations du couple provoquent des variations du flux ce qui rend le modèle de la commande plus complexe.

La commande directe du couple comme son nom l'indique, elle se concentre sur la commande du couple. La méthode estime le flux magnétique et le couple du moteur à partir de la mesure des tensions et des courants alimentant celui-ci. Si le couple ou le flux sortent d'une plage de tolérance prédéfinies, les transistors du variateur de tension sont commutés vers l'état suivant de telle manière à revenir dans la plage aussi vite que possible.

L'objectif de ce mémoire, c'est la commande par la méthode DTC d'une machine asynchrone, cette dernière va alimentée par un GPV commandé par un algorithme (MPPT), dans le but d'amener le système à son optimum de puissance et à la maintenir en dépit des variations des paramètres (température et l'éclairement).

Notre mémoire se compose de cinq chapitres :

- ***Dans le premier chapitre* :** nous présenterons le principe de fonctionnement d'un panneau photovoltaïque, se modélisation mathématique et ses caractéristiques, ainsi les les avantages et les inconvénients.de photovoltaïque.

- ***Dans le deuxième chapitre* :** nous étudierons quelques types de convertisseurs DC-DC, utilisés dans les systèmes photovoltaïques. Ainsi, nous décrierons les commandes MPPT classique des convertisseurs DC-DC basée sur contre réaction de puissance (P&O et IndCond).

- ***Dans le troisième chapitre* :** nous commencerons par une généralité sur la machine asynchrone puis on exposera les principes de la commande DTC en se basant sur le modèle discret de l'onduleur de tension à deux niveaux.

- ***Au quatrième chapitre* :** Nous étudierons quelques types des commandes MPPT basé sur l'intelligence artificielle, (RNA, et NF), Nous commencerons par la présentation des contrôleurs, ensuite nous exposerons les résultats de simulation des trois contrôleurs (P&O ,RNA et NF), en terminant avec une étude comparative qui permet de déterminer le meilleur contrôleur.

- ***Finalement :*** on termine par une conclusion générale.

Chapitre : I

Généralités sur les

Générateurs Photovoltaïques

I.1. I NTRODUCTION

Ces dernières années de nombreuses recherches se sont intéressées à l'utilisation des énergies renouvelables notamment l'énergie solaire, cette dernière constitue une alternative aux énergies fossiles à plusieurs titres : elle est inépuisable, elle peut être produite localement et selon les besoins locaux, elle préserve l'environnement car elle n'émet pas de gaz à effet de serre, elle ne produit pas de déchets et n'entraîne aucun risque majeur et aucune nuisance significative [3].

Pour comprendre le fonctionnement de cette énergie, nouseffectuons dans ce chapitre un bref rappel sur le principe de la cellule photovoltaïque**,** Sa modélisation mathématique et l'effet des variations climatiques sur le générateur photovoltaïque, en terminant avec les avantages et les inconvénients de photovoltaïque.

I.2. Définition d'un système PV

Le nom Photovoltaïque vient du Grec, il est composé de deux parties :

Photos : Lumière.

Volt : Unité de tension électrique, du nom Alessandro Volta.

Ce phénomène fut découvert au 19ème siècle par le physicien Alexandre Edmond Becquerel. La première cellule photovoltaïque fut développée en1954 pour l'alimentation en énergie des satellites. Depuis 1958, les cellules photovoltaïques alimentent seulement le système énergétique des satellites jusqu'à sa première application terrestre au début les années 70.

Le photovoltaïque fut utiliser pour l'alimentation en énergie de petites maisons isolées et d'équipement de télécommunication. Aujourd'hui, grâce à sa fiabilité et son concept respectueux de l'environnement, le photovoltaïque prend une place prépondérante [4].

I.3. L'effet photovoltaïque

Une cellule photovoltaïque est basée sur le phénomène physique appelé effet photovoltaïque qui consiste à établir une force électromotrice lorsque la surface de cette cellule est exposée à la lumière. La tension générée peut varier entre 0.3 V et 0.7 V en fonction du matériau utilisé et de sa disposition ainsi que de la température de la cellule et du vieillissement de la cellule

Les performances de rendement énergétique atteintes industriellement sont de 12 à 16 % pour les cellules à base de silicium monocristallin ,11 à 14 % avec du silicium poly cristallin et enfin 7 à 8%.Pour le silicium amorphe en films minces, La photopile ou cellule solaire est l'élément de base d'un générateur photovoltaïque [3].

I.4. Cellules photovoltaïques

La cellule photovoltaïque est composée d'un matériau semi-conducteur qui absorbe l'énergie lumineuse et la transforme directement en courant électrique. Un semi-conducteur est un matériau dont la concentration en charge libres est très faible par rapport aux métaux. Pour qu'un électron lié à son atome (bande de valence) devienne libre dans un semi-conducteur et participe à la conduction du courant, il faut lui fournir une énergie minimum pour qu'il puisse atteindre les niveaux énergétiques supérieurs (bande de conduction). C'est l'énergie " bande gap ", E_g en électron-volt (eV).

Cette valeur seuil est propre à chaque matériau semi-conducteur et varie de 0.6 à 2 eV pour les applications photovoltaïques, elle est de 1.1 eV pour le silicium cristallin, et de 1.7 eV pour les applications silicium amorphe, la (figure I.1) montre le phénomène de conduction dans les matériaux semi-conducteurs [5].

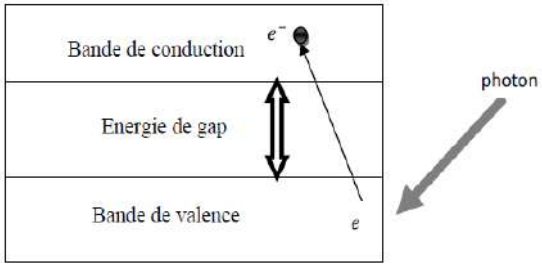


Figure I.1: Conduction dans les matériaux semi-conducteurs.

Le rayonnement arrivant sur la cellule solaire sera en réfléchi, une autre partie sera absorbée et le reste passera au travers de l'épaisseur de la cellule. Les photons absorbés dont l'énergie est supérieure au largueur de la bande interdite vont libérer un électron négatif, laissant un "trou" positif. Pour séparer cette paire de charge électrique de signes opposés et recueillir un courant électrique, il faut introduire un champ électrique $\vec{E}$, de part et d'autre de la cellule.

La méthode utilisée pour créer ce champ est celle du dopage par des impuretés. Deux méthodes de dopage sont possibles :

- Dopage de type N qui consiste à introduire dans la structure semi-conductrice des atomes étrangers qui ont la propriété de donner chacun un électron excédentaire.
- Dopage de type P utilise des atomes, qui donneront un trou excédentaire.

Lorsque l'on effectue deux dopages différents (type *N* et type *P*) de part et d'autre de la cellule, il en résulte, après recombinaison des charges libres (électrons et trous), un champ électrique constant créé par la présence d'ions fixes positifs et négatifs. Les charges électriques générées par l'absorption du rayonnement pourront contribuer au courant de la cellule photovoltaïque. Des contacts métalliques en formes de grille, contacts avant et arrière, sont déposés (figure I.2) [5].

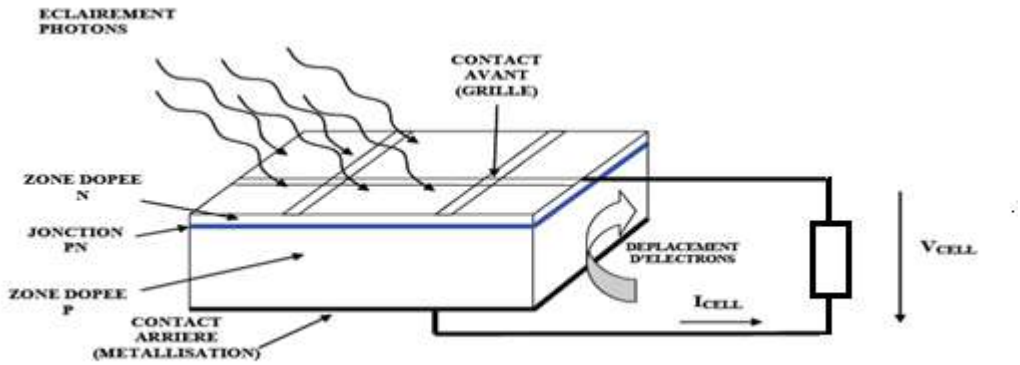


Figure I.2: Structure d'une cellule photovoltaïque.

I.5. modèle d'une cellule photovoltaïque à une diode

Ce modèle représente la cellule solaire comme source de courant modélise la conversion du flux en énergie électrique .La résistance montée R_s représente la résistance de courant et de connexion, une autre résistance en parallèle dite la résistance shunt R_P représente le courant de fuite .Une diode parallèle qui modélise la jonction PN (figure I.3). [5].

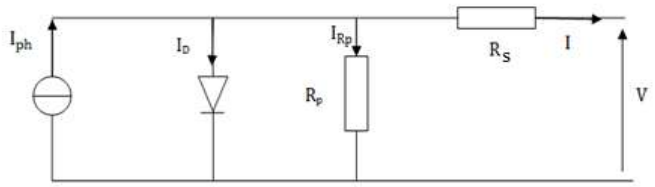


Figure I.3: Schéma équivalent de la cellule solaire à une diode.

A partir du circuit équivalent de la figure I.4, on peut écrire :

$$I_{ph} = I_D + I + I_{Rp} \tag{I.1}$$

Le courant qui passe dans la résistance R_p est donné par :

$$I_{Rp} = \frac{V + IR_s}{R_p} \tag{I.2}$$

Le courant dans la diode est donnée par :

$$I_D = I_s \left[e^{\frac{(V+IR_s)}{nVt}} - 1 \right] \tag{I.3}$$

Avec I_s : courant de saturation de la diode est donné par :

$$I_s = K_1 T^3 e^{\frac{E_g}{KT}} \tag{I.4}$$

Ou :

$V_t = \frac{KT}{q}$: Tension thermique à la température *T*.

q : Charge de l'électron $\left(1.602 \times 10^{-19} C\right)$.

K : Constante de Boltzmann $\left(1.381 \times 10^{-23} J / k\right)$.

K_1 : Constante $\left(1.2 A / cm^2 K^3\right)$.

n : Facteur de non idéalité de la jonction.

T : Température effective de la cellule en Kelvin.

E_g : Énergie de gap (pour le silicium cristallin est égale à 1.12 eV).

Donc l'expression de la caractéristique I(V) est :

$$I = I_{ph} - I_s \left[e^{\frac{(V+IR_s)}{nVt}} - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_p} \qquad \text{(I.5)}$$

Devant, I_{ph} l'expression approchée du courant de court-circuit est :

$$I_{cc} \cong \frac{I_{ph}}{1 + \frac{R_s}{R_p}} \qquad \text{(I.6)}$$

Comme $R_s \square R_p$, on peut admettre que $I_{ph} \approx I_{cc}$ pour ($G = 1000 W / m^2$).

Les équations établies jusqu'à présent ne sont valables que pour un mode de fonctionnement spécifique en termes d'éclairement et de température. Pour généraliser la modélisation pour différents éclairements et températures, la nouvelle valeur du courant de court circuit I_{ccr} pour une irradiation G et une température T données est calculée selon l'équation suivante :

$$I_{ccr}(G,T) = I_{cc}\frac{G}{1000}[1+a(T-T_{ref})] \quad \text{(I.7)}$$

Avec :

I_{ccr} : Le courant de court –circuit mesuré sous une irradiation*1000 W/m².*

a : Le coefficient de variation du courant en fonction de la température $(a = 0.67e^{-3})$.

T_{ref} : La température de référence 298°K (25°C).

I.6. Caractéristique d'un module photovoltaïque [3]

- ✓ La caractéristique $I = f(V)$: Courbe représentante le courant *I* débité par le module en fonction de la tension aux bornes de celui-ci.
- ✓ La puissance de crête $P_{\max}$: Puissance électrique maximum que peut fournir le module dans les conditions standards (25°C et un éclairement de *1000 W/m²).*
- ✓ Tension à vide V_{co} : La tension obtenue quand le courant qui traverse la cellule est nul.

Il est possible aussi de calculer V_{co} par la relation suivante :

$$V_{co} = nV_T \ln\left(\frac{I_{cc}}{I_s}\right) \quad \text{(I.8)}$$

- ✓ Courant de court-circuit I_{cc} : Courant débité par un module en court-circuit, En pratique ce courant est très proche du courant I_{ph}.
- ✓ Point de fonctionnement maximale, $(V_{\max}, I_{\max})$: est le point correspondant a la tension et courant maximale :

$$P_{\max} = V_{\max}.I_{\max} \quad \text{(I.9)}$$

- ✓ Rendement :Il est défini comme étant le rapport entre la puissance maximale délivrée par la cellule et la puissance lumineuse incidente[6] :

$$\eta = \frac{P_{\max}}{P_{inc}} \quad \text{(I.10)}$$

P_{max} :La puissance maximale.

P_{inc} :La puissance lumineuse incidente.

- ✓ Facteur de forme : Rapport entre la puissance maximale et la puissance correspondant à la tension de circuit ouvert et le courant de court-circuit:

$$FF = \frac{V_{max} \times I_{max}}{V_{co} \times I_{cc}} \quad \text{(I.11)}$$

La (figure I.4) représente la courbe $I = f(V)$ d'un module photovoltaïque typique dans des conditions constantes d'irradiation et de température. L'irradiation standard adoptée pour mesurer la réponse des modules photovoltaïque est une intensité rayonnement de *1000 W/m²* [5].

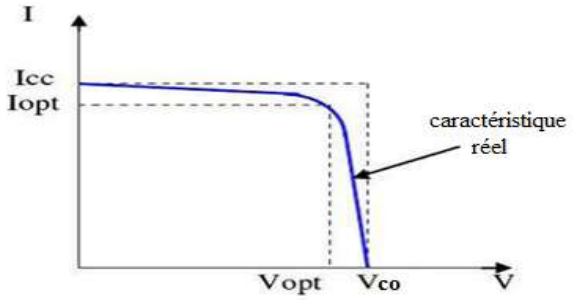


Figure I.4: Caractéristique $I = f(V)$ d'un module photovoltaïque.

I.7. Influence des paramètres externes sur la caractéristique I(V)

Pour étudier l'influence des paramètres externe sur les caractéristiques du module photovoltaïque, nous avons simulés un module PV (BP MSX120) (1cellule série et parallèle) sous logiciel Matlab-Simulink pour des conditions météorologique spécifiques.

La (figure I.5) représente les caractéristiques $I = f(V)$ et $P = f(V)$ pour un éclairement de *1000 W/m²* et une température de 25°.

Trois points remarquables : le courant de court-circuit, la tension de circuit ouvert, et la puissance maximale (P_{max}) délivrée par le module PV.

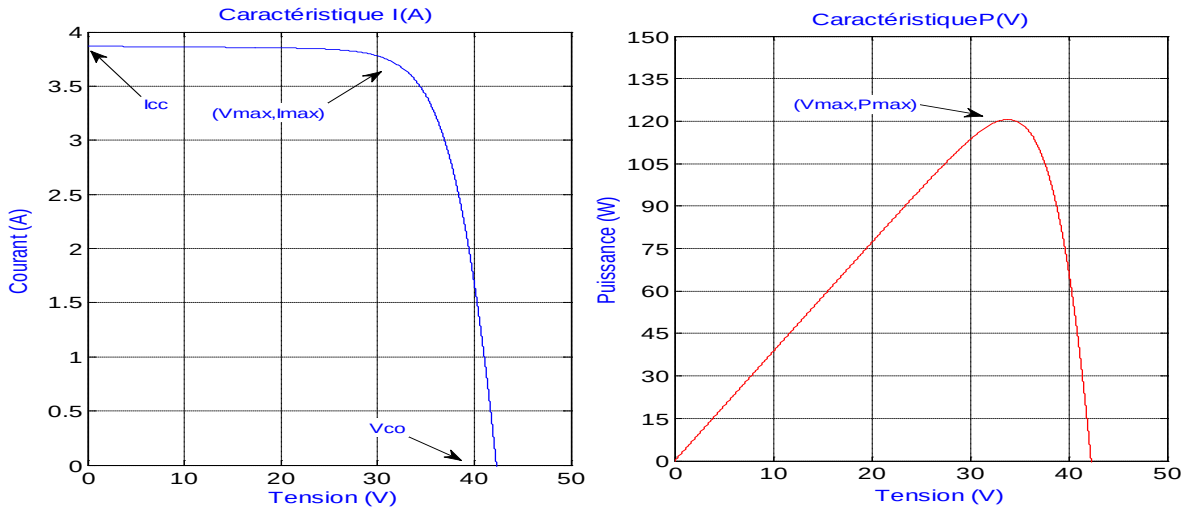


Figure I.5: a) Caractéristique $I(V)$ d'un PV b) Caractéristique $P(V)$ d'un PV.

I.7.1. Influence de la température

La (figure I.6) illustre les courbes $I(V)$ simulées pour une température variable de 0° à75°C avec un ensoleillement constant de $1KW/m^2$.

Nous remarquons que la température a une influence négligeable sur la valeur du courant de court-circuit. Par contre, la tension en circuit ouvert baisse assez fortement lorsque la température augmente.

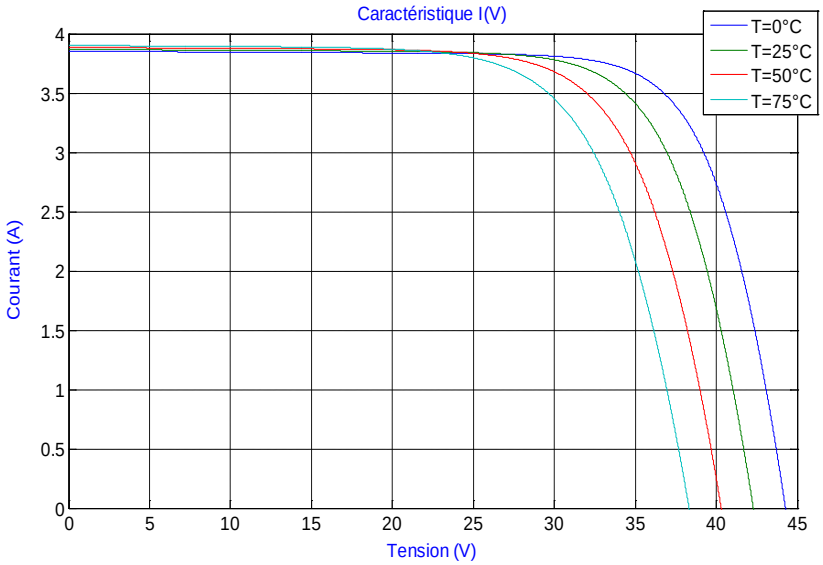


Figure I.6: Courbe $I(V)$ pour une température variable et un ensoleillement de 1KW/m².

I.7.2. Influence de l'ensoleillement

La (figure I.7) présente les courbes $I(V)$ simulées pour une température constante de 25°C et un ensoleillement variable de 200 *W/m²* à 1000 *W/m².*

On remarque que le courant de court-circuit est directement proportionnel à l'intensité du rayonnement. Par contre, la tension en circuit ouvert ne varie pas dans les mêmes proportions, et reste quasiment identique même à faible éclairement.

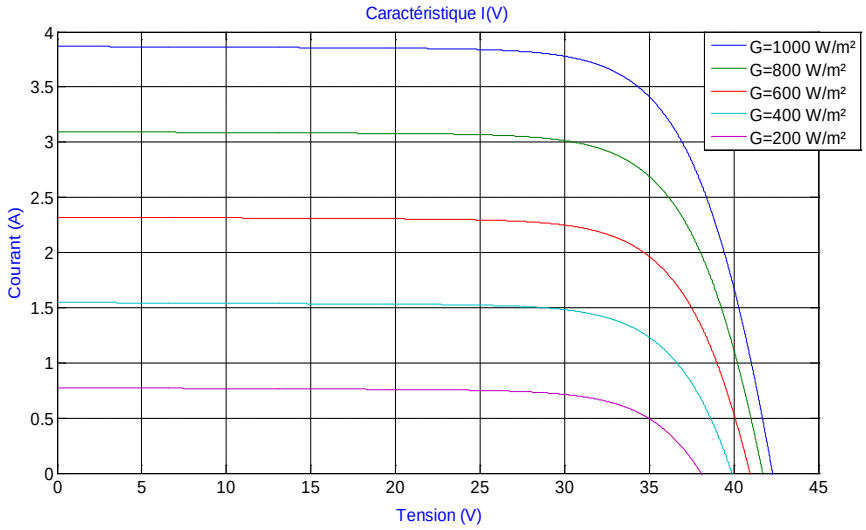


Figure I.7: Courbes $I(V)$ pour un ensoleillement variable et une température de 25°C.

I.7.3. Caractéristique puissance-tentions P(V) à ensoleillement et température variables

La (figure I.8) illustre les courbes $P(V)$ pour un ensoleillement constant de *1000W/m²* et une température variable allant de 0°C à 75°C.

On remarque que la puissance maximale de la cellule (P_{max}) est proportionnelle à l'éclairement.

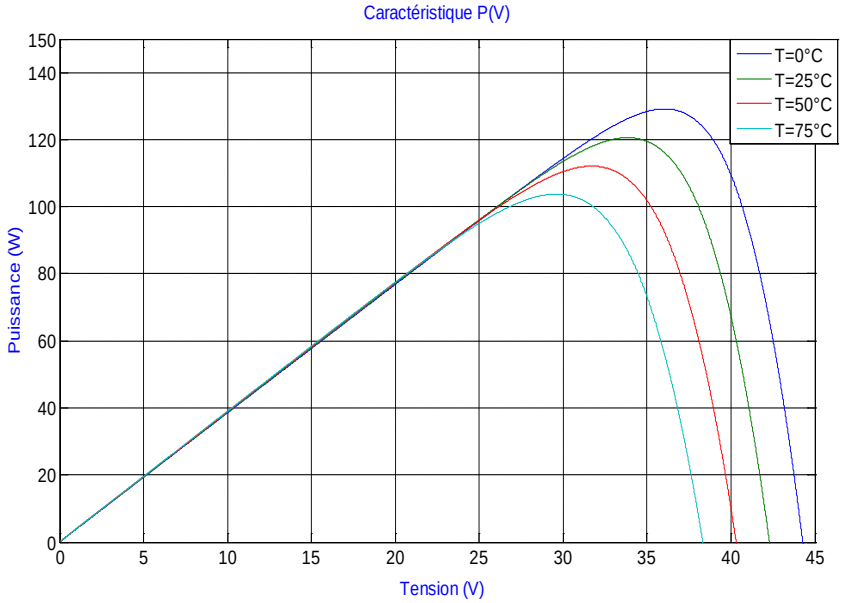


Figure I.8: Courbes P(V) pour une température variable et un ensoleillement de 1KW /m².

La (figure I.9) montre les courbes $P(V)$ pour une température constante de 25°C et un ensoleillement variable de *200 W/m²* à *1000 W/m².*

On remarque que la puissance maximal de la cellule (P_{max}) est fortement proportionnelle à l'éclairement,

On remarque aussi que les points de puissance maximale se situent à peu près à la même tension.

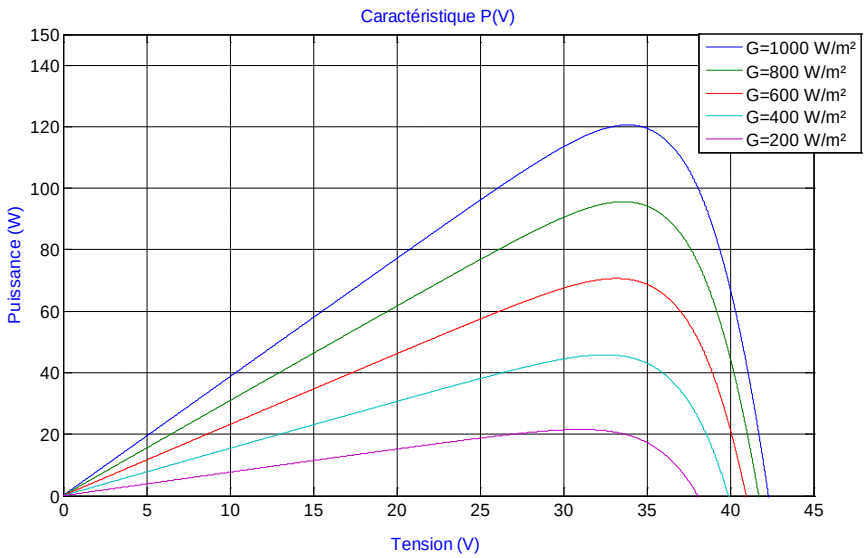


Figure I.9: Courbes P(V) pour un ensoleillement variable et une température de 25°C.

I.8. Association des cellules photovoltaïques

Une cellule photovoltaïque seule est peu utilisable, sa faible épaisseur la rend très fragile et elle produit une très faible puissance électrique de l'ordre de 1 à 3 W, avec une tension de moins de 1V. Ainsi pour accroitre la puissance, on assemble ces cellules soit en série, soit en parallèle.

I.8.1. Association série

Les cellules sont assemblées pour former un GPV élémentaire (module PV).
Les connexions en série de plusieurs cellules augmentent la tension pour même courant [6].

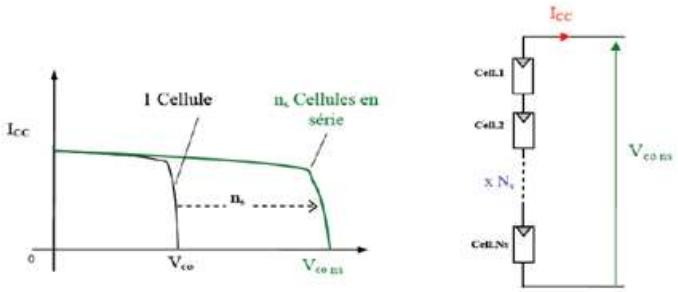


Figure I.10: Caractéristique résultante d'un groupement de ns cellules en série.

I.8.2. Association parallèle

Tandis que les connexions en parallèle de plusieurs cellules augmentent le courant pour la même tension.

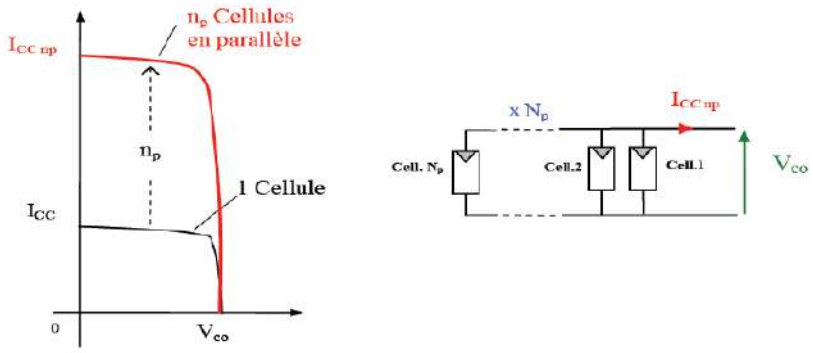


Figure I.11: Caractéristique résultante d'un groupement de np cellules en parallèle.

I.9. Protection d'un PV

Lorsque nous concevons une installation photovoltaïque, nous devons assurer la protection électrique de cette installation afin d'augmenter sa durée de vie en évitant notamment des pannes destructrices liées à l'association des cellules et de leurs fonctionnement. Pour cela, deux types de protection sont classiquement utilisés dans les installations actuelles :

- la protection en cas de connexions en parallèle de modules PV pour éviter les courants négatifs dans les GPV (diode anti-retour).
- La protection lors de la mise en série de modules PV permettant de ne pas perdre la totalité de la chaîne (diode by-pass) [6].

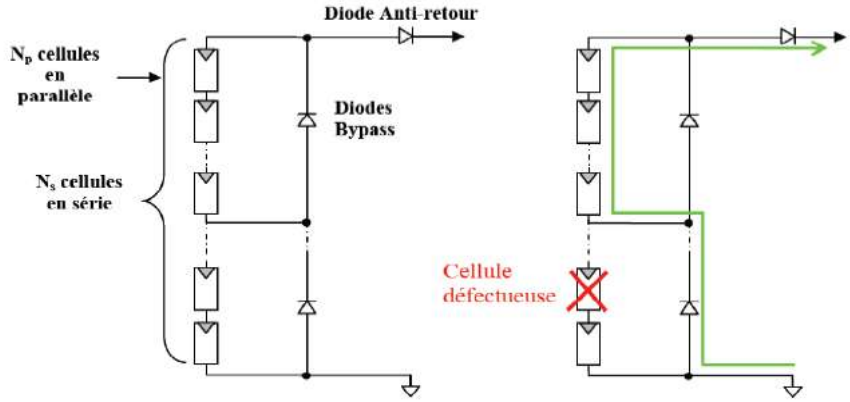


Figure I.12 : Architecture d'un panneau photovoltaïque avec diodes de protection, et activation de la diode by-pass lors de la défaillance d'une cellule.

I.10.1. Avantage du photovoltaïque [7]

- Les installations photovoltaïques sont en général de haute fiabilité, peu sujettes à l'usure, elles demandent peu d'entretien.
- Le montage des installations photovoltaïque est simple et les installations sont adaptables aux besoins de chaque projet.
- Il s'agit d'une source d'énergie électrique totalement silencieuse ce qui n'est pas le cas, par exemple des installations éoliennes.
- Il s'agit d'une source d'énergie inépuisable.

- L'énergie photovoltaïque est une énergie propre et non-polluante qui ne dégage pas de gaz à effet de serre et ne générer pas de déchets

I.10.2. Inconvénient du PV

- Les rendements des panneaux photovoltaïque sont encore faible et l'ordre de 23.4 %.
- Dans le cas d'une installation photovoltaïque autonome qui ne revend pas son surplus d'électricité au réseau, il faut inclure des batteries dont le cout reste très élevé.
- Le niveau de production d'électricité n'est pas prévisible mais dépend du niveau d'ensoleillement. De plus, il n'ya a aucune production d'électricité le soir et la nuit.
- La durée de vie d'une installation photovoltaïque n'est pas éternelle mais de l'ordre de 20 à 30 ans.
- De plus, le rendement des cellules photovoltaïques diminue avec le temps qui passe.
- On parle en générale pour les panneaux photovoltaïque, d'une perte de rendement de 1% par an.

I.11. Conclusion

Dans ce chapitre, une étude sur la production directe d'électricité à partir d'une irradiation solaire est présentée basée sur un phénomène physique appelé effet photovoltaïque, un modèle mathématique a été établi pour ce phénomène physique. Ce qui permettre de tracer les caractéristiques de la cellule PV, Les caractéristiques courant-tension et *P(V)* étaient fortement influencées par les conditions climatiques, particulièrement l'irradiation solaire et la température du module, on a terminé avec les avantages et inconvénients de l'énergie photovoltaïque.

Chapitre : II

Les convertisseurs DC-DC et la commande MPPT

II.1. Introduction

Comme nous l'avons montré au premier chapitre, un GPV présente des caractéristiques I(V) non linéaires et qui admettent un seul point de fonctionnement optimal dans les conditions homogènes d'éclairement et de température. Pour obtenir la puissance maximale du panneau solaire, l'algorithme (MPPT) est utilisé, le principe de cette commande basé sur la variation automatique du rapport cyclique D de manière à maximiser la puissance délivrée par le panneau PV.

Le circuit de base d'un système MPPT est un convertisseur DC-DC piloté par un circuit de commande, afin d'extraire la totalité de la puissance produite par le GPV.

Dans ce chapitre on présente les différents algorithmes de commande MPPT les plus populaires. D'abord, on étudie les différents types des convertisseurs statiques qu'on peut utiliser dans le système PV.

II.2.Etages d'adaptations

Dans les chaines de conversion photovoltaïque à connexion directe entre un GPV et une charge continue exige l'existence d'un point de fonctionnement qui correspondant à l'intersection entre la caractéristique I(V) du GPV et la caractéristique I(V) de la charge électrique quel que soit sa nature. Toutefois, ce point d'intersection pourrait être loin du (PPM).Alors, afin de palier à cet effets indésirable sur la puissance de sortie P(V) et avoir sa puissance maximale, il est possible d'insérer un convertisseur DC-DC entre le générateur PV et la charge, en commandant un suiveur de point maximum de la puissance (PPM). Ce convertisseur est appelé traqueur maximum de point de puissance (MPPT) géré par un algorithme de suiveurs de PPM .Comme le montre sur la (figure II.1), l'entrée du convertisseur DC-DC est le générateur photovoltaïque(GPV) et la sortie est la charge. Le rôle du MPPT est d'assurer le fonctionnement du générateur PV à son PPM, extrayant la puissance disponible maximale [9].

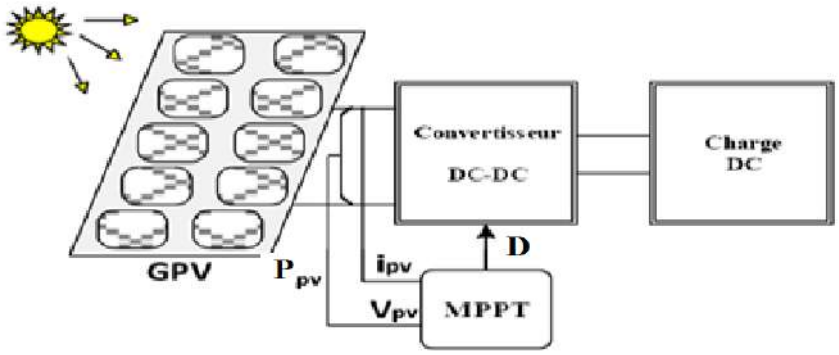


Figure II.1: Schéma fonctionnel général du système P(V) avec MPPT.

II.3. Convertisseur DC-DC pour MPPT

Un MPPT peut être conçu à la base de topologies Buck ou Boost. Le convertisseur Buck est généralement employé pour abaisser la tension de sortie et le convertisseur Boost est employé pour obtenir des tensions de sortie plus élevées [9].

II.3.1. Modélisation du convertisseur survolteur

Le hacheur survolteur (Boost), le convertisseur Boost ou hacheur parallèle connu par le nom d'élévateur de tension (step-up), est donné par la (figure II.2), il est généralement utilisé dans la conversion d'une tension d'entrée basse en une tension de sortie haute, il se compose d'une source de tension d'entrée continue V_i, d'une inductance *L*, d'un interrupteur S, d'une diode, et deux condensateurs $C1$ et $C2$. En premier temps $[0, \alpha T]$ le transistor est fermé, le courant dans l'inductance croit progressivement, au fur et à mesure elle emmagasine de l'énergie, jusqu'à la fin de la première période, le transistor s'ouvre et l'inductance *L* s'oppose à la diminution du courant *I* ainsi elle génère une tension qui s'ajoute à la tension de source, qui s'applique sur la charge à travers la diode [10].

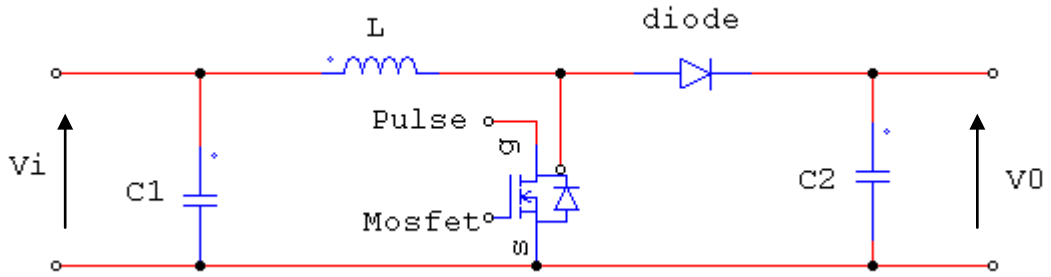


Figure II.2 : Schéma électrique du convertisseur boost.

II.3.1.1. Modèle mathématique équivalent

L'application des lois de Kirchhoff sur les deux circuits équivalents du convertisseur survolteur (figure II.3) des deux phases de fonctionnement donne [10]:

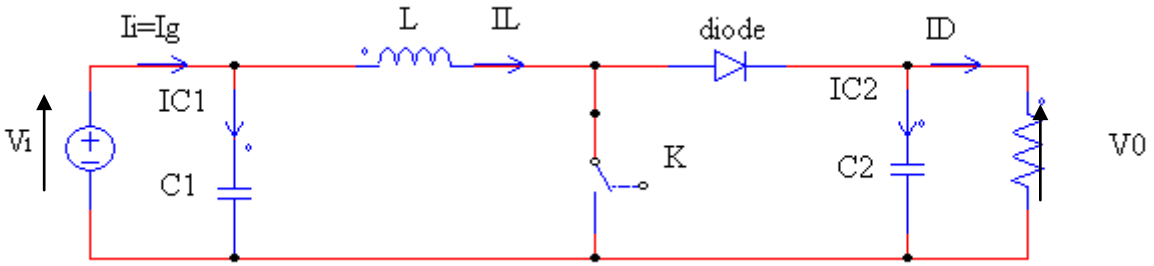


Figure II. 3 : Schéma équivalent du hacheur survolteur, (a) : K fermé, (b) : ouvert.

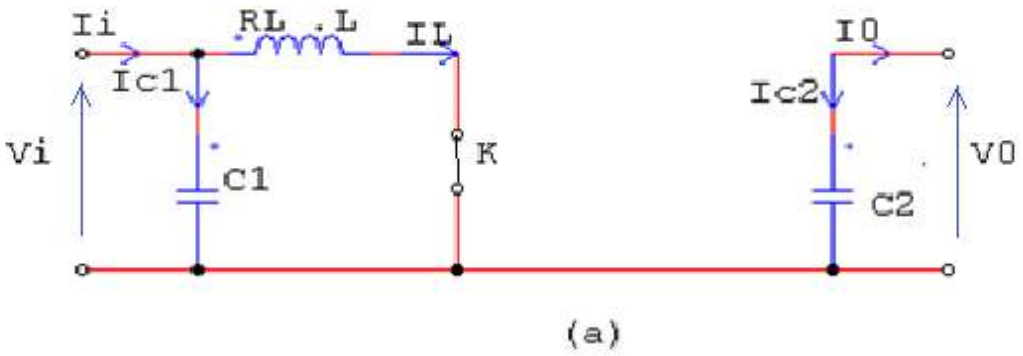


Figure II.3.1 : Schéma équivalent du hacheur survolteur, pour K est fermé.

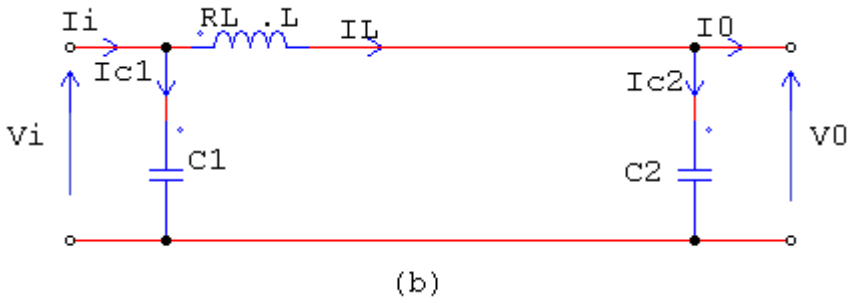


Figure II.3.2 : Schéma équivalent du hacheur survolteur, pour K est ouvert.

Pour la première période αT_s :

$$\begin{cases} I_{C1} = C_1 \dfrac{dV_i}{dt} = I_i - I_L \\ I_{C2} = C_2 \dfrac{dV_0}{dt} = -I_0 \\ V_L = L \dfrac{dI_L}{dt} = V_i - R_L I_L \end{cases} \qquad \text{(II.1)}$$

Pour la deuxième période $(1-\alpha)T_s$:

$$\begin{cases} I_{C1} = C_1 \dfrac{dV_i}{dt} = I_i - I_L \\ I_{C2} = C_2 \dfrac{dV_0}{dt} = I_L - I_0 \\ V_L = L \dfrac{dI_L}{dt} = V_i - V_0 - R_L I_L \end{cases} \qquad \text{(II.2)}$$

Pour simplifier l'étude de convertisseur Boost, on s'intéresse au régime continu qui est obtenu en éliminant les dérivées des variables dynamiques, et en remplaçant ces signaux par leurs valeurs moyennes.

On obtient les équations suivantes :

$$I_L = I_g \qquad \text{(II.3)}$$

$$I_0 = (1-\alpha) I_L \qquad \text{(II.4)}$$

$$V_i = (1-\alpha)V_0 \quad \text{(II.5)}$$

Comme le présente la (figure II.3), lorsque l'interrupteur du transistor S est sur la position on, le courant de l'inductance du hacheur augmente linéairement et à cet instant la diode *D* est bloquée off et lorsque S tourne sur la position off, l'énergie emmagasinée par l'inductance est dissipée dans le circuit *RC* bien que la diode *D* est passante. Les caractéristiques de tension et du courant de charge du convertisseur Boost dans le cas de la conduction continue sont décrites par la(figure II.4), comme suit [10]:

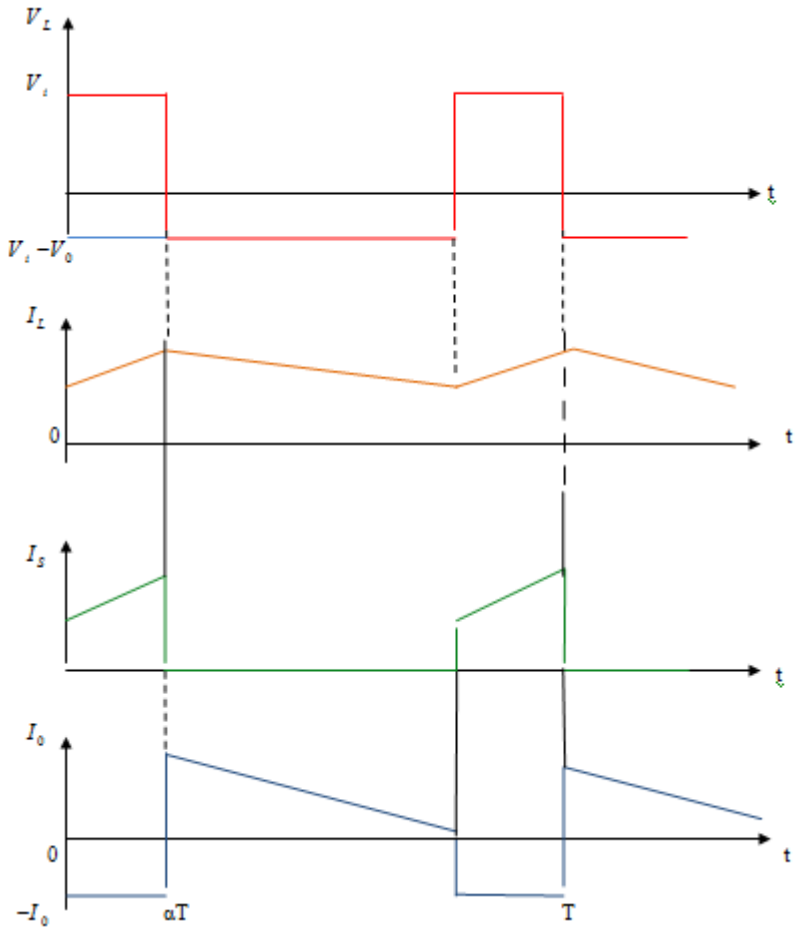


Figure II.4: Caractéristique de la tension et du courant du hacheur survolteur.

II.3.1.2. Modélisation du convertisseur dévolteur (Buck)

La (figure II.5) présente le convertisseur Buck ou convertisseur dévolteur (abaisseur de tension) ou hacheur série. Son rôle principal est de convertir sa tension d'entrée en une tension de sortie inférieure [10].

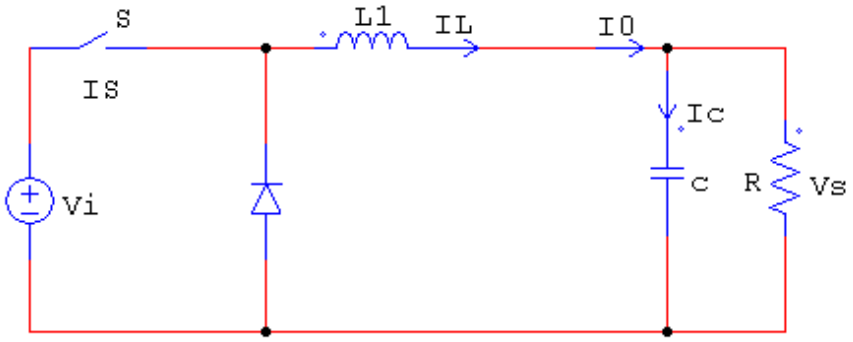


Figure II.5 : Circuit électrique de base du hacheur dévolteur.

Les composantes clés sont l'inductance L, le commutateur transistor S, la diode D et le condensateur *C*. Celui-ci se charge par le commutateur S et qui maintient la tension à ces bornes jusqu'à l'ouverture de qui fait décharger son énergie à travers la diode sur la charge pour un cycle de période de fonctionnement. Le commutateur peut être un transistor MOSFET ou un IGBT qui peut se commuter sur deux positions, marche ou arrêt rapidement. La tension de la source doit être plus grande que la tension aux bornes de la charge.

L'équation mathématique caractérisant le courant de l'inductance est donnée par l'équation suivante :

$$\frac{\delta I}{\delta t} = \frac{V_i - V_s}{L} \qquad \text{(II.6)}$$

I_L : Le courant dans l'inductance.

Le processus de commutation est décrit par la position de l'interrupteur S . Dans le premier laps de temps αT le transistor est dans un état de saturation, alors l'inductance L se charge d'énergie avec augmentation du courant. Dans le deuxième laps de temps $(\alpha - 1)T$,

l'inductance L libère cette énergie à la charge avec une diminution de courant. En négligeant la chute de tension à travers la diode, le taux de changement du courant est donné par :

$$\frac{\delta I}{\delta t} = \frac{V_i}{L} \tag{II.7}$$

Lorsque le courant de l'inductance ne se décroit pas à zéro avant la commutation du transistor, le convertisseur fonctionne dans le mode de conduction continu, comme illustré sur la (figure II.5), et dans ce cas, si la tension de charge dépend seulement de la tension de source et du rapport cyclique $\alpha = \frac{T_{on}}{T}$ la tension aux bornes de la charge :

$$V_s = \alpha V_i \tag{II.8}$$

Les caractéristiques des courants et la tension représentant le fonctionnement du hacheur dévolteur sont données par la (figure II.6):

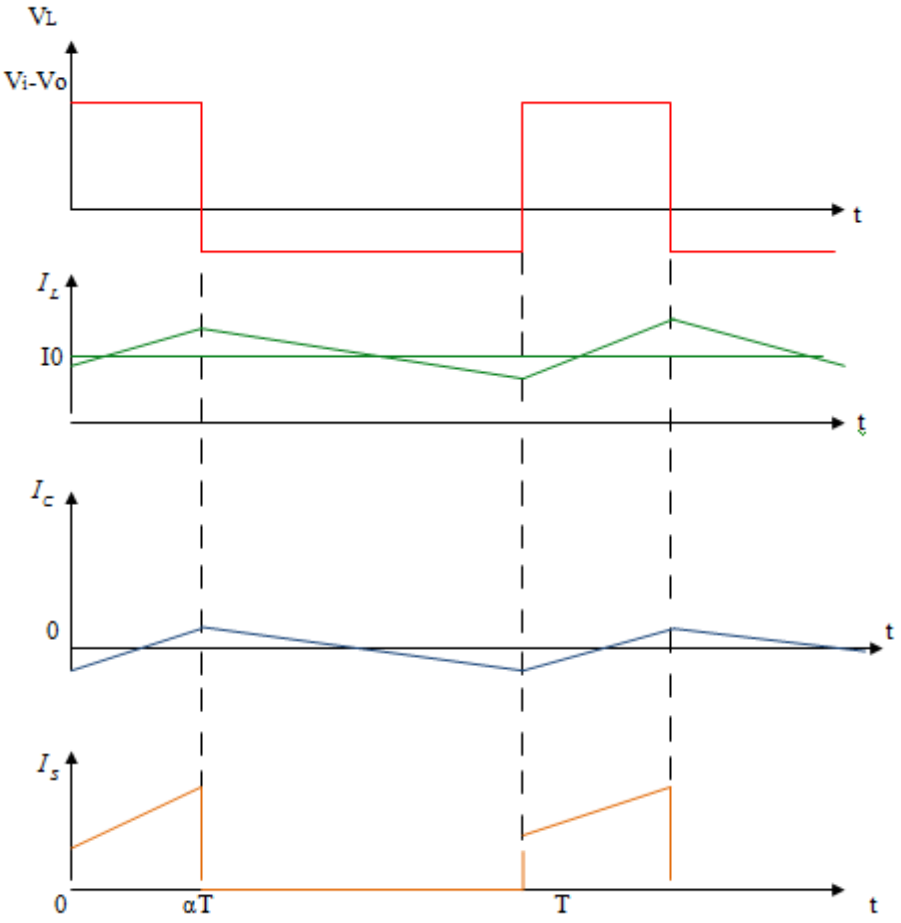


Figure II.6 : Caractéristique de la tension et des courants.

II.3.1.3. Modélisation du convertisseur Buck-Boost

Le convertisseur dévolteur-survolteur combine les propriétés des configurations de dévolteur et de survolteur. Il peut être employé pour transformer n'importe quelle tension continue d'entrée en n'importe quelle tension continue désirée de sortie [10].

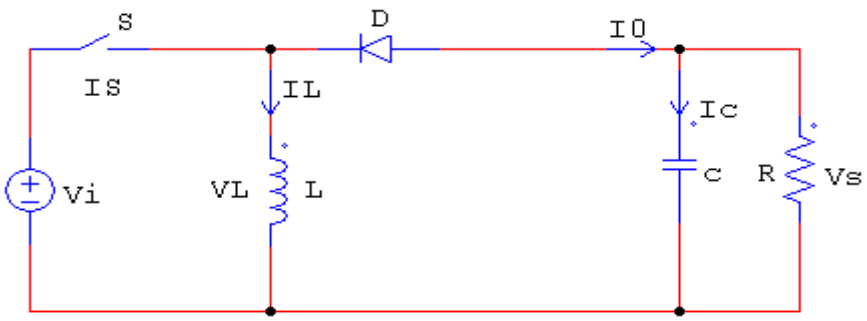


Figure II.7: Circuit électrique de base du hacheur survolteur/dévolteur.

La (figure II.7) montre le schéma du circuit électrique de base du hacheur dévolteur-survolteur, et les caractéristiques du courant et de la tension de charge dans ce dispositif. La tension peut être augmentée ou diminuée selon le mode de commutation..Tandis que, lorsque le transistor est sur la position on , le courant dans l'inductance augmente, l'énergie est stockée ; et quand le commutateur tourne sur la position off, la tension à travers l'inductance est renversée et l'énergie stockée se transfert vers la charge via la diode. Dans ce cas, l'équation de la tension aux bornes de la charge décrivant le fonctionnement en conduction continue est donnée comme suit:

$$V_s = \frac{\alpha}{1-\alpha} V_i \qquad \text{(I.15)}$$

Les caractéristiques des courants et la tension représentant le fonctionnement du hacheur survolteur/dévolteur sont données par la (figure II.8):

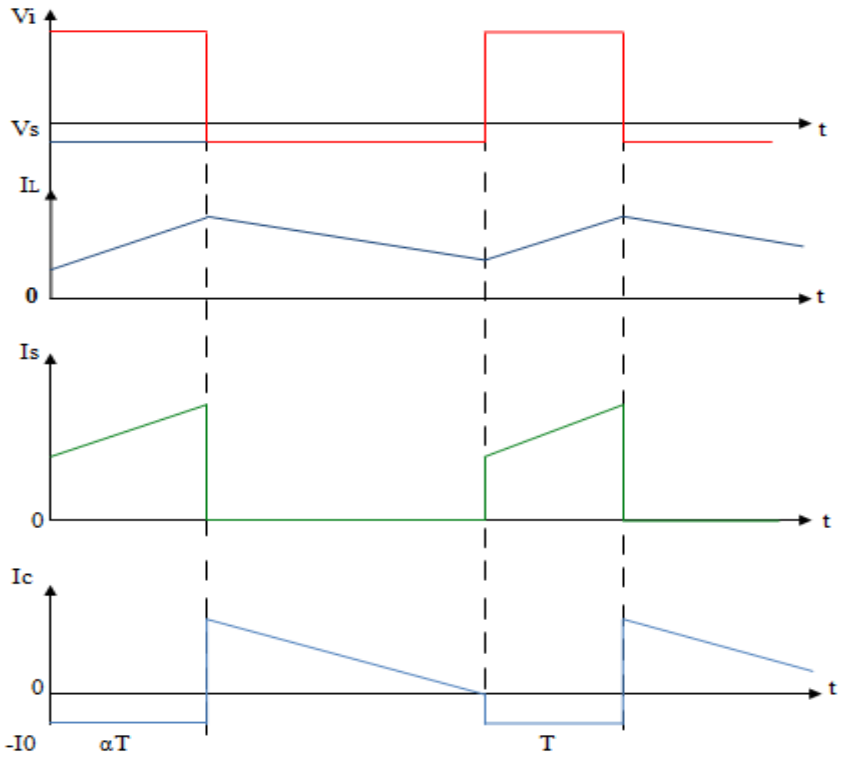


Figure II.8 : Caractéristique de la tension et du courant du buck-boost.

II.4. Principe de la recherche du point de puissance maximale (MPPT)

Un MPPT, de l'anglais (Maximum power point Tracker), est une commande associée à un étage d'adaptation (convertisseur continu-continu) permettant de faire fonctionner le générateur *PV* de façon à produire en permanence le maximum de sa puissance.

La technique de contrôle permet alors de piloter le convertisseur statique (CS) reliant la charge, donc consiste à agir le rapport cyclique de manière automatique pour amener le générateur à sa valeur optimale de fonctionnement qu'elles que soient les instabilités météorologique ou variations brutales de charges qui peuvent survenir à tout moment.

La (figure II.9) illustre trois cas de perturbations .Suivant le type de perturbation, le point de fonctionnement bascule du PPM vers un nouveau point de fonctionnement PF plus ou moins éloigné de l'optimum.

Comme la montre la (figure II.9-A), pour une puissance incidente E1, la puissance optimale transférée à la charge est le point PPM1.Si la puissance incidente change(E2), alors ce point de puissance maximale est le point PPM2 et le point de fonctionnement du générateur *PV* est le PF (figure II.9-A). Il suffit de réajuster la valeur du rapport cyclique pour converger vers le nouveau point de puissance maximum PPM2. Dans une moindre mesure, un cas de variation de point de fonctionnement peut se produit, lié aux variations de température de fonctionnement de GPV (cas B). Bien qu'il faut également agir au niveau de la commande. Il en sera de même que lorsque la charge change (cas C), on peut constater une modification du point de fonctionnement qui peut retrouver une nouvelle position optimale grâce à l'action d'une commande. En résumé, le suivi du PPM est réalisé au moyen d'une commande spécifique nommée MPPT qui agit essentiellement sur le rapport cyclique du (CS) pour rechercher et atteindre le PPM du GPV [12].

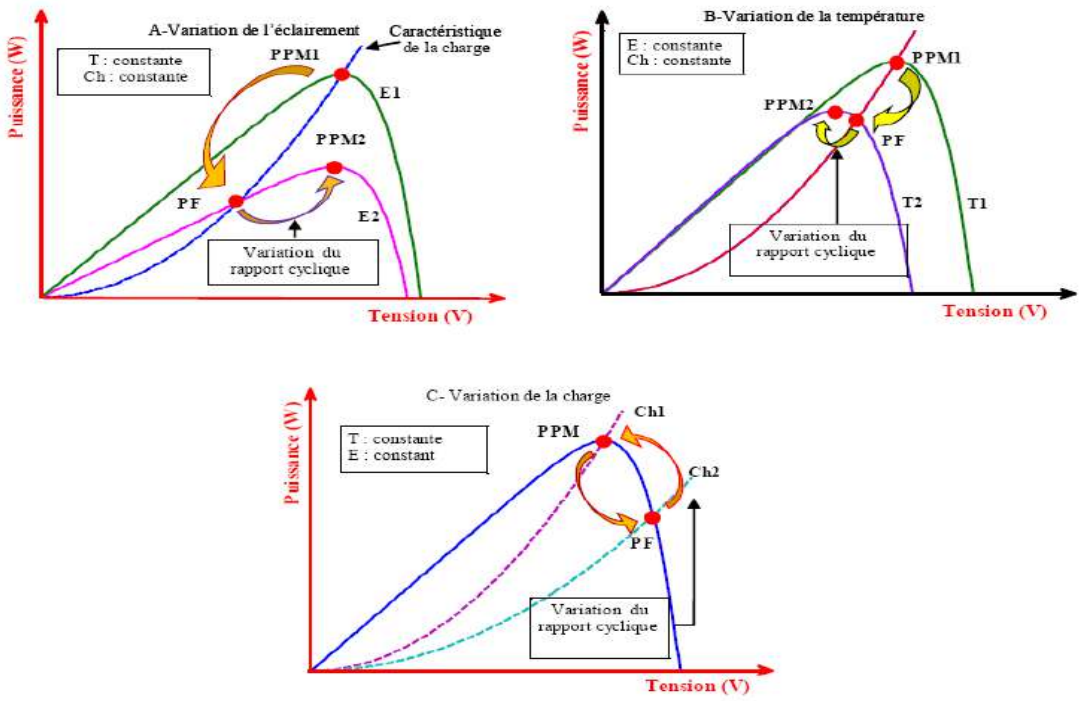


Figure II.9 : Variation du Point de Puissance Maximal avec l'éclairement, la température et la charge.

Le contrôle MPPT (figure II.9) fait varier le rapport cyclique du convertisseur statique, qui influe sur le sens de la variation de tension de telle sorte que la puissance fournie par le générateur *PV* soit la puissance maximale disponible à ses bornes.

Pour assurer le fonctionnement d'un générateur GPV à son point de puissance maximale PPM, des contrôleurs MPPT sont souvent utilisés. Ces contrôleurs sont destinés à minimiser l'erreur entre la puissance de fonctionnement et la puissance maximale de référence qui est variable en fonction des conditions climatiques [12].

II.4.1. Classification de l'algorithme de suiveur la puissance max

La classification des algorithmes du suiveur peut être basée sur la fonction des techniques ou des stratégies de commande utilisées. Ainsi, deux catégories peuvent être présentées: méthodes directes et indirectes [13].Dans notre travail, on s'intéresse à la méthode directe.

II.4.2. La méthode perturbation et observation (P&O)

Le principe des commandes MPPT de type P&O consiste à perturber la tension V_{pv} d'une faible amplitude autour de sa valeur initiale et d'analyser le comportement de la variation de puissance P_{pv} qui en résulte Ainsi, comme l'illustre la figure (II.11), on peut déduire que si une incrémentation positive de la tension V_{pv} engendre un accroissement de la puissance P_{pv} , cela signifie que le point de fonctionnement se trouve à droite du PPM.

Si au contraire, la puissance décroît, cela implique que le système a dépassé le PPM. Un raisonnement similaire peut être effectué lorsque la tension décroît. A partir de ces diverses analyses sur les conséquences d'une variation de tension sur la caractéristique $P_{pv}(V_{pv})$, il est alors facile de situer le point de fonctionnement par rapport au PPM, et de faire converger ce dernier vers le maximum de puissance à travers un ordre de commande [13].

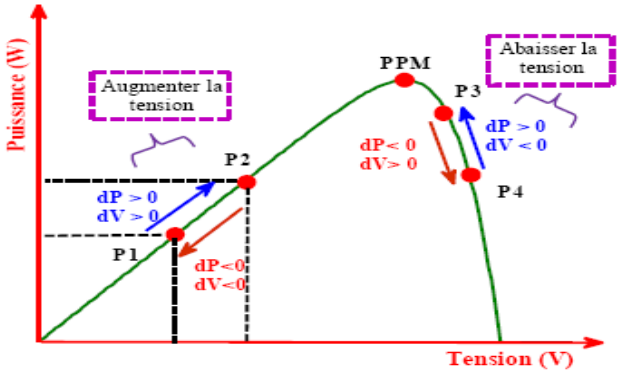


Figure II.10: Schéma de converge vers le PPM par P&O [12].

La (figure II.12) représente l'algorithme classique associé à une commande MPPT de type P&O, où l'évolution de la puissance est analysée après chaque perturbation de tension.

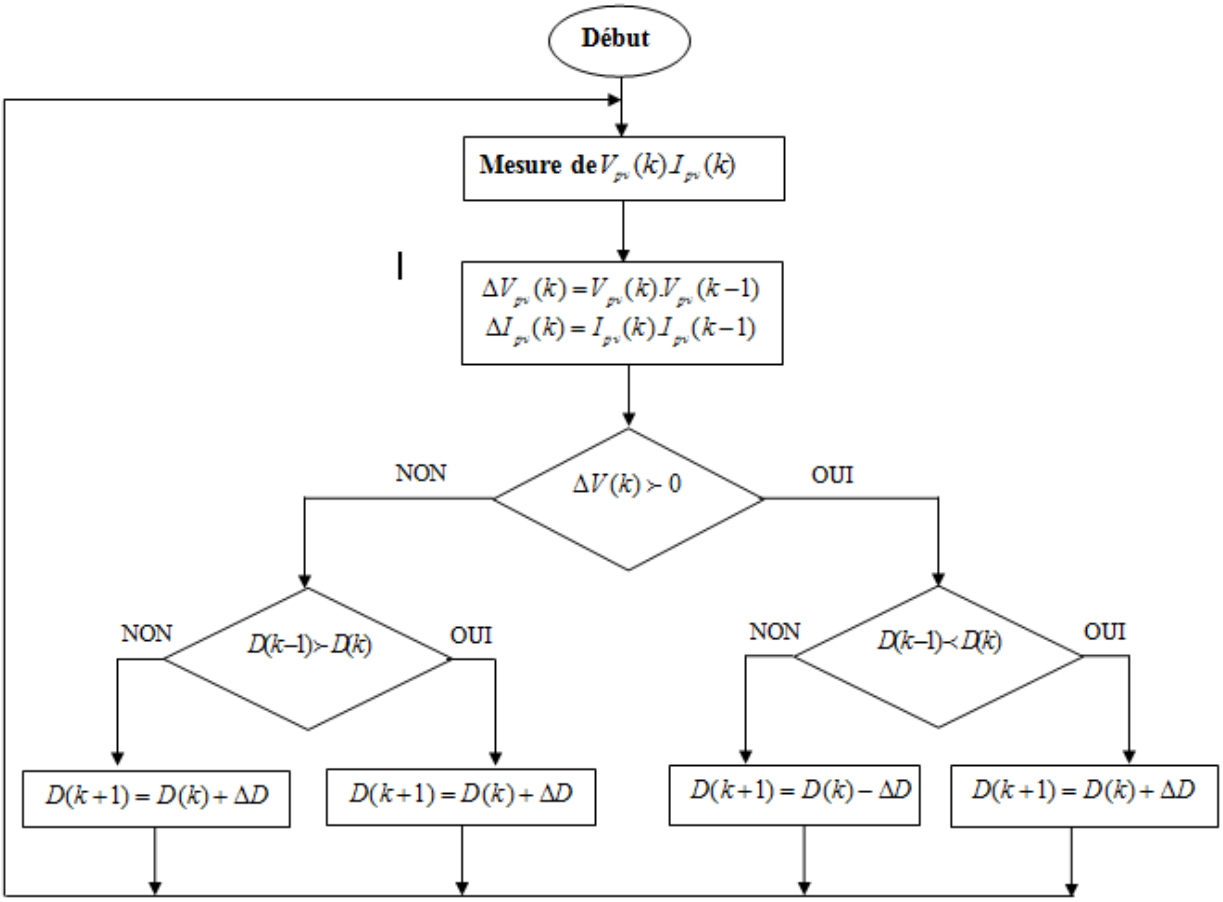


Figure II.11 : Algorithme de perturbation et de l'observation (P&O).

La méthode P&O est aujourd'hui largement utilisée a cause de sa facilité d'implémentation cependant elle présente quelques problèmes liés aux oscillations autour du

PPM qu'elle engendre en régime établi car la procédure de recherche du PPM doit être répétée périodiquement, obligeant le système à osciller en permanence autour du PPM, une fois ce dernier atteint. Ces oscillations peuvent être minimisées en réduisant la valeur de la variable de perturbation. Cependant, une faible valeur d'incrément ralenti la recherche du PPM, il faut donc trouver un compromis entre la précision et la rapidité. Ce qui rend cette commande difficile à optimiser [13].

II.4.3. Algorithme Incrémental Conductance (INC)

L'avantage de cet algorithme est la vitesse de recherche du point de puissance maximale quand les conditions atmosphériques changent rapidement : la description de l'algorithme sera présentée par la suite [13].

La puissance produite par le générateur PV peut être exprimé par:

$$P_{PV_n} = I_{PV}.V_{PV} \tag{II.9}$$

La conductance et l'incrémentation de la conductance peuvent être identifiées en dérivant l'équation par rapport à la tension P_{PV} :

$$\frac{1}{V}\frac{dP_{PV}}{dV_{PV}} = \frac{I_{PV}}{V_{PV}} + \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} \tag{II.10}$$

Ainsi on a noté avec G la conductance et avec G l'incrément de la conductance:

$$G = \frac{I_{PV}}{V_{PV}} \tag{II.11}$$

$$\Delta G = \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} \tag{II.12}$$

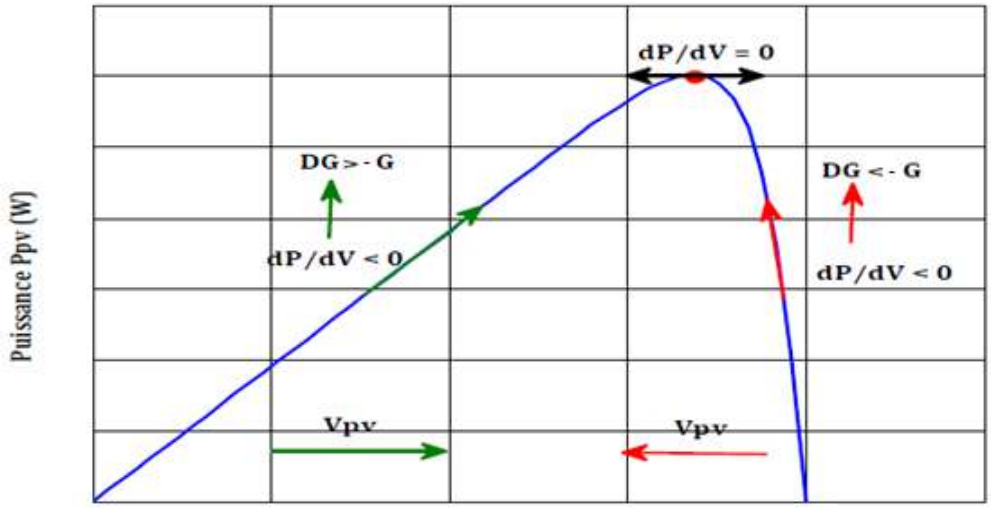


Figure II.12: Trajectoire par Incrémentation de Conductance [23].

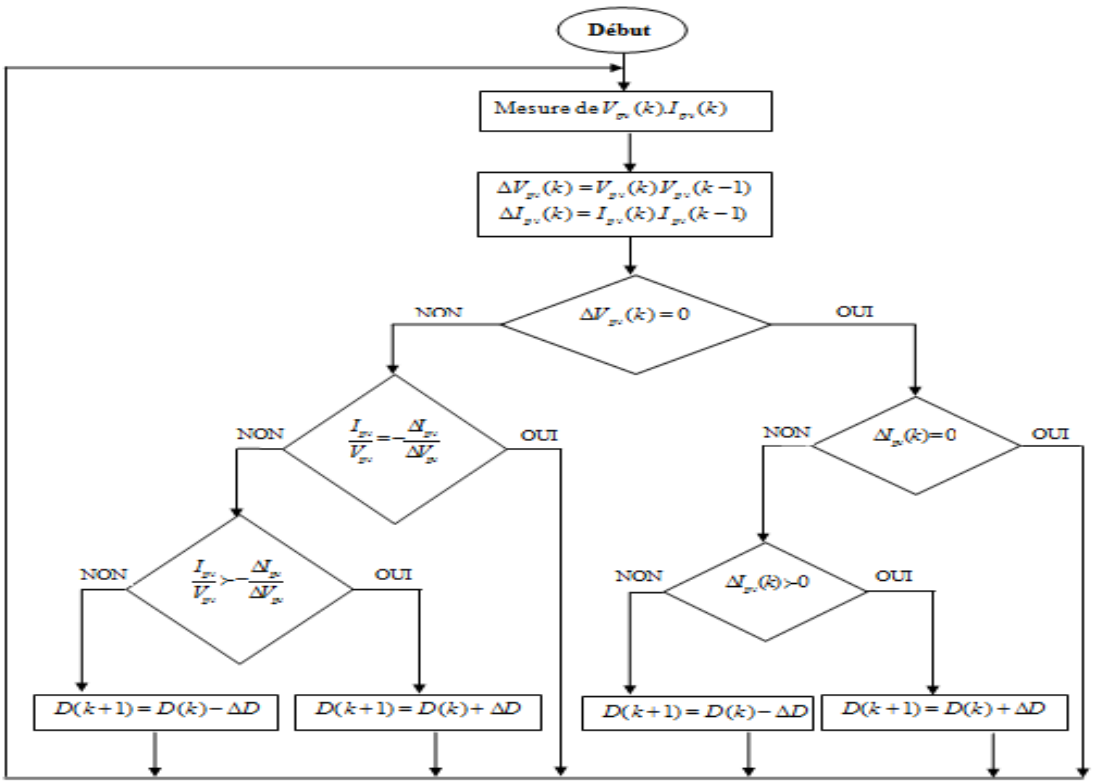


Figure II.13: Algorithme d'incrémentation de la conductance.

$\frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} \succ 0$: Le point de fonctionnement est à gauche du PPM.

$\frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} = 0$: Le point de fonctionnement sur PPM.

$\frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} \prec 0$: Le point de fonctionnement est droit de PPM.

II.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les caractéristiques électriques des convertisseurs statiques (DC-DC). Nous sommes sur l'étude des convertisseurs du courant continu (Boost-Buck). On a étudié quelques méthodes MPPT basées sur contre réaction de puissance, comme l'algorithme d'incrémentation de l'inductance et méthode de perturbation et observation.

Chapitre : III

Modélisation de la machine asynchrone et la commande DTC

III.1. Introduction

La machine asynchrone est très appréciée dans les milieux industriels pour sa robustesse, son couple massique important et son faible coût. Elle apparaît maintenant comme l'élément de base des actionneurs électriques performants. La représentation du modèle mathématique sous forme dynamique de la machine asynchrone permet l'observation et l'analyse des différentes évolutions de ses grandeurs électromécaniques d'une part et d'autre part l'élaboration des lois de commande, et de prévoir le control nécessaire [14].

Pour que le moteur asynchrone soit utilisable dans des régimes de vitesse variable, il doit être commandé par un processus externe qui permette d'ajuster au mieux la tension d'alimentation de manière à répondre aux variations de consigne de vitesse et de couple de charge [15]parmi les commandes, il existe DTC (commande directe de couple).

Dans le troisième chapitre, nous commencerons par la modélisation du système Machine asynchrone onduleur. Dans la première partie, on donnera la représentation mathématique de la machine asynchrone dans un référentiel triphasé avant d'utiliser la transformation de Park pour réduire sa représentation à des référentiels biphasés, dans la seconde partie, on procèdera à la modélisation de l'onduleur deux niveaux ,dans la troisième partie, on exposera les principes de la commande directe du couple

III.2. Principe de fonctionnement

Les trois enroulements statoriques alimentés par un réseau triphasé équilibré créent dans l'entrefer un champ magnétique tournant à la fréquence de rotation de synchronisme n_s .

Les conducteurs du rotor sont soumis à ce champ tournant. Ils sont alors traversés par des courants de Foucault induits d'après la loi de Lenz ("les courants induits s'opposent par leurs effets à la cause qui leur donnent naissance"). Les enroulements du rotor étant en court-circuit, la circulation des courants est alors possible. Les forces de Laplace qui en résultent exercent des moments sur le rotor. Le rotor tourne alors à la fréquence de rotation. De par son principe, la fréquence de rotation du rotor est inférieure à la fréquence de synchronisme $f_s : f_R \prec f_s$[16].

III.3. Modélisation de la machine asynchrone (MAS)

L'étude de cette machine traduit les lois de l'électromagnétisme dans le contexte habituel des hypothèses simplificatrices [17].

- ✓ L'entrefer constant.
- ✓ L'effet d'encochage négligé.
- ✓ Distribution spatiale sinusoïdale des forces magnétomotrices d'entrefer.
- ✓ Circuit magnétique non saturé et à perméabilité constante.

Parmi les conséquences importantes de ces hypothèses, on peut citer :

- L'association du flux.
- La constance des inductances propres.

III.3.1. Equations générales de la MAS triphasé

Dans les conditions précédentes, les équations des circuits électriques statoriques et rotoriques présentent sous forme matricielle donnée ci-après [4].

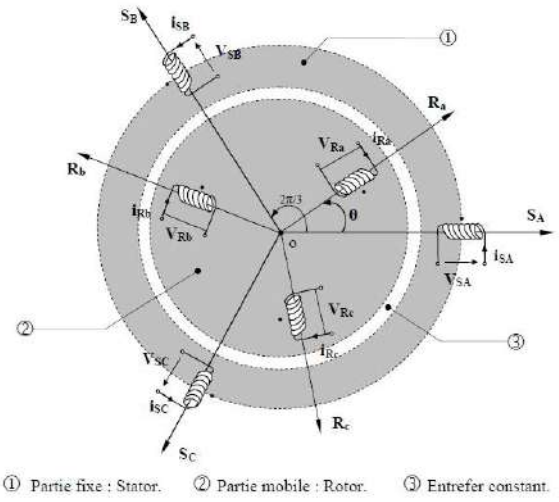


Figure III.1: Modèle d'une machine asynchrone triphasé.

III.3.1.1. Equations électriques

Les équations électriques du modèle de la machine asynchrone triphasé s'écrivent respectivement :

- ✓ Pour le stator :

$$[V_{S.ABC}] = R_S [I_{S.ABC}] + \frac{d}{dt}[\phi_{S.ABC}] \quad \text{(III.1)}$$

- ✓ Pour le rotor :

$$[V_{R.abc}] = R_R [I_{R.abc}] + \frac{d}{dt}[\phi_{R.abc}] \quad \text{(III.2)}$$

ET :

Vecteur de tension statorique $[V_{S.ABC}] = [V_{SA} V_{SB} V_{SC}]^T$

Vecteur de tension rotorique $[V_{R.abc}] = [V_{Ra} V_{Rb} V_{Rc}]^T$

Vecteur de courant statorique $[i_{S.ABC}] = [i_{SA} i_{SB} i_{SC}]^T$

Vecteur de courant rotorique $[i_{R.abc}] = [i_{Ra} i_{Rb} i_{Rc}]^T$

Ainsi que pour les vecteurs des flux :

Vecteur de flux statorique $[\phi_{S.ABC}] = [\phi_{SA} \phi_{SB} \phi_{SC}]^T$

Vecteur de flux rotorique $[\phi_{R.abc}] = [\phi_{Ra} \phi_{Rb} \phi_{Rc}]^T$

III.3.1.2. Equation magnétiques

Les relations entre les flux et les courants du stator et du rotor s'écrivent comme suit :

- ✓ Pour le stator :

$$[\phi_{S.ABC}] = [L_S][i_{S.ABC}] + [M_{sr}][i_{R.ABC}] \quad \text{(III.3)}$$

- ✓ Pour le rotor :

$$[\phi_{R.abc}] = [L_R][i_{R.abc}] + [M_{rs}][i_{S.abc}] \quad \text{(III.4)}$$

Alors :

$$[L_s] = \begin{pmatrix} I_S & M_S & M_S \\ M_S & I_S & M_S \\ M_S & M_S & I_S \end{pmatrix}, [L_r] = \begin{pmatrix} I_r & M_r & M_r \\ M_r & I_r & M_r \\ M_r & M_r & I_r \end{pmatrix} \quad \text{(III.4)}$$

Ainsi :

$$[M_{sr}] = [M_{sr}]^T = M_{sr} \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \quad \text{(III.5)}$$

Les différentes inductances désignent :

L_s : Inductance propre d'une phase statorique.

L_r : Inductance propre d'une phase rotorique.

M_S : Inductance mutuelle entre phase statorique.

M_r : Inductance mutuelle entre phase rotorique.

M_{sr} : Inductance mutuelle entre phase stator et rotor.

θ : Ecart angulaire entre stator et rotor.

III.3.1.3. Equations mécaniques

L'étude des caractéristiques de la machine asynchrone fait introduite de la variation non seulement des paramètres électriques (tension, courant, flux) mais aussi des paramètres mécaniques (couple, vitesse).

$$C_{em} = P_p [i_{S.ABC}]^T \frac{d}{dt} [M_{sr}][i_{R.abc}] \quad \text{(III.6)}$$

L'équation du mouvement de la machine est :

$$J\frac{d\Omega}{dt}+\Omega f = C_{em}-C_r \qquad \text{(III.7)}$$

Avec : $\Omega = \dfrac{\omega}{P_p}$

Ω : vitesse angulaire de rotation.

P_p : Nombre de paire de pole.

J : Moment d'inertie de la machine(Kgm²).

C_{em} : Couple électromagnétique(N.m).

C_r : Couple résistant(N.m).

f : Coefficient de frottement de la machine.

P_p : Paire de pole.

III.4. Changement de repère

Le but d'un changement de repère est de rendre l'écriture des équations de la machine plus simple à exploiter. Dans notre étude nous avons utilisé la transformation de Park [4].

III.4.1. Transformation de Park

La transformation de Park à pour but de traiter une large gamme de machine de façon unifiée en le ramant à un modèle unique. Cette conversion est appelée souvent transformation des axes. Cette transformation représente projection des trois phases des enroulements (a,b,c) de la machine sur un repère à deux enroulements biphasés orthogonaux (d,q,o), les enroulements sont équivalents du point de vue électrique et magnétique. Cette transformation a pour l'objectif de rendre les inductances mutuelles du modèle indépendantes de l'angle de rotation.

La représentation de Park représente la projection des trois phases (a,b,c) de la machine sur un repère biphasé orthogonal (d,q,o), ou d est l'axe direct, q l'axe en quadrature et o l'axe homopolaire (axe supplémentaire) [4].

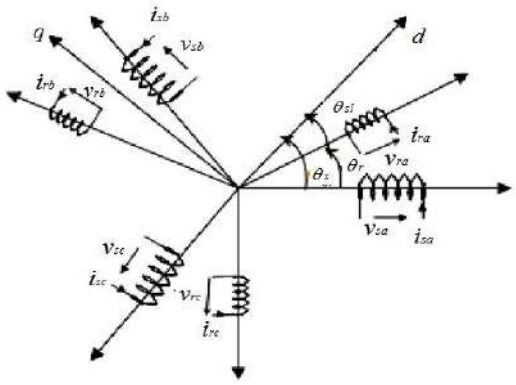


Figure III. 2 : Définition des angles entre les différents repères quadratiques.

La matrice de transformation de Park $[P(\delta)]$ est définit comme suit :

$$[P(\delta)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \quad \text{(III.8)}$$

La transformation directe est alors :

$$\begin{bmatrix} X_d \\ X_q \\ X_0 \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} \quad \text{(III.9)}$$

Où, X représente les variables considérées de la machine qui sont tensions, courants ou flux.

La variable X_0 représente la composante homopolaire, ajoutée pour rendre la transformation réversible, elle est nulle lorsque le neutre n'est pas branché. La transformation de Park inverse est nécessaire afin de revenir aux grandeurs triphasées, elle est définie par :

$$\begin{bmatrix} X_a \\ X_b \\ X_c \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} 1 & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ 1 & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ 1 & \cos(\theta) & -\sin(\theta) \end{pmatrix} \begin{bmatrix} X_d \\ X_q \\ X_0 \end{bmatrix} \qquad \text{(III.10)}$$

- ✓ o : indice de l'axe homopolaire.
- ✓ d : indice de l'axe direct.
- ✓ q : indice de l'axe en quadrature.

III.4. 2. Equation de la machine dans le modèle de Park

III.4.2.1. Equations électriques

Les équations électriques de la MAS dans un repère de Park lié au champ tournant sont :

- Au stator :

$$\begin{cases} V_{sd} = R_S i_{sd} + \dfrac{d\phi_{sd}}{dt} - \omega_s \phi_{sq} \\ V_{sq} = R_S i_{sq} + \dfrac{d\phi_{sq}}{dt} + \omega_s \phi_{sd} \end{cases} \qquad \text{(III.11)}$$

- Au rotor :

$$\begin{cases} V_{rd} = 0 = R_r i_{rd} + \dfrac{d\phi_{rd}}{dt} - (\omega_s - \omega)\phi_{rq} \\ V_{rq} = 0 = R_r i_{rq} + \dfrac{d\phi_{rq}}{dt} + (\omega_s - \omega)\phi_{rd} \end{cases} \qquad \text{(III.12)}$$

Ceux des flux totaux ayant pour valeur :

- Pour le stator :

$$\begin{cases} \phi_{sd} = L_s i_{sd} + L_m i_{rd} \\ \phi_{sq} = L_s i_{sq} + L_m i_{rq} \end{cases} \qquad \text{(III.13)}$$

- Pour le rotor :

$$\begin{cases} \phi_{rd} = L_r i_{rd} + L_m i_{sd} \\ \phi_{rq} = L_r i_{rq} + L_m i_{sq} \end{cases} \quad \text{(III.14)}$$

III.4.2.2. Equations mécaniques

Le modèle électrique doit être complété par les expressions du couple électromagnétique et de la vitesse, décrivant ainsi le mode mécanique.

Le couple électromagnétique C_{em} peut se mettre sous plusieurs formes :

$$\begin{cases} C_{em} = \frac{3}{2} P_p (\phi_{sd} i_{sq} - \phi_{sq} i_{sd}) \\ C_{em} = \frac{3}{2} P_p (\phi_{rq} i_{rd} - \phi_{rd} i_{rq}) \\ C_{em} = \frac{3}{2} P_p L_m (i_{sq} i_{rd} - i_{sd} i_{rq}) \end{cases} \quad \text{(III.15)}$$

$$C_{em} = P_p \frac{M_{sr}}{L_r} (\phi_{rd} i_{sq} - \phi_{rq} i_{sd}) \quad \text{(III.16)}$$

Notions que c'est la relation (III.17) qui sera retenue, car elle dépend des variables d'état adoptées.

III.4.2.3. Expression en modèle d'état

Maintenant, on va réécrire les équations de la machine en modèle d'état en vue de sa commande, en prenant les courant statoriques i_{sd}, i_{sq} et les flux rotorique ϕ_{rd}, ϕ_{rq} comme variables d'états [4].

D'abord en remplacent les courantsrotorique et les flux statoriques à partir de (III-15)

- ✓ Pour les courant rotoriques.

$$\begin{cases} i_{rd} = \frac{1}{L_r} \phi_{rd} - \frac{L_m}{L_r} i_{sd} \\ i_{rq} = \frac{1}{L_r} \phi_{rq} - \frac{L_m}{L_r} i_{sq} \end{cases} \quad \text{(III.17)}$$

- ✓ Pour les flux statoriques.

$$\begin{cases} \phi_{sd} = \left(-L_S \frac{L^2{}_m}{L_r} \right) i_{sd} + \frac{L_m}{L_r} \phi_{rd} \\ \phi_{sq} = \left(-L_S \frac{L^2{}_m}{L_r} \right) i_{sq} + \frac{L_m}{L_r} \phi_{rq} \end{cases} \quad \text{(III.18)}$$

Ou :

L_s : Inductance propre cyclique du stator.

L_r : Inductance propre cyclique du rotor.

L_m : Inductance mutuelle cyclique stator-rotor.

En rapportant ses dernières relations dans (III.13) et (III.14), on aboutira aux systèmes d'équations d'état suivant :

$$\begin{cases} \frac{di_{sd}}{dt} = -\frac{1}{\sigma L_s}\left(R_s + \frac{R_r L^2{}_m}{L^2{}_r} \right) i_{sd} + \omega_s i_{sq} + \frac{1}{\sigma L_s}\left(\frac{R_r L_m}{L^2{}_r} \right) \phi_{rd} + \frac{1}{\sigma L_s}\left(\frac{L_m}{L_r} \right) \omega \phi_{rq} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{sd} \\ \frac{di_{sq}}{dt} = -\omega_s i_{sd} - \frac{1}{\sigma L_s}\left(R_s + \frac{R_r L^2{}_m}{L^2{}_r} \right) i_{sq} + \omega_s i_{sq} - \frac{1}{\sigma L_s}\left(\frac{L_m}{L_r} \right) \omega \phi_{rd} + \frac{1}{\sigma L_s}\left(\frac{R_r L_m}{L^2{}_r} \right) \phi_{rq} + \frac{1}{\sigma L_s} V_{sq} \\ \frac{d\phi_{rd}}{dt} = \frac{R_r L_m}{L_r} i_{sd} - \frac{R_r}{L_r} \phi_{rd} + \omega_{sl} \phi_{rq} \\ \frac{d\phi_{rq}}{dt} = \frac{R_r L_m}{L_r} i_{sq} - \omega_{sl} \phi_{rd} - \frac{R_r}{L_r} \phi_{rq} \end{cases} \quad \text{(III.19)}$$

Et :

$$\sigma = 1 - \frac{L^2{}_m}{L_s L_r}$$

En identifiant le système (III.22) à la forme : $\frac{dX}{dt} = AX + BU$ on aura :

Le vecteur d'états $X = \left[i_{sd}, i_{sq}, \phi_{rd}, \phi_{rq} \right]^t$ A la matrice dynamique du système. Le vecteur de commande $U = \left[V_{sd}, V_{sq} \right]^t$ et B la matrice d'application de commande, donc :

$$X=\begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \\ \phi_{rd} \\ \phi_{rq} \end{bmatrix}; U=\begin{bmatrix} V_{sd} \\ V_{sq} \end{bmatrix}; B=\begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{(III.20)}$$

$$A=\begin{bmatrix} -\frac{1}{\sigma L_s}\left(R_s+\frac{1}{T_r}\frac{L^2{}_m}{L_r}\right) & \omega_s & \frac{1}{\sigma L_s}\left(\frac{L_m}{L_r}\right)\frac{1}{T_r} & \frac{1}{\sigma L_s}\left(\frac{L_m}{L_r}\right)\omega \\ -\omega_s & -\frac{1}{\sigma L_s}\left(R_s+\frac{1}{T_r}\frac{L^2{}_m}{L_r}\right) & \frac{1}{\sigma L_s}\left(\frac{L_m}{L_r}\right)\omega & \frac{1}{\sigma L_s}\left(\frac{L_m}{L_r}\right)\frac{1}{T_r} \\ \frac{L_m}{T_r} & 0 & -\frac{1}{T_r} & (\omega_s-\omega) \\ 0 & \frac{L_m}{T_r} & -(\omega_s-\omega) & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \quad \text{(III.21)}$$

$$T_r=\frac{L_r}{R_r}$$

T_r : La constante de temps rotorique.

III.4.2.4.Modélisation de l'onduleur à deux niveaux

L'onduleur, qui est un dispositif d'électronique de puissance à base de transistors IGBT, est le cœur de l'organe de commande du MAS. Un onduleur de tension triphasé à deux niveaux est constitué de trois bras, avec deux interrupteurs pour chaque bras, chaque interrupteur est monté en parallèle inverse avec une diode de récupération. Le schéma structurel d'un tel onduleur triphasé à deux niveaux, est illustré par la (figure III.3) [18]:

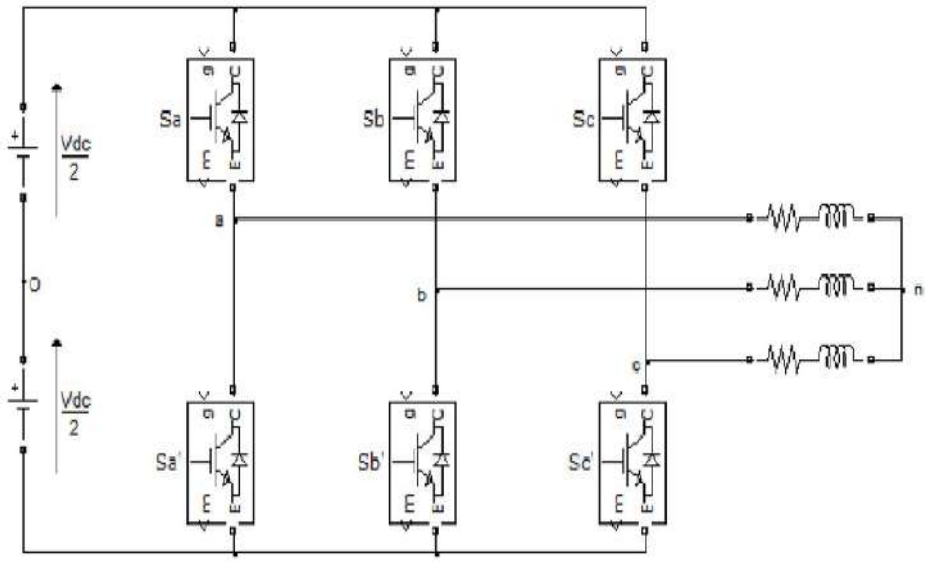


Figure. III.3 : Schéma d'un onduleur de tension triphasé à deux niveaux.

L'état des interrupteurs, supposés parfaits peuvent être définit par trois grandeurs booléennes de commande Si $(i = a, b, c)$:

- Si $S = 1$ le cas où l'interrupteur de haut est fermé et celui d'en bas ouvert,(Figure III.3plus bas).
- Si $S = 0$ le cas où l'interrupteur de haut est ouvert et celui d'en bas fermé.Les tensions composées sont obtenues à partir des sorties de l'onduleur [19]:

$$\begin{cases} V_{ab} = V_{ao} - V_{bo} \\ V_{bc} = V_{bo} - V_{co} \\ V_{ca} = V_{co} - V_{ao} \end{cases} \quad \text{(III.23)}$$

V_{ao}, V_{bo}, V_{co} : Sont les tensions d'entrée à l'onduleur.

Pour une MAS présentant un neutre et alimentée par un onduleur on peut écrire les tensions comme suit:

$$\begin{cases} V_{ao} = V_{an} - V_{no} \\ V_{bo} = V_{bn} - V_{no} \\ V_{co} = V_{cn} - V_{no} \end{cases} \quad \text{(III.24)}$$

V_{an}, V_{bn}, V_{cn} : Sont les tensions de phase.

V_{no} :La tension fictive entre le neutre de la MAS et le point fictif d'indice « o »

Pour un système équilibré $(V_{an}+V_{bn}+V_{cn}=0)$, il vient:

$$\begin{cases} V_{no}=\frac{1}{3}(V_{ao}+V_{bo}+V_{co}) \\ V_{an}=\frac{2}{3}V_{ao}-\frac{1}{3}V_{bo}-\frac{1}{3}V_{co} \\ V_{bn}=-\frac{1}{3}V_{ao}+\frac{2}{3}V_{bo}-\frac{1}{3}V_{co} \\ V_{cn}=\frac{1}{3}V_{ao}-\frac{1}{3}V_{bo}+\frac{2}{3}V_{co} \end{cases} \quad \text{(III.25)}$$

Avec S_i l'état des interrupteurs supposés parfais :

$$V_{io}=S_iE-\frac{E}{2} \text{ Avec} \qquad i=a,b,c \begin{cases} S_i=1 \\ S_i=0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} V_{io}=\frac{E}{2} \\ V_{io}=-\frac{E}{2} \end{cases} \quad \text{(III.26)}$$

Il vient alors :

$$\begin{cases} V_{ao}=(S-0.5)E \\ V_{bo}=(S-0.5)E \\ V_{co}=(S-0.5)E \end{cases} \quad \text{(III.27)}$$

$$\begin{bmatrix} V_{an} \\ V_{bn} \\ V_{cn} \end{bmatrix}=\frac{V_{dc}}{3}\begin{pmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{pmatrix}\begin{bmatrix} S_a \\ S_b \\ S_c \end{bmatrix} \quad \text{(III.28)}$$

III.4.2.5. Contrôle de l'onduleur par la technique de modulation de largeur d'impulsion

La modulation de la largeur d'impulsion consiste à adopter une fréquence de commutation supérieure à la fréquence des grandeurs de sortie et à former pendant chaque

alternance une tension de sortie constituée d'une succession de créneaux de largeur convenables.

La méthode de contrôle par MLI fait comparer un signal modulatrice de forme sinusoïdal avec un signal porteuse de forme triangulaire, les sorties du comparateur sont connectées aux interrupteurs $(S_{a,b,c})$ [14].

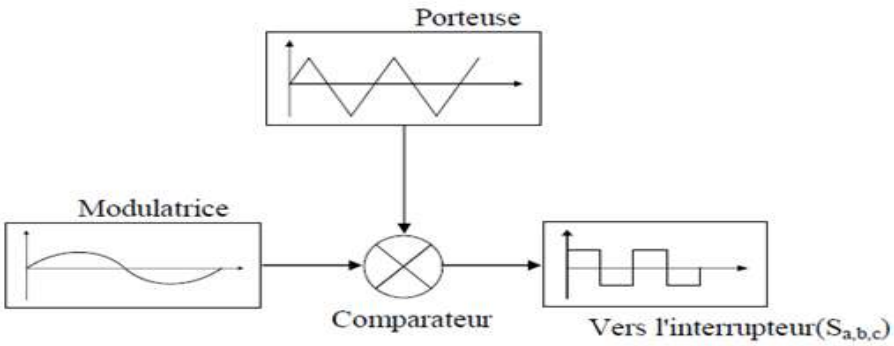


Figure III.4: Schéma synoptique de la MLI.

L'onduleur de tension de largeur d'impulsion MLI est un convertisseur statique qui permet de fournir un signal de fréquence et amplitude variable. La forme de l'onde est obtenue en comparant un signal de 50 Hz avec à dent de scie. La forme d'onde obtenue à la sortie est illustrée la (figure III.5).

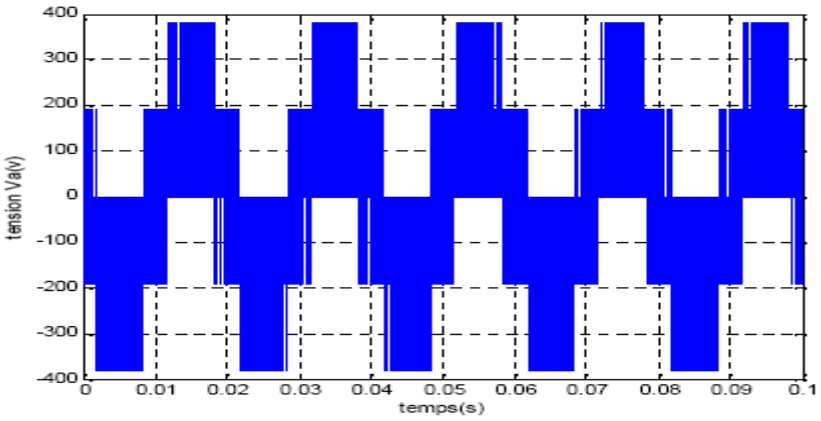


Figure III.5: La forme d'onde à la sortie de l'onduleur.

III.4.3.1. Résultats de simulation de la MAS sans et avec onduleur :

Afin de simuler le MAS à cage, nous avons opté pour le logiciel MATLAB**,** les Paramètres du moteur utilisés en simulation sont donnés en annexe A. Nous avons simulé le MAS à cage alimenté par réseau triphasé équilibré, sans et avec onduleur de tension :

- alimentation : U =380 V, fréquence 50 Hz.
- Démarrage à vide puis nous avons application d'un couple résistant d'une valeur de10N.m à l'instant entre 2s et 3.

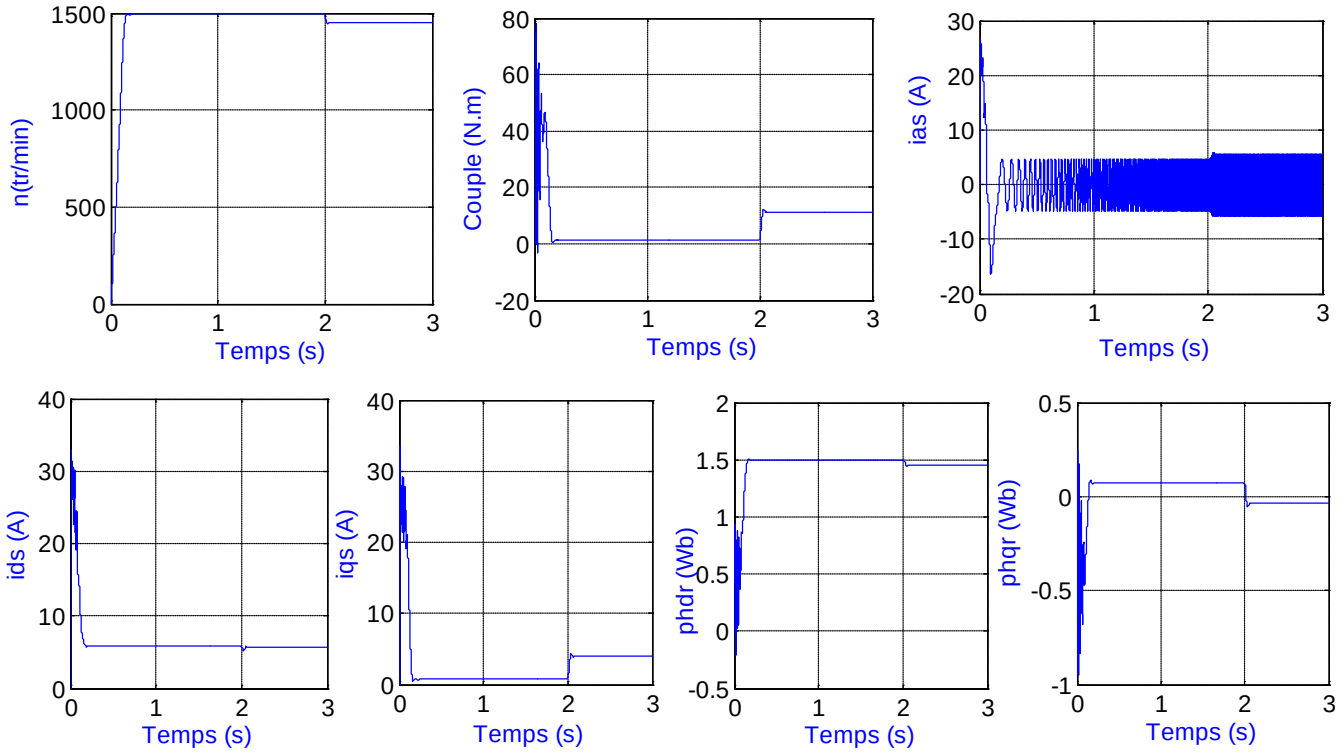


Figure III.6: Résultat de simulation d'une MAS sans onduleur.

III.4.3.2. Résultats de simulation de la MAS avec onduleur

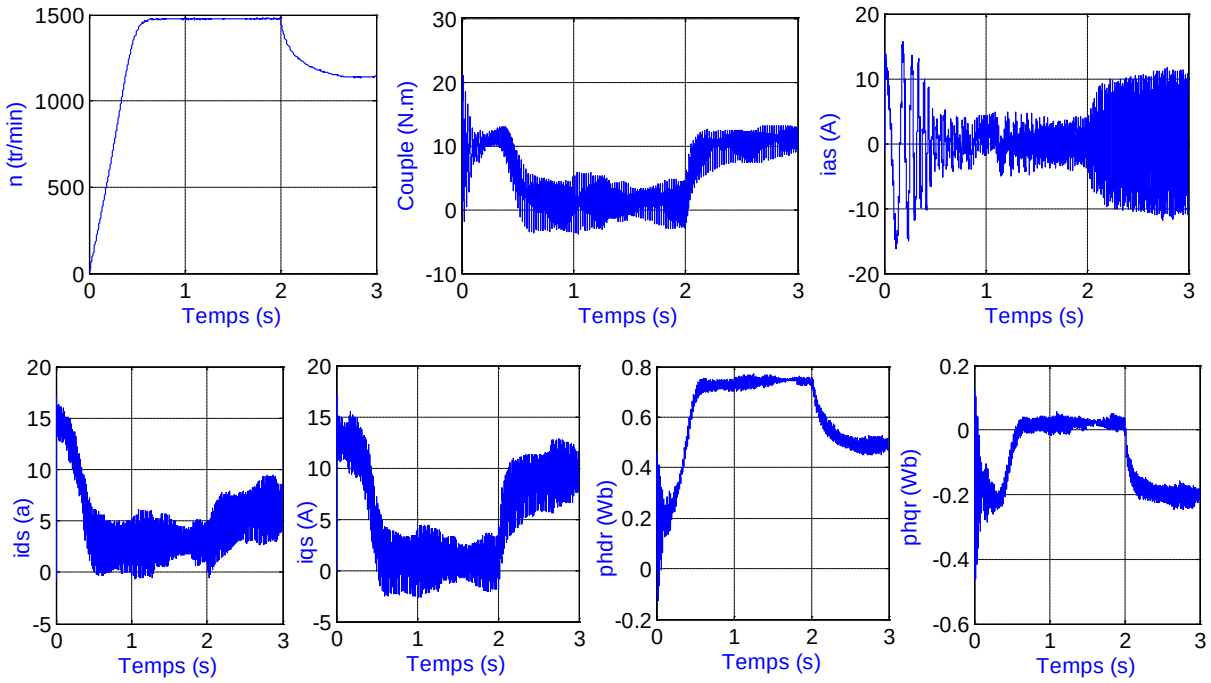


Figure III.7 : Résultat de simulation d'une MAS avec onduleur.

III.4.4.1.Interprétations des résultats sans onduleur

La (figure III.6) représente l'évolution des courants, des flux de la vitesse et de couple en fonction du temps. En régime transitoire du MAS avec onduleur

- L'allure de la vitesse présente des oscillations dans les premiers instants de démarrage avec un accroissement presque linéaire, en suite la vitesse se stabilise à la valeur nominale. En appliquant une charge à l'instant t=2s, on constate une légère diminution de vitesse.
- Ainsi l'évolution du couple électromagnétique en fonction du temps. Au premier instant du démarrage, le couple électromagnétique est fortement pulsatoire à cause du moment d'inertie, il atteint la valeur (11 N.m), puis il tend vers le régime de fonctionnement à vide.
- L'application de la charge qui se traduit par l'apparition d'une valeur qui correspond

Au couple résistant appliqué.

III.4.4.2. Interprétations des résultats avec onduleur

La (figure III.7) représente l'évolution des courants, des flux de la vitesse et de couple en fonction du temps. En régime transitoire du MAS avec onduleur.

- Une augmentation du temps de réponse au démarrage pour la caractéristique de vitesse.
- Des oscillations du couple électromagnétique en régime permanant à cause de l'utilisation de l'onduleur à MLI qui se traduit par des harmoniques.
- Des oscillations observables sur les allures du flux statorique et du courant statorique à cause d'utilisation du convertisseur statique.

III.5. La commande DTC

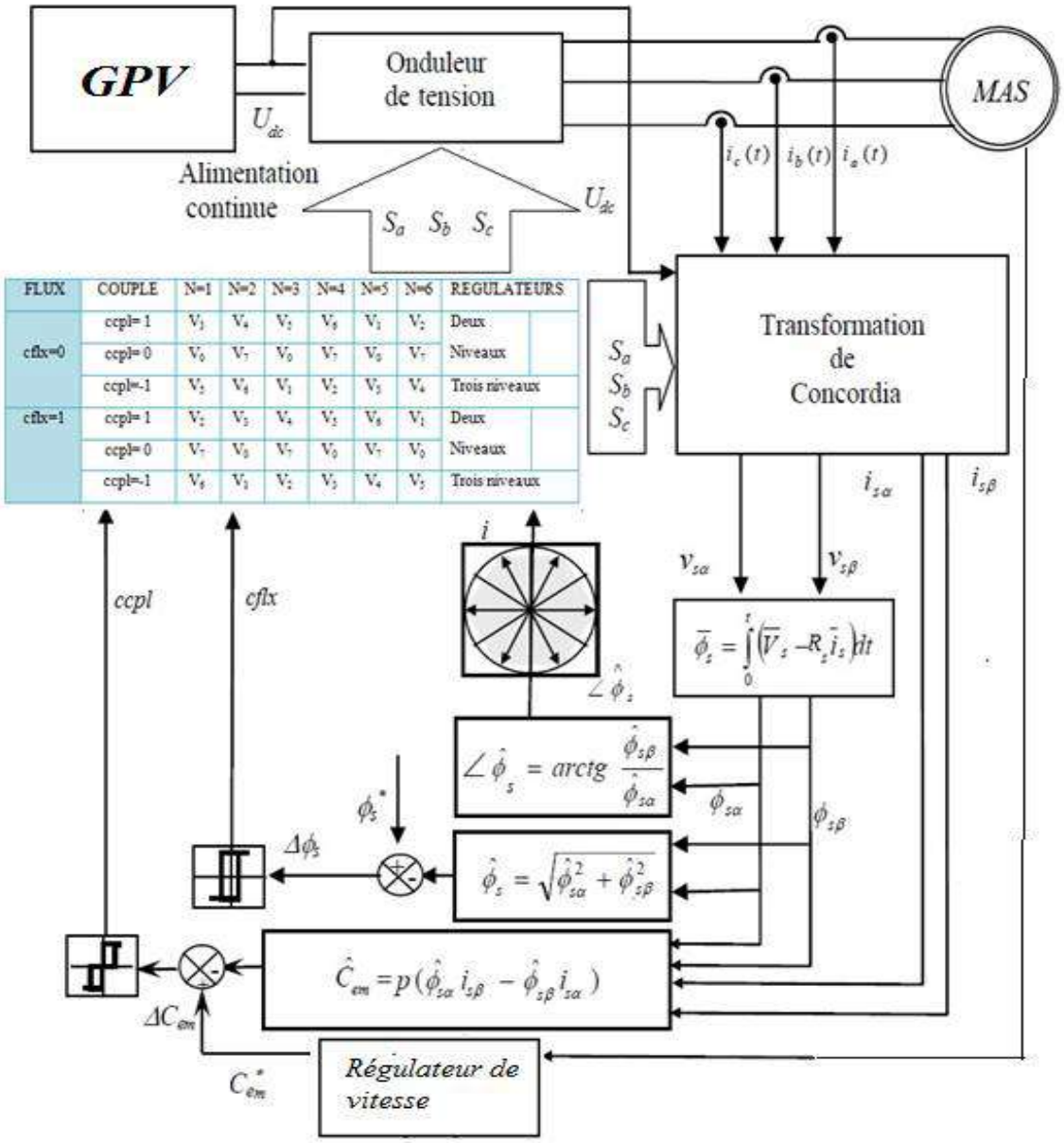
Le contrôle direct du couple, venu du terme anglais " Direct Torque Control (DTC)", des machines asynchrones proposé par *Takachachi*et *Depenbrok*est apparu dans la deuxième moitié des années 1980 comme concurrentielles des méthodes classiques. La DTC (direct torque contrôle) est une régulation du couple de la machine asynchrone, par l'application des déférents vecteurs des tensions de l'onduleur, qui détermine son état. Les variables contrôlées sont le flux statorique et le couple électromagnétique, elles sont habituellement contrôlées par des régulateurs à hystérésis. La sortie de ces régulateurs détermine le vecteur de tension de l'onduleur optimale à appliquer à chaque instant de commutation [14].

III.6.Principes généraux de la commande DTC

Le terme commande directe du couple et du flux vient du fait que sur la base des erreurs entre les valeurs de références et celles estimées du couple et du flux, il est possible de commander directement les états de l'onduleur afin de réduire les erreurs dans les limites de la bande de régulateurs à hystérésis prédéterminée [4].

Les caractéristiques générales d'une commande directe de couple sont :

- ✓ La commande directe de couple et de flux, à partir de la sélection des vecteurs optimaux de commutation de l'onduleur.
- ✓ La commande indirecte des intensités et des tensions du stator de la machine.
- ✓ L'obtention des flux et des courants statorique proches de formes sinusoïdales.
- ✓ Une réponse dynamique de la machine très rapide.
- ✓ L'existence des oscillations du couple qui dépend, entre autres, des facteurs de la largeur des bandes des régulateurs à hystérésis.
- ✓ La fréquence de commutation de l'onduleur dépend de l'amplitude des bandes à hystérésis.



FLUX	COUPLE	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6	REGULATEURS
cflx=0	ccpl= 1	V_1	V_4	V_2	V_5	V_3	V_6	Deux
	ccpl= 0	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	Niveaux
	ccpl=-1	V_2	V_4	V_1	V_6	V_3	V_5	Trois niveaux
cflx=1	ccpl= 1	V_2	V_3	V_4	V_1	V_6	V_1	Deux
	ccpl= 0	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	Niveaux
	ccpl=-1	V_4	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	Trois niveaux

Figure III.8 : Structure générale de la DTC-MAS alimentée par GPV.

Le contrôle direct du couple DTC est basé sur l'orientation du flux statorique, en utilisant les valeurs instantanées du vecteur tension. Un onduleur triphasé peut fournir huit vecteurs tensions de basse instantanée, parmi lesquels deux sont nuls. Ces vecteurs sont choisis à partir d'une table de commutation en fonction des erreurs du flux et du couple et de la position du vecteur flux statorique. Dans cette technique, on à plus besoin de la position du rotor pour choisir le vecteur de tension, cette particularité définit la DTC comme une méthode bien adaptée pour le contrôle sans capteur mécanique des machines à courant alternatif [20].

III.7. Contrôle du vecteur flux statorique

L'expression du flux statorique dans le référentiel lié au stator de la machine est obtenue par l'équation suivante [14].

$$\phi_s(t) = \int_0^t (V_s - R_s I_s)dt + \phi_{so} \qquad \text{(III.29)}$$

Dans le cas ouon appliqué un vecteur de tension non nul pendant un intervalle de temps $[0, T_e]$.on aura : $V_s \approx R_S I_S$ .Donc (II.1) peut s'écrire :

$$\phi_s(t) = \phi_s(0) + V_s T_s \qquad \text{(III.30)}$$

Donc :

$$\Delta\phi_s = \phi_s - \phi_s(0) = V_s T_e \qquad \text{(III.31)}$$

L'équation (III.31) implique que l'extrémité du vecteur flux statorique $\phi_s(t)$ se déplace sur une droite dont la direction est donnée par le vecteur tension applilquée V_s , comme i est illustré par la figure (III.9).

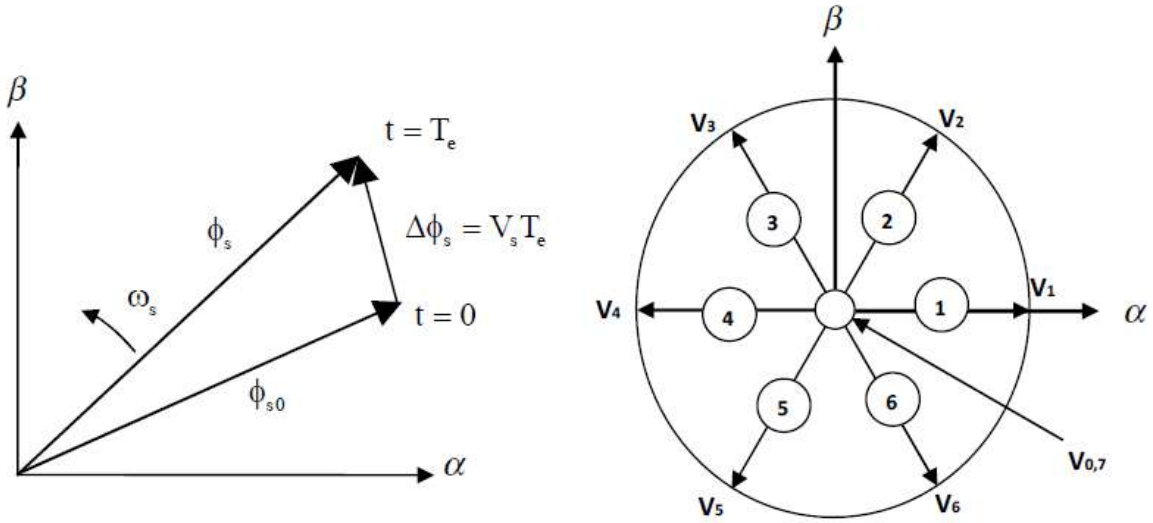


Figure III.9 : Evolution du flux statorique et séquences de fonctionnement.

La Composante du flux ’ du vecteur tension (composante radiale) fait varier l’amplitude de ϕ_s et sa ‘composante du couple’ (composante tangentielle) fait varier la position ϕ_s .

En choisissant une séquence adéquate des vecteurs V_s , sur les périodes de commande T_e , il est donc , possible de fonctionner avec un module de flux ϕ_s pratiquement constant, en faisant suivre à l’extrémité de ϕ_s une trajectoire presque circulaire, si la période T_e est très faible devant la période de rotation du flux statorique.

Lorsque le vecteur de tension V_s est sélectionné est non nul, la direction du déplacement de l’extrémité de ϕ_s est donnée par sa dérivée $\frac{d\phi_s}{dt}$,Ainsi la ‘vitesse’ de déplacement de l’extrémité de ϕ_s .

.La vitesse de rotation de ϕ_s dépond fortement du choix de V_s ,elle est maximale pour un vecteur V_s perpendiculaire à la direction de ϕ_s , et nul si on appliqué un vecteur nul. Elle peut aussi être négative[14].

III.8. Contrôle vectoriel du couple

Le couple électromagnétique est proportionnel au produit vecteurs flux statorique et rotorique [21].

$$C_{em} = \frac{P_p M}{\sigma L_s L_R} |\phi_s||\phi_r| \sin(\theta_{sr}) \qquad \text{(III.32)}$$

Ou :

ϕ_s : Vecteur du flux statorique.

ϕ_r : Vecteur du flux rotorique.

θ_{sr} : Angle entre les vecteur du flux statorique et rotorique.

D’après cette expression, le couple dépond donc de l’amplitude des deux vecteurs ϕ_s et ϕ_R et leur position relative.

III.9. Sélection du vecteur tension

L'objectif du contrôle du flux étant de garder le module ce dernier constant, la meilleure façon de le faire de piéger sa trajectoire de référence de telle sorte qu'elle reste les limites des deux cercles concentriques de rayon très proche. La largeur $\Delta\phi_s$ de cet anneau circulaire dépond de la fréquence de commutation des interrupteurs de l'onduleur.

Le choix de V_s ne porte pas uniquement sur l'erreur du module sur le sens de rotation de ϕ_S et le secteur dans lequel se trouve le vecteur flux.

A cet effet, le plan complexe (α,β) fixé au stator est subdivisé en six secteurs, figure (III.9).

Lorsque le flux ϕ_S se trouve dans la section i, le contrôle du flux et du couple peut être assuré en sélectionnant l'un des huit vecteurs tensions, tableau (III.1) [21].

$\phi_s\uparrow$ $C_{em}\uparrow$	$\phi_s\downarrow$ $C_{em}\uparrow$	$\phi_s\uparrow$ $C_{em}\downarrow$	$\phi_s\downarrow$ $C_{em}\downarrow$
V_{i+1}	V_{i+2}	V_{i-1}	V_{i-2}

Tableau III.1 : Tableau générale de vérité pour flux statorique situé dans un secteur i.

Si V_0 et V_7 sont sélectionnées la rotation du flux ϕ_s est arrêtée, d'où une décroissance du couple alors que le flux ϕ_s reste inchangé.

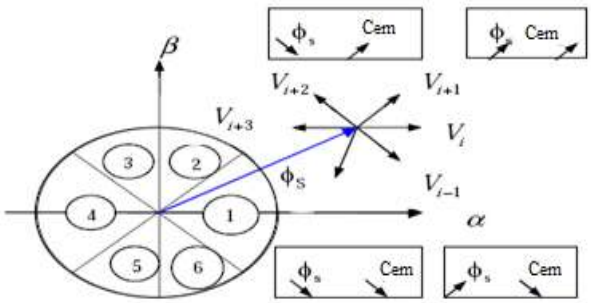


Figure III.10 : Choix de vecteurs tensions.

III.10. Estimateurs

III.10.1. Estimateurdu flux statorique

L'estimation du flux peut être réalisée à partir des mesures des grandeurs statoriques courants et tension de la machine [20]:

A partir de l'équation :

$$\phi_s = \int_0^t (V_s - R_s I_s) dt \tag{III.33}$$

On obtient les composantes α, β du vecteur ϕ_s :

Avec :

$$\begin{cases} \phi_{s\alpha} = \int_0^t (V_{s\alpha} - R_s I_{s\alpha})\, dt \\ \phi_{s\beta} = \int_0^t (V_{s\beta} - R_s I_{s\beta})\, dt \end{cases} \tag{III.34}$$

On obtient les tensions$V_{s\alpha}$ et $V_{s\beta}$ à partir des commandes ($S_a\, S_b\, S_c$) et de la mesure de la tensionU_d et par application de la transformée de Concordia:

$$\begin{cases} \overline{V_s} = V_{s\alpha} + jV_{s\beta} \\ V_{s\alpha} = \sqrt{\frac{2}{3}} U_0 \left(S_a - \frac{1}{2}(S_b - S_c) \right) \\ V_{s\beta} = \left(\frac{1}{2}(S_b - S_c) \right) \end{cases} \tag{III.32}$$

De même les courants $I_{s\alpha}$ et $I_{s\beta}$ sont obtenus à partir de la mesure des courants réels I_{sa}, I_{sb}, I_{sc} et en appliquant la transformée de Concordia :

$$\begin{cases} \overline{I_s} = I_{s\alpha} + jI_{s\beta} \\ I_{s\alpha} = \sqrt{\frac{3}{2}} I_{sa} \\ I_{s\beta} = \frac{1}{\sqrt{2}}\left(I_{sb} - I_{sc}\right) \end{cases} \quad \text{(III.36)}$$

Le module du flux statorique s'écrit :

$$\phi_s = \sqrt{\phi^2{}_{s\alpha} + \phi^2{}_{s\beta}} \quad \text{(III.37)}$$

La zone N_i dans laquelle se trouve le vecteur ϕ_s est déterminée par le calcul de la phase de ce vecteur :

$$\angle\phi_s = arctg \frac{\phi_{s\alpha}}{\phi_{s\beta}} \quad \text{(III.38)}$$

III.10.1. Estimateur du couple électromagnétique

Le couple électromagnétique peut être estimé à partir des flux estimés, et des courants statorique mesurés, et qui peut se mettre sous la forme suivante :

[22] :

$$C_{em} = P_p \left(\hat{\phi}_{s\alpha} I_{s\beta} - \hat{\phi}_{s\beta} I_{s\alpha} \right) \quad \text{(III.39)}$$

III.11. Correcteurs

III.11.1. Correcteur de flux

L'objectif de cette correcteur est de conserver l'amplitude du fluxstatorique dans une bande et de maintenir ainsi l'extrémité de ce dernier dans une couronne circulaire comme le montre la (figure III.10) [22].

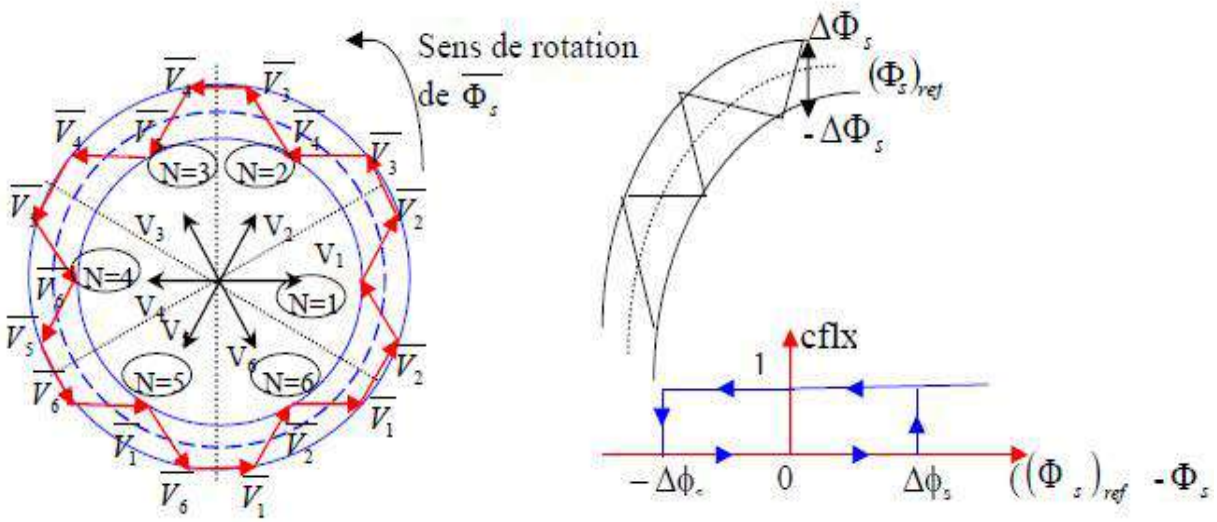


Figure III.10 : Sélection des tensions correspondant au contrôle de l'amplitude de flux statorique.

Ce qui montre que le choix de vecteur tension dépend du signe de l'erreur du flux et non de l'amplitude de l'erreur. Donc la sortie du correcteur du flux peut être une variable logique.

- 1 : lorsque l'erreur de flux et positive.
- 0 : lorsque l'erreur de flux et négative.

III.11.2. Correcteur de couple :

Le correcteur de couple a pour fonction de maintenir le couple dans les limites :

$$\left|C_{ref} - C_{em}\right| \leq \Delta C \qquad \text{(III.40)}$$

Avec :

C_{ref} : La référence de couple.

ΔC : La bande d'hystérésis du correcteur.

Cependant une différence avec le contrôle de flux est que le couple peut être positif ou négatif selon le sens de rotation du moteur, deux solutions sont à envisager :

- un correcteur à hystérésis à deux niveaux.
- un correcteur à hystérésis à trois niveaux.

III.11.2.1. Correcteur à deux niveaux

Ce correcteur est identique à celui utilise pour le contrôle du module de ϕ_s , il n'autorise Le contrôle du couple que dans un seul sens de rotation Ainsi seuls les vecteurs V_{i+1} et V_{i+2} peuvent être sélectionnes pour faire évoluer le flux ϕ_s par conséquent, la diminution du couple est uniquement réalise par la sélection des vecteurs nuls

III.12. Elaboration de la table de commande

La table de commutation est construite en fonction de l'état des variables ($cflx$) et ($ccpl$), etde la zone N_i de la position de flux ϕ_s Elle se présente donc sous la forme suivante :

FLUX	COUPLE	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6	REGULATEURS
$cflx=0$	$ccpl=1$	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1	V_2	Deux Niveaux
	$ccpl=0$	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	
$cflx=1$	$ccpl=1$	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1	Deux Niveaux
	$ccpl=0$	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	

Tableau III. 2 : Stratégie de contrôle avec un comparateur à hystérésis à deux niveaux.

III.13. Résulta de simulation

Nous présentons dans ce qui suit des résultats de simulation de la commande directe du couple d'une MAS avec régulateur PI alimenté par réseau électrique équilibré.

La simulation est effectuée dans les conditions suivantes:

1. La bande d'hystérésis du comparateur de couple est, dans ce cas, fixée a 0.01 N.m, et celle du comparateur de flux à ±0.02wb, $\Phi_{s(réf)}$ = 1,2 Wb

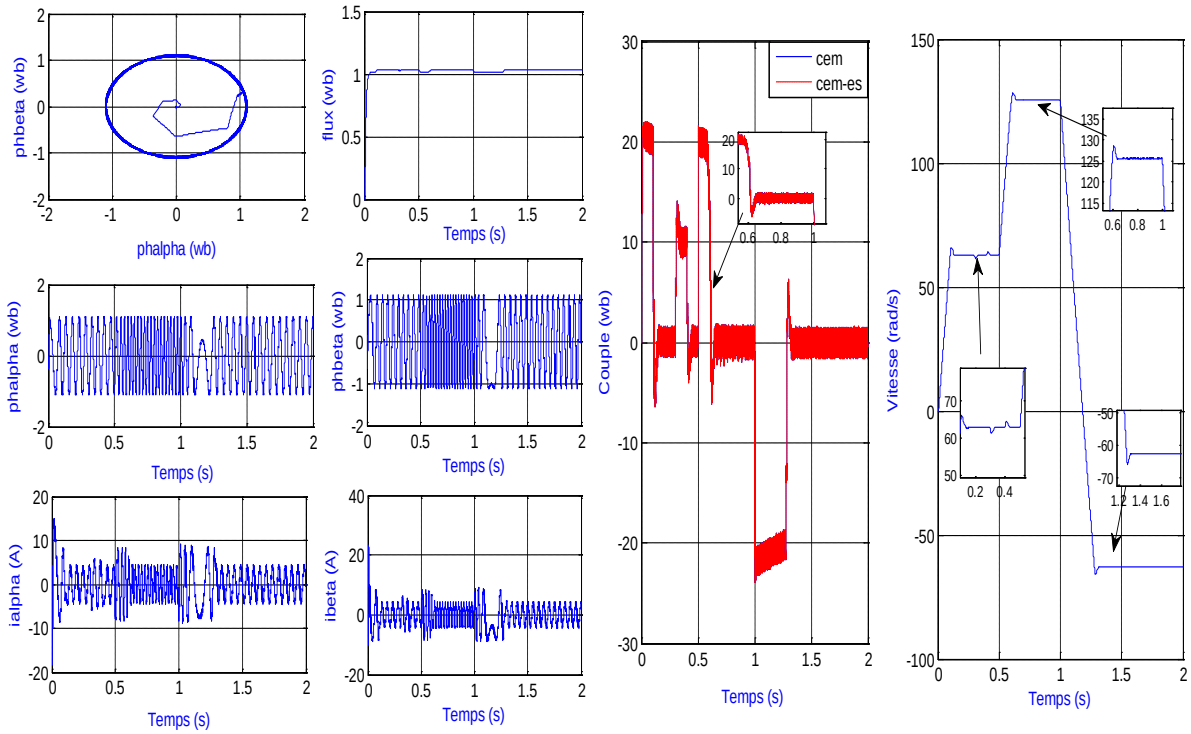


Figure III.11:Résultat de simulation de la DTC classique d'une (MAS) avec régulateur PI alimentée par réseau électrique.

III.14. Interprétations des résultats

La (figure III.11) montre la réponse du système de contrôle à l'application d'une charge de 10N.m. Le couple estimé et le couple de machine sont identique, et le temps de repense est très court. On peut remarquer aussi que le comparateur à hystérésis a permis de maintenir l'extrémité du flux statorique dans la bande d'hystérésis. La trajectoire du flux statorique est pratiquement circulaire.

On note ici la présence des oscillations au niveau du couple électromagnétique ce qui constitue un inconvénient majeur de la commande direct du couple DTC.

III.15. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié la modélisation de la machine asynchrone triphasée, cette modélisation nous a permis d'établir un modèle mathématique de cette machine dont la complexité a été réduite moyennant un certain nombre d'hypothèses simplificatrices. Ainsi, nous avons utilisé la transformation de Park et le système d'équation d'état de la machine que nous avons validée à travers une simulation numérique.

Puis nous avons décrit les principes du contrôle direct du couple de la machine asynchrone, ainsi on a présenté les résultats de simulation du contrôle direct du couple de la

machine. à partir de ces résultats on peut dire que le contrôle du couple de la MAS basé sur la structure DTC permet d'obtenir des hautes performances dynamiques (transitoire rapide),les oscillations observées au niveau du couple présente l'inconvénient major de cette technique.

IV.1. Introduction

Pour que la puissance du générateur photovoltaïque soit maximale il y a un nombre important de technique de commande MPPT, comme on a vu dans le deuxième chapitre les contrôleurs MPPT basés sur le retour d'état de la tension et du courant (P&O et IncCond).

Afin d'augmenter le rendement des panneaux solaires, plusieurs techniques de commande plus robuste ont était associées à la commande MPPT telle que l'intelligence artificielle (RNA, LFC, NF), Dans ce chapitre, nous commencerons par l'étude des commandes MPPT utilisant un contrôleur RNA, et NF**,** puis on va simule trois commande MPPT « P&O » , « RNA », et « NF » sousMATLAB-Simulink .

Dans ce chapitre nous présenterons les réseaux de neurones d'un point de vue général ensuite nous traiterons en détails la technique MPPT basé sur des réseaux de neurones artificiel.

IV.2. MPPT a base de réseaux de neurones artificiels

La nouvelle technique qui choisit la poursuite du point de puissance maximale est la méthode neuronale, nous allons l'appliquer pour approximer les sorties qui sont la puissance maximale (P_{max}), le courant et la tension qui correspondent à cette puissance, en fonction des changements d'illuminations et de la température, c'est le suivi de la variation du point de puissance maximale. Où notre système doit pouvoir évoluer, rapidement et efficacement [22].

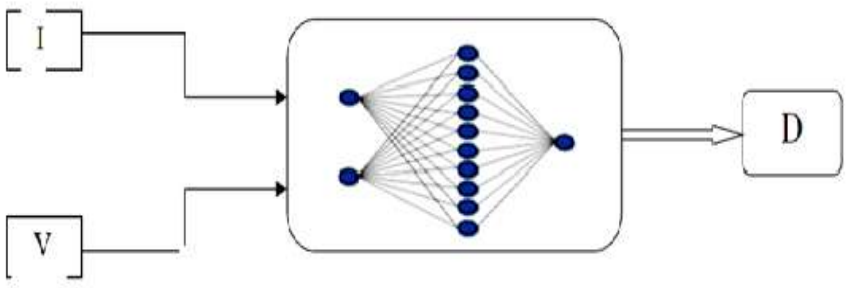


Figure IV.1 : Block MATLAB-Simulink de modèle de réseau de nourone.

IV.2.1.Procédure de construction d'un réseau de neurones

La procédure de conception d'un réseau de neurone peut être résumée en six étapes [22] :

1. La collecte d'une base de données.
2. La séparation de la base de données en trois sous ensembles (base d'apprentissage, base de validation et base de test).
3. Le choix de l'architecture du réseau de neurones (nombre de couches cachées, nombre de neurones dans ces couches,…).
4. Prétraitement des données.
5. Entrainement du réseau de neurones sur les bases d'apprentissage et de validation.
6. Mesure des performances du réseau de neurone sur la base de test.

IV.2.3. Choix de la structure neuronale

La première chose dans l'implémentation de réseau de neurones est le comptage des Variables d'entrée et de sortie du problème. On a deux variables comme entrées (V_{pv}, I_{pv}) en fonction de la l'éclairement (G) et la température (T) et une variable en sortie qui est la tension de référence .Dans notre travail, on a construit un réseau de neurones multicouches avec:

- une couche d'entrée à deux neurones.
- une couche cachée à dix neurones.
- une couche de sortie à un neurone.

Pour la fonction de transfert de la couche d'entrée et de celle de sortie ainsi que la couche cachée, on a utilisé la fonction sigmoïdal [22].

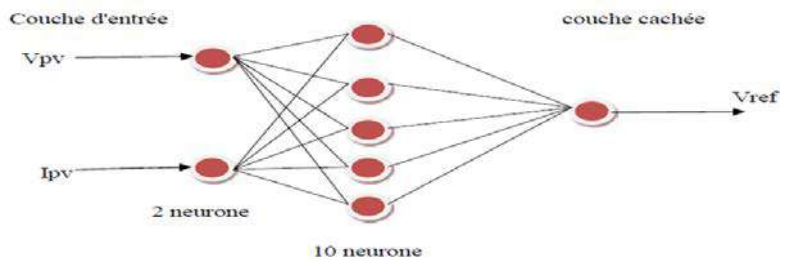


Figure IV.2 : Modèle du neurone choisi.

résumé les caractéristiques du régulateur MPPT dans le tableau

Caractéristiques	Régulateur MPPT
Entrées Sorties	2-1
Algorithme d'apprentissage	Feed-forwardbackprop
La fonction utilisée	TRAINLM
Nombre de couche	2
Nombre de neurone	10-2

Tableau IV.1 : la table des caractéristiques du régulateur MPPT

IV.4.Commande MPPT avec Neuro-floue

Les réseaux de neurones Floue combinent les réseaux de neurones et les systèmes Floue qui permettent de tirer les avantages des deux méthodes, les capacités d'apprentissage du réseau de neurones et la lisibilité et la souplesse de la logique floue.

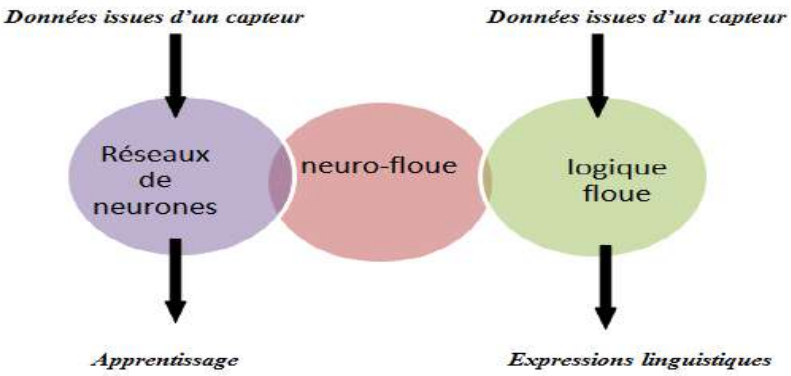


Figure IV.3 : Association réseau neuro-loue.

Le contrôleur MPPT neuro-flou proposé est de type ANFIS, Le schéma synoptique ci-dessous représente un système photovoltaïque doté d'une commande MPPT à base de réseaux neuro-flou.

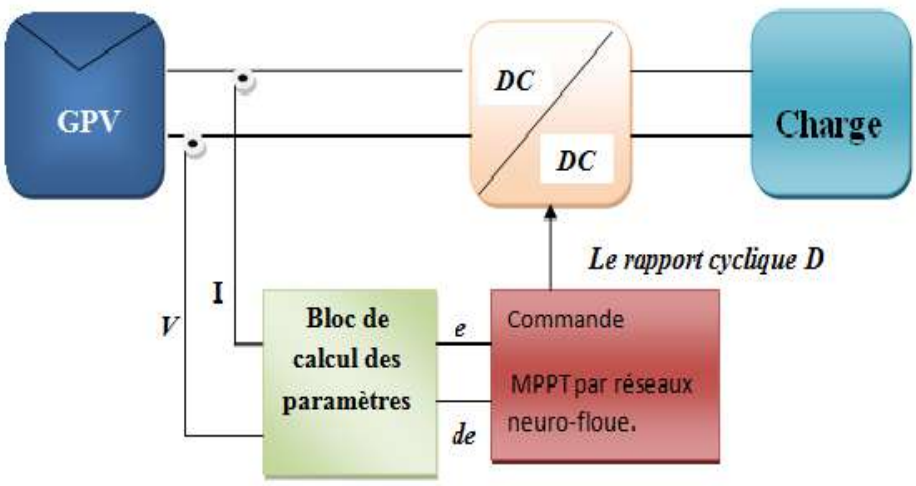


Figure IV.4 : Schéma synoptique d'un système photovoltaïque avec une commande MPPT par réseau neuro-floue.

Le contrôleur ainsi choisi dispose de deux entrées 'e' et 'de' et une seule sortie 'D' qui représentent respectivement l'erreur, la variation de l'erreur, et la commande comme représenté dans la figure ci-dessous :

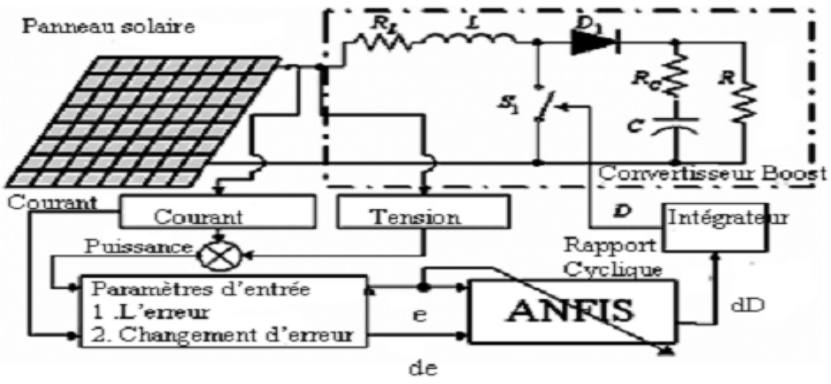


Figure IV.5 : Illustration de l'ANFIS pour la poursuite du point à puissance maximale.

Les deux variables d'entrées génèrent l'action de contrôle 'D' qui sera appliquée au hacheur, afin d'ajuster le rapport cyclique de ce dernier de telle manière à assurer l'adaptation de la puissance fournie par le GPV

L'architecture du modèle ANFIS proposé est la suivante :

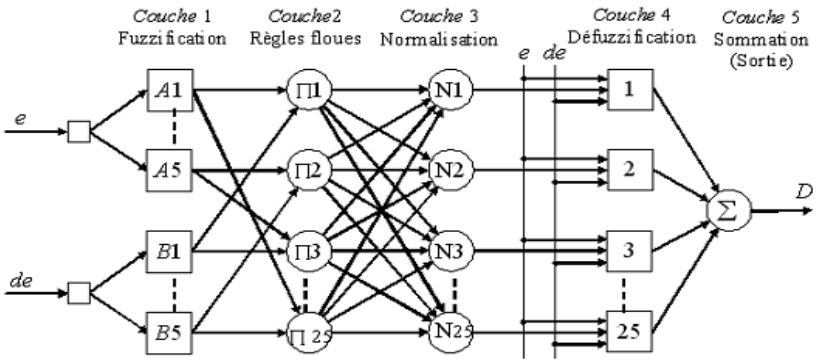


Figure IV.6: Architecture du modèle ANSIF.

Chaque couche de ce réseau à sa sortie correspondante comme la manière suivante :

Couche 1 : Chaque neurone calcule le degré d'appartenance d'un sous ensemble flou particulier par sa fonction de transfert.

Couche 2 : sert à calculer le degré d'activation des prémisses. Chaque neurone dans cette couche reçoit les sorties des neurones précédents de fuzzification et calcule son activation.

Couche 3 : Chaque neurone calcul le degré de vérité normalisé d'une règle floue donnée.

Couche 4 : Chaque neurone de cette couche est relié à un neurone de normalisation correspondant et aux entrées initiales du réseau. Il calcule le conséquent pondéré de la règle.

Couche 5 : Comprend un seul neurone qui fournit la sortie de ANFIS en calculant la somme des sorties de tous les neurones de sortie [22].

On a résumé les caractéristiques du régulateur MPPT dans le tableau suivant

Caractéristiques	Régulateur MPPT
Entrées –sorties	2-1
Nombre de neurone	1-7-1
Performance	0.0000535
Algorithme d'apprentissage	Hybride
Nombre de fonctions d'appartenances	3
Forme de fonctions d'appartenances	Triangulaire
Structure d'estimateur flou	Sugeno
Nombre de règles	3

Tableau IV.2 : La table des caractéristiques du régulateur MPPT.

IV.5. Simulation du système photovoltaïque adapté par les trois commandes MPPT (P&O, RNA et NF)

Pour évaluer le système solaire, on propose une simulation avec l'outil de simulation MATLAB-Simulink, Ensuite les quatre méthodes de poursuite MPPT sont étudiées ; la méthode (P&O), la méthode utilisant le contrôleur floue, le RNA et le NF. Les trois contrôleurs MPPT (P&O, RNA et le NF) sont simulés sous les conditions environnementales stables (T =25°C et l'ensoleillement G= 1000W/m^2).

IV.5.1. Simulation de système *PV* avec P&O

La figure (IV.7), ci-dessous représente les résultats de simulation de la DTC appliquée à une MAS avec régulateur PI et alimentée par GPV en utilisant l'algorithme P &O pour le réglage de la tension délivrée par l'hacheur.

Aucune entrée de table d'illustration n'a été trouvée.

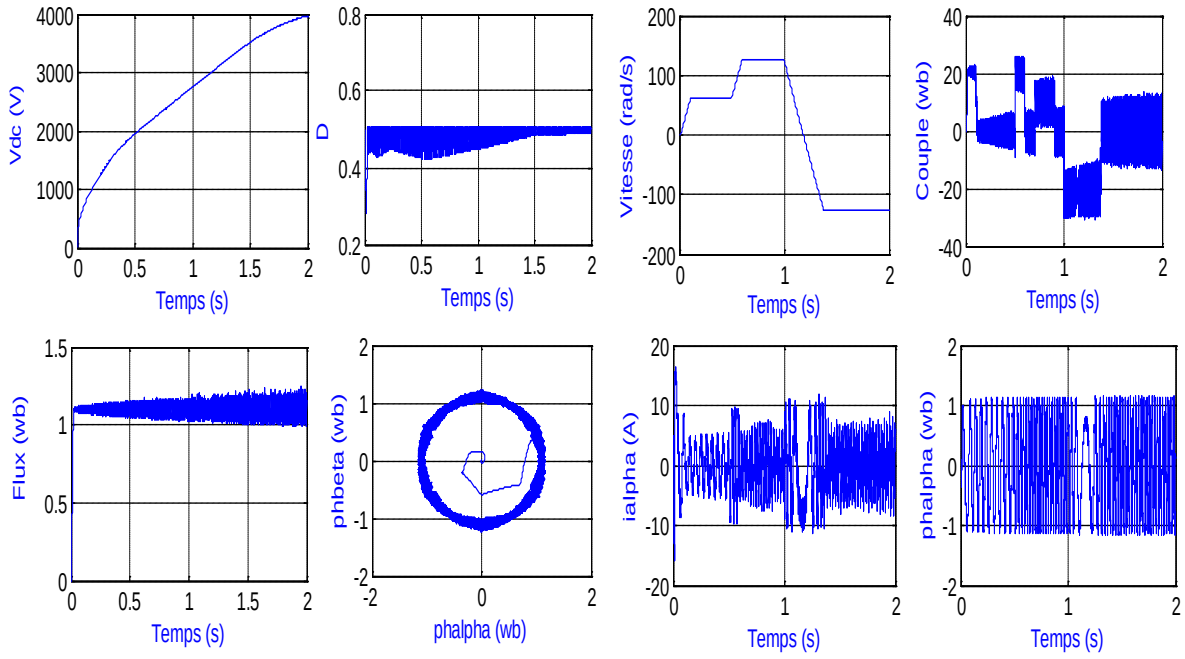


Figure IV.7 : Résultat de simulation de la DTC d'une (MAS) avec régulateur PI alimentée par GPV (contrôleur P&O).

La (figure IV.7) nous montre la tension de sortie d'hacheur et les performances de la DTC en boucle fermée au démarrage à vide suivi d'un couple de charge (10Nm) appliqué entre les instants (0.7sec- 0.9sec) et (1.5sec-1.7sec).

La courbe qui présente la tension de sortie d'hacheur V_{dc} montre que l'algorithme (P&O) ne converge pas et que la tension tend vers l'infini.

D'après cette (figure IV.7), on remarque que la vitesse atteint sa valeur de référence mais avec un petit dépassement ; il réinjecte efficacement la perturbation. On note aussi que le couple estimé suite bien sa référence.

IV.5.2. Simulation de système *PV* avec le réseau de neurone

La figure (IV.8) représente les résultats de simulation de la DTC appliquée à une MAS avec régulateur PI et alimentée par GPV en utilisant l'algorithme RN pour le réglage de la tension délivrée par le hacheur.

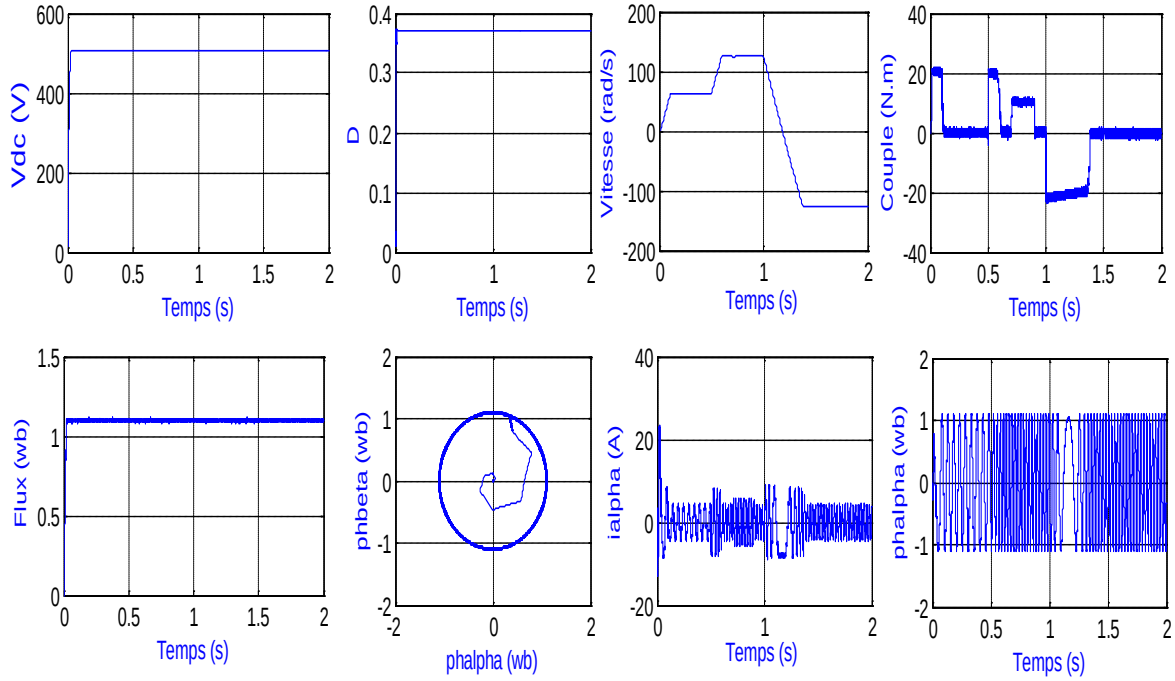


Figure IV.8: Résultat de simulation de la DTC d'une (MAS) avec régulateur PI alimentée par GPV (contrôleur RN).

D'après la (figure IV.7), on remarque que la tension de sortie suive bien la valeur optimale « 514V».

On remarque aussi que la vitesse atteint sa valeur de référence avec un petit dépassement, et le couple estimé suite bien sa référence.

IV.5.3. Simulation du système *PV* avec le réseau de neuro-floue

La figure (IV.9) représente les résultats de simulation de la DTC appliquée à une MAS avec régulateur PI et alimentée par GPV en utilisant l'algorithme NF pour le réglage de la tension délivrée par le hacheur.

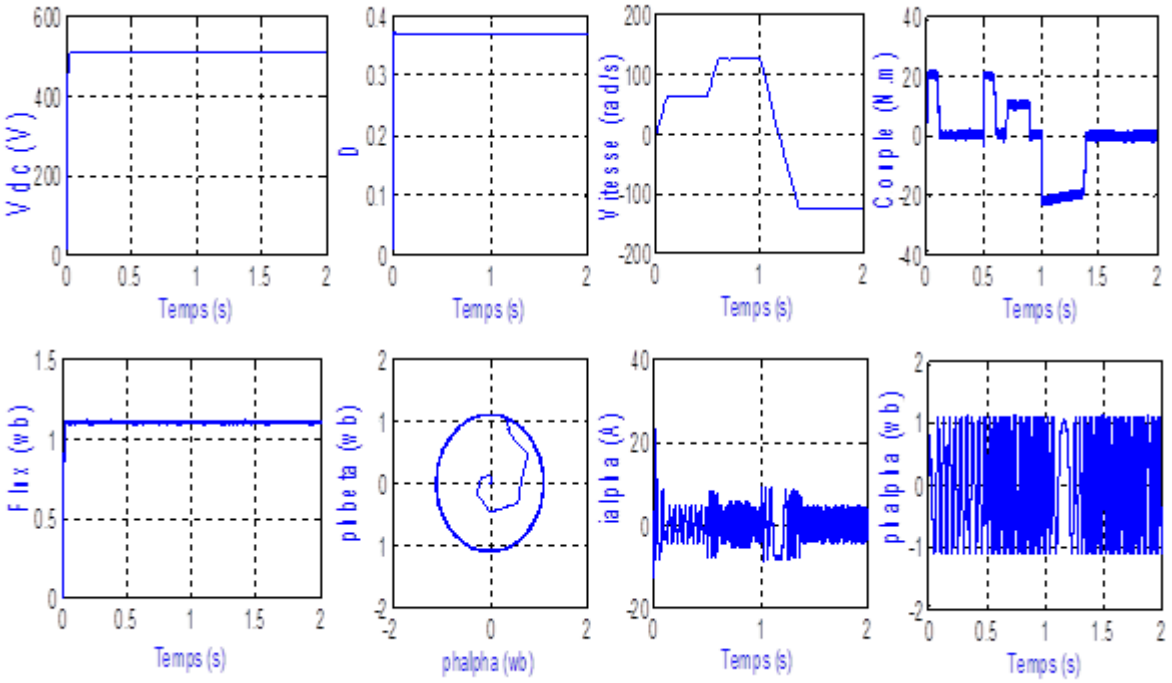


Figure IV.9: Résultat de simulation de la DTC d'une (MAS) avec régulateur PI alimentée par GPV (contrôleur NF).

D'après la (figure IV.7), on remarque que la tension de sortie suite bien la valeur optimale « 514V».

On remarque aussi que la vitesse atteint sa valeur de référence, et le couple estimé suite bien sa référence.

IV.6. Etude comparative entre les trois contrôleurs

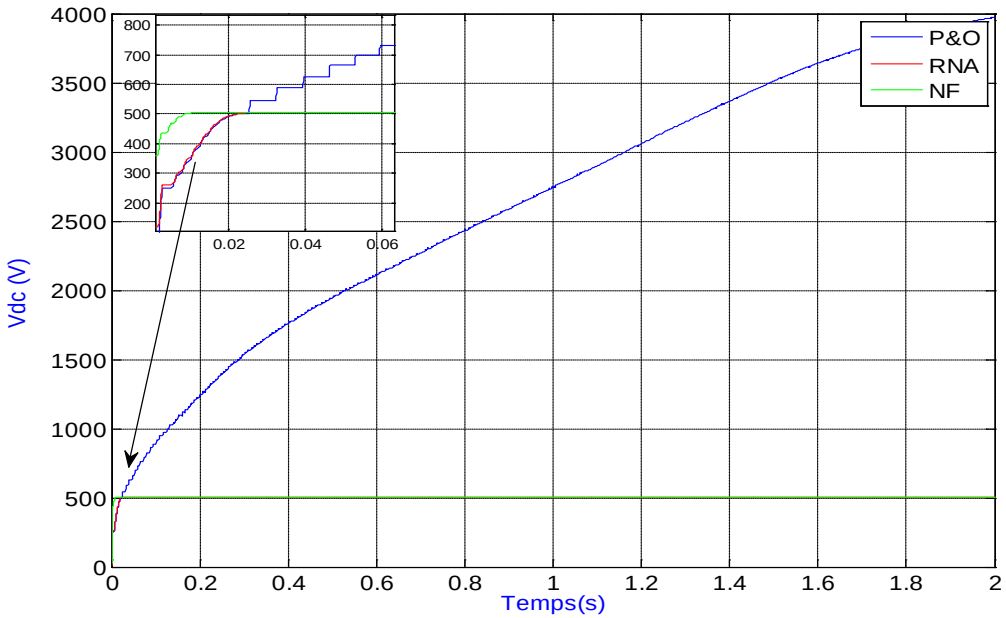


Figure IV.10 : Variation de la tension des trois contrôleurs dans les conditions STD.

On remarque dans la (Figure IV.10) que le temps de convergence ou temps de réponse du contrôleur « NF » est plus rapide à 0.004 s suivie par « RNA » à 0.02, mais que le contrôleur "P&O" ne converge pas .

Par conclusion, on constat que, le contrôleur neuro-floue c'est le meilleur contrôleur.

IV.7. Influance des condition métrologique sur le contrôleur NF

Dans cette simulation, nous proposons deux tests différents (changement d'irradiation, et un changement de température).

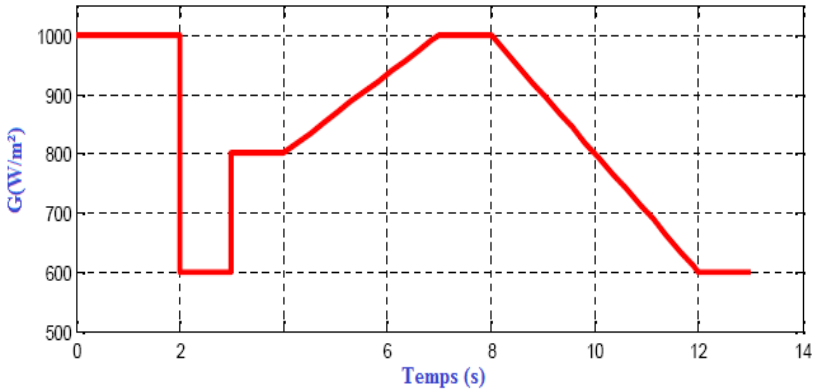
Test 1 : A un changement d'irradiation : Dans ce cas la température étant considérée constante (T=298°K (25°C).

L'irradiation stabilise à la valeur 1000W/m² pendant 2 secondes puis elle diminue rapidement jusqu'à la valeur 600W/m² et se stabilise dans l'intervalle [2s-3s] et après, elle augmente rapidement jusqu'à la valeur 800W/m² et se stabilise encore dans l'intervalle [3s-4s] puis augmente lentement dans l'intervalle [4s-7s] jusqu'à la valeur 1000W/m² et puis se stabilise à cette valeur dans l'intervalle [7s-8s],après elle diminué lentement dans l'intervalle

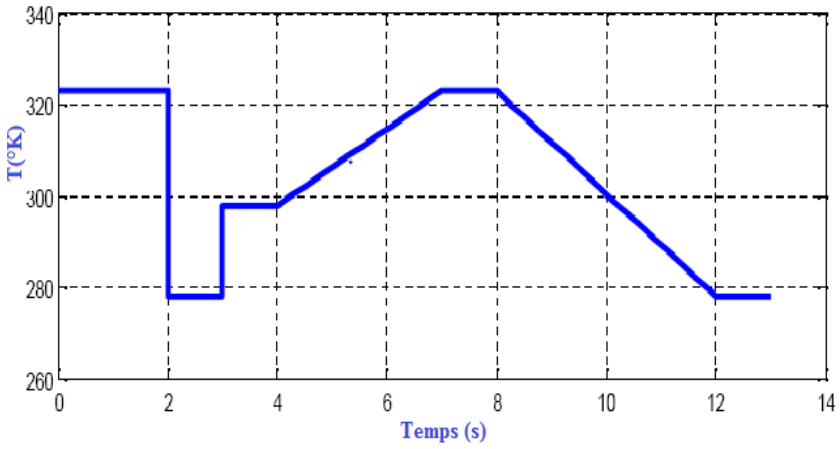
[8s-12s] jusqu'à 600W/m² . A la fin, elle est stable dans l'intervalle [12s-13s] à la valeur 600W/m².

Test 3 : A un changement de température : Dans ce comportement l'éclairement standard est G=1000 W/m².

La température stabilise à la valeur 323°K (50°C) pendant 2 secondes puis elle diminue rapidement jusqu'à la valeur 278°K (5°C)et se stabilise dans l'intervalle [2s-3s] et après, elle augmente rapidement jusqu'à la valeur 298°K (25°C) et se stabilise encore dans l'intervalle [3s-4s] puis augmente *L* entement dans l'intervalle [4s-7s] jusqu'à la valeur 323°K (50°C) et puis se stabilise dans cette valeur dans l'intervalle [7s-8s] ,après elle diminué lentement dans l'intervalle [8s-12s] jusqu'à 278°K (5°C) . A la fin, elle est stable dans l'intervalle [12s-13s] à la valeur278°K.



A=Irradiation



B=Température

Figure IV.11 : Variation d'irradiation et température.

IV.7.1. Comportement du contrôleur NF à un changement d'irradiation

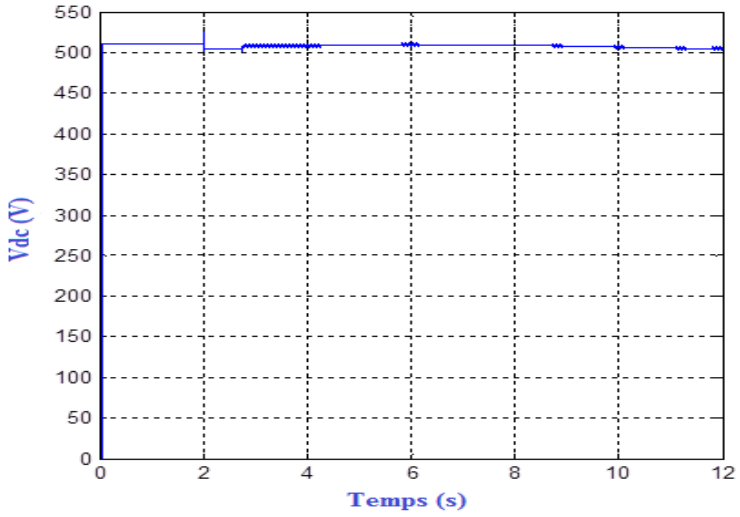


Figure IV.12 : Réponse du contrôle RNA pour une variation d'irradiation dans (T=25C°).

Nous remarquons l'effet de l'augmentation de la tension V_{dc} , causée par une augmentation de l'éclairement *G*.

IV.7.2. Comportement de la méthode à un changement de température

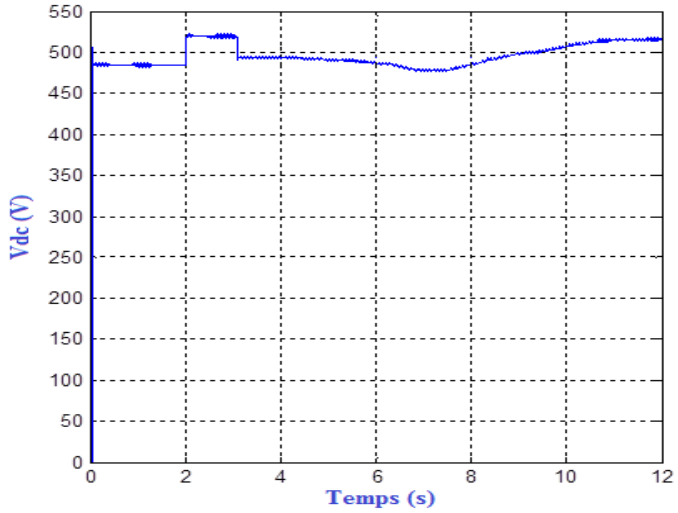


Figure IV.13 : Réponse du contrôle neuro-flou pour une variation de température pour (G=1000W/m²).

On remarque que l'effet de l'augmentation de la tension produite par le système PV causé par une diminution de la température T.

IV.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons simulé les trois algorithmes MPPT (P&O, RNA et NF).Les résultats des simulations montrent que l'algorithme 'P&O' ne converge pas au niveau de tension V_{dc} , d'une autre part la commande basée sur le réseau de neuro-floue montre un bon comportement et des meilleures performances.

Chapitre : V

Etat de l'art de l'intelligence artificielle

V.1. Introduction

Les commandes intelligentes connaissent depuis quelques années un succès croissant dans divers domaines des sciences de l'ingénieur notamment dans la correction des systèmes.

Grace à ses avantages et sa simplicité, ces méthodes jouent un rôle important dans la régulation et l'élimination des inconvénients des anciennes commandes telles que la commande directe du couple électromagnétique et du flux statorique DTC.

Ces commandes utilisées dans de nombreux domaines (physique, chimie, biologie, finance, etc. ....), notamment pour la modélisation de processus et la synthèse de lois de commandes [21].

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la présentation de l'état de l'art de techniques artificielles qui sont les réseaux de neurones et la logique floue et les systèmes neuro-flou on étude leurs principes ; structures, ses avantages et inconvénients

V.2. Les réseaux de neurones

V.2.1. Définition

L'origine de réseaux de neurones vient d'essai de modélisation du neurone biologique par Warren Mcculloch et Walter Pitt. Ils supposent que l'impulsion nervrvese est le résultat de calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée est née grâce à des effets collectifs d'un réseau interconnectés [21].

V.2.2. Le neurone biologique

Le cerveau humain possède deux hémisphères latérale reliées par le corps calleux et d'autre ponts axonaux : il pèse moins de deux kilogrammes et contient mille de cellules, dont 100 milliards sont des neurones constitués en réseaux. Les neurones sont des cellules nerveuses décomposables, en 4 parties principales (figure V.1) :

- ✓ ***Les dendrites,*** sur lesquelles les autres cellules entrent en contact synaptique, c'est par les dendrites que se fait réception des signaux.
- ✓ ***Le corps de la cellule,*** c'est l'unité de traitement.

- ✓ ***L'axone,*** ou passent les messages accumulée dans le corps de la cellule, l'envoi de l'information se fait par l'axone.

- ✓ ***Les synapses,*** par lesquelles la cellule communique avec d'autre cellule, ce sont des point de connexion par ou passent les signaux de la cellule.

Un neurone stimulé envoie des impulsions électriques ou potentielles d'action à d'autres neurones, les synapses, ces impulsion sont converties en signaux chimiques Quand l'accumulation des excitations atteint un certain seuil, le neurone engendre un potentiel d'action, d'une amplitude d'environ 100mV et pendant une durée de 1 ms [21].

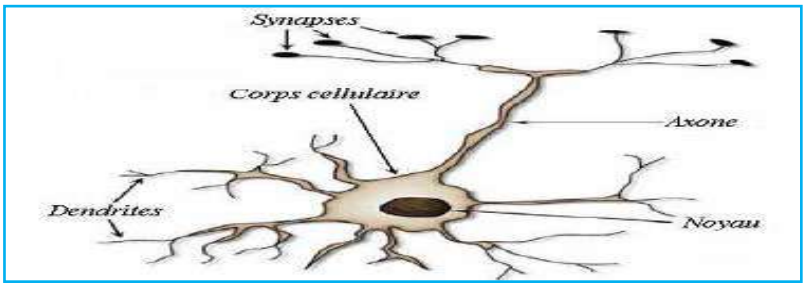


Figure V.1 : Schéma simplifié d'un neurone biologique .

V.2.3. Le neurone artificiel

Un réseau de neurones (Artificiel ou Neural Network en anglais) est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspiré du fonctionnement de vrais neurones (biologiques ou non). Les réseaux de neurones sont généralement optimises par des méthodes d'apprentissage de type statique, si bien qu'ils sont placés d'une dans la famille des applications statiques, qu'ils enrichissent avec un ensemble de paradigmes permettent de générer de vastes espace fonctionnels souples et partiellement structurés, et d'autre part dans la famille des méthodes de l'intelligence artificielle, qu'ils enrichissent en permettent de

prendre des décisions s'appuyant davantage sur la perception que sur le raisonnement logique formel. Le schéma suivant présente un neurone formel.

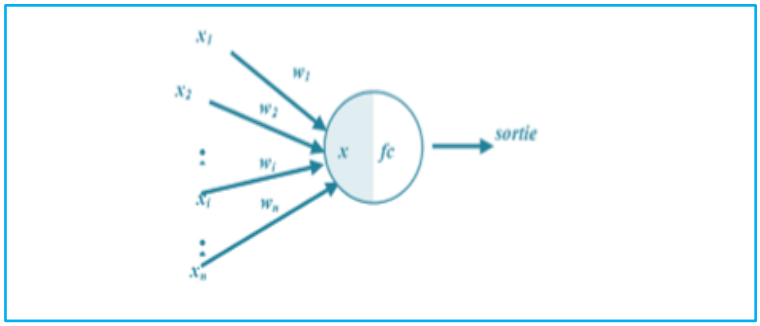


Figure V.2 : Représentation d'un neurone.

Les entrées de neurones sont désignées par $x_i (i = 1....n)$. Les paramètres w_i reliant les entrées aux neurones sont appelées poids synaptiques ou tout simplement poids. La sortie du neurone est donnée par :

$$sortie = fc(x) \qquad avec \qquad x = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i \qquad \text{(IV.1)}$$

- ✓ x est l'état de l'activation du neurone (également appelée état ou activité).

fc : Est la fonction d'activation du neurone.

Conformément au modèle biologique, les fonctions d'activation sont généralement croissantes et bornées. Les fonctions les plus connues sont la fonction signe, la fonction linéaire saturée et la fonction sigmoïde.

Les réseaux de neurones sont constitués de neurones élémentaires connectés entre eux par l'intermédiaire des poids qui jouent le rôle de synapses. L'information est portée par la valeur de ces poids tandis que la structure du réseau de neurones ne sert qu'à traiter cette information et à l'acheminer vers la sortie.

Le réseau de neurones fait partie des Réseaux Adaptatifs Non linéaires, cela signifié que ses agents (neurones) s'organisent et modifient leurs liens mutuels lors de la procédure fondamentale qui est l'apprentissage. Pour une tache précise. L'apprentissage du réseau de neurones consiste donc à adapter les différents poids w_i .

V.2.4. Structure du réseau de neurone artificiel

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle qui peut être quelque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité [21].

V.2.4.1. Réseau de neurones multicouches

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'ya pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne sont font qu'avec les neurones des couche en aval (figure V. 3).

Habituellement, chaque neurone est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc de définir les concerts de neurone d'entrée et de neurone de sortie.

Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées cachées [21].

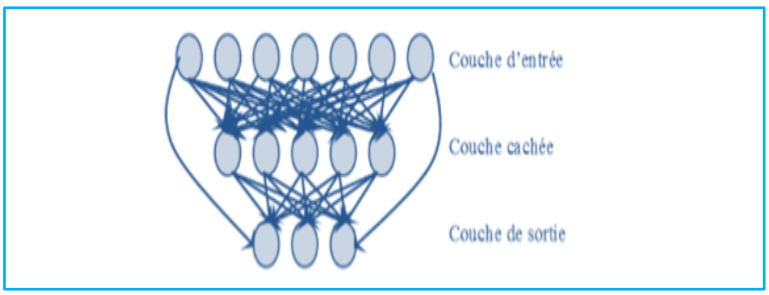


Figure V.3 : Définition des couches d'un réseau multicouche.

V.2.4.2. Réseau à connexions locales

Il s'agit d'une architecture multicouche, mais qui à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone est connecté avec nombre réduit et localisé de neurone de la couche avale (figure IV.4). Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

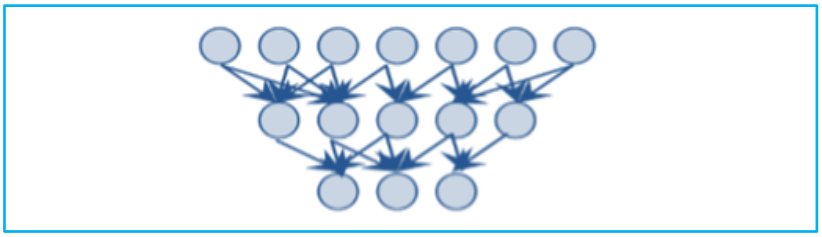


Figure V.4 : Réseau à connexions locales.

V.2.4.3. Réseau à connexions récurrentes

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales voie la (figure V.5).

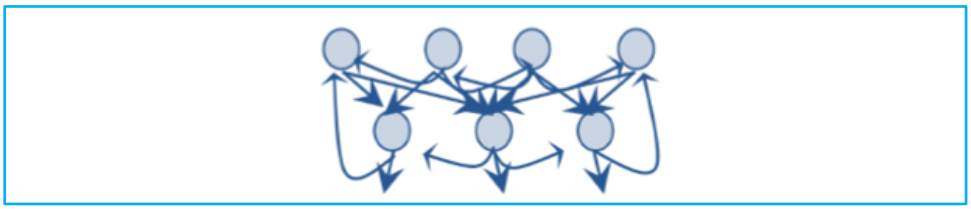


Figure V.5: Réseau à connexions récurrentes.

V.2.4.4. Réseau à connexions complètes

C'est la structure d'interconnexion la plus générale voir la (figure V.6). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et lui-même).

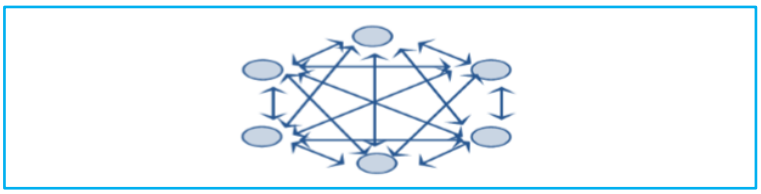


Figure V.6 : Réseau à connexions complète.

V.2.5. Apprentissage

Une fois la structure est fixée, il faut passer par le processus d'apprentissage, par lequel les poids vont être ajustée de à manière à satisfaire un critère d'optimisation.

Prenons le cas de processus qui comporte deux entrées et une sortie l'apprentissage va se faire sur un ensemble de triplet $\left(x_1^0, x_2^0, y_S\right)$.

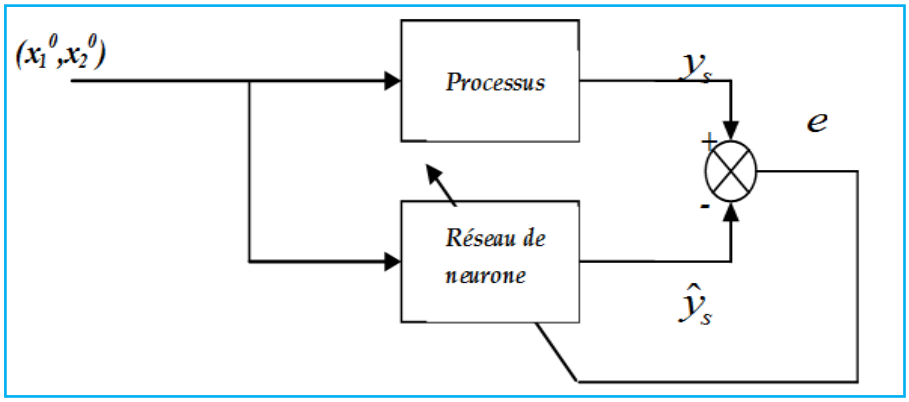


Figure V.7 : Schéma synoptique du procédé d'apprentissage du réseau de neurone.

Pour chaque triple, on peut subdiviser le processus d'apprentissage en trois clases

- ✓ Apprentissage supervisé « ***supervised learning*** »
- ✓ Apprentissage non supervisé « ***unsupervised learning*** »
- ✓ Apprentissage par renforcement.

V.2.5.1. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé représente la capacité du réseau de neurones à apprendre sans connaître la sortie désirée. Ce type d'apprentissage possède souvent une complexité réduite dans les calculs en comparaison avec l'apprentissage supervisé.

Il apprend rapidement, parfois un seul passage des données suffit. Il est particulièrement souhaitable dans les processus rapides où on n'a pas suffisamment de temps ou d'informations.

V.2.5.2. Apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, la sortie désirée est connue, et c'est en minimisant l'erreur entre la sortie désirée et la sortie du réseau qu'on modifie les paramètres internes des réseaux de neurones. Dans ce cas, on devrait avoir un ensemble de paires entrées-sorties désirées qu'on appelle exemples. Donc, le but est de produire un réseau de neurones qui implémente la fonction inconnue F_{on} , quand un nombre suffisant d'exemples est à notre disposition.

Le processus est automatisé grâce à l'algorithme d'apprentissage. Cette implémentation est souvent une approximation F_{on} .

L'un des algorithmes les plus répandus est celui de la «rétro-propagation » (Back propagation). Cet algorithme change les poids d'un réseau dont l'architecture est fixée à priori, à chaque fois qu'un exemple $y_i = F_{on}(x_i)$ est présenté. Ce changement est fait de telle sorte à minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la réponse du réseau à une entrée x_i.

Ceci est réalisé grâce à la méthode de descente de gradient. A chaque itération le signal d'entrée se propage dans le réseau dans le sens entrée-sortie, une sortie est ainsi obtenue, l'erreur entre cette sortie et la sortie désirée est calculée puis par rétro-propagation de l'erreur (erreur back propagation), des erreurs intermédiaires, correspondant à la couche cachée sont ainsi calculées et permettent l'ajustement des poids w_{ij}^1 de la couche cachée.

L'algorithme de rétro-propagation du gradient comporte donc deux phases distinctes:

- ✓ **propagation :** à chaque étape, on présente au réseau un exemple en entrée. Cette entrée est propagée jusqu'à la couche de sortie.
- ✓ **Correction :** à coup sûr, le réseau ne fournira pas exactement ce que l'on attendait. On calcule donc une erreur (en général la somme quadratique moyenne des erreurs pour tous les neurones de sortie) que l'on rétro propage dans le réseau.

L'apprentissage par l'algorithme « back propagation » pose plusieurs problèmes, les principaux qu'on peut citer sont comme suit:

- ✓ **L'architecture du réseau**

Il n'existe pas de règles générales pour déterminer la structure des réseaux (le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche), sachant que le problème critique pendant l'apprentissage est de trouver un réseau assez large pour bien apprendre mais

Également assez petit pour bien généraliser. On ne sait (presque) pas dimensionner correctement le réseau.

Les couches entrées et sorties sont bien sur imposées, puisque le nombre de neurones qu'elles admettent dépend du problème posé. Mais que dire surtout du nombre de neurones des couches cachées ?

- ✓ **Le temps d'apprentissage :**

Le temps d'apprentissage augmente avec le nombre de couples d'apprentissage, ce qui diminue la vitesse de convergence.

- ✓ **La convergence de l'algorithme :**

Aucune preuve mathématique sur la convergence de cet algorithme vers un minimum global n'existe du fait que cette méthode utilise la décente du gradient. La recherche d'un minimum global sur la surface de l'erreur dans le domaine des poids, peut présenter un problème si cette surface possède des minimums locaux qui peuvent ralentir (voire stopper) l'algorithme.

Le choix d'apprentissage variable permet dans certains cas d'accélérer la convergence. Il arrive cependant qu'on reste au-dessus du critère d'arrêt sans jamais l'atteindre. C'est souvent le signe que le mécanisme d'apprentissage est inadapté ou que l'architecture du réseau ne permet pas d'atteindre ce degré de précision. Dans ce cas, il faut augmenter le nombre de neurones de la couche cachée ou changer de structure [21].

On ne peut pas prévoir le nombre d'itérations nécessaires à l'apprentissage

- ✓ **Le pas de correction des poids :**

Si le pas de correction des poids est très petit, l'apprentissage nécessite alors un temps très important. Par contre si ce même pas est très grand le réseau devient oscillatoire, ce qui compromet sa convergence. La solution à ce problème est de choisir un pas variable, initialisé à une grande valeur comprise entre 0 et 1, et qui sera diminué jusqu'à une valeur minimale positive fixée au préalable. L'algorithme de rétro propagation introduit la dérivée première des fonctions d'activation. Il est cependant tout à fait envisageable d'utiliser d'autres Algorithmes qui ne nécessitent pas de dérivation comme par exemple les algorithmes génétiques.

- ✓ **La saturation du réseau :**

Si les poids prennent de grandes valeurs, les sorties deviennent grandes et se rapprochent de la zone de saturation de la fonction d'activation. La solution à ce problème est un compromis à faire entre :

- Le choix d'un pas de correction petit.
- L'initialisation des poids à de très petites valeurs.

Des améliorations (optimisations) peuvent être apportées pour un meilleur apprentissage [21].

V.3. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones .

V.3.1. Avantage des réseaux de neurones.

- ✓ Capacité de représenter n'importe quelle fonction, linéaire ou pas, simple ou complexe.
- ✓ Faculté d'apprentissage à partir d'exemples représentatifs, par « rétro propagation des erreurs ». l'apprentissage ou construction du modèle est automatique.
- ✓ Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données.
- ✓ Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique. Aucune compétence en math, informatique statistique requise.
- ✓ Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données.
- ✓ Pour l'utilisation novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multi variables.

V.3.2. Inconvénients des réseaux de neurones.

- ✓ L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche (s) cachée (s).
- ✓ Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence.
- ✓ Le problème du sur-apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation).
- ✓ La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids synaptiques, les réseaux de neurones sont donc des boites noires où les connaissances sont inintelligibles pour l'utilisateur [21].

V.4. Les systèmes Neuro-Floue

Les systèmes Neuro-Floue permettent de combiner les avantages de deux techniques complémentaires. Les systèmes Floue fournissent une bonne représentation des connaissances. L'intégration de réseaux de neurones au sein de ces systèmes améliore leurs performances grâce à la capacité d'apprentissage de réseaux de neurones. Inversement, l'injection des règles floues dans les réseaux de neurones, souvent critiques pour leur manque de lisibilité, clarifie la signification des paramètres du réseau et facilite leur initialisation, ce qui représente un gain de temps de calcule considérable pour leur identification .Il existe quatre catégories de combinaisons des réseaux de neurones avec la logique floue.

V.4.1. Réseaux flou neuronal

Dans ces réseaux, les techniques floues sont employées pour augmenter les possibilités du processus d'apprentissage et d'exécution des réseaux de neurones.

V.4.2. Systèmes neuronal/flou simultanément

Le réseau neurone et le système flou fonctionnent ensemble sur la même tâche, mais sans s'influencer, c'est-à-dire ni l'un ni l'autre n'est employé pour déterminer les paramètres de l'autre. Habituellement le réseau neuronal traite les entrées, post-traite les sorties du système flou.

V.4.3. Modèles neuro-Floue coopératifs

Le réseau de neurones est employé pour déterminer les paramètres (les règles et les ensembles Floue) d'un système flou. Après la phase d'apprentissage, le système flou fonctionne sans le réseau de neurone. C'est une forme simple des systèmes neuro-Floue.

V.4.4. Modèles neuro-Floue hybrides

Les approches neuro-floues modernes sont de cette forme. Un réseau neuronal et un système flou sont combinés dans une architecture homogène. Le système peut être interprété comme un réseau neuronal spécial avec des paramètres Floue ou comme un système flou mis en application sous une forme distribuée parallèle.

✓ **Le système neuro-flou hybride de type Mamdani :**

Le système neuro-flou hybride de Mamdani utilise la technique d'apprentissage supervisé (retro-propagation) pour faire un apprentissage des paramètres de fonctions d'appartenance.

L'architecture du système neuro-flou hybride de Mamdani est illustrée sur la

(Figure IV.8) qui détermine chaque couche comme suit [21] :

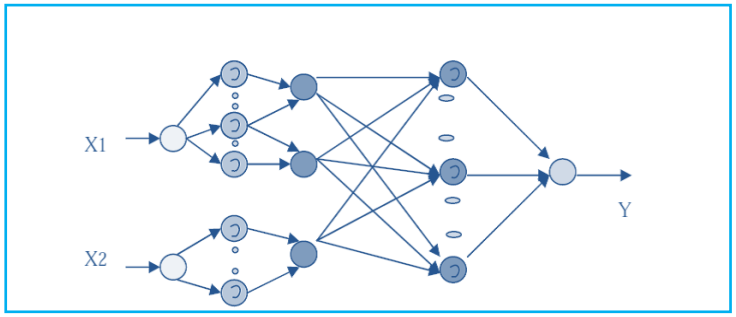


Figure V.8: Le système neuro-flou de Mamdani.

✓ **Le système neuro-flou hybride de type Takagi-Sugeno :**

Les systèmes neuro-Floue de type Takagi-Sugeno font usage d'un mélange d'algorithme de retro propagation pour faire un apprentissage des fonctions d'appartenance et la méthode de moindre carré pour déterminer les coefficients des combinaisons linéaires dans les conclusions des règles.

Un pas dans la procédure d'apprentissage a obtenu deux parties :

Dans la première partie, les modèles de l'entrée sont propagées, et les paramètres de la sortie optimaux sont estimés par la procédure de la moindre carre, pendant que les paramètres antérieurs sont supposés être fixes pour le cycle courant à travers l'ensemble de l'apprentissage.

Dans la deuxième partie, les modèles sont encore propagés, et dans cette tâche, la retro propagation est utilisée pour modifier les paramètres antérieurs, pendant que les paramètres de la conclusion « conséquence » restent fixes. Cette procédure sera alors répétée.

L'architecture du système neuro-flou hybride de TS est illustrée sur la figure dessous comme suit [21] :

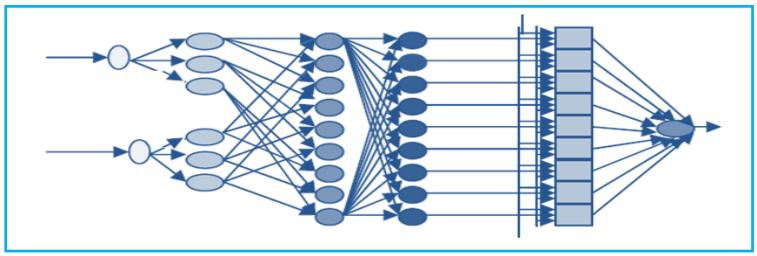


Figure V.9: Le système neuro-flou de Takagi-sugeno.

- ✓ **Les couches 1,2 et 3:** sont les même que celle du modèle de Mamdani.
- ✓ **La couche 4 :** (normalisation des poids de la règle).

$$\overline{W_i} = \frac{W_i}{W_1 + W_2}, i = 1, 2..... \quad \text{(IV.2)}$$

- ✓ **La couche 5 :** chaque nœud *i* de cette couche est un nœud fonctionnel

$$\overline{W_i} f_i = W_i \left(p_i x_1 + q_i x_2 + r_i \right) \quad \text{(IV.3)}$$

$$\sum_i \overline{W}_i f_i = \frac{\sum_i W_i f_i}{\sum_i W_i} \quad \text{(IV.4)}$$

$$\sum_i \overline{W}_i f_i = \frac{\sum_i W_i f_i}{\sum_i W_i} \quad \text{(IV.5)}$$

Tel que $\overline{W_i}$ est une sortie de la couche quatre et $\{p_i, q_i, r_i\}$ sont des paramètres des ensembles.

Un chemin bien établi est de déterminer les paramètres conséquents qui utilisent l'algorithme des moindres carrés [21].

- ✓ **La couche 6: (la couche d'inférence des règles) :** Le seul nœud de cette couche calcule la somme total des sorties de tous les signaux est égale à :

$$\sum_i \overline{W}_i f_i = \frac{\sum_i W_i f_i}{\sum_i W_i} \qquad \text{(IV.6)}$$

V.4.5. Les avantage des systèmes neuro-Floue

V.4.5.1. La rapidité de calcul

Les systèmes neuro-Floue sont très rapides parce que l'évaluation d'un système compétent implique typiquement des opérations de la comparaison simples et un nombre limité de calculs de la surface linéaire. Cette accélération est analogue à l'algorithme de l'alpha beta de la théorie des jeux.

Les arbres de décision sont très rapides, et la comparaison des paramètres est faite d'une manière floue pas comme la méthode classique et enfin la base des règles floue sera repartie et que chaque règle fonctionne d'une manière autonome et en même temps collectif.

V.4.5.2. La flexibilité

Un système neuro-flou peut traiter des problèmes complexes avec beaucoup de variables de l'entrée. Au lieu d'adapter une architecture interne fixe, l'architecture d'un système neuro-flou peut grandir dynamiquement et efficacement en réponse à la complexité des données d'apprentissage.

La structure d'un système neuro-floue représente efficacement le rapport entre les entrées de votre problème et les sorties [21].

V.6. CONCLUSION

On a présenté dans ce chapitre déférents techniques artificiels ,on a étudié leur avantages et inconvénients ; puis on a étudié un systèmes Neuro-Floue qui permet de combiner les avantages de deux techniques réseau de neurone et logique floue , améliore leurs performances grâce à la capacité d'apprentissage de réseaux de neurones La théorie

d'ensemble flou permet aux systèmes neuro-Floue de présenter l'information étudiée dans plusieurs formes compréhensible à l'être humain complémentaires.

Conclusion générale

Dans ce travail, il s'agit de modéliser, de simuler un générateur photovoltaïque associé à un convertisseur DC-DC contrôlé par MPPT, destiné à entrainer une machine asynchrone à travers d'un convertisseur DC-AC. en utilisant la commande DTC ;Pour ce faire, nous avons commencé par une étude générale sur la conversion photovoltaïque, suivie de l'élaboration d'un modèle mathématique pour le panneau PV en se basant sur un circuit équivalent à une diode. L'objectif était la simulation du fonctionnement du générateur et l'étude de l'influence de la température et l'irradiation sur sa caractéristique courant-tension. A l'issue des simulations effectuées, nous avons constaté une forte dépendance des performances du module photovoltaïque en fonction des conditions climatiques, particulièrement l'irradiation solaire et la température du module [5].

Puis on a vu un convertisseur DC/DC de type buck et boost qui fournit une tension continue. Ce convertisseur présente l'avantage d'être un élévateur et abaisseur de tension ce qui permet à ce système de s'adapter aux changements météorologiques et pour extraire le maximum de puissance disponible, On a présenté les méthodes MPPT basées sur contre réaction de puissance, comme la méthode de Perturbation et Observation et Incrémentation de Conductance (P&O et IndCond).

Nous basons sur la commande de la machine asynchrone à cage d'écureuil. Commençant par la modélisation de la machine dans le repère de Park puis l'association de la MAS-Onduleur de tension de deux niveaux, terminant par la commande DTC qui est basée sur la détermination directe de la séquence de commande appliquée à l'onduleur dont la fonction est de contrôler l'amplitude du flux statorique et le couple.

Ensuite les algorithmes MPPT basé sur l'intelligence artificiel (neuronal et neuro-flou) ,nous avons terminé par une simulation des différents algorithmes MPPT.

D'après les résultats de la simulation obtenus on peut dire que :

- ✓ Les performances d'un générateur PV sont fortement influencées par les conditions climatiques, particulièrement l'irradiation solaire et la température du module PV.
- ✓ Parmi tous ces algorithmes, le RNA montre un bon comportement et des Meilleures performances par rapport aux autres méthodes.

Annexes

A.1. Paramètre de la machine étudié (asynchrone **à cage)**

Un système neuro-flou peut traiter des problèmes complexes avec beaucoup de variables de l'entrée .Au lieu d'adapter une architecture interne fixe, l'architecture d'un système neuro-flou peut grandir dynamiquement et en réponse à la complexité des donnée d'apprentissage.

La structure d'un système neuro-flou représenter efficacement le rapport entre les entrées de votre problème et les sorties [23].

Puissance	1.5Kw
Vitesse nominale	1420 tr/min
Couple nominale	10N.m
Resistance rotorique	3.805 Ω
Resistance statorique	4.85 Ω
Inductance cycle rotor	0.247H
Inductance cycle stator	0.247H
Moment d'inertie	0.031 kg.m^2
Nombre de paires de pôles	2
Coefficient de frottement visqueux	0.008 k.m^2/s

A. 2. Data sheet BP MSX120 [2]

bp solar

BP MSX 120

120-Watt Multicrystalline Photovoltaic Module

BP Solar's MSX series is a premium line of PV modules with a 25-year performance warranty, tightly controlled electrical parameters, and labeling showing each module's tested electrical characteristics. Providing 120 watts of nominal maximum power, the MSX 120 is used primarily in large battery-equipped PV systems or—through an inverter—to provide AC power directly to a load. Typical applications include grid-supplemental residential and commercial systems, telecommunications, remote villages and clinics, pumping, and land-based navigation aids. Its attractive bronze-anodized frame also suits it well for architectural applications.

This product is available as a framed module or an unframed laminate, in 12V or 24V nominal configurations, with either:

- Dual high-volume junction boxes which allow on-site 12V/24V selection by rewiring (MSX 120);
- Installation-speeding DC-rated polarized connectors (MSX 120MC).

Proven Materials and Construction

BP Solar's quarter-century of field experience shows in every aspect of these module's construction and materials:

- 72 multicrystalline silicon solar cells configured as one series string or two 36-cell series strings (bypass diodes are included);
- Cells are laminated between sheets of ethylene vinyl acetate (EVA) and high-transmissivity low-iron 3mm tempered glass;
- Frame strength exceeds requirements of certifying agencies.



Weatherproof Connectors

MSX 120MC output is via heavy-duty (4mm²/AWG #12) output cables with polarized weatherproof DC-rated connectors which provide reliable low-resistance connections, eliminate wiring errors, and speed installation. Asymmetrical cables enable side-by-side or end-to-end module placement in arrays.

High-Capacity Versatile Junction Box

The junction boxes of the MSX 120 are raintight (IP54 rated) and accept PG13.5 or 1/2" nominal conduit or cable fittings. Their volume (411cc, 25 cubic inches) and 6-terminal



Bronze Anodized Universal Frame

connection blocks enable most system array connections (putting modules in series or parallel) to be made right in the boxes. Options include:

- an oversize terminal block which accepts conductors up to 25mm² (AWG #4); standard terminals accept up to 6mm² (AWG #10);
- a Solarstate™ charge regulator.

Products with junction boxes may be rewired to provide 12V or 24V output.

Limited Warranties

- Power output for 25 years;
- Freedom from defects in materials and workmanship for 5 years.

See our website or your local representative for full terms of these warranties.

Individually Tested and Labeled

Each module tested and labeled with its actual output—voltage, current, and power at maximum power point (P_{max})—at Standard Test Conditions and Standard Operating Conditions.



BP MSX 120

MSX 120 laminates also qualify for the above listings and certifications; MSX 120MC laminates are UL-recognized. MSX 120 modules and laminates with junction boxes are also certified by PowerMark Corporation and approved by Factory Mutual Research for application in NEC Class 1, Division 2, Groups C & D hazardous locations.

©2002 BP Solar Global Marketing

01-4003-2 2/02

Quality and Safety

MSX 120 and MSX 120MC modules are manufactured in our ISO 9001-certified factories, listed by Underwriter's Laboratories for electrical and fire safety (Class C fire rating), certified by TÜV Rheinland as Class II equipment, and comply with the requirements of IEC 61215 including:

- repetitive cycling between -40°C and 85°C at 85% relative humidity;
- simulated impact of 25mm (one-inch) hail at terminal velocity;
- a "damp heat" test, consisting of 1000 hours of exposure to 85°C and 85% relative humidity;
- a "hot-spot" test, which determines a module's ability to tolerate localized shadowing (which can cause reverse-biased operation and localized heating);
- static loading, front and back, of 2400 pascals (50 psf); front loading (e.g. snow) of 5400 pascals (113 psf).

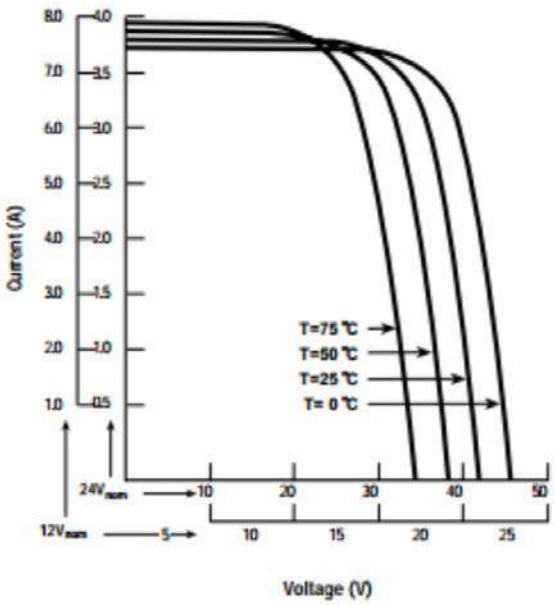
Electrical Characteristics[1]

	MSX 120	MSX 110[4]
Maximum power (P_{max})[2]	120W	110W
Voltage at P_{max} (V_{mp})	33.7V	33.6V
Current at P_{max} (I_{mp})	3.56A	3.3A
Minimum P_{max}	114W	105W
Short-circuit current (I_{sc})	3.87A	3.6A
Open-circuit voltage (V_{oc})	42.1V	41.6V
Temperature coefficient of I_{sc}	(0.065±0.015)%/°C	
Temperature coefficient of V_{oc}	-(80±10)mV/°C	
Temperature coefficient of power	-(0.5±0.05)%/°C	
NOCT[3]	47±2°C	
Maximum system voltage	600V (U.S. NEC rating) 1000V (TÜV Rheinland rating)	
Maximum series fuse rating	20A	

Notes

1. These data represent the performance of typical MSX 110 and MSX 120 products in 24V configuration. The data are based on measurements made in accordance with ASTM E1036 corrected to SRC (Standard Reporting Conditions, also known as STC or Standard Test Conditions), which are:
   - illumination of 1 kW/m² (1 sun) at spectral distribution of AM 1.5 (ASTM E892 global spectral irradiance);
   - cell temperature of 25°C.
2. During the stabilization process which occurs during the first few months of deployment, module power may decrease approximately 3% from typical P_{max}.
3. The cells in an illuminated module operate hotter than the ambient temperature. NOCT (Nominal Operating Cell Temperature) is an indicator of this temperature differential, and is the cell temperature under Standard Operating Conditions: ambient temperature of 20°C, solar irradiation of 0.8 kW/m², and wind speed of 1 m/s.
4. The power of solar cells varies in the normal course of production; the MSX 110 is assembled using cells of slightly lower power than the MSX 120.

MSX 120 I-V Curves



Référence Bibliographique



[1] : **R. Merahi. R. Chenni** « Amélioration de la commande P&O par une détection synchrone du courant de batterie » Revenue des Energie Renouvelables N°=11 pp.113-121 ,2011.

[2] : **O. Sofiane. B. Mohamed Amine** « Etude de la poursuite du point de puissance maximale (MPPT) d'un générateur photovoltaïque base sur l'intelligence artificielle » Université Yahia Fares De Medea, Algérie. 2015.

[3] : **B. Abdelkader** « Commande MPPT avancée d'un système de conversion d'énergie solaire : photovoltaïque et thermoélectrique » Université Hassiba Ben Boulaide De Chelef, Algérie.2014.

[4] : **S.Fateh** « Modélisation d'un système multi générateurs photovoltaïques interconnectés au réseau électrique » Université Ferhat Abbas- Setif- ufas, Algérie. 2011.

[5] : **D. Salim** « Simulation d'un système photovoltaïque alimentant une machine asynchrone » Université Ferhat Abbase De Setif, Algérie 2011.

[6]: **S. Youcef. S. Nouar hatem** « Implémentation de l'algorithme P&O pour un système photovoltaïque » Université Kasdi Merbah –Ourgla, Algérie 2016.

[7] : **K. Farah. CH. Nesrine** « Commande d'un générateur photovoltaïque débitant sur un pompe (MPPT) » Université Abou Bakar Belkaid-Tlemcen, Algérie 2014.

[8] : **D. Narimene** « Etude et optimisation en environnement Matlab/simulink d'un système de pompage Photovoltaïque » Université Constantine I, Algérie 2015.

[9] : **B.Hamza** « Modélisation et commande d'un chaine de conversion photovoltaïque » Université Hadj Lakhdar –Batna, Algérie 2016.

[10] : **B. Abdelhakim** « Conception et implémentation d'une commande MPPT de haute performance pour une chaine de conversion photovoltaïque autonome » Université Ferhat Abbas- Setif I-Ufas, Algérie 2015.

[11] : **L. Mohamed Lakhdar** « Contribution à l'optimisation des systèmes photovoltaïque utilisés pour l'irrigation dans les zones sahariennes-Application zone de Ougla » Université Hadj Lakhdar –Batna, Algérie 2015.

[12] : **T. Nacer Eddine. G.Slimane** « Modélisation et Simulation d'un Système Photovoltaïque » Université Echahid Hama Lakhder d'El-Oued, Algérie 2015.

[13] : **Med Ibrahim. Messai. Med Mokhtar Redouani** « Contrôle directe du couple d'une Machine asynchrone » Université Echahid Hama Lakhder d'El-Oued, Algérie 2014.

[14] : **Toufouti. R** « Contribution A la commande directe du couple de la machine asynchrone » Université Mentour _ Constantine, Algérie 2008.

[15] : **A.Meflah** « Modélisation et commande d'une chaine de pompage photovoltaïque » Université Abou Bakar Belkaid-Tlemcen, Algérie 2011.

[16] : **S.Bouhafna** « Commande par DTC d'un Moteur Asynchrone Apport des Réseaux de Neurones » Université Hadj Lakhdar –Batna, Algérie 2013.

[17] : **A. Kerrache. A. Korichi** « Commande DTC –SVM Prédictive d'un Moteur Asynchrone A Cage Sans Capteur Mécanique **»** Université Kasdi Merbah –Ourgla, Algérie 2013.

[18] : **Bouchida** « technique de la commande électrique » Université Yahia Fares De Medea, Algérie.2017.

[19] : **Y.RIGHI** « Contrôle Directe du Couple d'une Machine Asynchrone Sans Encodeur de vitesse » Université Kasdi Merbah –Ourgla, Algérie 2017.

[20] : **R.Zaiter «** Commande directe du couple DTC d'une machine asynchrone avec défaut » Université Mohamed khider –biskra, Algérie 2013.

[21] : **D.Seddir** « La commande DTC appliquée à la machine asynchrone double étoile en boucle fermé avec un réglage intelligent » » Université Yahia Fares De Medea, Algérie.2016.

[22] : **Y.Lasmi** «Optimisation de la poursuite du point de puissance maximale (MPPT) d'un système photovoltaique par les techniques intelligent » Université Ferhat Abbas- Setif I-Ufas, Algérie 2013.

[23] : **F.Hamidia**, « contribution à la neuro-flou de machine électrique » , thèse doctorat de L'ENP,2013.