

*République Algérienne Démocratique et Populaire*

*Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique*

UNIVERSITE LARBI TEBESSI  
TEBESSA



UNIVERSITY LARBI TEBESSI  
TEBESSA

Institut des Mines

# THESE

Présenté En vue de l'obtention d'un Diplôme de Doctorat en LMD

Option : MINES

THEME

*Amélioration de l'Efficacité des Energies  
Renouvelables Par Utilisation des Techniques  
Intelligentes dédié à l'alimentation d'une entreprise  
minière*

Présenté par

**HADDOUCHE ADEL**

Directeur de Thèse **KARA Mohammed** Professeur Université de Tébessa

**Devant le jury :**

<b>LOUAFI MESSAOUD</b>	Professeur	Université de Tébessa	Président
<b>KARA MOHAMMED</b>	Professeur	Université de Tébessa	Rapporteur
<b>AOULMI ZOUBIR</b>	Maitre Conférence A	Université de Tébessa	Examineur
<b>BENRETEM ABDELOUAHAB</b>	Professeur	Université d'Annaba	Examineur
<b>HEBBIR NACER</b>	Maitre Conférence A	Université Oum el Bouaghi	Examineur

Soutenue le 19/12/2019

# Remerciements

Je remercie Allah, le tout puissant, le miséricordieux de m'avoir appris ce que j'ignorais, de m'avoir donné la santé et tout ce dont j'avais besoin pour l'accomplissement de cette thèse. Je tiens aussi à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de thèse le Pr KARA Mohammed, professeur à l'université Larbi Tebessi de Tebessa, pour m'avoir confié et dirigé ce projet, qu'il trouve ici l'expression de mon respect et ma profonde reconnaissance. Je le remercie pour ses encouragements, son indulgence, et sa sympathie tout au long de ce travail de thèse.

J'adresse également mes sincères remerciements au Pr LOUAFI Messaoud, professeur à l'université Larbi Tebessi de Tebessa, pour avoir accepté de présider le jury de soutenance. Je remercie également, Mr AOULMI Zoubir, maître de conférences à l'université Larbi Tebessi de Tebessa, ainsi que Mr BENRETEM Abdelouahab, professeur à l'université Badji Mokhtar de Annaba, et Mr Nacer Hebbir, maître de conférences à l'université Larbi Benmhidi d'Oum El Bouaghi, pour m'avoir fait l'honneur de participer au jury de soutenance et pour la pertinence de leurs remarques avisées qui ont permis l'amélioration de la qualité du manuscrit et l'essor vers de nouvelles perspectives.

En dernier lieu, j'aimerais adresser mes remerciements les plus chaleureux au Dr LOTFI Farah qui a su trouver le temps et la patience durant toutes ces années pour son soutien.

À tous ceux qui m'ont soutenu pendant toute la durée de mes études.

# Dédicace

Je voudrais dédier ce travail :

À la mémoire de mon père Haddouche Ali qui na jamais cessé de croire en moi. Je ne saurai traduire sur du papier l'amour que j'avais pour Toi, je ne t'oublierai jamais, Papa tu me manque.

À ma mère qui m'a offert l'amour et le soutien dont j'avais besoin.

À ma grande mère " Loudmila Amelina "

À ma femme Ahlem.

À mon ange Zyied Fadi, mon ange que Dieu te donne santé et longue vie.

À mes chers sœurs Sarra et leila.

À toute ma famille.

À tous mes amis.

À tous ceux qui m'ont soutenu pendant toute la durée de mes études.

# Résumé

À l'ère du développement durable, la technologie photovoltaïque a démontré son potentiel significatif comme source d'énergie renouvelable, pour l'alimentation des sites isolés tels que les entreprises minières. Cependant lors de la connexion directe des modules à énergie renouvelable à la charge (alimentation direct, batteries. . . ) les générateurs peuvent ne pas fonctionner dans les conditions optimales, provoquant des pertes importantes d'énergie et des dégradations de la puissance fournie. Ce dysfonctionnement peut être causé par la variation des conditions climatiques ou de la charge, d'où la nécessité de prévoir des circuits qui permettent de détecter un éventuel dysfonctionnement, tout en assurant un fonctionnement optimal du système à énergie renouvelable. Dans ce travail, nous nous intéressons au fonctionnement électrique d'un système énergie renouvelable alimentant les locaux administratifs d'une mine à ciel ouvert (la mine SASD du djebel Debbagh/ APC Rouknia, Wilaya de Guelma), adapté par une commande MPPT, assurant la poursuite de la puissance maximale fournie par le générateur PV. Puis l'application de technique intelligente telle que les réseaux de neurones, neuro-floue et la méthode floue, pour cette technique nous avons proposé un modèle floue non conventionnel avec un nombre réduit de règles (8 au lieu de 25) notre modèle a démontré des résultats plus que satisfaisants, assurant un compromis entre précision, simplicité et rapidité. Pour chaque point abordé, des études en simulation sont fournies sous MATLAB/SIMULINK pour montrer l'efficacité des approches proposées. Notre travail de recherche a pour but d'aboutir à une amélioration du fonctionnement et donc à des résultats qui vérifieront la convergence du système proposé vers les conditions optimales, indépendamment des conditions météorologiques, et ce dans le but d'avoir un réseau électrique minier stable avec une puissance optimale.

**Mots-clefs** : Énergie renouvelable, Technologie Photovoltaïque, Techniques intelligentes, Mine, MPPT, Puissance optimale.

# Abstract

In the era of sustainable development, photovoltaic technology has demonstrated its significant potential as a source of renewable energy for the supply of isolated sites such as mining companies. However, when the renewable energy modules are directly connected to the load (direct supply, batteries, etc.), the generators may not operate under optimal conditions, causing significant energy losses and degradation of the power supplied. This dysfunction may be caused by the variation in climatic conditions or the load, hence the need for circuits that detect any malfunction, ensuring optimal operation of the renewable energy system. In this work, we are interested in the electrical operations of a renewable energy system supplying an open-cast mines administration (SASD mine Djebel Debbagh, commune de Roknia, wilaya de Guelma) adapted by an MPPT control ensuring the continuation of the maximum power supplied by the PV generator. Then the application of intelligent technique such as neural networks, neuro-fuzzy and fuzzy method, for this last technique we proposed an unconventional fuzzy model with a reduced number of rules (8 instead of 25) our model showed more than satisfactory results and a compromise between accuracy, simplicity and speed. For each point covered there, simulation studies are provided under MATLAB/SIMULINK to demonstrate the effectiveness of the proposed approaches.

Our research work aims to lead to an improvement of the functioning and thus to results which will verify the convergence of the proposed system towards the optimal conditions independently of the meteorological conditions, and this in order to have a stable mining electrical network with optimal power.

**Keywords :** Renewable energy, Photovoltaic technology, Intelligent techniques, Mines, MPPT, Optimal power.

# الملخص

في عصر التنمية المستدامة ، أثبتت التكنولوجيا الضوئية إمكاناتها الكبيرة كمصدر للطاقة المتجددة لتزويد المواقع المعزولة مثل شركات المناجم. لكن عندما تكون وحدات الطاقة المتجددة متصلة مباشرة بالحمل (التزويد المباشر، البطاريات، إلخ) قد لا تعمل المولدات في ظل الظروف المثلى، مما يتسبب في خسائر كبيرة في الطاقة وتدهور الطاقة المزودة، قد يكون سبب هذا الخلل هو التغير في الظروف المناخية أو الحمل، وبالتالي الحاجة إلى الدوائر الإلكترونية التي تكشف عن أي خلل ، وضمان التشغيل الأمثل لنظام الطاقة المتجددة. في هذا بلدية الركنية ولاية SASD العمل ، نحن مهتمون بالعمليات الكهربائية لنظام الطاقة المتجددة الذي يوفر إدارة المناجم المفتوحة) منجم لضمان استمرار الطاقة القصوى التي يوفرها المولد الكهروضوئي. ثم تطبيق التقنية الذكية MPPT (قائمة المصنوعة بواسطة جهاز تحكم مثل الشبكات العصبية، التحكم العصبي الغامض وأسلوب المنطق الضبابي، لهذا الأسلوب الأخير اقترحنا نموذج غامض غير تقليدي مع عدد أقل من القواعد (8 بدلا من 25) أظهر نموذجنا أكثر من نتائج مرضية وحل وسط بين الدقة والبساطة والسرعة. لكل نقطة يتم تغطيتها لإظهار فعالية المناهج المقترحة. يهدف عملنا البحثي إلى تحسين MATLAB / SIMULINK هنا، يتم توفير دراسة المحاكاة باستعمال الأداء وبالتالي تحقيق نتائج تحقق تقارب النظم المقترحة مع الظروف المثالية بشكل مستقل عن ظروف الأرصاد الجوية، وذلك من أجل الحصول على شبكة كهربائية مستقرة ذات قدرة مثالية.

**الكلمات المفتاحية:** الطاقة المثلى ، MPPT ، الطاقة المتجددة ، التكنولوجيا الضوئية ، التقنيات الذكية ، المناجم

# Table des matières

	Page
Remerciements	I
Dédicace	II
Résumé	III
Abstract	IV
المخلص	V
Table des matières	VI
Table des Figures	IX
Liste des tableaux	XII
Introduction générale.	
<b>Chapitre 1 Les systèmes énergétiques</b>	<b>1</b>
1.1 Introduction . . . . .	<b>4</b>
1.2 Les générateurs d'énergie non renouvelable . . . . .	4
1.2.1 Générateurs thermiques . . . . .	4
1.2.2 Les piles à combustible . . . . .	4
1.3 Les générateurs d'énergie renouvelable . . . . .	5
1.3.1 Les panneaux photovoltaïques : . . . . .	6
1.3.2 Les caractéristiques d'une cellule photovoltaïque : . . . . .	6
1.3.3 La modélisation d'une cellule photovoltaïque : . . . . .	8
1.3.4 Les avantages et les inconvénients d'un générateur photo- voltageïque : . . . . .	9 11
1.3.5 Les éoliennes : . . . . .	11
1.3.6 La biothermie : . . . . .	12
1.3.7 L'énergie hydroélectrique : . . . . .	13
1.4 Conclusion : . . . . .	14
<b>Chapitre 2 Les techniques intelligentes</b>	<b>16</b>
2.1 Introduction . . . . .	16
2.2 La logique floue. . . . .	16
2.2.1 La régulation floue. . . . .	17
2.2.2 Les ensembles flous . . . . .	17
2.2.3 Les variables linguistiques. . . . .	17
2.2.4 Différentes formes pour les fonctions d'appartenance. . . . .	17
2.2.5 La commande par logique floue. . . . .	20
2.2.6 La structure d'un contrôleur flou. . . . .	20
2.2.7 La Fuzzification : . . . . .	21
2.2.8 L'inférence (composition des règles). . . . .	22
2.2.9 Les différents types d'inférences floues . . . . .	24
2.2.10 La Défuzzification. . . . .	26
2.2.11 La conception d'un régulateur flou. . . . .	27
2.2.12 Les avantages et inconvénients de la logique floue. . . . .	28
2.3 Réseaux de neurones. . . . .	29
2.3.1 Introduction . . . . .	29
2.3.2 Éléments de base : . . . . .	29

TABLE DES MATIÈRES

---

2.3.3	Architecture des réseaux de neurones : . . . . .	32
2.3.4	Processus d'apprentissage : . . . . .	35
2.4	Les algorithmes génétiques . . . . .	42
2.4.1	Principe d'un algorithme génétique . . . . .	43
2.4.2	Description détaillée . . . . .	44
2.4.3	Choix des paramètres des AG : . . . . .	50
2.5	Les Systèmes Neuro-Flous. . . . .	51
2.5.1	Les réseaux neuro-flous. . . . .	51
2.5.2	Méthodes et combinaisons neuro-floues. . . . .	51
2.5.3	Systèmes neuro-flous hybrides. . . . .	52
2.5.4	Système ANFIS (Adaptative Network Fuzzy Inference System). . . . .	54
2.5.5	Algorithme d'apprentissage. . . . .	57
2.5.6	Avantages des techniques neuro-floue. . . . .	58
2.6	Conclusion : . . . . .	59
<b>Chapitre 3 Le convertisseur DC-DC et la commande MPPT.</b>		<b>61</b>
3.1	Introduction. . . . .	61
3.2	Fonctionnement d'un générateur PV à sa puissance maximale . . . . .	62
3.3	Les convertisseurs DC-DC (hacheurs) : . . . . .	63
3.3.1	Type des convertisseurs DC-DC . . . . .	63
3.3.2	Principe de recherche du point de puissance maximale (MPPT) d'un GPV . . . . .	69
3.3.3	Commandes MPPT des convertisseurs DC-DC. . . . .	70
3.3.4	Critères de qualité d'une commande MPPT. . . . .	72
3.3.5	Rendements de la chaine de puissance. . . . .	73
3.3.6	Les Algorithmes MPPT. . . . .	73
3.4	Conclusion : . . . . .	77
<b>Chapitre 4 Modélisation et simulation.</b>		<b>79</b>
4.1	Introduction . . . . .	79
4.2	Les charges utilisées . . . . .	79
4.3	Système photovoltaïque proposé . . . . .	82
4.4	Modélisation et simulation du Système photovoltaïque . . . . .	84
4.4.1	Modélisation du GPV. . . . .	84
4.5	Modélisation du hacheur survolteur. . . . .	89
4.6	Structure et résultats de la commande MPPT à base de logique floue. . . . .	91
4.6.1	Simulation et résultat. . . . .	93
4.7	Structure de la commande MPPT à base de réseaux de neurones. . . . .	96
4.7.1	Topologie de RNA utilisée. . . . .	96
4.7.2	Simulation et résultats : . . . . .	97
4.8	Structure et résultats de la commande MPPT à base du contrôleur ANFIS proposé. . . . .	99
4.8.1	Apprentissage du contrôleur "entraînement d'un réseau ANFIS " . . . . .	99

---



4.8.2	Simulation et résultats	102
4.9	Discussion des résultats.	104
4.9.1	Vitesse de poursuite.	104
4.9.2	Erreur statique.	102
4.10	Conclusion.	106
	Conclusion générale et perspectives.	
	Bibliographie.	106

# Table des figures

	Page
1.1 Illustration du principe de fonctionnement d'une pile à combustible -Pan 12- . . . . .	6
1.2 Cellule solaire en silicium cristallin . . . . .	7
1.3 Cellule solaire polycristalline . . . . .	7
1.4 Cellule solaire monocristalline . . . . .	8
1.5 Cellule solaire en couches minces . . . . .	8
1.6 Caractéristique I-V de cellule solaire type Sunpower 210W . . . . .	9
1.7 Caractéristique IPV de cellule solaire type Sunpower 210W . . . . .	9
1.8 Modèle équivalent d'une cellule solaire . . . . .	9
1.9 Eolienne à axe vertical (a) et axe horizontal (b) . . . . .	12
1.10 Schéma en coupe d'un barrage hydroélectrique . . . . .	13
2.1 Variable linguistique . . . . .	18
2.2 Formes usuelles des fonctions d'appartenance ; . . . . .	19
2.3 Schéma synoptique d'un contrôleur flou . . . . .	20
2.4 Fonctions d'appartenance symétriques . . . . .	22
2.5 Méthode d'inférence Max-Min (Mamdani) . . . . .	23
2.6 Méthode d'inférence Max-Produit (Larsen) . . . . .	24
2.7 Contrôleur de Mamdani . . . . .	25
2.8 Contrôleur de Sugeno . . . . .	26
2.9 Méthodologie de la synthèse d'une commande floue . . . . .	28
2.10 Neurone biologique . . . . .	30
2.11 Modèle d'un neurone artificiel . . . . .	30
2.12 Fonctions d'activations (transfert) . . . . .	32
2.13 Réseau multicouche à connexion locales . . . . .	33
2.14 Architecture d'un Réseau récurrent multicouche . . . . .	34
2.15 Principe d'apprentissage . . . . .	36
2.16 Schéma bloc de l'apprentissage supervisé . . . . .	38
2.17 Organigramme de fonctionnement d'un algorithme génétique . . . . .	43
2.18 Organisation d'un algorithme génétique . . . . .	45
2.19 Illustration schématique des codages binaires et réels . . . . .	46
2.20 Principe de sélection par la roulette de casino . . . . .	47
2.21 Tournoi entre deux individus avec rééligibilité . . . . .	47

TABLE DES FIGURES

---

2.22 Croisement à un point de coupure (exemple d'individus à cinq gènes). . . . .	48
2.23 Croisement à deux un point de coupure (exemple d'individus à 7 gènes). . . . .	49
2.24 Mutation classique discrète. . . . .	50
2.25 Différentes architectures des systèmes neuro-flous. . . . .	53
2.26 Les trois différents types de SANFIS. . . . .	54
2.27 Structure du réseau neuro-flou. . . . .	55
2.28 Méthode d'apprentissage Hybride. . . . .	58
3.1 Système de conversion photovoltaïque [56]. . . . .	61
3.2 Connexion directe d'un générateur photovoltaïque (GPV) – charge. 62	
3.3 Étage d'adaptation [56]. . . . .	63
3.4 Schéma du circuit électrique d'un convertisseur Buck. . . . .	64
3.5 Périodes fermeture et ouverture d'un interrupteur [58]. . . . .	65
3.6 Schémas équivalents du hacheur dévolteur (a) : K fermé, (b) : K ouvert. . . . .	65
3.7 Schéma de principe d'un convertisseur Boost [59]. . . . .	66
3.8 Schémas équivalents du hacheur survolteur. . . . .	67
3.9 Convertisseur dévolteur-survolteur. . . . .	68
3.10 Schémas équivalents du hacheur dévolteur-survolteur (a) :K ouvert ; (b) :K fermé. . . . .	68
3.11 Courbe caractéristique de puissance d'un GPV. . . . .	69
3.12 Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque. . . . .	70
3.13 Fluctuation du PPM avec l'intensité d'éclairement et la charge RL. 70	
3.14 Chaîne élémentaire de conversion d'énergie PV. . . . .	72
3.15 Signe de $dP/dV$ à différentes positions de la courbe caractéristique de Puissance [63]. . . . .	74
3.16 Organigramme de la méthode P&O . . . . .	74
3.17 Schéma de convergence vers le PPM par P&O [63]. . . . .	75
3.18 Trajectoire par Incrémentation de Conductance [65]. . . . .	76
3.19 Organigramme de la méthode IncCond [65]. . . . .	77
4.1 Lamine SASD à ciel ouvert djebel Debbagh. . . . .	80
4.2 Schéma des locaux administratifs de la mine SASD à ciel ouvert djebel Debbagh. . . . .	81
4.3 Schéma synoptique d'un système photovoltaïque avec convertisseur (DC/DC) contrôlé par (MPPT) sur charge . . . . .	82
4.4 Circuit électrique équivalent d'une cellule photovoltaïque. . . . .	83
4.5 Schéma bloc du générateur photovoltaïque. . . . .	84
4.6 Schéma bloc du générateur photovoltaïque en MATLAB-SIMULINK.87	
4.7 Caractéristiques I-V et P-V d'un seul module pour différents éclairagements. . . . .	87
4.8 Caractéristiques I-V et P-V de générateur photovoltaïque pour différents éclairagements. . . . .	88

---

4.9	La variation de l'éclairement en fonction du temps. . . . .	88
4.10	Convertisseur (DC/DC) survolteur de tension (type boost). . . . .	89
4.11	Contrôleur flou. . . . .	91
		92
4.12	Fonction d'appartenance pour les sorties ( DPv) et ( DIv). . . . .	93
4.13	Fonction d'appartenance de la sortie rapport cyclique. . . . .	
4.14	Schéma MATLAB SIMULINK d'un système photovoltaïque avec le MPPT à base de logique floue . . . . .	93
4.15	FLC courant de la charge . . . . .	94
4.16	Rapport cyclique . . . . .	94
4.17	FLC tension de la charge . . . . .	95
4.18	FLC puissance de la sortie des GPV. . . . .	95
4.19	FLC tension de fonctionnement. . . . .	95
4.20	Topologie du réseau de neurone utilisé. . . . .	97
4.21	Puissance de la sortie des GPV. . . . .	97
4.22	Tension de la charge. . . . .	98
4.23	Rapport cyclique D. . . . .	98
4.24	Tension de la charge. . . . .	98
4.25	Courant de la charge. . . . .	99
4.26	Schéma MATLAB SIMULINK d'un système photovoltaïque avec le MPPT à base de RNA. . . . .	99
4.27	Modèle ANFIS. . . . .	100
4.28	Schéma MATLAB SIMULINK d'un système photovoltaïque avec le MPPT a base d'ANFIS. . . . .	101
4.29	Puissance de la sortie des GPV. . . . .	102
4.30	Tension de la charge. . . . .	102
4.31	Courant de la charge. . . . .	102
4.32	Tension de la charge. . . . .	102
4.33	Rapport cyclique D. . . . .	103
4.34	Puissance à l'entrée de la charge . . . . .	103
4.35	Vitesse de poursuite . . . . .	104
4.36	Erreur statique . . . . .	105

# Liste des tableaux

4.1	Liste des charges utilisées dans les locaux administratifs. . . . .	81
4.2	Caractéristiques électriques du module photovoltaïque panneau SunPower SPR-305-WHT Dans les conditions standards "CST" .	91
4.3	Caractéristiques électriques de convertisseur survolteur. . . . .	96
4.4	Règles d'inférences. . . . .	92
4.5	Comparaison des résultats obtenus. . . . .	105

# Nomenclature

P	: Puissance électrique (W).
I	: Courant électrique (A).
V	: Tension électrique (V).
T	: Température (°C).
W	: Watt .
R	: Resistance ( $\Omega$ ).
Voc	: Tension de circuit ouvert (V) .
Isc	: Courant de court-circuit (A) .
K	: Constante de Boltzman .
RF	: Régulateur floue .
ANFIS	: Adaptive Neuro Fuzzy Logic .
D	: Rapport cyclique .
$I_{pv}$	: Courant à la sortie de PV .
$V_{pv}$	: Tension à la sortie de PV .
$P_{pv}$	: Puissance a la sortie de PV .
KVA	: Kilovoltampère .
W/m <sup>2</sup>	: Watt au mètre carre
$\Delta P_{pv}$	: Variation de puissance
$\Delta I_{pv}$	: Variation de courant .
FLC	: Contrôleur logique floue .
FIS	: Systèmes à Inférence Floue .
PV	: Photovoltaïque .
GPV	: Générateur photovoltaïque .
MPPT	: Maximum Power Point Tracking .
$P_{max}$	: Puissance maximale produite PV (W) .
$V_{max}$	: Tension qui correspond à la puissance maximale (V) .
$I_{max}$	: Courant qui correspond à la puissance maximale (A) .
$V_{opt}$	: Tension optimale (V) .
$I_{opt}$	: Courant optimum (A) .
BF	: Basse fréquence .
HT	: Haut fréquence .
MLI	: Modulation de largeur d'impulsions .
P&O	: Perturbation et Observation .
DC	: Courant Continu (Direct Current) .
h	: Constante de Planck ( $6.62.10^{-34}$ j.s) .

---

$E_g$  : Energie de la bande interdite (eV) .  
 $S$  : Surface du module photovoltaïque (m<sup>2</sup>) .  
 $E$  : Eclairement (W/m<sup>2</sup>) .  
 $I_{ph}$  : Photo-courant (A) .  
 $I_{sat}$  : Courant de saturation (A) .  
 $R_p$  : Résistances parallèle shunt (  $\Omega$  ) .  
 $R_s$  : Résistance série (  $\Omega$  ) .  
 $G$  : Eclairement de référence (1000 W/m<sup>2</sup>) .  
 $T_{ref}$  : Température de référence (298<sup>0</sup>K) .  
 $N_s$  : Nombre de modules dans le panneau en série .  
 $N_p N_p$ : Nombre de modules dans le panneau en parallèle .  
AC : Courant alternatif Alternating current .  
DC/AC: Conversion continu/alternatif .  
DC/DC: Conversion continu/continu .  
HC :Hill climbing .  
IncCond :Incrémentation de conductance .  
PPM :Point de puissance maximale .  
PF :Point de fonctionnement .  
PI :Régulateur proportionnel intégral .  
PV :Photovoltaïque .  
STC :Standard test conditions .  
Wc :Watt-crête .  
I-V :Courant-tension .  
P-V :Puissance-tension .  
 $n$  :Facteur d'idéalité

## Introduction générale.

Depuis quelques années, le contexte environnemental et écologique est devenu une donnée importante voire prépondérante. En effet, le coût des énergies et les pollutions diverses qui résultent de leurs utilisations doivent être pris en compte à de nombreux niveaux. De plus, ces dernières années, la demande mondiale d'énergie augmente de plus en plus, et la raréfaction des sources d'énergie fossile dans un avenir proche est prévisible. Le contexte énergétique actuel, caractérisé par l'appauvrissement des réserves d'énergie fossile, le réchauffement de la planète en partie dû à l'émission de gaz à effet de serre et le concept de développement durable, nous pousse à trouver des solutions énergétiques alternatives. Un recours systématique aux carburants fossiles permet d'avoir des coûts de production relativement "faibles" mais conduit à un dégagement massif de gaz polluants. Ainsi, la production d'énergie électrique à partir de combustibles fossiles prend une part importante des émissions mondiales de monoxyde de carbone. Beaucoup plus accessibles et très adaptées à la production décentralisée, les énergies renouvelables offrent la possibilité de produire de l'électricité proprement et surtout avec une moindre dépendance à des ressources, à condition d'accepter leurs fluctuations naturelles et parfois aléatoires. De plus, elles permettent de contribuer à la réduction des rejets de gaz. La littérature révèle que le coût des sources d'énergie renouvelable n'est pas forcément compétitif par rapport aux sources d'énergie fossile, mais la nécessité d'une énergie plus propre a suscité la multiplication d'applications dans le domaine de l'utilisation des énergies renouvelables. Dans le futur, avec le progrès de la science, elles deviendront de plus en plus compétitives en termes de technologie et de coûts de production et cette solution permet l'exploitation des ressources locales pour les systèmes autonomes. Cependant, il faut distinguer plusieurs problèmes en fonction des sites et des utilisations de l'énergie renouvelable. La disponibilité intermittente de telles ressources entraîne un problème de stockage et de bon dimensionnement pour diminuer le coût d'investissement, mais encore exige de répondre à la demande du consommateur et de veiller à la qualité de l'énergie fournie. En effet des changements rapides dans la production d'énergie peuvent générer des problèmes de qualité d'énergie (variations de tension et de fréquence) et même l'arrêt complet du système dû aux fluctuations de la consommation selon les périodes annuelles ou journalières ainsi que les contraintes naturelles telles que l'ensoleillement et le cycle jour et nuit. Des recherches sont menées sur les techniques de commande pour extraire l'énergie avec un haut rendement.



## INTRODUCTION GENERALE

---

Grâce à ces travaux, on peut extraire la puissance maximale dans toutes les conditions naturelles et d'exploitation en assurant aussi la stabilité et le bon fonctionnement du système. Néanmoins, il reste encore à introduire plus d'adaptation et de flexibilité dans le fonctionnement du système. Pour cela, nous serons amenés à utiliser de plus en plus les techniques intelligentes (logique floue, algorithme génétique, réseau de neurone...). Notre mémoire est organisé en quatre chapitres. Le premier chapitre aborde l'étude sous une forme assez descriptive. En effet, nous décrirons le contexte de la production de l'énergie électrique à partir des sources renouvelables. Ensuite, à travers une revue de la littérature disponible, nous dresserons un état de l'art des différentes technologies photovoltaïques et éoliennes. Nous présenterons également les différentes notions et techniques de la commande par logique floue qui constituent un corpus de connaissances nécessaires à la bonne compréhension de notre mémoire. Le but étant qu'à la fin de ce chapitre, le cadre de l'étude soit clairement identifié. Dans le second chapitre, nous allons présenter les techniques intelligentes. Tout d'abord, nous expliquerons les principes de fonctionnement et les avantages de chaque technique telles que rapportées dans la littérature. Cette étude nous permettra de proposer une méthode de commande direct afin de répondre a nos objectifs c'est a dire un système robuste , fiable et améliorant le rendement énergétique. quelque soient les conditions climatiques et leurs variations,et tout cela en limitant l'oscillation. Dans le troisième chapitre nous aborderons les aspect liés a l'optimisation, et nous étudions quelques types de convertisseurs DC-DC, utilisés dans les systèmes photovoltaïques.

Ainsi, on décrit la commande MPPT des convertisseurs DC-DC basée sur la méthode Perturbe & Observe qui est une methode dite non intelligente. Enfin dans le quatrième chapitre, nous étudions une simulation par MATLAB-SIMULINK de chaque élément du système PV réalisé (générateur photovoltaïque (SunPower SPR-305-WHT), convertisseur survolteur et commande MPPT à base de technique intelligente alimentant un site isolée dans notre cas la mine SASD (APC Rouknia djebel Debbagh wiliya de Guelma ),Nous analyserons donc les différentes conditions climatiques et d'exploitation pour prouver que nos contrôleurs proposés fonctionnent bien. A la fin, nous terminons ce chapitre par une discussion des résultats. Enfin, les principales conclusions de ce travail de recherche et les perspectives qui en résultent sont données dans la conclusion générale.

# Chapitre 1 Les systèmes énergétiques

## Chapitre 1

# Les systèmes énergétiques

### 1.1 Introduction

De nos jours la disponibilité de l'énergie électrique est devenue un facteur primordial dans le développement de notre société moderne, actuellement l'énergie fossile fournit la majorité de nos besoins électriques mais cette source est épuisable et polluante, d'où la nécessité de se tourner vers de nouvelles sources moins néfastes pour notre environnement, l'énergie renouvelable est une source d'énergie qui se renouvelle assez rapidement pour être considérée comme inépuisable à une échelle humaine.

Les énergies renouvelables sont issues de phénomènes naturels réguliers ou constants, comme le photovoltaïque (le soleil), l'éolien (le vent), mais aussi l'énergie géothermique (la terre). Ce premier chapitre propose un état très général des différentes sources d'énergie renouvelables et leurs utilisations.

### 1.2 Les générateurs d'énergie non renouvelable

#### 1.2.1 Générateurs thermiques

A l'aide d'un fluide (p.ex. eau), l'énergie thermique issue lors de la combustion des carburants fossiles est captée et ensuite utilisée pour entraîner une turbine et un générateur (le plus souvent une machine synchrone). Ce principe de fonctionnement est très bien connu et il est à été utilisé en premier pour générer de l'électricité à grande échelle.

Dans cette catégorie peuvent être classés les centrales à charbon, à fioul, au gaz et nucléaires. Dans le cas des centrales nucléaires l'énergie thermique est issue de la fission des noyaux nucléaires. Ce sont des générateurs d'énergie non-renouvelable, parce que le minerai utilisé, l'uranium, est une ressource épuisable et non-renouvelable.

Ces centrales ne génèrent pas une pollution significative lors de leur exploitation normale, mais en cas d'accident présentent un risque énorme pour l'environnement et les êtres vivants et pour une longue durée.

Une autre technologie est les centrales avec turbine à gaz entraînant un générateur. Il existe deux types de centrales à turbines à gaz :

- À cycle simple, où la turbine à gaz entraîne un alternateur et la chaleur en excès (des gaz d'échappement) est perdue dans l'environnement,
- À cycle combiné, où la chaleur des gaz d'échappement est récupérée via une chaudière de récupération et ensuite utilisée soit pour le chauffage urbain, soit pour entraîner un second couple (turbine + générateur). De cette manière, le rendement global d'une centrale à cycle combiné peut atteindre 60% et même plus.

Le principe des centrales avec turbine à gaz, à petite échelle, est utilisé dans les microturbines à gaz. Leur puissance typique est entre 30 KW et 300 KW. Ces turbines possèdent de meilleures caractéristiques par rapport aux groupes diesel et pour cette raison, elles sont souvent utilisées pour l'alimentation des sites isolés ou pour l'alimentation de secours des charges d'une importance critique dans les hôpitaux, sites industriels et militaires. Les microturbines à gaz peuvent aussi être exploitées en régime de cogénération [1]. Par différence aux grandes turbines à gaz, la cogénération chez les micro-turbines à gaz est principalement conçue pour la production de chaleur et le chauffage local.

### **1.2.2 Les piles à combustible**

Le principe du fonctionnement de la pile à combustible date du début du 19-ème siècle et a été découvert par Christian Schonbein. Peu après, le premier prototype a été élaboré par William Grove. A cause du fait que cette technologie nécessite des matériaux coûteux et sophistiqués, le développement des piles à combustible a été mis en pause jusqu'à la moitié du 20ème siècle. Une pile à combustible est un dispositif dans lequel la fabrication de l'électricité se fait grâce à l'oxydation sur une électrode d'un combustible réducteur, par exemple le dihydrogène, couplée à la réduction sur l'autre électrode d'un oxydant, tel que le dioxygène de l'air. La réaction d'oxydation de l'hydrogène est accélérée par un catalyseur qui est souvent fait en platine. Ce principe est l'inverse de l'électrolyse. Les produits de la réaction chimique, effectuée dans la pile à combustible sont l'électricité, la chaleur et l'eau (figure 1.1). Depuis les années 1970, certaines piles à combustible, utilisées sur les satellites, contiennent des membranes en polymères avec des petites quantités de platine, à cause du prix très élevé de ce dernier. En 2009, des chercheurs américains et allemands ont proposé d'intégrer un catalyseur supplémentaire, moins coûteux et qui pourrait diminuer encore la quantité de platine des piles à combustibles. Il s'agit de nanosphères construites avec des atomes de platine et de cuivre, dont les particules de cuivre sont par la suite en partie extraites, laissant une sorte de nanocoquille de platine de quelques atomes d'épaisseur [2]. Ce procédé pourrait être appliqué à d'autres métaux pour produire d'autres types de catalyseurs pouvant par exemple permettre une production d'hydrogène et d'oxygène à partir de l'eau.

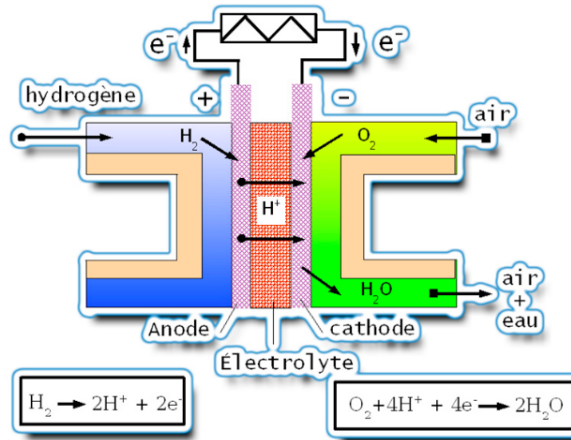


Figure 1.1 – Illustration du principe de fonctionnement d'une pile à combustible.

De cette manière, un stockage chimique de l'énergie électrique pourrait être réalisé. L'utilisation des piles à combustible aujourd'hui, à cause du prix relativement élevé reste encore principalement dans les laboratoires de recherche et des applications spatiales. Pour ce dernier, le rendement global reste encore relativement faible, en raison des pertes dans chaque étape : synthèse de l'hydrogène, stockage, vaporisation, rendement des réactions électrochimiques de la pile, régulation thermique.

### 1.3 Les générateurs d'énergie renouvelable

#### 1.3.1 Les panneaux photovoltaïques :

Les cellules en silicium cristallins dont le rapport entre la performance et le prix est intéressant, constituent la génération inaugurale des panneaux solaires, elles se caractérisent par un rendement qui varie de 11 % à 15 %, et contiennent une jonction unique "p-n". Elles sont issues du raffinage du silicium cristallisé, leurs cristaux ont des présentations différentes appelées tonalités différentes (figure 1.2, 1.3). La puissance de ces cellules varie de 110 W/m<sup>2</sup>

Par contre la baisse de l'éclairement fait que leur rendement diminue. C'est ce qui a motivé le développement de deux autres générations (Figures 1.4, 1.5).

La maîtrise du refroidissement progressif du silicium a permis le développement de cellules monocristallines, formées de cristaux d'une pureté plus élevée, a permis l'amélioration du rendement qui passe de 12 % ainsi que de la puissance de ses cellules qui varie de 120 à 190 W/m<sup>2</sup>. Le problème de la diminution de son rendement avec l'éclairement et son coût plus élevé constituent la contrainte majeure de ce type de cellules. La seconde génération de ces panneaux est à base de couches minces, le semi-conducteur est directement posé par évaporation sur une matière support. Le silicium amorphe, silicium non cristallisé de couleur grise foncée, le tellure de cadmium, le diséléniure de cuivre indium font notamment partie de cette génération [3].

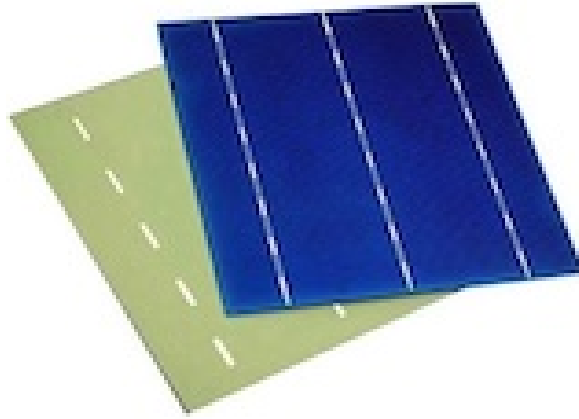


Figure 1.2 – Cellule solaire en silicium cristallin



Figure 1.3 – Cellule solaire polycristalline

Technologie retrouvée dans les montres et calculatrices. La troisième génération est une amélioration de la première et deuxième génération ; son rendement est de 30 %.



Figure 1.4 – Cellule solaire monocristallines

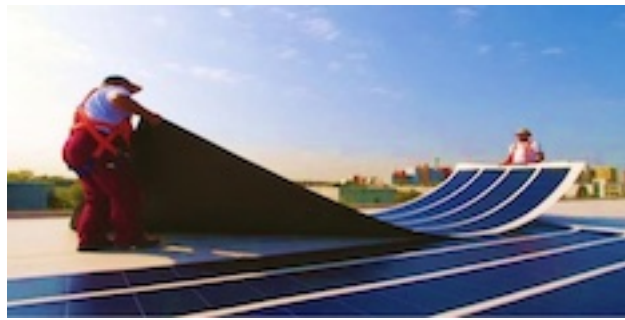


Figure 1.5 – Cellule solaire en couches minces

### 1.3.2 Les caractéristiques d'une cellule photovoltaïque :

La caractéristique typique courant-tension d'une cellule solaire est décrite dans la figure (1.6).  $V_{oc}$  et  $I_{sc}$  sont respectivement la tension du circuit ouvert et le courant de court-circuit de la cellule photovoltaïque. Sur cette figure est mentionné le point qui convient à la puissance maximale  $P_{max}$  et qui permet de décrire les valeurs maximales  $V_{max}$  et  $I_{max}$  correspondant au point recherché par les algorithmes MPPT (maximum power point tracking). On s'intéresse dans ce travail aux panneaux solaires de type Sunpower 210W et ALPV 85W. La caractérisation d'une cellule qui constitue un module de type Sunpower 210W est représentée dans la figure ci-dessous (figure 1.7). Les figures 1.6 et 1.7 montrent que les conditions de température et d'éclairement de la cellule Sunpower A3003 modifient cette caractéristique et ainsi que les termes  $V_{max}$  et  $I_{max}$  déterminés sur les figures précédentes. La nature irrégulière de l'énergie solaire et les conditions climatiques et l'appel de charge, provoque une complexité dans la tâche d'optimisation de fonctionnement du système photovoltaïque [4].

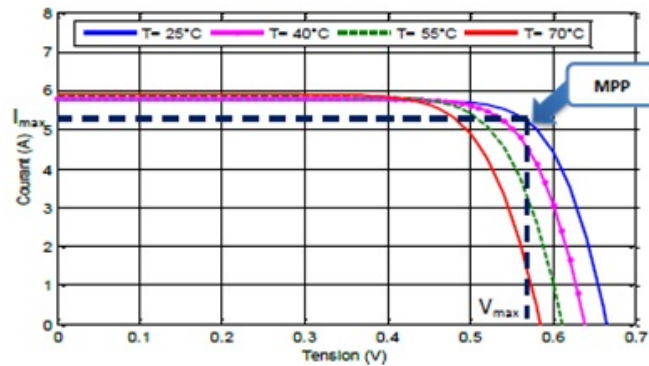


Figure 1.6 – Caractéristique I-V de cellule solaire type Sunpower 210W

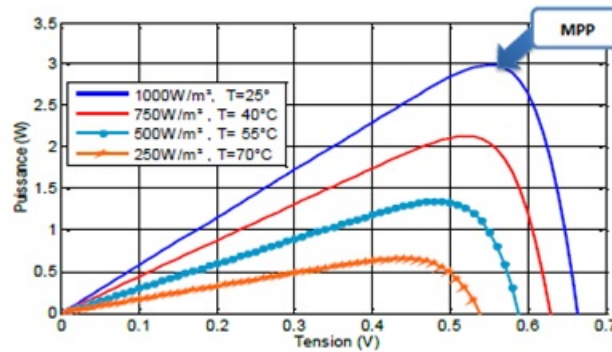


Figure 1.7 – Caractéristique IPV de cellule solaire type Sunpower 210W

C'est pour cette raison que l'on doit ajouter un algorithme d'ajustement qui contrôle via une stratégie de traque en temps réel du point de fonctionnement à puissance maximale MPPT (Maximum Power Point Tracking).

### 1.3.3 La modélisation d'une cellule photovoltaïque :

Le modèle photovoltaïque est illustré dans la figure (1.8) où  $I_{cc}$  représente le photo courant créé par la cellule. Il est proportionnel à l'éclairement reçu et opposé au courant de la diode équivalente.  $R_s$  est la résistance série.  $R_p$  est la résistance parallèle. On note que la jonction p-n soumise à des rayonnements

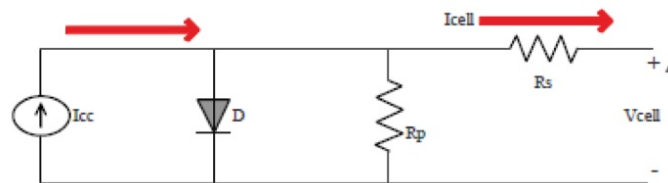


Figure 1.8 – Modèle équivalent d'une cellule solaire



## CHAPITRE 1. LES SYSTÈMES ÉNERGÉTIQUES

---

solaire peut être décrite par la figure précédente [5]. l'équation de la diode est donnée par[4,5] :

$$I_d = I_s \left[ \exp \left( \frac{qV}{nkT} \right) - 1 \right] \quad (1.1)$$

Et on obtient sous éclairement comme courant de sortie :

$$I_{cell} = I_{cc} - I_s \left[ \exp \left( \frac{qV}{nkT} \right) - 1 \right] \quad (1.2)$$

- $I_s$  : le courant de saturation inverse de la diode.
- $q$  : la charge de l'électron =  $1.609 \times 10^{-19}$  (C)
- $K$  : le constant de Boltzman  $n = 1.38 \cdot 10^{-23}$  (J/K).
- $n$  : le facteur de non idéalité de la photopile ( $1 < n < 2$ ).
- $T$  : la température de la jonction en K
- $I_d$  : le courant circulant dans la diode
- $V$  : la tension de sortie.

Pour une charge qui tend vers l'infini, la tension de cellule tendra vers  $V_{co}$  qui est la tension en circuit ouvert. On prend les résistances de contacts et les pertes ohmiques en considération afin de simuler le cas réel, donc nous ajoutons au schéma équivalent une résistance série ( $R_s$ ) et une résistance parallèle ( $R_p$ ), le modèle de la cellule devient [6] :

$$I_{cell} = I_{cc} - I_s \left[ \exp \left( \frac{qV + R_s I}{nkT} \right) - 1 \right] - I_p \quad (1.3)$$

$$I_p = \frac{V + R_s I}{R_p} \quad (1.4)$$

L'expression de la tension de la cellule peut être donnée comme suit [7] :

$$\begin{cases} -I_D + I_{cc} - \frac{V_D}{R_p - I_{pv}} = 0 \\ V_{pvcell} = V_D - R_p I_{pv} \end{cases} \quad (1.5)$$

$$\begin{cases} V_{pv} = N_S V_{pvc} \\ N_S = c' \text{ est le nombre de cellules} \end{cases} \quad (1.6)$$

### 1.3.4 Les avantages et les inconvénients d'un générateur photovoltaïque :

Un générateur photovoltaïque, se caractérise par des avantages :

- C'est une source renouvelable qui prend sa matière primaire du soleil et de ses rayonnements.
- Il a une grande fiabilité, avec un nombre limité de pièces auxiliaire mobiles.
- Le taux de pollution est nulle, en effet les panneaux solaire transforment l'énergie solaire en énergie électrique sans aucun rejet.
- Il ne nécessite pas un entretien important, ce qui réduit relativement le coût.
- Sa constitution en modules permet un montage simple et flexible.

Mais aussi par des inconvénients :

- C'est est une source renouvelable qui dépend des conditions climatiques et météorologiques.
- Il est souvent complété par un dispositif de stockage qui augmente son coût.  
Pour accroître son autonomie, ce système nécessite un vaste champ des panneaux ce qui présente une grande taille d'installation.

### 1.3.5 Les éoliennes :

Une éolienne est un dispositif qui transforme l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique. Ensuite cette énergie est transformée en énergie électrique par l'intermédiaire d'une machine électrique. Les termes " parc éolien " ou " ferme éolienne " sont utilisés pour décrire les unités de production groupées, installées à terre – " Onshore " ou dans la mer – " Offshore ". Les coûts d'investissement sont relativement élevés, surtout pour le " Offshore ", mais l'énergie primaire est gratuite et l'impact environnemental est petit. Dans certaines régions, les éoliennes posent quand même quelques problèmes, liés au bruit de basse fréquence, désagréable pour les personnes qui habitent à côté et les impacts avec les troupeaux sur les oiseaux. Les petites éoliennes peuvent être à axe vertical ou axe horizontal (figure 1.9)



Figure 1.9 – Eolienne à axe vertical (a) et axe horizontal (b) [8].

La puissance éolienne installée dans le monde est actuellement près de 250 000 MW [9], [10]. L'éolien peut jouer un grand rôle dans la résolution des problèmes énergétiques de l'humanité, mais le plus grand problème de l'exploitation des éoliennes reste le caractère non-constant de l'énergie produite par ces générateurs.

### 1.3.6 La biothermie :

Le chauffage ou l'électricité est ici issu de la géothermie, la chaleur de la croûte terrestre est captée à partir du sous sol, celui ci est d'autant plus chaud que la profondeur est grande. La température augmente, de 3 à 4° C tous les 100 m. L'eau chaude sert à chauffer les habitations.

La géothermie par le développement des pompes à chaleur utilisant des eaux souterraines constitue une des énergies durables de l'avenir. Au niveau mondial, la géothermie est de plus en plus exploitée, que ce soit pour la production de chaleur ou d'électricité.

Pour la production de chaleur, 148 millions de tonnes de CO<sub>2</sub> ont été évités en 2015. C'est ainsi que 163287000 de MWh de chaleur géothermique ont été mis à disposition dans 82 pays. Parmi ces pays, la Chine se situe à la première place (presque 50000000 de MWh), alors que la Papouasie-Nouvelle-Guinée se place au dernier rang (280 de MWh).

La Suisse se place parmi les dix premiers avec plus de 3 000 000 de MWh. En 2015, la production de chaleur d'origine géothermique a remplacé plus de 52 millions de tonnes de pétrole et réduit les émissions de CO<sub>2</sub> dans l'atmosphère d'environ 148 millions de tonnes. Pour la production d'électricité en 2015, un total de 73549000 MWh d'électricité géothermique ont été produites dans 25 pays. Cela correspond à environ huit fois la production annuelle de la centrale nucléaire de Leibstadt ou à 24 fois la production de la centrale nucléaire de Mühleberg. Les États-Unis est le pays qui a produit le plus d'électricité d'origine géothermique.

## CHAPITRE 1. LES SYSTÈMES ÉNERGÉTIQUES

---

Depuis 1995, ce type de production d'électricité a pratiquement doublé.

### 1.3.7 L'énergie hydroélectrique :

Les centrales hydrauliques transforment l'énergie cinétique d'un flux d'eau en énergie électrique par l'intermédiaire d'une ou plusieurs turbines hydrauliques, couplées à des générateurs électriques (figure 1.10)

La puissance maximale dépend de la hauteur de chute, du débit d'eau et des caractéristiques mécaniques de la turbine.

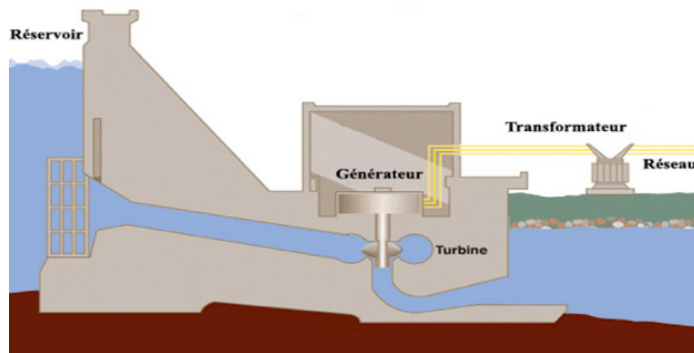


Figure 1.10 – Schéma en coupe d'un barrage hydroélectrique .

Il y a trois types principaux de centrales hydroélectriques :

— Les centrales dites gravitaires pour lesquelles les apports d'eau dans la réserve sont essentiellement issus du cours d'eau par gravitation,

— Les Stations de Transfert d'Énergie par Pompage (S.T.E.P.) aussi connues

sous l'appellation centrales hydrauliques à réserve pompée ou centrale de pompage turbinage, qui permettent de pomper l'eau d'un bassin inférieur vers un bassin supérieur. Elles sont souvent utilisées comme une forme de stockage : pompage durant le creux de la demande à partir d'électricité produite par des équipements de base (nucléaire) et production d'électricité par turbinage durant la pointe, en substitution ou en complément à celle, plus coûteuse, des équipements de pointe,

— Les usines marémotrices au sens large qui utilisent l'énergie du mouvement des mers, qu'il s'agisse du flux alterné des marées (marémotrice au sens strict), des courants marins permanents (dites aussi hydroliennes) ou du mouvement des vagues.

Les centrales gravitaires et celles de transfert d'énergie par pompage peuvent aussi être classées en trois types selon la hauteur de la chute de l'eau :

- chute haute (> 200 m),
  - chute moyenne (entre 50 et 200 m),
  - chute basse (< 50 m).
-

## CHAPITRE 1. LES SYSTÈMES ÉNERGÉTIQUES

Malgré des coûts de réalisation généralement élevés, les coûts de maintenance sont raisonnables, les installations sont prévues pour fonctionner longtemps et l'énergie de l'eau est gratuite et renouvelable si elle est bien gérée. Donc le bilan est plutôt positif, et les centrales hydrauliques sont parmi les systèmes de production d'électricité les plus rentables. Les impacts environnementaux varient avec le type et la taille de la structure mise en place : ils sont faibles s'il s'agit des barrages de taille modérée, des courants marins, des vagues, mais ils peuvent devenir importants s'il s'agit de créer des grands barrages. Dans ce dernier cas, la critique est généralement sur la disparition de terres agricoles et de villages, ainsi que la perturbation du déplacement de la faune (pas seulement aquatique) et globalement de l'écosystème environnant.

### **1.4 Conclusion :**

Dans ce chapitre, nous avons abordé l'état de l'art sur les différentes sources d'énergies fossiles et renouvelables. L'accroissement de la consommation énergétique mondiale et les changements climatiques sont les raisons principales de la recherche de nouvelles technologies de génération d'électricité qui sont indépendantes des carburants fossiles et qui préservent l'environnement. Les sources d'énergie renouvelable peuvent jouer un rôle principal pour satisfaire une grande partie des besoins énergétiques de l'humanité. Etant donné que les secteurs résidentiels et industriels sont parmi les plus grandes consommateurs d'énergie électrique, l'apparition de la production d'électricité décentralisée est venue assurer partiellement les besoins énergétiques en local et augmenter l'utilisation des sources renouvelables.

## Chapitre 2 Les techniques intelligentes

## Chapitre 2

# Les techniques intelligentes

### 2.1 Introduction

Le développement des techniques intelligentes connaît un grand essor actuellement, que ce soit pour la modélisation, l'identification ou la commande des systèmes complexes tels que les robots, les procédés biologique, l'optimisation énergétique ..., ceci grâce à leur adaptabilité face aux changements des paramètres des systèmes, et leur robustesse envers les perturbations et les erreurs de modélisation.

Les énergies renouvelables présentent des caractéristiques fortement non linéaires, et une dépendance des conditions climatiques hautement aléatoire, cela a incité la publication de beaucoup de travaux concernant l'optimisation de ces systèmes par des techniques intelligentes.

Dans ce chapitre, nous allons rappeler les notions relatives aux différentes techniques intelligentes, ainsi que le principe de fonctionnement des réseaux de neurones, de la logique floue, ainsi que de système hybride tel que le neuro-flou, nous présenterons ensuite l'algorithme génétique, ainsi que la méthode d'optimisation globale et de recherche parallèle.

### 2.2 La logique floue.

La logique floue (fuzzy logic) est d'actualité de nos jours. Elle était appliquée dans divers domaines comme le commerce, la jurisprudence et la médecine, dans le but de compléter les systèmes experts.

Elle a commencé à être utilisée dans les industries pour résoudre les problèmes de réglage et de commande ; Elle est l'objet de nombreuses recherche en Amérique et en Europe à propos du réglage par logique floue [11].

### 2.2.1 La régulation floue.

Il s'agit d'une autre méthode de résolution des tâches de régulation complexes. Le problème des processus dont la description mathématique est complexe et qui ne peut être traité par les régulateurs classiques [12], peut être résolu par un régulateur flou qui peut remplacer ou compléter un régulateur classique, il est intéressant dans le cas de systèmes non linéaires ou dans le cas de régulation multi grandeurs.

Un régulateur flou convertit des grandeurs d'entrée en grandeurs de sortie qui agissent ensuite sur le processus ou le système réglé. Plusieurs grandeurs d'entrée et de sortie sont reliées les unes aux autres de sorte que des systèmes complexes peuvent être réglés facilement ; les imprécisions typiques des méthodes floues jouent un rôle uniquement à l'intérieur du régulateur.

### 2.2.2 Les ensembles flous

Mathématiquement, un ensemble flou  $A$  d'un univers de discours  $U$ , est caractérisé par une fonction d'appartenance, notée  $\mu_A$ , à valeur dans l'intervalle  $[0,1]$  et qui associe à chaque élément  $x \in U$  un degré d'appartenance  $\mu(x)$  indiquant le niveau d'appartenance de  $x$  à  $A$ .  $\mu(x) = 1$  et  $\mu_A(x) = 0$  correspondent respectivement à l'appartenance et la non-appartenance [13]. L'univers de discours ou le référentiel est l'ensemble des valeurs réelles que peut prendre la variable floue  $x$  [25]. En logique floue, un sous-ensemble flou  $A$  de  $U$  est défini par une fonction d'appartenance  $\mu(x)$  pouvant prendre différents valeurs comprise entre 0 et 1, selon le degré d'appartenance de l'élément  $x$  au sous-ensemble  $A$  ;  $\mu_A(x) \in [0,1]$ .

### 2.2.3 Les variables linguistiques.

Une variable linguistique représente un phénomène ou une grandeur qui peut être définie à partir du triplet  $(x, U, Tx)$ , où  $x$  est une variable définie sur l'univers de discours  $U$ , et  $Tx = A_1, A_2, \dots$  est un ensemble composé de sous-ensembles flous de  $U$  qui caractérise  $x$ . On associe souvent à chaque sous ensemble flou de  $Tx$  une valeur ou un terme linguistique. La figure (fig 2.1) illustre un exemple de la variable linguistique "vitesse" avec trois termes linguistiques : petite, moyenne et grande.

### 2.2.4 Différentes formes pour les fonctions d'appartenance.

Pour illustrer ces fonctions, on utilise la fonction d'appartenance  $\mu(x) \in [0,1]$ , qui représente le degré d'appartenance de  $x$  à l'ensemble flou  $A$ . Le plus souvent, la fonction d'appartenance est déterminée par l'une des fonctions suivantes figure 2.2 :



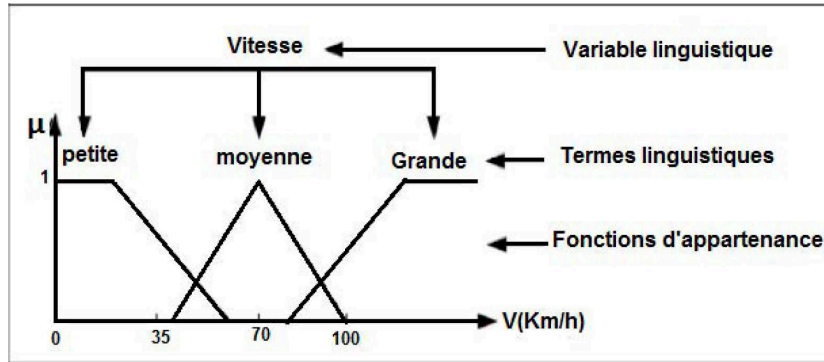


Figure 2.1 – Variable linguistique

**Fonction triangulaire.**

Elle est définie par trois paramètres  $a, b, c$ , qui déterminent les coordonnées des trois sommets (figure 2.2) ;

$$u(x) = \max \left( \min \left( \frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right) \quad (2.1)$$

**Fonction trapézoïdale.**

Elle est définie par quatre paramètres  $a, b, c, d$ , (figure 2.2-b) ;

$$u(x) = \max \left( \min \left( \frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right) \quad (2.2)$$

**Fonction gaussienne.**

Elle est définie par deux paramètres  $\sigma, m$ , (figure 2.2-c) ;

$$u(x) = \exp \left( \frac{-(x-m)^2}{2 \cdot \sigma^2} \right) \quad (2.3)$$

**Fonction sigmoïde.**

Elle est définie par deux paramètres  $a, c$ , (figure 2.2).

$$u(x) = \left( \frac{1}{1 + \exp(-a(x-c))} \right) \quad (2.4)$$

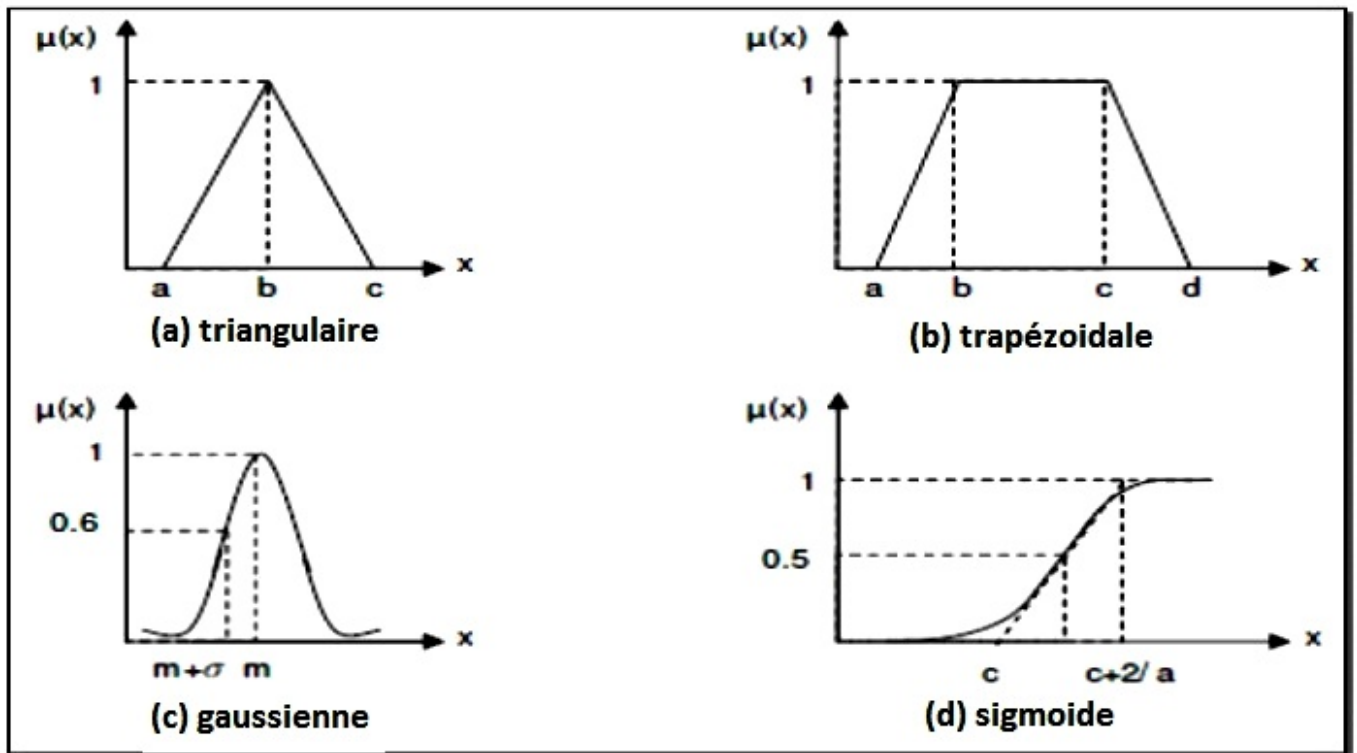


Figure 2.2 – Formes usuelles des fonctions d'appartenance .

Les fonctions d'appartenance les plus souvent utilisées sont les fonctions de forme triangulaire ou trapézoïdale.

### 2.2.5 La commande par logique floue.

Les applications de la logique floue sont extrêmement nombreuses et variées. La plus courante est celle de la commande floue, dont le domaine essentiel d'application de la logique est celui du réglage de processus. Lors de la commande d'un processus, les opérateurs responsables de son fonctionnement sont capables de décider des actions conclues à partir d'implications floues ; généralement interpréter les mesures sous forme de qualificatifs flous " petit ", " grand" , " lent ", " rapide" et de raisonner sur les actions correspondantes à ces états ; si les informations majeurs sont absentes, les mesures sont trop nombreuses, trop imprécises, la théorie des ensembles flous permet de prendre en compte ces difficultés ; car la logique floue maintenant s'appuie sur des principes scientifiques bien établis et une analyse plus rationnelle de l'expertise humaine [15] [16]. La logique floue permet donc d'une part de prendre en compte les imprécisions inhérentes aux données et d'autre part de rendre compte de l'expression des règles qui permettent de déterminer une action [11].

### 2.2.6 La structure d'un contrôleur flou.

La figure (fig 2.3) montre la configuration de base d'un RLF, qui comporte quatre blocs principaux : base de connaissance, fuzzification, inférence et defuzzification. Le régulateur flou RF devrait convertir les valeurs numériques appliquées à son entrée en valeurs floues.

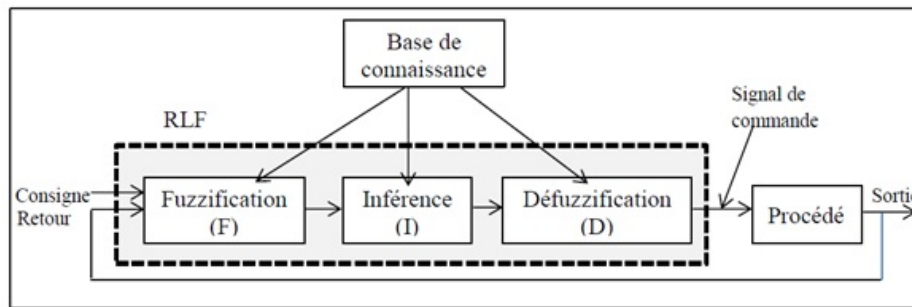


Figure 2.3 – Schéma synoptique d'un contrôleur flou.

Le mécanisme de décision permet de calculer l'ensemble flou associé à la commande ; puis reconvertir l'ensemble flou calculé précédemment en une grandeur numérique pour l'appliquer au système.

Les rôles de chaque bloc peuvent être résumés comme suit [17] :

**Le bloc fuzzification effectue les fonctions suivantes :**

- Établir les plages de valeurs pour les fonctions d'appartenance à partir des valeurs des variables d'entrées,
- Transformer les données numériques en valeurs linguistiques utilisant une désignation. Chaque désignation est un ensemble flou de l'univers de discours

— décrit par une fonction caractéristique appelée la fonction d'appartenance.

### **Le bloc base de connaissance :**

Il contient une connaissance dans le domaine d'application et le résultat de commande prévu. Il consiste en " base de données" et en "base de règles linguistiques (floues) de commande". Il contient :

— la base de données fournissant les informations nécessaire pour les fonctions de normalisation d'un RF;

— la base de règle constitue un ensemble d'expressions symboliques formalisés auprès d'une connaissance d'expert, une règle indique que, si une condition est présente dans le fonctionnement du système alors une décision est nécessaire pour mettre le système dans l'état de fonctionnement désiré, et est du type :

Si " condition " Alors " conséquence".

### **Le bloc inférence :**

Il est le cœur d'un RF, il s'appelle mécanisme de décision et permet de calculer l'ensemble flou associé à la commande à l'aide de l'implication floue et des règles d'inférence dans la logique floue.

### **Le bloc défuzzification :**

Il effectue les fonctions suivantes :

— Établir les plages de valeurs pour les fonctions d'appartenance à partir des valeurs des variables de sortie ;

— Appliquer pour transformer la partie floue de la commande en une grandeur de commande à appliquer au système.

### **2.2.7 La Fuzzification :**

La première étape de la fuzzification consiste à la normalisation des grandeurs d'entrées à l'aide de facteurs de normalisation ou d'échelle, généralement normalisées sur un intervalle bien déterminé appelé univers de discours. Ensuite pour qualifier chaque variable, l'expert doit définir un univers de discours constitué d'un nombre fini de sous-ensemble flous.

Pour chacun d'entre eux, on fait correspondre une fonction d'appartenance [18]. La figure (2.4) représente un exemple de choix des fonctions d'appartenance d'une variable normalisée, qui est composée de sept ensembles flous, NG (Négative Grande), NM (Négative Moyenne), NP (Négative Petite), EZ (Environ Zéro), PP (Positive Petite), PM (Positive Moyenne), PG (Positive Grande). Les fonctions d'appartenance peuvent être symétriques, non symétriques ; il faut éviter les lacunes entre les fonctions d'appartenance de deux ensembles voisins, puisque cela provoque des zones non traitées par le régulateur (zones mortes), ce qui entraîne une instabilité de réglage.

Le choix du nombre d'ensembles dépend de la solution et de l'intervention du réglage désirées [19].

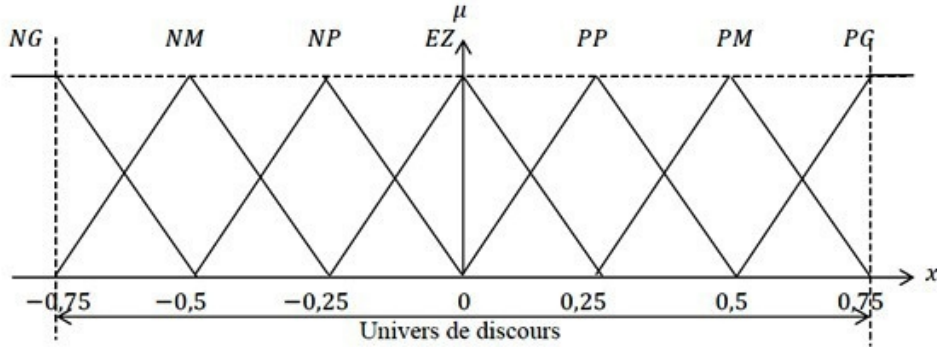


Figure 2.4 – Fonctions d'appartenance symétriques.

### 2.2.8 L'inférence (composition des règles).

Les sous ensembles flous issus de l'inférence sont regroupés pour obtenir un seul ensemble représentatif des différentes conclusions des règles floues. Cette opération est réalisée par le moteur d'inférence, qui combine les règles floues. Selon les principes de la logique floue, une transformation est effectuée à partir des ensembles flous dans l'espace d'entrées vers des ensembles flous dans l'espace de sortie. Comme méthode de composition, on peut citer [20, 21] :

#### La composition Max-Min (méthode de Mamdani)

Elle consiste à caractériser l'ensemble de sorties par une fonction d'appartenance égale au maximum des fonctions d'appartenance des sous-ensembles flous. La méthode d'inférence max-min, sa dénomination dite "Max-Min" ou "implication de Mamdani", est due à la façon de réaliser les opérateurs "ALORS" et "OU" de l'inférence. Par la fonction "Min", cette méthode réalise l'opérateur "ET" et la conclusion "ALORS" de chaque règle ; par contre la liaison entre toutes les règles (opérateur OU) est réalisée par la fonction "Max". Pour illustrer cette méthode (Max-Min), la figure (2.5) présente Trois règles [22], qui sont données par la forme générale :

- Règle (1) : SI x est négatif petit (NP) ET y est environ zéro (EZ) ALORS z est positif petit (PP)
- Règle (2) : SI x est environ zéro (EZ) ET y est environ zéro (EZ) ALORS z est environ zéro (EZ)
- Règle (3) : SI x est environ zéro (EZ) ET y est positif petit (PP) ALORS z est négatif petit (NP)

Avec : NP, EZ et PP sont des sous-ensembles flous.

Dans cette figure, pour la première règle la condition : ( Si x NP ET y EZ ) donne pour  $x = -1$ ,  $5 \text{ et } y = 1,5$  les degrés d'appartenance  $\mu_{NP} = 0,8$  et  $\mu_{EZ} = 0,6$ , ce qui implique que le minimum des deux valeurs c'est le degré d'appartenance 0,6.

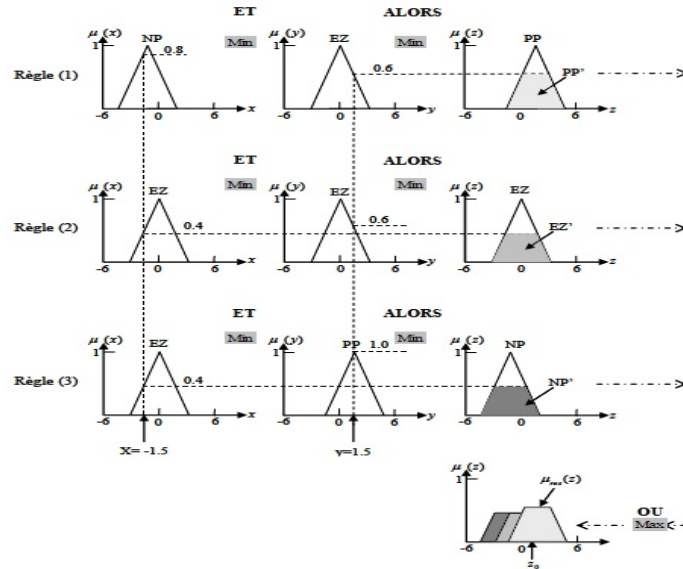


Figure 2.5 – Méthode d’inférence Max-Min (Mamdani).

On obtient ainsi une " fonction d'appartenance partielle "  $\mu_{pp}(z)$  comme indiquée à la figure (2.5). La fonction d'appartenance résultante de sortie correspond au maximum des trois fonctions d'appartenance partielles puisque les règles sont liées par l'opérateur OU.

### La composition Max-Produit (méthode de Larsen).

La méthode d'inférence Max-Produit, au niveau de la condition , par la formation du maximum réalise l'opérateur "OU" et par la formation du minimum réalise l'opérateur " ET". Par contre, la conclusion dans chaque règle, introduite par "ALORS" qui lie le facteur d'appartenance de la condition avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie par l'opérateur "ET", est réalisée par la formation du produit. Dans cette méthode l'opérateur "OU", qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum et " ALORS " est réalisé par la formation du produit, d'où la dénomination de cette méthode d'inférence par "Max- Produit". La figure (2.6) montre un exemple de la méthode d'inférence Max-Produit (Larsen)

### La composition Somme-Produit (méthode de Sugeno).

Elle consiste à faire la somme de fonctions d'appartenance des sous-ensembles issus de l'inférence. La méthode d'inférence Som-Produit, au niveau de la condition, par la formation de la somme plus précisément par la valeur moyenne réalise l'opérateur "OU" tandis que, par la formation du produit réalise l'opérateur "ET". La conclusion de chaque règle, précédée par "ALORS", liant le facteur d'appartenance de la condition avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie par l'opérateur " ET" est réalisée par la formation du produit.

Dans ce cas, l'opérateur "OU", qui lie les différentes règles est réalisé par la formation de la somme, et "ALORS" est réalisé par la formation du produit d'où la désignation de cette méthode d'inférence par Somme-Produit.

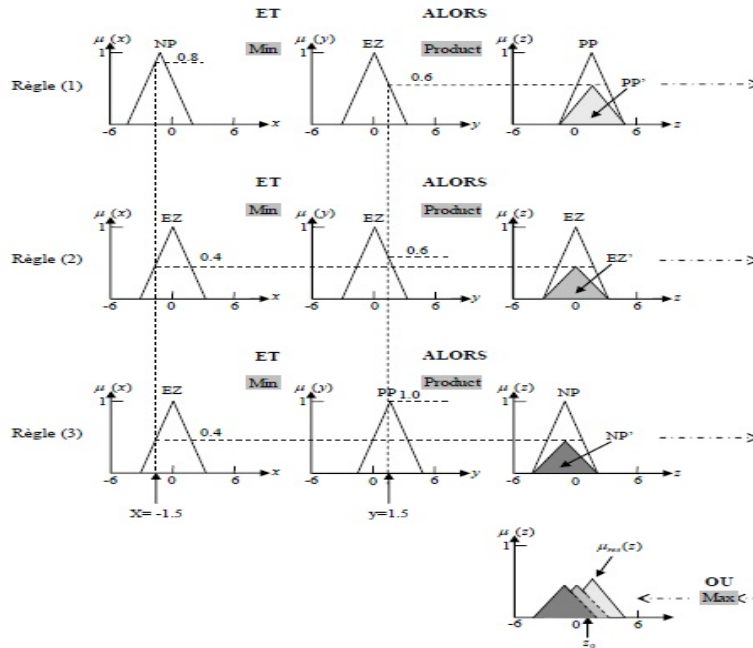


Figure 2.6 – Méthode d'inférence Max-Produit (Larsen).

### 2.2.9 Les différents types d'inférences floues .

Dans la littérature, il existe plusieurs types de système d'inférence flou qui peuvent être appliqués dans les systèmes flous. Les deux types qui sont largement utilisées en pratique sont le type de Mamdani et le type de Sugeno. Ces deux types de systèmes d'inférence varient quelque peu dans la façon dont les résultats sont déterminés.

#### Le système d'inférence flou de type Mamdani :

En 1974, E.H Mamdani avait présenté pour la première fois la technique de commande par logique floue. Celle-ci consiste à déterminer un ensemble de règles qui maîtrisent le comportement dynamique du système à commander [23]. L'obtention de ces règles est facile auprès des experts qui connaissent bien le système. Le système de Mamdani est caractérisé par des règles à prémisses et conclusions symboliques, l'inférence (Max-Min), et la défuzzification par centre de gravité. La forme de l'implication floue est de la forme : Si  $x_1$  est  $A$  et  $x_2$  est  $B$  Alors  $y$  est  $C$

La conséquence de ce type de système est une valeur floue. Une structure de ce type de contrôleur est représentée sur la figure (2.7)

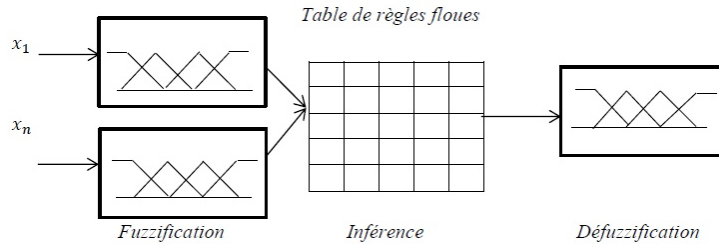


Figure 2.7 – Contrôleur de Mamdani.

**Le système d’inférence flou de type Takagi-Sugeno :**

La commande floue au sens de Sugeno diffère de la commande au sens de Mamdani sur la partie défuzzification.

Sugeno propose de remplacer la défuzzification des variables de sortie par une combinaison linéaire des variables d’entrée (le plus souvent, cette combinaison linéaire se réduit à une constante "  $Z1 = k$ "), la figure (2.8) montre le modèle du contrôleur Sugeno.

Dans ces systèmes, les prémisses des règles sont exprimées symboliquement et les conclusions sont présentées par des fonctions linéaires.

$x = [x1, x2, \dots, xn]$  : Sont les entrées du contrôleur flou,  $y$  sa sortie.

Pour chaque  $xi$  est associé  $mu$  ensemble flou dans  $Xi$  tel que  $xi \in Xi$

La base de règles complète du contrôleur flou est de la forme [24] :

$$R_k : \text{si } X_1 \text{ est } F_1^j \text{ et } X_2 \text{ est } F_2^j \text{ et } \dots \text{ et } X_n \text{ est } F_n^j \text{ alors } y = F_k(x); k = 1, 2, \dots, n \quad (2.5)$$

En général  $f_k(x)$  est une fonction polynomiale en fonction des variables d’entrées :

$$f_k(x) = a_0^k + \sum_{i=1}^n a_i^k x_i \quad (2.6)$$

Si  $f_k(x)$  est une constante :

$$f_k(x) = a_0^k \quad (2.7)$$

On a donc un contrôleur flou de type Takagi-Sugeno d’ordre zéro. Etant donné que chaque règle possède une conclusion numérique, on ne passe pas par la procédure de défuzzification.

---



La sortie du contrôleur flou est donnée par la relation suivante :

$$y(x) = \frac{\sum_{k=1}^n u_k(x) \cdot f_k(x)}{\sum_{k=1}^n u_k(x)} \quad (2.8)$$

Avec :

$$\mu_k(X) = \prod_{i=1}^n F_i^k \quad F_i^k \in F_i^1, F_i^2, \dots, F_i^{m_i} \quad (2.9)$$

représente le degré d'activité de la règle  $R_k$

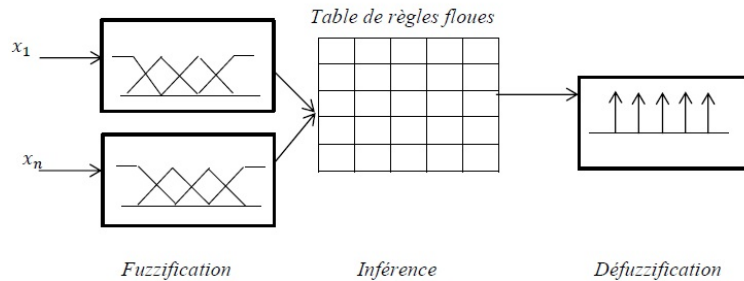


Figure 2.8 – Contrôleur de Sugeno.

L'avantage de la structure de Sugeno (figure 2.8) permet une mise en équation nettement plus simple que la structure de Mamdani, il est en particulier plus facile de déterminer les relations entrées-sorties.

### 2.2.10 La Défuzzification.

La défuzzification permet de générer une valeur numérique à partir de l'ensemble obtenu par composition des règles. Il existe plusieurs méthodes de défuzzification (au moins une dizaine). Les méthodes les plus couramment utilisées sont [25,26,27] :

— La méthode de centre de gravité La défuzzification par centre de gravité consiste à calculer l'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante  $\mu_r$  de la phase de composition selon la relation suivante :

$$y^* = \frac{\int y \cdot \mu_r(y) \cdot dy}{\int \mu_r(y) \cdot dy} \quad (2.10)$$

En pratique, on estime le centre de gravité en calculant la moyenne d'un certain nombre de points échantillonnés sur la fonction par la relation suivante:

$$y^* = \frac{\int y_i \mu_r(y_i) \cdot dy}{\int \mu_r(y_i) \cdot dy} \quad (2.11)$$

— La méthode de maximum

Cette méthode s'applique seulement dans le cas où la fonction d'appartenance associée à l'ensemble de sortie n'admet qu'un seul maximum. On choisit comme sortie l'abscisse  $Y$  correspondant à ce maximum.

— La méthode de la moyenne des maxima MOM

Dans cette méthode, la valeur de sortie est estimée par l'abscisse du point correspondant au centre de l'intervalle  $M$  pour lequel la fonction d'appartenance est maximale. Cette valeur est fournie par l'expression :

$$y^* = \left( \frac{\inf(M) + \sup(M)}{2} \right) \quad (2.12)$$

Où  $\inf(M)$  et  $\sup(M)$  sont respectivement les bornes inférieure et supérieure de l'intervalle  $M$ .

### 2.2.11 La conception d'un régulateur flou.

Les étapes principales pour concevoir un RF sont données par la figure (2.9). D'abord, il faut étudier le système à régler (procédé), puis établir un modèle mathématique. On doit plutôt déterminer les grandeurs mesurables et analyser les comportements dynamiques du procédé selon la variation de la grandeur de commande. Donc une description complète est réalisée, celle-ci peut faire appel aux variables linguistiques qui peuvent être incorporées aux connaissances de la théorie de commande.

A partir de cette description, on détermine les bases de données et de règles nécessaires pour déterminer la stratégie de réglage, et la conception du RF qui comprend la fuzzification, les inférences et la défuzzification. Il est nécessaire de modifier les fonctions d'appartenance et les règles floues répétitivement en plusieurs pas, pour trouver un comportement acceptable.

La connaissance du modèle mathématique du procédé n'est pas nécessaire dans le cas de la commande par la logique floue. Si le modèle est disponible, on peut l'utiliser pour tester et modifier la stratégie de réglage à l'aide d'une simulation numérique.

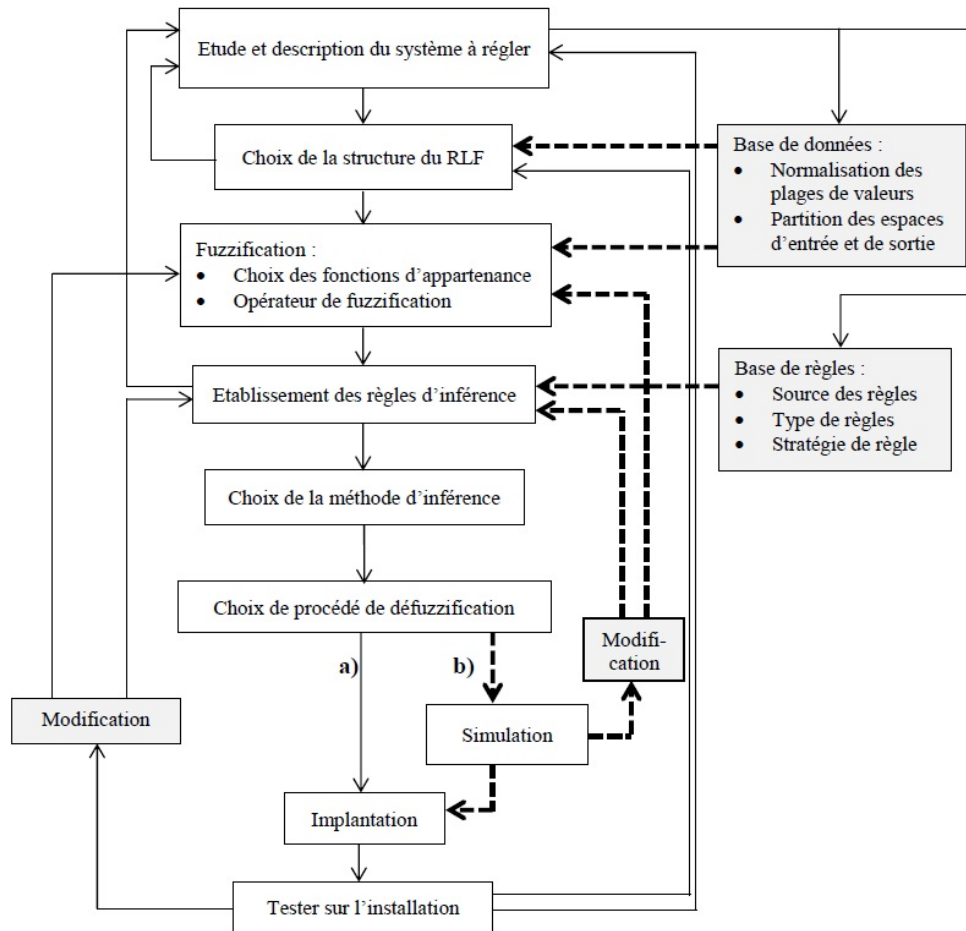


Figure 2.9 – Méthodologie de la synthèse d'une commande floue.

### 2.2.12 Les avantages et inconvénients de la logique floue.

L'utilisation des réseaux de neurones et de la logique floue, permet de tirer les avantages des deux méthodes [28]. Le réglage par logique floue présente une solution désirable par rapport aux réglages classiques. Cela est confirmé par un fort développement dans beaucoup de domaines d'application.

Avantages :

- Le modèle mathématique non requis
- La connaissance antérieure sur les règles peut être utilisée
- Une interprétation et implémentation simple

Inconvénients :

- Les règles doivent être disponibles
- Ne peut pas apprendre
- Adaptation difficile au changement de l'environnement
- Aucunes méthodes formelles pour l'ajustement

## **2.3 Réseaux de neurones.**

### **2.3.1 Introduction**

Les réseaux neuroniques ou de neurones sont des modèles mathématiques et informatiques, des assemblages d'unités de calcul appelés neurones formels, et dont l'inspiration originelle était un modèle de la cellule nerveuse humaine. Cet héritage de la neurobiologie forme une composante importante de la matière, et le souci de maintenir une certaine correspondance avec le système nerveux humaine, a animé et continué à animer une part importante des recherches dans le domaine. Centré sur les architectures de McCulloch et W.Pitts (1943) et les règles de Hebb qui fournissent une explication synoptique du mécanisme d'apprentissage, Rosenblatt, Minsky et Papert ressortirent au début des années soixante le célèbre perceptron, qui comprend trois éléments principaux (une cellule d'entrée, une autre d'association joue le rôle d'une mémoire, et une dernière de décision). En 1982, Hopfield détaille dans un article, le bon usage des réseaux de neurones formels, en s'appuyant sur l'organisation en couches et la simulation numérique sur ordinateur [29]. Dans cette partie nous donnons un aperçu sur les réseaux de neurones, leur définition, leur architecture, ainsi que sur l'opération d'apprentissage qui est l'étape la plus importante dans la construction de réseaux de neurones.

### **2.3.2 Éléments de base :**

#### **Définition :**

Un neurone est une fonction non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire ; Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amont ou à chacune de ces entrées est associée un poids  $w$ , représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones aval [30].

#### **Fondements biologiques :**

Le cerveau se compose d'environ neurones interconnectés entre eux avec 1000 à 10000 synapses par neurone. Les neurones ne sont pas identiques et ils n'ont pas le même comportement (figure 2.10). Dans notre travail nous nous intéressons aux principes fondamentaux qui sont nécessaires à la compréhension du fonctionnement des réseaux de neurones [11]. Un réseau de neurone est une implémentation artificielle des mécanismes de base observés dans le cerveau, entre neurone, dendrites et synapses. Chaque réseau est constitué par un ensemble d'unités élémentaires interconnectées fonctionnant en parallèle. Chaque élément est capable de réaliser quelques calculs élémentaires selon l'information reçus.

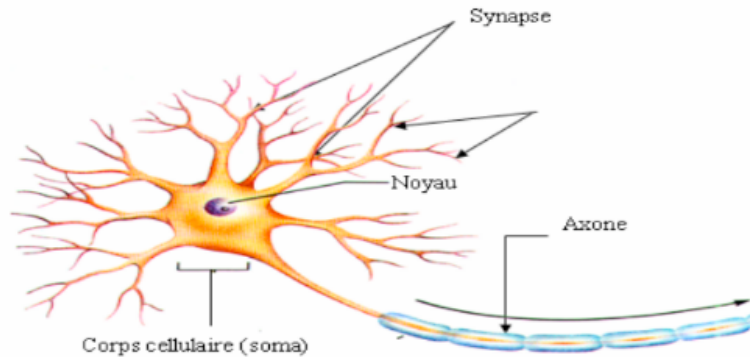


Figure 2.10 – Neurone biologique.

**Modélisation mathématique du neurone biologiques :**

La première modélisation d'un neurone date des années quarante. Elle a été présentée par Mac Culloch et Pitts. S'inspirant de leurs travaux sur les neurones biologiques, ils ont proposé le modèle suivant : un neurone formel fait une somme pondérée des potentiels d'action qui lui parviennent (chacun des potentiels est une valeur numérique qui représente l'état des neurones qui l'a émis), puis s'active suivant la valeur de cette sommation pondérée. Si cette somme dépasse un certain seuil le neurone est activé et transmet une réponse (sous forme de potentiel d'action) dont la valeur est celle de son activation, si les neurones n'est activé pas il ne transmet rien [31]. La fonction des transferts est un simple e'et de seuil. Alors, si une cellule "j" est reliée à "n" autres cellules, le neurone formel donné par la figure (III.2), effectue une somme pondérée des " n " entrées, augmentée d'une entrée externe désignant le seuil du neurone "j". Le tout est suivi d'un élément de décision qui représente la fonction d'activation non linéaire qui détermine la sortie du neurone. La fonction de décision peut avoir les formes les plus utilisées données par les figures (2.11)). Les entrées du neurone sont désignées par  $x_i$  ( $i=1. . . n$ ). Les paramètres  $W_i$  reliant les entrées aux neurones sont appelés poids synaptiques ou tout simplement poids.

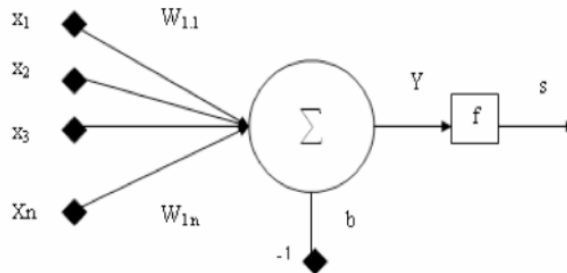


Figure 2.11 – Modèle d'un neurone artificiel.

## CHAPITRE 2. LES TECHNIQUES INTELLIGENTES

---

La sortie du neurone est donnée par :

$$Y = \sum_{j=1}^n W_j \cdot X^T - b \quad (2.13)$$

Et la sortie de neurones "Sj" est donnée par :

$$S_j = f(y) = f\left(\sum_{i=1}^n W_{ij} \cdot X_i - b\right) \quad (2.14)$$

- b : est appelé biais du neurone
- S : le nombre de neurones d'une même couche
- i : le premier indice (rangée) désigne toujours le numéro de neurone sur la couche.
- j : le deuxième indice (colonne) spécifie le numéro de l'entrée que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle :

$$W = \begin{bmatrix} W_{1,1} & W_{1,2} & W_{1,n} \\ W_{2,1} & W_{2,2} & W_{2,n} \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ W_{s,1} & W_{s,2} & W_{s,n} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

X : est de dimension matricielle (n×1), W : dimension (s×n)

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées moins le biais b du neurone. Le résultat S de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b, alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif [29].

### Fonction d'activation :

La fonction d'activation définit l'état du neurone en fonction de son entrée totale. Elle présente la relation qui lie l'ensemble des potentiels d'activation et décision du neurone. Le Tableau (figure 2.12) donne quelques fonctions d'activations les plus utilisées :

---

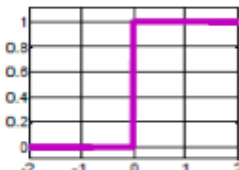
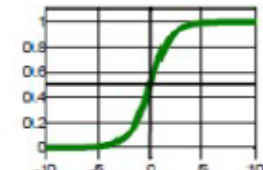
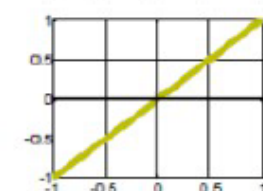
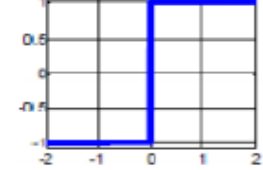
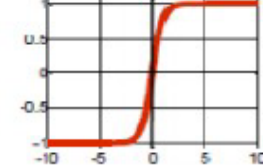
Nom de la fonction	Relation d'entrée / sortie	L'allure
Seuil	$S=0$ si $Y<0$ $S=1$ si $Y\geq 0$	
Sigmoïde	$S = \frac{1}{1+e^{-y}}$	
Linéaire	$S=Y$	
Seuil symétrique	$S=-1$ si $Y<0$ $S=1$ si $Y\geq 0$	
Tangente Hyperbolique	$S = \frac{e^{-y} - e^y}{e^{-y} + e^y}$	

Figure 2.12 – Fonctions d'activations (transfert).

### 2.3.3 Architecture des réseaux de neurones :

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la "topologie" du modèle. Le plus souvent, cette topologie fait apparaître une certaine régularité de l'arrangement des neurones ; cependant, celui-ci peut être quelconque [32].

**Réseaux de neurones multicouches :**

Les neurones sont arrangés par couche. On place ensuite bout à bout plusieurs couches et l'on connecte les neurones de deux couches adjacentes. Les entrées des neurones de la deuxième couche sont en fait les sorties des neurones de la couche amont. Les neurones de la première couche sont reliés au monde extérieur et reçoivent le vecteur d'entrée. Ils calculent alors leurs sorties qui sont transmises aux neurones de la seconde couche qui calculent eux aussi leurs sorties et ainsi de suite de couche en couche jusqu'à celle de sortie. Il peut y avoir une ou plusieurs sorties à un réseau de neurones [33]. Les couches extérieures du réseau sont appelées respectivement couches d'entrée et de sortie ; les couches intermédiaires sont appelées couches cachées (figure 2.13).

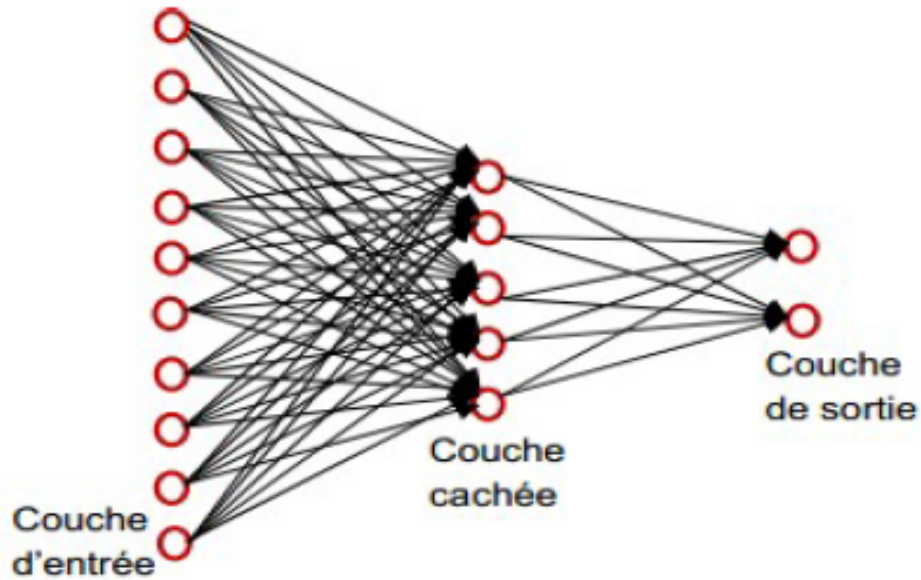


Figure 2.13 – Réseau multicouche à connexion locales.



**Réseaux de neurones dynamiques (récurent) :**

Un réseau de ce type signifie qu'une ou plusieurs sorties de neurones d'une couche aval sont connectées aux entrées des neurones de la couche amont ou de la même couche. Ces connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche (figure 2.14).

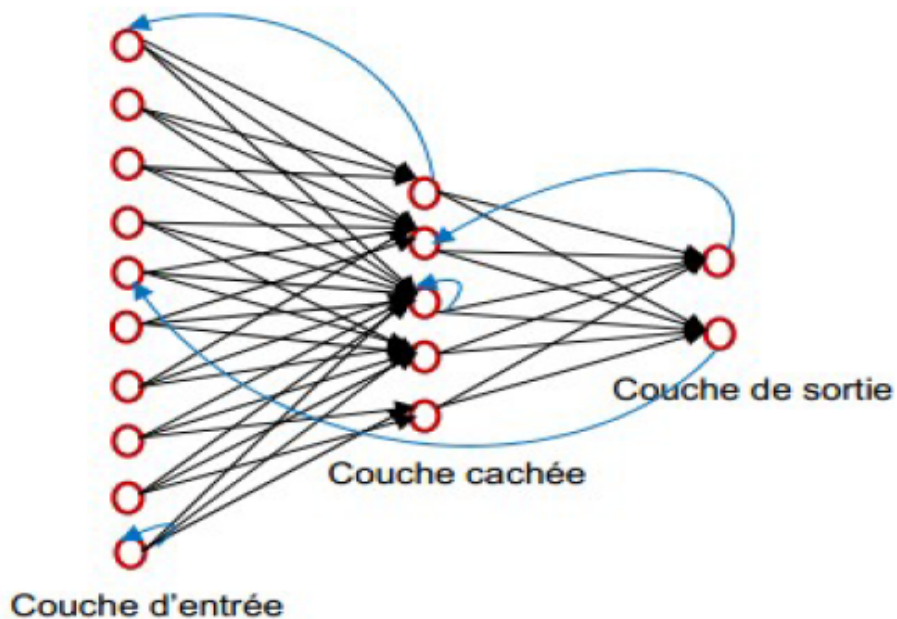


Figure 2.14 – Architecture d'un réseau récurrent multicouche.

### Autres architectures :

Il existe d'autres architectures pour les réseaux de neurones plus complexes que celles citées ultérieurement nous citons :

- Réseaux de neurones à connexions complexes : Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau y compris lui-même.
- Réseaux de neurones à architectures évolutives : Ces réseaux de neurones changent leurs structures internes pendant l'utilisation (augmentation ou diminution du nombre de neurones).[34]

### 2.3.4 Processus d'apprentissage :

L'apprentissage est un processus dynamique et itératif permettant de modifier les paramètres d'un réseau en réaction avec les stimuli qu'il reçoit de son environnement. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètres surviennent [32,33]. Cette définition implique qu'un réseau se doit d'être stimulé par un environnement, qu'il subisse des changements en réaction avec cette stimulation, et que ceux-ci provoquent dans le futur une réponse nouvelle vis-à-vis de l'environnement. Ainsi, le réseau peut s'améliorer avec le temps [32,33,35].

Dans la plupart des architectures que nous étudierons, l'apprentissage se traduit par une modification de l'efficacité synaptique, c'est-à-dire par un changement dans la valeur des poids qui relient les neurones d'une couche à l'autre. Soit le poids  $W_{ij}$  reliant le neurone  $i$  à son entrée  $j$ . Au temps  $t$ , un changement  $\Delta W_{ij}(t)$  de poids peut s'exprimer simplement de la façon suivante [23,4,35]:

$$\Delta W_{i,j}(t) = W_{i,j}(t+1) - W_{i,j}(t) \quad (2.16)$$

Et, par conséquent :

$$W_{i,j}(t+1) = W_{i,j}(t) + \Delta W_{i,j}(t) \quad (2.17)$$

Avec  $W_{i,j}(t+1)$  et  $W_{i,j}(t)$  respectivement les nouvelles et anciennes valeurs du poids  $W_{i,j}$ . Un ensemble de règles bien définies permettant de réaliser un tel processus d'adaptation des poids, constitue ce qu'on appelle l'algorithme d'apprentissage du réseau, (figure 2.15).

### Apprentissage par correction d'erreur :

Il existe différents types de règles ainsi que différents principes pouvant guider l'apprentissage d'un réseau de neurone nous citerons.

La première règle que l'on peut utiliser est fondée sur la correction de l'erreur observée en sortie. Soit  $D_i(t)$  la sortie que l'on obtient pour le neurone  $i$  au temps  $t$ .

---

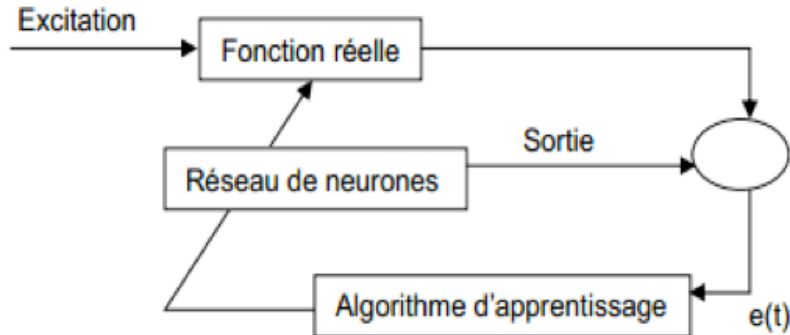


Figure 2.15 – Principe d'apprentissage.

Cette sortie résulte d'un stimulus  $p(t)$  que l'on applique aux entrées du réseau dont un des neurones correspond au neurone  $i$ . Soit  $d_i(t)$  la sortie que l'on désire obtenir pour ce même neurone  $i$  au temps  $t$ . alors,  $D_i(t)$  et  $d_i(t)$  seront généralement différents et il est naturel de calculer l'erreur  $e_i(t)$  entre ce qu'on obtient et ce qu'on voudrait obtenir [24,27]

$$e_i(t) = d_i(t) - D_i(t) \quad (2.18)$$

Avec :

$$e(t) = [e_1(t) \ e_2(t) \ \dots \ e_i(t) \ \dots \ e_s(t)] \quad (2.19)$$

qui désigne le vecteur des erreurs observées sur les  $S$  neurones de sortie du réseau. L'apprentissage par correction des erreurs consiste à minimiser un indice de performance  $F$  basé sur les signaux d'erreur  $e_i(t)$ , dans le but de faire converger les sorties du réseau avec ce qu'on voudrait qu'elles soient. Un critère très populaire est la somme des erreurs quadratiques.

$$F(e(t)) = \sum_{i=1}^s e_i^2(t) = e(t)^T e(t) \quad (2.20)$$

Maintenant, il importe de remarquer que les paramètres libres d'un réseau sont ses poids. Prenons l'ensemble de ces poids et assemblons les sous la forme d'un vecteur  $W(t)$  au temps  $t$ . Pour minimiser  $F(e(t)) = F(w(t)) = F(t)$  nous allons commencer par choisir des poids initiaux : ( $t = 0$ ) au hasard, puis nous allons modifier ces poids de la manière suivante :

---

$$W(t+1) = W_{i,j}(t) + \eta X(t) \quad (2.21)$$

où le vecteur  $X(t)$  désigne la direction dans laquelle nous allons chercher le minimum et  $\eta$  est une constante positive déterminant l'amplitude du pas dans cette direction (la vitesse d'apprentissage). L'objectif est de faire en sorte que  $F(t+1) < F(t)$ .

Mais comment peut-on choisir la direction  $x$  pour que la condition précédente soit respectée ? Pour conserver la condition précédente, on choisit :

$$X(t) = -\nabla F(t) \quad (2.22)$$

$$\Delta W(t) = -\eta \nabla F(t) \quad (2.23)$$

$\nabla F(t)$  : désigne le gradient de  $F$  par rapport à ses paramètres libres (les poids  $W$ ) au temps  $t$ . Cette méthode est appelée " descente du gradient " [35].

### **Apprentissage supervisé :**

L'apprentissage dit superviser est caractérisé par la présence d'un professeur qui possède une connaissance approfondie de l'environnement dans lequel évolue le réseau de neurones. En pratique, les connaissances de ce professeur prennent la forme d'un ensemble de  $Q$  couples de vecteurs d'entrée et de sortie que nous noterons  $(p_1, d_1), (p_2, d_2), \dots, (p_Q, d_Q)$ , où  $p_i$  désigne un stimulus (entrée) et  $d_i$  la cible pour ce stimulus, c'est-à-dire les sorties désirées du réseau (figure 2.16). Chaque couple  $(p_i, d_i)$  correspond donc à un cas d'espèce de ce que le réseau devrait produire (la cible) pour un stimulus donné. Pour cette raison, l'apprentissage supervisé est aussi qualifié d'apprentissage [35]. L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle à la figure (III.6). L'environnement est inconnu du réseau. Celui-ci produit un stimulus  $p$  qui est acheminé à la fois au professeur et au réseau. Grâce à ses connaissances intrinsèques, le professeur produit une sortie désirée  $d(t)$  pour ce stimulus. On suppose que cette réponse est optimale. Elle est ensuite comparée (par sous-traction) avec la sortie du réseau pour produire un signal d'erreur  $e(t)$  qui est réinjecté dans le réseau pour modifier son comportement via une procédure itérative qui, éventuellement, lui permet de simuler la réponse du professeur. Autrement dit, la connaissance de l'environnement par le professeur est graduellement transférée vers le réseau jusqu'à l'atteinte d'un certain critère d'arrêt [35]. Par la suite, on peut éliminer le professeur et laisser le réseau fonctionner de façon autonome.

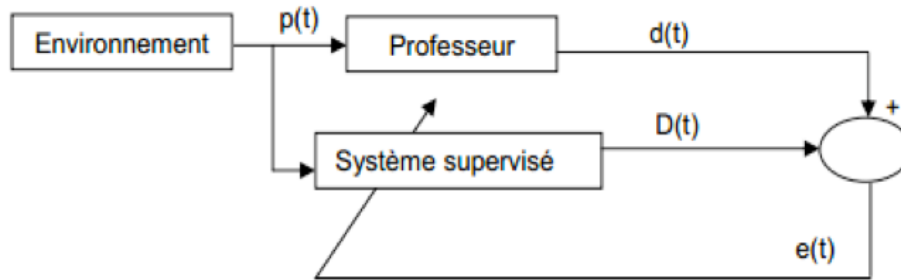


Figure 2.16 – Schéma bloc de l'apprentissage supervisé.

### **Apprentissage non supervisé :**

Ce type d'apprentissage que nous abordons est dit non supervisé ou encore " auto- organisée ". Il est caractérisé par l'absence complète de professeur, c'est-à-dire qu'on ne dispose ni d'un signal d'erreur, comme dans le cas supervisé, ni d'un indice de satisfaction, comme dans le cas par renforcement. Nous ne disposons donc que d'un environnement qui fournit des stimuli et d'un réseau qui doit apprendre sans intervention externe. En assimilant les stimuli de l'environnement à une description de son état interne, la tâche du réseau est alors de modéliser cet état le mieux possible. Pour y arriver, il importe d'abord de définir une mesure de la qualité pour ce modèle, et de s'en servir par la suite pour optimiser les paramètres libres du réseau, c'est-à-dire ses poids synaptiques.

À la fin de l'apprentissage, le réseau a développé une habilité à former des représentations internes des stimuli de l'environnement permettant d'encoder les caractéristiques de ceux-ci et, par conséquent, de créer automatiquement des classes de stimuli similaires [35].

### **Apprentissage par renforcement :**

Dans cette approche, le réseau doit prendre la corrélation entrée / sortie via une estimation de son erreur. Il ne fournit que des indications imprécise échec /succès [27].

### **Apprentissage hybride :**

Le modèle hybride reprend en fait les deux approches, supervisé et non supervisé, puisque une partie des poids va être déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non supervisé [35].

**Apprentissage d'un réseau de neurones par rétro-propagation :**

Comme on l'a déjà mentionné, l'apprentissage consiste à ajuster les paramètres du réseau de neurones pour que ses sorties soient suffisamment proches des sorties désirées pour un ensemble d'échantillons dit ensemble d'entraînement, et cela pour qu'il soit capable de reconnaître des exemples n'appartenant pas nécessaires pour effectuer cette reconnaissance :

—Détermination de la topologie du réseau de neurone.

—Définition des règles d'apprentissage. La première étape consiste à définir un ensemble de paramètres (poids) ajustables, leur répartition sur les couches du réseau de neurones, et la relation entre les entrées et les sorties.

Par contre, la deuxième traite l'adaptation de ces paramètres.

La rétro-propagation est une technique de calcul des dérivées qui peut être appliquée à n'importe qu'elle structure de fonction dérivables mathématiquement, cette méthode est basée sur l'algorithme de la descente du gradient.

Et utilise les règles de dérivation composée. Dans cette méthode, de même que l'on est capable propager un signal provenant des neurones d'entrées vers la couche de sortie on peut, en suivant le chemin inverse, rétro propagation l'erreur commise en sortie vers les couches cachées, d'où le nom rétro-propagation. On présente, dans ce qui suit un exemple d'un algorithme de rétro propagation, basé sur la méthode de gradient. Soit un perceptron multicouche à deux entrées et une seule sortie composée de deux couches. L'activité de neurone  $j$  de la couche  $m$  est représentée par l'équation suivante [32] :

$$x_j^m = \sum_{i=0}^{n_{m-1}} w_{ij}^m y_i^{m-1} \quad (2.24)$$

Où  $n_{m-1}$  est le nombre de neurones de la couche  $m-1$ . Et la couche du neurone  $j$  de la couche  $m$  est :

$$y_j^m = f(x_j^m) \quad (2.25)$$

On dispose d'un ensemble d'apprentissage qui est un ensemble des couples (entrées/sorties) composé de  $ne$  échantillons. L'objectif est d'adapter les poids de façon à minimiser l'erreur quadratique globale  $\varepsilon$  sur l'ensemble d'apprentissage, sachant que :

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{ne} ((k)(y^d)(k) - y^2(k)) \quad (2.26)$$

Où:

- $y^d$  : est le vecteur de sortie désiré (sortie du processus)
- $y$  : est le vecteur de sortie du réseau de neurones.
- $ne$  : est le nombre d'échantillons de l'ensemble d'apprentissage.

Les poids  $W_{ij}^m$  vont être ajustés par une  $\Delta W_{ij}^m$  variation la direction optimale est donnée par

Les poids  $W^m$

$$\begin{aligned}
 \Delta W_i^2 &= -\vartheta \frac{\partial \varepsilon}{\partial W_i^2} \\
 &= -\frac{1}{2} \vartheta \sum_{k=1}^{n_s} \frac{\partial}{\partial W_i^2} ((y^d(k) - y^2(k))((y^d(k) - y^2(k)))) \\
 &= -\vartheta \sum_k ((y^d(k) - y^2(k))) \frac{\partial y^2(k)}{\partial W_i^2} \\
 \frac{\partial y^2(k)}{\partial W_i^2} &= \frac{\partial}{\partial W_i^2} \left[ f^2 \left[ \sum_{i=0}^{n_m-1} W_i^2 y_i^1(k) \right] \right] \\
 &= f'^2(x^2(k)) \frac{\partial}{\partial W_i^2} \left[ \sum_{i=0}^{n_m-1} W_i^2 y_i^1(k) \right] \\
 &= f'^2(x^2(k)) y_i^1(k) \\
 \Delta W_i^2 &= \vartheta \sum_{k=1}^{n_s} ((y^d(k) - y^2(k))) f'^2(x^2(k)) y_i^1(k) \\
 \Delta W_i^2 &= -\vartheta \frac{\partial E}{\partial W_i^2} = -\frac{1}{2} \sum_k \frac{\partial}{\partial W_i^2} ((y^d(k) - y^2(k))((y^d(k) - y^2(k)))) \\
 &= \vartheta \sum_k ((y^d(k) - y^2(k))) \frac{\partial y^2(k)}{\partial W_i^2} \\
 \frac{\partial y^2(k)}{\partial W_i^2} &= \frac{\partial}{\partial W_i^2} \left[ f^2 \left[ \sum_{i=0}^3 W_i^2 y_i^1(k) \right] \right] \\
 &= f'^2(x^2(k)) \frac{\partial}{\partial W_i^2} \left[ f^2 \left[ \sum_{i=0}^3 W_i^2 y_i^1(k) \right] \right] \\
 \Delta W_i^2 &= \vartheta \sum_k \frac{\partial}{\partial W_i^2} ((y^d(k) - y^2(k))) f'^2(x^2(k)) y_i^1(k)
 \end{aligned} \tag{2.27}$$

De même pour la couche cachée on obtient :

$$\begin{aligned}
 \Delta W_{ij}^1 &= \vartheta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}^1} \\
 &= -\frac{1}{2} \vartheta \sum_{k=1}^{n_e} \frac{\partial}{\partial W_{ij}^1} ((y||d(k) - y^2(k))) ((y||d(k) - y^2(k))) \\
 &= \vartheta \sum_{k=1}^{n_e} ((y||d(k) - y^2(k))) \frac{\partial y^2(k)}{\partial W_{ij}^1} \\
 &= \vartheta \sum_k (y||d(k) - y^2(k)) \left[ \sum_{j=1}^{n_m} \frac{\partial y^2(k)}{\partial x_j^1(k)} \frac{\partial x_j^1(k)}{\partial W_{ij}^1(k)} \right] \quad (2.28) \\
 \Delta W_{ij}^1 &= \vartheta \sum_{k=1}^{n_e} \sum_k ((y||d(k) - y^2(k))) f^2_{x^2(k)} w_j^2 f^1(x_j^1(k)) y_i^0(k)
 \end{aligned}$$

On peut introduire l'erreur élémentaire a la couche m par  $\delta_{jm}(k)$ , on a alors :

$$\begin{aligned}
 \delta^2(k) &= ((y||d(k) - y^2(k))) f^2(x^2(k)) \\
 \Delta W_i^2 &= \vartheta \sum_k \delta^2(k) y_i^1(k) \quad (2.29)
 \end{aligned}$$

De même :

$$\begin{aligned}
 \delta_j^2 &= ((y||d(k) - y^2(k))) f^2_{x^2(k)} w_j^2 f^1(x_j^1(k)) \\
 &= \delta^2(k) w_j^2 f^1(x_j^1(k)) \\
 \Delta W_{ij}^1 &= \vartheta \sum_k \delta_j^1(k) y_i^0(k) \quad (2.30)
 \end{aligned}$$

On peut montrer aussi que la relation générale de l'erreur élémentaire et de variation des poids de toute couche m différente de la couche de sortie pour un perceptron multicouche à j sorties est :



$$\begin{aligned}\delta_j^{m-1}(k) &= \sum_{j=1}^{n_m} \delta_j^m(k) w_{ij}^m(k) f^{(m-1)'}(x_j^{m-1}(k)) \\ \Delta W_{ji}^{m-1} &= \vartheta \sum_k \delta_j^{m-1}(k) y_j^{m-2}(k)\end{aligned}\tag{2.31}$$

Pour la couche de sortie, on a dans ce cas :

$$\Delta W_{ij}^1 = \vartheta \sum_{k=1}^{n_e} \sum_k \left( (y || d(k) - y^2(k)) \right) f^2 x^2(k) w_j^2 f^1(x_j^1(k)) y_i^0(k)\tag{2.32}$$

On peut calculer  $\delta_i^m(k-1)$  on utilise  $\delta_1^m(k-1)$  puis, de proche à proche,

par rétro-propagation, on calcule une erreur correspondant à chaque neurone pour une couche donnée. On peut choisir la vitesse avec laquelle se fait la mise à jour des poids lors de l'apprentissage en agissant sur le coefficient qui représente un facteur d'accélération de l'opération d'apprentissage . Le choix d'un facteur d'apprentissage  $\vartheta$  variable permet dans certains cas d'accélérer, la convergence de l'opération d'apprentissage . Afin de réduire les problèmes de la convergence rencontrés lors de l'opération d'apprentissage, nous avons été contraint de tirer l'algorithme d'apprentissage le plus rapide, celui de Levenberg-Marquardt, qui est basé sur les méthodes quasi newton, quand il s'agit d'identifier un processus non linéaire par réseaux de neurones ce qui est le cas pour notre application [20].

## 2.4 Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'exploration fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Ils utilisent à la fois les principes de la survie des structures les mieux adaptées, et les échanges d'information pseudo-aléatoires, pour former un algorithme d'exploration qui possède certaines des caractéristiques de l'exploration humaine. Ils reposent sur un codage de variables organisées sous forme de structures chromosomiques et prennent modèle sur les principes de l'évolution naturelle de Darwin pour déterminer une solution optimale au problème considéré.

Ils ont été introduits par Holland [36] pour des problèmes d'optimisations complexes. Contrairement aux méthodes d'optimisations classiques, ces algorithmes sont caractérisés par une grande robustesse et possèdent la capacité d'éviter les minimums locaux pour effectuer une recherche globale. De plus, ces algorithmes n'obéissent pas aux hypothèses de dérivabilité qui contraignent pas mal de méthodes classiques destinées à traiter des problèmes réels. Un algorithme génétique est constitué principalement des étapes suivantes :

1. Initialisation : une population initiale de taille  $N$  chromosomes est tirée aléatoirement .
2. Evaluation : chaque chromosome est décodé puis évalué.
3. Reproduction : création d'une nouvelle population de  $N$  chromosomes par l'utilisation d'une méthode de sélection.
4. Opérateurs génétiques : croisement et mutation de certains chromosomes au sein de la nouvelle population.
5. Retour à la phase deux tant que la condition d'arrêt du problème n'est pas satisfaite.

La figure suivante illustre l'organigramme de fonctionnement d'un algorithme génétique (figure 2.17) :

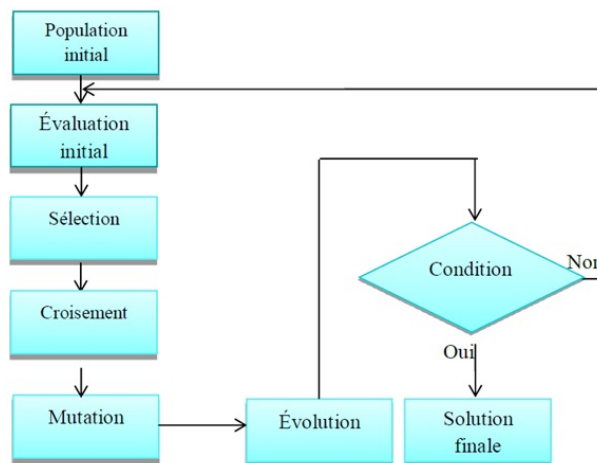


Figure 2.17 – Organigramme de fonctionnement d'un algorithme génétique.

### 2.4.1 Principe d'un algorithme génétique

Un algorithme génétique recherche le ou les extremums d'une fonction définie sur un espace de données. Pour l'utiliser, on doit disposer des cinq éléments suivants :

- Un principe de codage de l'élément de population : Cette étape associe à chacun des points de l'espace d'état une structure de données. Elle se place généralement après une phase de modélisation mathématique du problème traité. Le choix du codage des données conditionne le succès des algorithmes génétiques.
- Un mécanisme de génération de la population initiale : Ce mécanisme doit être capable de produire une population d'individus non homogène qui servira de base pour les générations futures.
- Une fonction à optimiser: appelée fitness ou fonction d'évaluation de l'individu. Elle est utilisée pour sélectionner et reproduire les meilleurs individus de la population.
- Des opérateurs génétiques : permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace d'état. L'opérateur de croisement recompose les gènes d'individus existant dans la population, l'opérateur de mutation a pour but de garantir l'exploration de l'espace d'état.
- Des paramètres de dimensionnement: taille de la population , nombre population, nombre total de générations ou critères d'arrêt , probabilités d'application des opérateurs de croisement et de mutation [37].

### 2.4.2 Description détaillée

#### **Création de la population initiale.**

La population initiale sera créée de manière aléatoire à condition que chaque individu dans la population créée soit une solution du problème. La taille de la population initiale doit être raisonnablement grande en tenant compte à la fois de la qualité des solutions trouvées et du temps d'exécution de notre algorithme.

#### **Évaluation des individus.**

Après avoir créé la population initiale, nous attribuons une valeur d'adaptation ou une 'note' à chaque individu selon leur performance. Il faudrait donc créer une fonction d'évaluation 'fitness' pour évaluer la qualité de chaque individu.

#### **Codage**

Les algorithmes génétiques agissent sur une population d'individus, et non pas sur un individu isolé. Par analogie avec la biologie chaque paramètre d'une solution est assimilé à un gène, toutes les valeurs qu'il peut prendre sont les allèles de ce gène, on doit trouver une manière de coder chaque allèle différent d'une façon unique, on parle de chromosome pour une suite de gène. On peut regrouper dans un chromosome des paramètres similaires. Dans ce cas, on identifiera chaque gène par sa position : son locus sur le chromosome. Une population est donc un ensemble de chromosomes (voir figure 2.18). Chaque chromosome code un 'point' de l'espace de recherche. L'efficacité de l'algorithme génétique va donc dépendre du choix du codage d'un chromosome [38]. On distingue principalement trois types de codage :

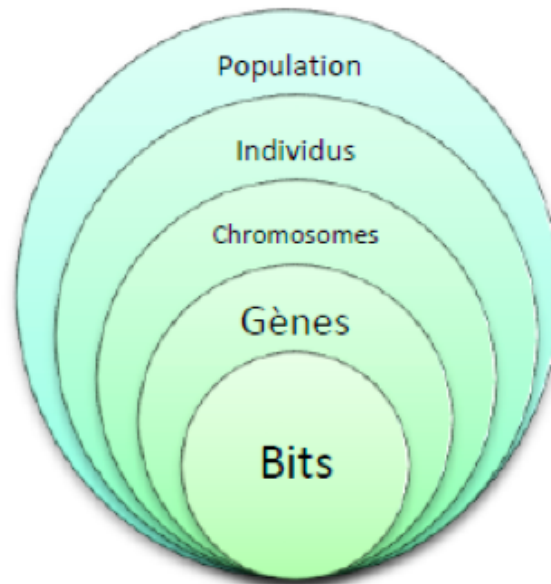


Figure 2.18 – Organisation d'un algorithme génétique.

**Le codage binaire [39]** Pour chercher le maximum d'une fonction  $f(x)$ , dans l'intervalle  $[a, b]$ , avec une précision de  $n$  chiffres significatifs, on procédera de la façon suivante :

- chaque chromosome sera codé à l'aide de  $k$  bits, avec  $k$  vérifiant les inégalités suivantes :

$$2^{k-1} \leq (b-a). 10^m \leq 2^k \quad (2.33)$$

- le code de chaque chromosome correspond à sa valeur binaire  $x'$ .
- le nombre réel correspondant au chromosome est déterminé par :

$$x = a + x'.(2/2^k - 1) \quad (2.34)$$

**Le codage réel.** Les nombres binaires étant moins évocateurs que les nombres réels, des difficultés surviennent quand il s'agit de traiter les problèmes à plusieurs variables. En outre, les opérations de conversion des solutions potentielles (réelles) en chaînes de bits et des solutions obtenues en une forme réelle facilitant leur interprétation sont coûteuses en temps-machine. De plus, elles sont répétées un grand nombre de fois à chaque génération. La représentation réelle propose une solution intéressante en éliminant toutes les opérations de conversion (figure 2.19).

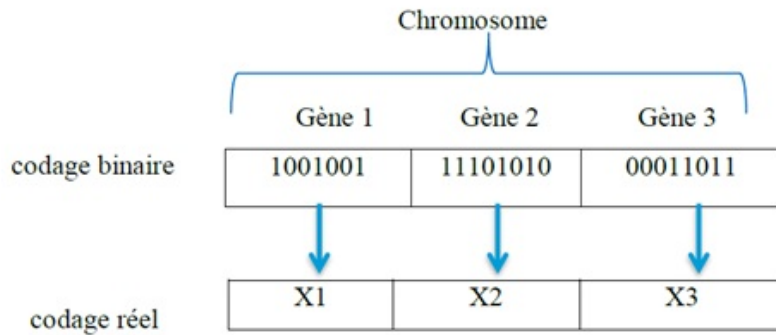


Figure 2.19 – Illustration schématique des codages binaires et réels.

### Évaluation.

Contrairement à bon nombre de méthodes d'optimisation qui requièrent beaucoup d'informations pour pouvoir fonctionner efficacement, les AGs nécessitent peu d'informations, ils fonctionnent essentiellement de manière aveugle. Pour effectuer une recherche de solutions meilleures, ils n'ont besoin que des valeurs des fonctions objectives associées aux chromosomes. Ces valeurs ont pour but d'évaluer si un individu est mieux adapté qu'un autre à son environnement. Ce qui signifie qu'elle quantifie la réponse fournit au problème pour une solution potentielle donnée. Ainsi, les individus peuvent être comparés entre eux. Les individus déterminés par la fonction objective (fitness) vont servir au processus de sélection des candidats aptes à la reproduction.

### Sélection.

La sélection conditionne la capacité d'un individu à se reproduire. Elle détermine également la nouvelle topologie génétique qui servira de modèle pour la génération de nouveaux individus. Le résultat est une population intermédiaire constituée de copies des individus de la population des parents. C'est donc un outil d'exploitation des données génétiques contenues dans la population courante. Plusieurs types de sélection ont été développés.

### Roulette de casino.

Cette méthode exploite la métaphore d'une roulette de casino. La roue est divisée en autant de secteurs que d'individus dans la population. La taille de ces secteurs est proportionnelle à l'adaptation de chaque individu. En faisant tourner la roue, l'individu pointé à l'arrêt de la roue est sélectionné. Les individus les mieux adaptés ont donc la chance d'être tirés au sort lors du déroulement du jeu (figure 2.20).

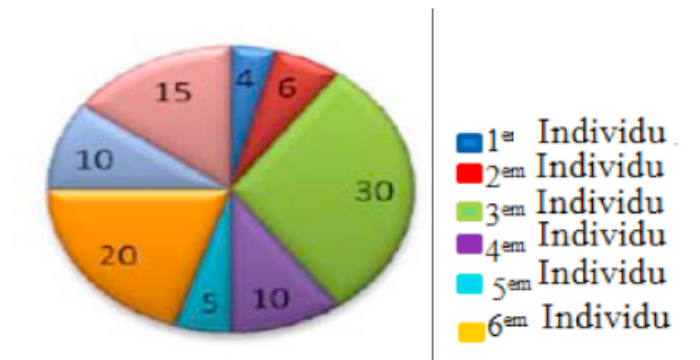


Figure 2.20 – Principe de sélection par la roulette de casino.

**Tournoi [40]** Cette méthode ressemble plus à ce qui se passe dans la réalité. Comme son nom l'indique, elle fait s'affronter deux ou plusieurs individus afin que le meilleur gagne. Plusieurs variantes existent. On peut par exemple faire varier le nombre d'individus qui doivent s'affronter au départ, ou encore permettre ou non que le même individu soit éligible plusieurs fois lors d'un même tournoi (figure 2.21).

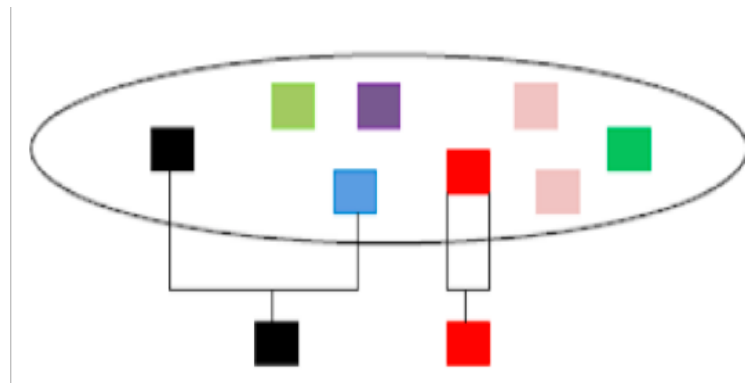


Figure 2.21 – Tournoi entre deux individus avec rééligibilité.

### Élitisme.

A la création d'une nouvelle population, il y a de grandes chances que les meilleurs chromosomes soient modifiés, et donc perdu après les opérations de reproduction (croisement et de mutation). Pour éviter cela, on utilise la méthode d'élitisme. Elle consiste à copier un ou plusieurs des meilleurs chromosomes dans la nouvelle génération. Ensuite, on génère le reste de la population selon l'algorithme de reproduction usuel. Cette méthode améliore considérablement les algorithmes génétiques, car elle permet de ne pas perdre les meilleures solutions.

### Croisement.

Le croisement ou crossover est le processus selon lequel une partie des gènes de deux chaînes élues sont interchangeés. Pour exécuter le croisement, des individus sont accouplés au hasard pour générer les enfants. Grâce au croisement les chromosomes se concentrent sur les parties les plus prometteuses de l'espace des solutions du fait que cet opérateur de croisement combine des chaînes contenant des solutions partielles. Plusieurs types de croisement ont été développés.

#### Croisement en un point ou discret.

On choisit au hasard un point de croisement pour chaque couple et on interchange les bits de leurs gènes. La figure suivante illustre un exemple d'application de ce type de croisement (Figure 2.22) :

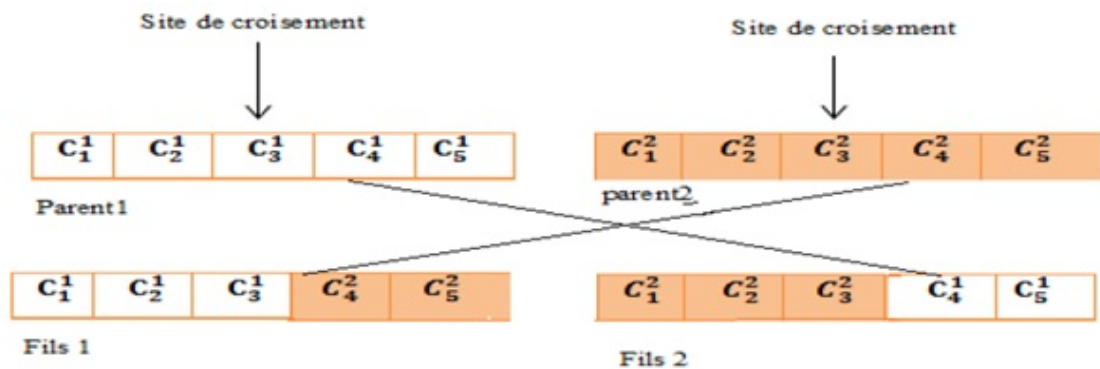


Figure 2.22 – Croisement à un point de coupure (exemple d'individus à cinq gènes).

**Croisement en deux points.** On peut choisir au hasard deux points de croisement et on interchange les gènes des deux individus comme indiqué sur la figure (2.23). Ce type de croisement est plus efficace que la précédent.

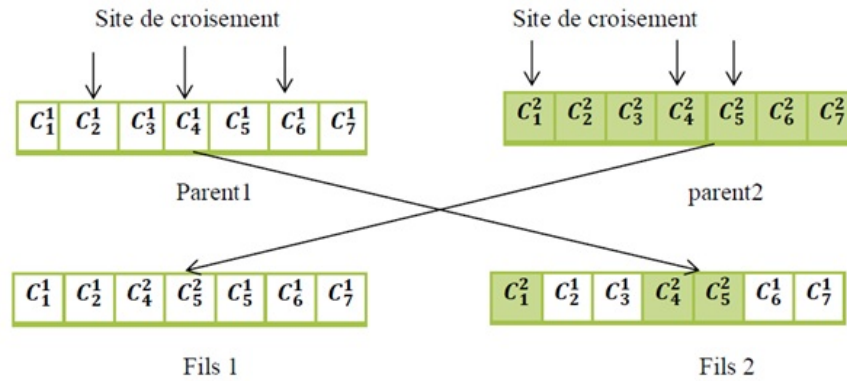


Figure 2.23 – Croisement à deux un point de coupure (exemple d’individus à 7 gènes).

**Croisement uniforme.** Ce croisement e`ctue une opération de type moyenne sur certains gènes des parents. Chaque gène a une chance sur deux d’être moyenné avec son homologue chez l’autre parent.

**le croisement arithmétique (barycentrique).** Ce type de croisement utilisé pour les chaînes réelles qui produit les gènes des enfants.

$E_i^1$  et  $E_i^2$  avec des combinaisons linéaires des gènes des parents  $G_i^1$  et  $G_i^2$  :

$$\begin{cases} E_i^1 = \alpha G_i^1 + (1-\alpha) G_i^2 \\ E_i^2 = (1-\alpha) G_i^1 + \alpha G_i^2 \end{cases} \quad 2.35$$

Ceci pour chaque position  $i \in [1, n]$  du gène dans le chromosome, et avec  $\alpha$  un coefficient de pondération aléatoire qui peut éventuellement prendre des valeurs en dehors de  $[0, 1]$ , pour générer des points "entre" ou à "l'extérieur" des gènes des pères[41].

**Mutation.**

La mutation consiste à altérer aléatoirement le codage d’un individu. Son rôle est de faire émerger de nouveaux génotypes en explorant des zones de l’espace de recherche, qui pourraient ne pas être visitées par simple application de l’opérateur de croisement. Ainsi la mutation lutte contre la “dérive” génétique. Habituellement, seulement une très petite partie du génotype est modifiée par mutation, permettant ainsi l’héritage de la plupart des caractéristiques génétiques des parents [17]. L’opérateur classique de mutation sur les chaînes de bits



choisit aléatoirement une position dans le gène et le remplace par son complémentaire pour construire l'individu mutant comme le montre la figure (2.24) :



Figure 2.24 – Mutation classique discrète.

Avec les chaînes réelles, on procède un peu de la même manière en tirant aléatoirement un gène dans le chromosome, auquel on ajoute un bruit aléatoire (par exemple un bruit gaussien) en veillant bien évidemment à ce que le gène résultant reste dans le domaine de définition qui lui est propre. L'écart type de ce bruit est délicat et difficile à régler : s'il est trop faible, l'exploration sera ralentie au début et on risque la convergence locale, s'il est trop grand, les solutions seront modifiées trop brutalement et on ne pourra pas non plus converger vers l'optimum.

### 2.4.3 Choix des paramètres des AG :

**La taille de la population.** Les conditions de convergence changent avec la taille de la population, lorsque celle-ci est grande, sa diversité augmente ce qui diminue la convergence vers un optimum local, le temps d'exécution de chaque génération augmente, la recherche risque de s'effectuer d'une façon redondante et l'efficacité de l'algorithme est globalement affectée. Par contre, si la taille de la population est petite, alors la probabilité de s'attarder sur des extremums locaux est grande.

**Le taux de croisement.** L'opérateur de croisement est appliqué avec une probabilité  $P_c$ , et plus cette valeur est élevée plus de nouvelles structures (individus) sont introduites dans la nouvelle génération, les structures performantes sont trop fréquemment détruites. Par contre, si ce taux est trop bas, la population n'évolue pas assez vite. En général,  $P_c$  varie entre 0.25 et 0.70.

**Le taux de mutation.** L'opérateur de mutation est appliqué avec une probabilité  $P_m$  ; si ce taux est grand alors la recherche devient purement aléatoire, la population est diversifiée et l'AG perd de son efficacité. Si au contraire ce taux est faible, la population est moins diversifiée et en plus il y a risque de stagnation.

### 2.5 Les Systèmes Neuro-Flous.

Les systèmes flous ont pris une grande importance pour l'extraction automatique des connaissances à partir d'un ensemble de données (en l'absence d'un expert humain). Comme il n'y a aucune méthode évidente pour déterminer ses paramètres (règles floues), l'exécution d'un système flou peut prendre beaucoup de temps ; pour cette raison ce système est développé par hybridation avec d'autres méthodes, par exemple les réseaux de neurones, les algorithmes génétiques, programmation évolutive, . . . etc. Le plus populaire de ces systèmes hybrides, est celui du neuro-flou (les réseaux de neurones flous) qui exploite la force d'apprentissage des réseaux de neurones ainsi que la facilité de compréhension linguistique du système à base de règles floues.

#### 2.5.1 Les réseaux neuro-flous.

Les réseaux neuro-flous sont déterminés par l'association des réseaux de neurones avec la logique floue. Un système neuro-flou est un réseau de neurones équivalent à la structure d'un système flou ; il peut être vu comme un système flou pour lequel les opérations sont implémentées de façon parallèle par un réseau de neurone [11].

Différentes combinaisons de ces deux techniques d'intelligence artificielle existent. On peut identifier les combinaisons suivantes:

- Réseau flou neuronal,
- Système neuronal/flou simultanément,
- Modèles neuro-flous coopératifs,
- Modèles neuro-flous hybrides.

#### 2.5.2 Méthodes et combinaisons neuro-floues.

Diverses associations de ces deux méthodes ont été développées depuis 1988 et sont le plus souvent orientées vers la commande de systèmes complexes et les problèmes de classification. Il existe ainsi trois méthodes neuro-floues [11] :

— Première méthode neuro-floue : L'une des premières méthodes neurofloues est le codage du système d'inférences floue sous la forme d'un réseau de neurones multicouches dans lequel les poids correspondent aux paramètres du système. L'architecture du réseau dépend du type de règle et des méthodes d'inférence, d'association et de défuzzification choisies.

— Seconde méthode neuro-floue : Les réseaux de neurones sont affectés à l'apprentissage des fonctions d'appartenance, au calcul de l'inférence, à la réalisation de la phase d'association et de défuzzification. Ils peuvent réaliser l'extraction des règles floues en analysant la relation qui existe entre les entrées et les sorties du réseau de neurones. Donc cette seconde approche consiste à utiliser les réseaux de neurones pour remplacer chacune des composantes d'un système de commande floue.

— Troisième méthode neuro-floue : L'association des réseaux de neurones et des systèmes flous peut être en série ou en parallèle. Deux façons d'utilisation sont possibles :

- Le réseau de neurones fonctionne en amont du système flou. Les sorties du réseau de neurones sont les variantes d'entrées du système flou (dans le cas où elles ne sont pas mesurables directement), qui aide à la décision,
- Un réseau de neurones qui fonctionne en aval du système flou, dans le but d'ajuster les sorties d'un système de commande floue à de nouvelles connaissances obtenues, les variables de sorties étant les erreurs sur les variables de sortie du système flou. Il existe quatre grandes catégories de combinaisons des réseaux de neurones avec la logique floue [11] :
- Réseau flou neuronal : Dans ce type de réseau, des techniques floues sont utilisées pour augmenter les possibilités d'apprentissage ou l'exécution d'un réseau neuronal.
- Système neuronal / flou simultanément : Le réseau neuronal et le système flou fonctionnent ensemble sur la même tâche, la détermination des paramètres de chacun d'eux est autonome ; c'est-à-dire sans l'influence de l'un sur l'autre.
- Modèles neuro-flous coopératifs : Le réseau neuronal est utilisé pour déterminer les paramètres (les règles et les ensembles flous) d'un système flou. Après la phase d'apprentissage, le système flou fonctionne sans le réseau neuronal. C'est une forme simple des systèmes neuro-flous. Elle est largement répandue dans des outils de développement flous commerciaux.
- Modèles neuro-flous hybrides : Ce sont des modèles neuro-flous modernes. Un réseau neuronal et un système flou sont combinés dans une architecture homogène. Le système peut être exprimé comme un réseau neuronal particulier avec des paramètres flous ou comme un système flou mis en application sous une forme distribuée parallèle.

### 2.5.3 Systèmes neuro-flous hybrides.

#### Architectures Neuro-Floues Hybrides.

La figure 2.25 montre les différentes architectures des systèmes neuro-flous [43] FALCON (a) et GARIC (b) interprètent la règle floue de type I avec une structure à 5 couches, NEFCLASS (c) interprète la règle floue de type II avec une structure à 3 couches ANFIS (d) interprète la règle floue de type III avec une structure à 6 couches.

**ANFIS (Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System)** représente un système à inférence floue utilise la procédure d'apprentissage Hybride, et mis en application des réseaux adaptatifs (figure 2.26 d). Cette architecture perfectionne les règles floues obtenues par des experts humains pour décrire le comportement d'entrée-sortie d'un système complexe. Ce modèle est implémenté dans la boîte à outils " Neuro-Fuzzy " de Matlab/Simulink. Il donne de très bons résultats en poursuite de trajectoire, approximation non linéaire, commande dynamique et traitement du signal.

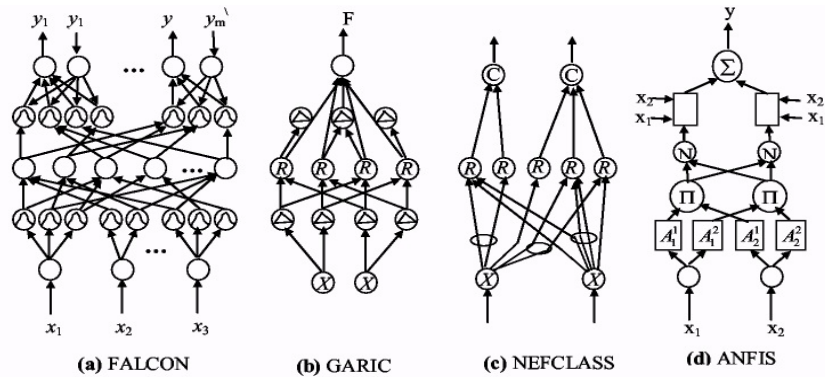


Figure 2.25 – Différentes architectures des systèmes neuro-flous.

**FALCON et GARIC** Il s'agit de modèle à 5 couches, qui s'accorde bien à la technique de Mamdani, utilisant la fuzzyfication en entrée et la défuzzyfication en sortie. L'augmentation de la précision des résultats effectue une très lente exécution du système. Ce modèle est rarement utilisé en pratique mais il reste le meilleur pour la commande (figure 2.26 a,b).

**NEFCLASS.** Ce modèle utilisé généralement en classification, est constitué de 3 couches : une couche d'entrée avec les fonctions d'appartenance, une couche cachée représentée par des règles et une couche de sortie définissant les classes (figure 2.26 c). Ce modèle est facile à mettre en application, il évite l'étape de défuzzyfication, et se caractérise donc par une rapidité bien supérieure aux autres architectures.

**NEFCON.** Ce modèle formé de 3 couches. Une couche cachée formée par des règles, une couche d'entrée incluant les nœuds d'entrée avec les sous-ensembles flous et une couche de sortie avec un nœud de sortie et les sous-ensembles des conséquences. Le processus d'apprentissage du NEFCON peut être divisé en deux phases. La première consiste à trouver les règles de base initiales. Si les connaissances antérieures ne sont pas disponibles les règles de base seront difficiles à déterminer. Et si cette règle est définie par un expert l'algorithme les complète. Dans la seconde phase, les règles de base sont optimisées par modification des sous-ensembles flous des règles. Les deux phases utilisent l'erreur floue, cette erreur peut être trouvée avec la différence entre la sortie désirée et celle obtenue. Cette architecture est généralement utilisée en approximation de fonctions et en contrôle flou.

**NEFPROX (Neuro Fuzzy function Approximator.)** Ce modèle obtenu par l'association des deux architectures : NEFCLASS et NEFCON, est utilisé dans différentes applications comme la classification et l'approximation de fonctions. Le NEFCLASS utilise un algorithme supervisé pour définir les règles floues, le NEFCON utilise un algorithme d'apprentissage non supervisé avec le calcul de l'erreur de sortie. Les deux modèles emploient la rétropropagation afin de définir les sous-ensembles flous.

Le NEFPROX est le premier système interprétable et lisible, il est plus rapide que le modèle ANFIS, mais ce dernier donne de meilleurs résultats en approximation. Architecture SANFIS Une autre structure connexionniste basée sur la fonction floue de base (FBF), a été développée récemment. D'après la figure 2.27, les entrées de ces 3 modèles sont les mêmes, alors que les sorties sont différentes, ces modèles sont utilisés selon le type d'applications :

- Le modèle de type I (modèle de Mamdani) est linguistiquement compréhensible, car il utilise les ensembles flous dans les précédences et les conséquences des règles floues. Avec sa meilleure capacité de généralisation, ce modèle est plus convenable pour la commande et les systèmes experts.
- Le type II est une version simplifiée du premier. Il réduit le nombre de paramètres et évite le processus de défuzzification, ce type est généralement utilisé en classification.
- Le type III réduit encore le nombre des règles floues pour modéliser les systèmes évolués ; il est utilisé dans les fonctions d'approximation non linéaires, la commande dynamique et le traitement du signal (figure 2.26).

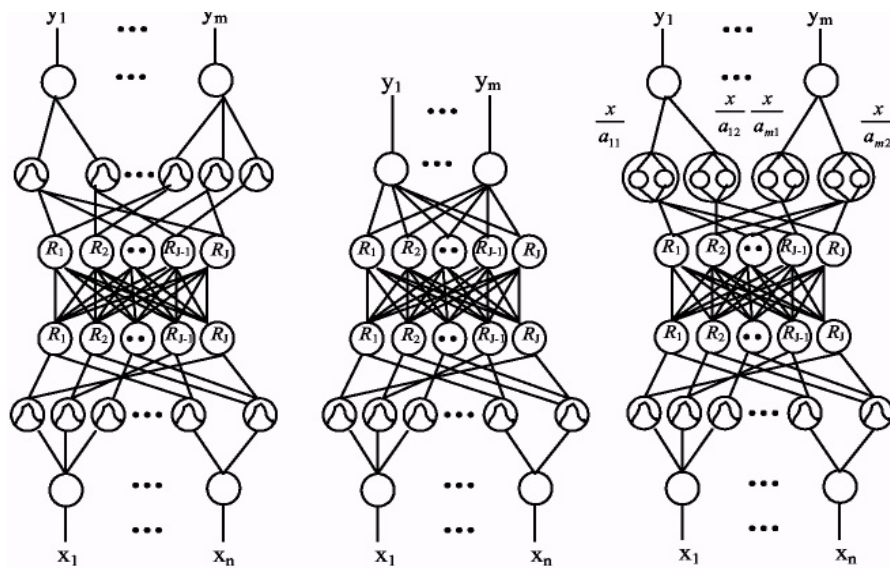


Figure 2.26 – Les trois différents types de SANFIS.

### 2.5.4 Système ANFIS (Adaptative Network Fuzzy Inference System).

Le système ANFIS est une classe de réseau adaptatif proposé par Jang. Il peut être vu comme un réseau de neurones non bouclé pour lequel chaque couche est un composant d'un système neuro-flou. Le modèle ANFIS est le modèle le plus utilisé en pratique, utilisé en poursuite de trajectoire, en approximation non linéaire, la commande dynamique et le traitement du signal.

Plusieurs ouvrages et articles montrent un bon rendement de ce modèle lorsqu'il est utilisé dans la commande de moteur [44, 45, 46, 47].

Cette architecture perfectionne les règles floues obtenues par des experts humains pour décrire le comportement d'entrée-sortie d'un système complexe [40].

Le modèle ANFIS contient cinq couches comme montrées par la figure 2.27. La première couche cachée est pour la fuzzification des variables d'entrée. Des opérateurs utilisés dans la deuxième couche cachée pour calculer la partie précédente de règle.

La troisième couche normalise les poids des règles, elle est suivie de la quatrième couche où les paramètres conséquents de la règle sont déterminés. La couche de sortie calcule la sortie totale par addition de tous les signaux venant de la quatrième couche [48].

Le procédé d'apprentissage du modèle ANFIS, ne se préoccupe que de l'adaptation de paramètres dans des structures fixes. En effet, chaque terme linguistique est représenté par un seul ensemble flou. La procédure d'apprentissage utilise une combinaison de rétropropagation et d'estimation par moindres carrés moyen [49, 50, 45].

Parmi tous les systèmes neuro-flous, le modèle ANFIS présente la plus faible erreur moyenne quadratique. Ceci est probablement dû à l'implémentation de règles type Takagi- Sugeno dans le modèle ANFIS comparé au système flou type Mamdani.

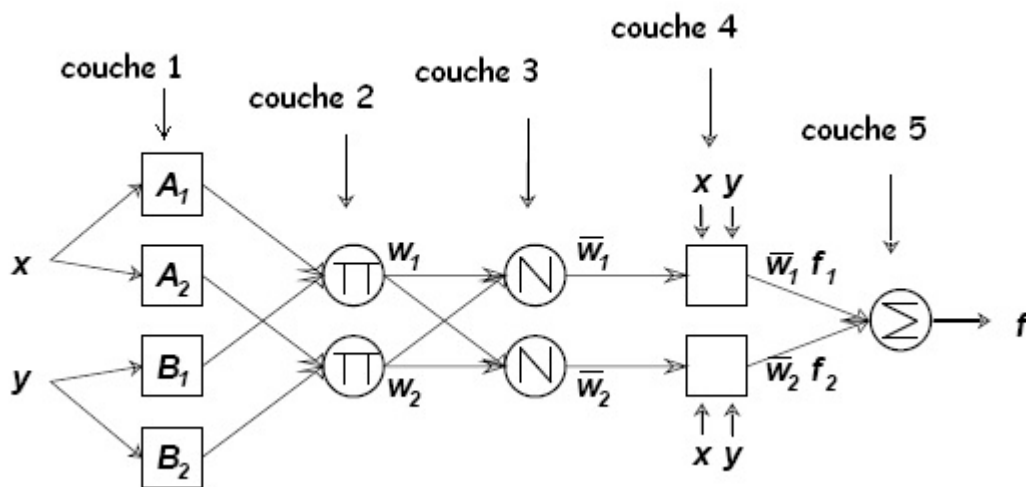


Figure 2.27 – Structure du réseau neuro-flou.

## CHAPITRE 2. LES TECHNIQUES INTELLIGENTES

---

On suppose qu'il y a deux variables linguistiques d'entrées  $x$  et  $y$  et une sortie  $F$ , et que la base des règles contient deux règles de types [45]-[51]:

**Règle 1** : Si  $x$  est  $A_1$  et  $y$  est  $B_1$  ALORS  $F_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$

**Règle 2** : Si  $x$  est  $A_2$  et  $y$  est  $B_2$  ALORS  $F_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$

ou:

$x$  et  $y$  sont les variables d'entrée,

$A_1, A_2, B_1$  et  $B_2$  des ensembles flous,

$F_i$  les sorties de tous les neurones de défuzzification,

$p_i, q_i$  et  $r_i$  sont des paramètres du conséquent de la règle  $i$  déterminés pendant le processus d'apprentissage.

— Première couche "Fuzzification" : Chaque nœud de cette couche a une fonction telle que :

Où :

$$o_i^1 = f_i^1(x) = u_{A_i}(x) \quad (2.36)$$

$x$  est l'entrée du nœud respectifs  $i$  ;

$A_i$  Le terme linguistique associé à la fonction d'appartenance  $\mu_{A_i}$

$O_i^1$  La sortie de la première couche représente donc les degrés d'appartenance de variable d'entrée  $x$ .

— Deuxième couche "Génération du poids de la règle  $i$ " Cette couche est formée par des nœuds circulaires de type fixe sont notés  $W$ , chaque nœud correspond à une règle floue Sugeno. Et chacun d'eux engendre en sortie le produit (opérateur ET de la logique floue) de ses entrées, et qui correspond au degré d'appartenance de la règle considérée on a :

$$W_i = u_{A_i}(X) \cdot u_{B_i}(y), i=1,2 \quad (2.37)$$

— Troisième couche "Normalisation des poids de la règle  $i$ " Les nœuds de cette couche sont circulaires et également fixes appelés  $N$ , chaque nœud calcul l'activation normalisée d'une règle floue donnée, selon la relation :

$$V_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2}, i=1,2 \quad (2.38)$$

L'ensemble des sorties de cette couche sont appelées les poids normalisés.

— Quatrième couche Conséquence "Calcul de la sortie des règles" où "Défuzzification" Chaque nœud de cette couche est un nœud carré avec une fonction réalisant le calcul suivant :

$$o_i^4 = v_i \cdot f_i = v_i \cdot (p_i x + q_i y + r_i), i=1,2 \quad (2.39)$$

Où :  $V_i$  est la sortie de la troisième couche, et  $r_i$  sont l'ensemble des paramètres désignés sous le nom conséquents.

— Cinquième couche "Somme" Comprend un seul nœud qui fournit la sortie de ANFIS en calculant la somme des sorties de tous les nœuds de défuzzification, c'est-à-dire :

$$O_i^5 = F = \sum_i V_i \cdot f_i \quad (2.40)$$

### 2.5.5 Algorithme d'apprentissage.

L'apprentissage consiste à l'identification des paramètres des prémisses et des conséquences, il commence par la construction d'un réseau initial, ensuite il applique une méthode d'apprentissage par retropropagation de l'erreur. Jang a proposé d'utiliser une règle d'apprentissage hybride qui combine un algorithme de descente de gradient avec un algorithme d'estimation par moindres carrés, on a :

$$\begin{aligned} f &= \frac{w_1}{w_1+w_2} \cdot f_1 + \frac{w_2}{w_1+w_2} \cdot f_2 \\ f &= \overline{W}_1 \cdot f_1 + \overline{W}_2 \cdot f_2 \\ f &= \overline{W}_1 \cdot (p_1 x + q_1 y + r_1) + \overline{W}_2 \cdot (p_2 x + q_2 y + r_2) \end{aligned} \quad (2.41)$$

Après arrangement des termes, on trouve :

$$f = (\overline{W}_1 x)p_1 + (\overline{W}_1 y)q_1 + (\overline{W}_1)r_1 + (\overline{W}_2 x)p_2 + (\overline{W}_2 y)q_2 + (\overline{W}_2)r_2 \quad (2.42)$$

La relation (2.43) est une combinaison linéaire des paramètres conséquents modifiables, on optimise les paramètres de prémisses et des conséquents, sont représentés par S1 et S2 telles que :

$$\begin{aligned} S_1 &= \{\{a_{11}, b_{11}, c_{11}\}, \{a_{12}, b_{12}, c_{12}\}, \dots, \{a_{1p}, b_{1p}, c_{1p}\}, \dots, \{a_{np}, b_{np}, c_{np}\}\} \\ S_2 &= \{p_1, p_1, p_1, \dots, q_2, q_2, q_2, \dots, r_2, r_2, r_2, \dots\} \end{aligned} \quad (2.43)$$



Avec :

- S1 représente les paramètres des ensembles flous utilisés pour la fuzzification dans la première couche de système ANFIS
- S2 représente les coefficients des fonctions linéaires (les paramètres conséquents)

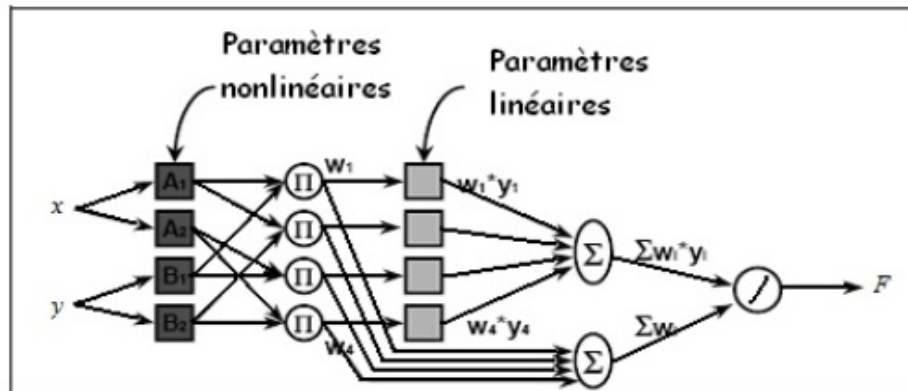


Figure 2.28 – Méthode d'apprentissage Hybride.

D'après la figure (2.28) la procédure d'apprentissage se fait en deux étapes :

- La première étape c'est le passage en avant, les paramètres de conséquents (linéaire) sont adaptés par la méthode des moindres carrés itérative, tandis que les paramètres des prémisses sont maintenus constants.

- La deuxième étape c'est le passage en arrière, la méthode de rétropropagation est utilisée pour modifier les paramètres prémisses (non linéaire), tandis que les paramètres conséquents restent fixés.

### 2.5.6 Avantages des techniques neuro-floue.

Les techniques de l'intelligence artificielle appliquées à la commande présentent plusieurs avantages [17] :

- Leur conception ne demande pas de modèles mathématiques du processus à commander ; ainsi elles peuvent combiner la réponse du système et l'expertise humaine,
- Elles améliorent les performances de la commande comparées à certaines techniques classiques,
- Elles peuvent profiter de l'expertise humaine,
- En l'absence de l'expertise humaine, leur conception peut se baser sur la réponse du système,
- Elles tiennent compte des changements qui surviennent dans le processus,
- Certaines architectures sont moins coûteuses que d'autres en termes d'implémentation matérielle,
- La plupart de ces architectures sont évolutives.

## **2.6 Conclusion :**

Dans ce chapitre, nous avons présenté les concepts fondamentaux des réseaux de Neurones, de la logique floue ainsi que les systèmes neuro-flous.

En premier lieu, les propriétés fondamentales de la logique floue sont présentées. Ensuite nous avons abordé les réseaux de neurones et les différents algorithmes d'apprentissage, puis le principe de fonctionnement d'une hybridation entre les deux méthodes (logique floue et réseau de neurone).

La fluidité et maniabilité de ces techniques intelligentes offre un avantage considérable dans le domaine de l'amélioration de l'efficacité des énergies renouvelables, et pour finir le principe de fonctionnement d'un algorithme génétique, un outil de recherche et d'optimisations très puissant qui offre des améliorations non négligeables aux techniques intelligentes lors de la phase de conception.

## Chapitre 3 Le convertisseur DC-DC et la commande MPPT.

## Chapitre 3

# Le convertisseur DC-DC et la commande MPPT.

### 3.1 Introduction.

La stratégie de gestion de l'énergie photovoltaïque y compris le système de conversion d'énergie est un élément très important dans l'amélioration de l'efficacité parce que comme on a vu dans le chapitre précédent, les caractéristiques d'un module solaire montrent bien que la puissance maximale générée dépend fortement de l'intensité des radiations solaires ainsi que de la température. Une des stratégies de conversion d'énergie en cours de développement est la méthode pour trouver la puissance maximale du module PV qu'on appelle méthode de suivi du point de puissance maximale (MPPT). Pour obtenir de bonnes performances, de nombreuses méthodes sont proposées pour être mises en œuvre dans le système de PV. Sur la base de l'algorithme de commande, ces méthodes de MPPT proposées peuvent être classées en méthodes classiques et intelligents [52]. Le système de conversion photovoltaïque est basé sur des blocs modulaires, comme représenté dans la figure (3.1) :

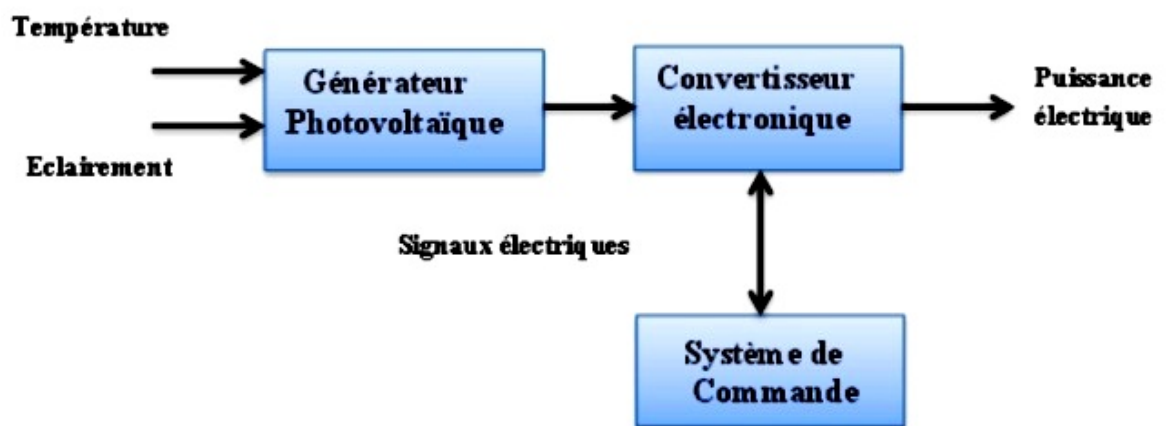


Figure 3.1 – Système de conversion photovoltaïque [56].

## CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

Dans ce chapitre nous présenterons quelques types convertisseurs DC-DC, utilisés dans les systèmes photovoltaïques. Comme le hacheur dévolteur, le hacheur survolteur et le hacheur mixte (dévolteur-survolteur). Ainsi, on décrit la commande MPPT des convertisseurs DC-DC.

### **3.2 Fonctionnement d'un générateur PV à sa puissance maximale**

La conception de systèmes photovoltaïques optimisés doit prendre en compte la nature même de la source. Pour un générateur photovoltaïque (PV), la production de puissance varie fortement en fonction de l'éclairement, de la température, mais aussi du vieillissement global du système. Il faut donc arriver à concilier ces comportements avec ceux propres à une charge, qu'elle soit de nature continue (DC) comme des batteries ou bien alternative (AC) comme le réseau électrique 240V/50Hz. Dans ces conditions, pour qu'une connexion source-charge soit possible, un point de fonctionnement correspondant à l'intersection des deux caractéristiques électriques doit exister.

Pour mieux comprendre ceci, prenons le cas d'une connexion directe entre un générateur PV et une charge résistive R, [53], comme illustré dans la figure (3.2.)

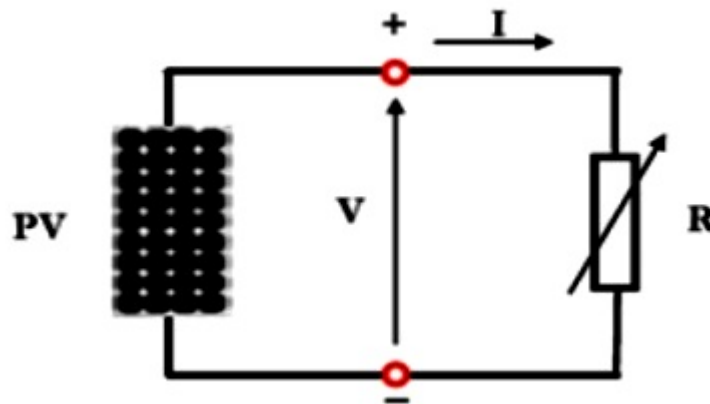


Figure 3.2 – Connexion directe d'un générateur photovoltaïque (GPV)–charge.

## CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

Pour que le générateur fonctionne le plus souvent possible dans son régime optimal, la solution communément adoptée est alors d'introduire un convertisseur statique qui joue le rôle d'adaptateur source-charge. Ainsi, le générateur est alors susceptible de délivrer sa puissance maximale [54, 55].

La technique adoptée classiquement consiste à utiliser un étage d'adaptation entre le générateur PV et la charge comme décrit dans la figure (3.3) ci-dessous. Cet étage joue le rôle d'interface entre les deux éléments en assurant, à travers une action de contrôle, le transfert du maximum de puissance fournie par le générateur pour qu'elle soit la plus proche possible de la puissance maximale disponible [53].



Figure 3.3 – Étage d'adaptation [56].

### **3.3 Les convertisseurs DC-DC (hacheurs) :**

Les hacheurs sont des convertisseurs du type continu-continu permettant de contrôler la puissance électrique dans des circuits fonctionnant en courant continu avec une très grande souplesse et un rendement élevé.

Le hacheur se compose de condensateurs, d'inductance et de commutateurs. Dans le cas idéal, tous ces dispositifs ne consomment aucune puissance active, c'est la raison pour laquelle on a de bons rendements dans les hacheurs. La technique du découpage, apparue environ dans les années soixante, a apporté une solution au problème du mauvais rendement et de l'encombrement des alimentations séries [57].

#### **3.3.1 Type des convertisseurs DC-DC**

Il y a un plusieurs topologies des convertisseurs DC-DC. Ils sont classés par catégorie selon que la topologie isolée ou non isolée. Les topologies isolées emploient un transformateur d'isolement fonctionnant à haute fréquence, elles sont très employées souvent dans les alimentations à découpage. Les topologies les plus connues dans la majorité des applications sont le Fly back, en demi-point et en pont complet. Dans les applications photovoltaïques (PV), les systèmes de couplage avec le réseau électrique emploient souvent ces types de topologies quand l'isolement électrique est préféré pour des raisons de sûreté.

### CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

Les topologies non isolées ne comportent pas de transformateurs d'isolement. Elles sont généralement utilisées dans l'entraînement des moteurs à courant continu. Ces topologies sont encore classées en trois catégories :

- Abaisseurs (Buck) ;
- Élévateurs (Boost) ;
- Élévateurs - Abaisseurs (Buck-Boost).

La topologie Buck est employée pour les faibles tensions. Dans les applications PV, le convertisseur Buck est habituellement employé comme chargeur de batteries et dans des systèmes de pompage de l'eau.

La topologie Boost est employée pour augmenter la tension. Les systèmes de production de l'énergie emploient un convertisseur Boost pour augmenter la tension de sortie au niveau du service avant l'étage de l'onduleur. Puis, il y a des topologies capables d'augmenter et de diminuer la tension telles que le Buck-Boost [58].

#### **Hacheur dévolteur (Buck - converter) :**

Un convertisseur Buck , ou hacheur série, est une alimentation à découpage qui convertit une tension continue en une autre tension continue de plus faible valeur (figure 3.4).

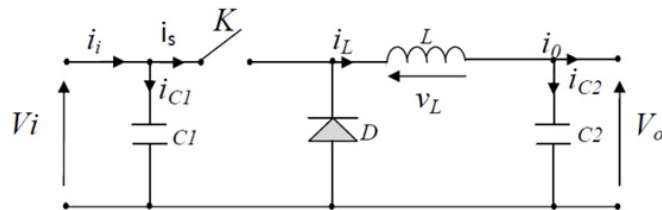


Figure 3.4 – Schéma du circuit électrique d'un convertisseur Buck.

Savoir le comportement réel de ce convertisseur, nécessite de connaître en détail son modèle mathématique. Pour cela nous devons faire la représentation du circuit équivalent par les deux états du commutateur et de tirer par suite le modèle mathématique reliant les variables d'entrée sortie (figure 3.5). La figure (3.6) montre les schémas des circuits équivalents d'un convertisseur dévolteur dans les deux cas : l'interrupteur  $K$  fermé pendant  $dT(s)$  et ouvert pendant  $(1 - d)T S$ . Où :

- $T(s)$  est la période de commutation.
- $d$  le rapport cyclique du commutateur ( $d \in [0, 1]$ ).

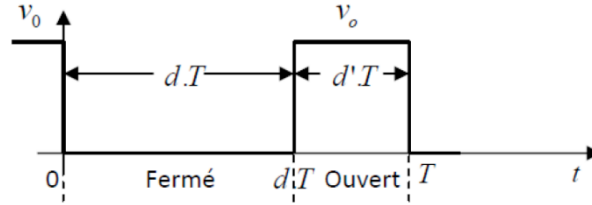


Figure 3.5 – Périodes fermeture et ouverture d’un interrupteur [58].

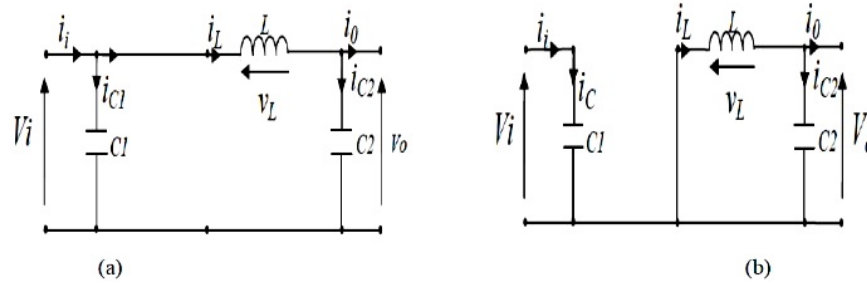


Figure 3.6 – Schémas équivalents du hacheur dévolteur (a) : K fermé, (b) : K ouvert.

En appliquant la loi de Kirchhoff sur les deux circuits équivalents du convertisseur dévolteur-surlvolteur des deux phases de fonctionnement, on obtient : Pour la première période  $dT_s$

$$\begin{cases} i_{c_1}(t) = c_1 \frac{dv_i(t)}{dt} = i_i(t) - i_l(t) \\ i_{c_2}(t) = c_2 \frac{dv_0(t)}{dt} = i_l(t) - i_o(t) \\ v_l(t) = L \frac{di_l}{dt} = v_i(t) - v_0(t) \end{cases} \quad (3.1)$$

Pour la deuxième période  $(1 - d)T_s$  :

$$\begin{cases} i_{c_1}(t) = c_1 \frac{dv_i(t)}{dt} = i_i(t) \\ i_{c_2}(t) = c_2 \frac{dv_0(t)}{dt} = i_i(t) - i_l(t) \\ v_l(t) = L \frac{di_l}{dt} = -v_0(t) \end{cases} \quad (3.2)$$

Pour trouver une représentation dynamique valable pour tout la période  $T_s$ , on utilise généralement l’expression suivante :

$$\left\langle \frac{dx}{dt} \right\rangle_{T_s} = \frac{dx}{dt_{dT_s}} + \frac{dx}{dt_{(1-D)T_s}} (1 - D)T_s \quad (3.3)$$



## CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

En appliquant la relation (3.3) sur les systèmes d'équations (3.1 ) et (3.2), on obtient les équations qui régissent le système sur une période entière :

$$\begin{cases} c_1 \frac{dv_i(t)}{dt} T_s = dT_s(i_i - i_l) + (1 - d)T_s i_i \\ c_2 \frac{dv_0(t)}{dt} T_s = dT_s(i_l - i_0) + (1 - d)T_s(i_l - i_0) \\ L \frac{di_l}{dt} = dT_s(v_i - v_0) + (1 - d)T_s(-v_0) \end{cases} \quad (3.4)$$

Après arrangement, on obtient :

$$\begin{cases} i_0(t) = i_l(t) - c_2 \frac{dv_0(t)}{dt} = i_i(t) \\ i_l(t) = \frac{1}{d} \left( i_i(t) - c_1 \frac{dv_i(t)}{dt} \right) \\ v_i(t) = \frac{1}{d} \left( L \frac{di_l}{dt} + v_0(t) \right) \end{cases} \quad (3.5)$$

### **Hacheur survolteur ( Boost - converter) :**

Connu aussi sous le nom de " boost " ou hacheur parallèle ; son schéma de principe de base est celui de la figure (3.7). Son application typique est de convertir sa tension d'entrée en une tension de sortie supérieure. [59]

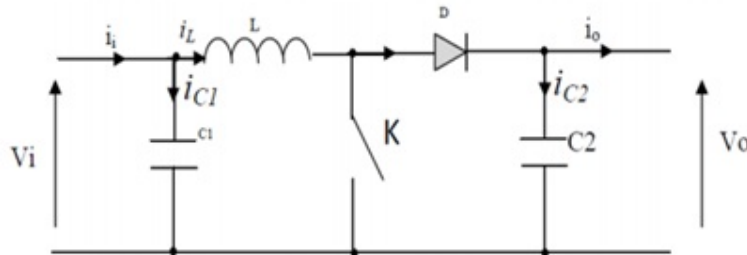


Figure 3.7 – Schéma de principe d'un convertisseur Boost [59].

Comme pour le hacheur dévolteur, l'application des lois de Kirchhoff sur les circuits équivalents du hacheur survolteur (figure 3.8) des deux phases de fonctionnement donne :

## CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

Pour la première période  $dT$  s :

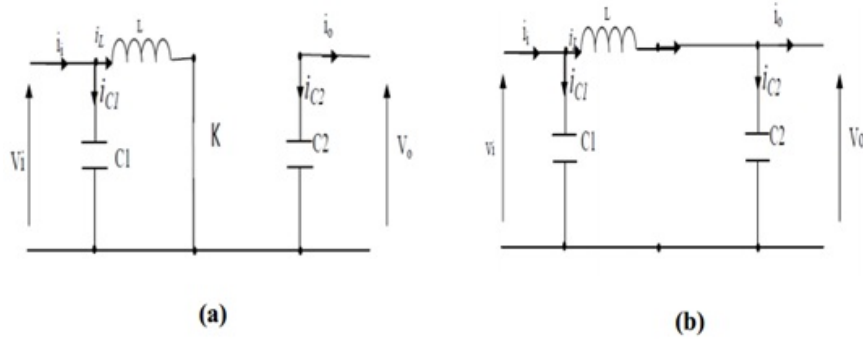


Figure 3.8 – Schémas équivalents du hacheur survolteur.(a) : K fermé ;(b) : ouvert

$$\begin{cases} i_{c_1}(t) = c_1 \frac{dv_i(t)}{dt} = i_i(t) - i_l(t) \\ i_{c_2}(t) = c_2 \frac{dv_o(t)}{dt} = -i_o(t) \\ v_l(t) = L \frac{di_l}{dt} = -v_i(t) \end{cases} \quad (3.6)$$

Pour la deuxième période  $(1 - d)T_s$

$$\begin{cases} i_{c_1}(t) = c_1 \frac{dv_i(t)}{dt} = i_i(t) - i_l(t) \\ i_{c_2}(t) = c_2 \frac{dv_o(t)}{dt} = i_l(t) - i_o(t) \\ v_l(t) = L \frac{di_l}{dt} = v_i(t) - v_o(t) \end{cases} \quad (3.7)$$

En appliquant la relation (3.3) sur les systèmes d'équations (3.6) et (3.7). Comme pour le convertisseur dévolteur, on trouve le modèle approximé du convertisseur survolteur [59]

$$\begin{cases} i_l(t) = i_i(t) - c_1 \frac{dv_i(t)}{dt} \\ i_o(t) = (1 - d)i_l - c_2 \frac{dv_o(t)}{dt} \\ v_i(t) = L \frac{di_l}{dt} + (1 - d)v_o \end{cases} \quad (3.8)$$

### Hacheur dévolteur-survolteur (Buck-Boost) :

La troisième topologie de base de ce convertisseur est donnée par la figure (3.9). Dans ce dispositif, la tension peut être augmentée ou diminuée selon le mode de commutation. Cependant, La tension de sortie est de signe opposé à la tension d'entrée. 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 transfère vers la charge via la diode.

CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

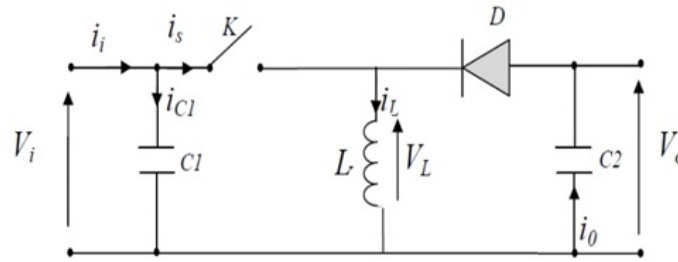


Figure 3.9 – Convertisseur dévolteur-survolteur.

La figure (3.10) montre les deux schémas équivalents du hacheur dévolteur survolteur pour les deux cycles deux fonctionnements [27] :

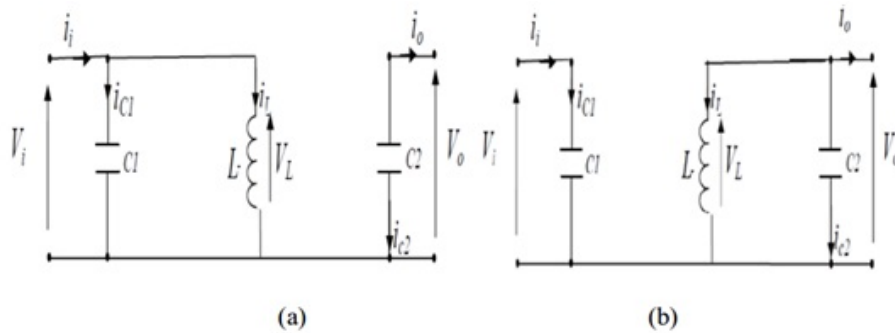


Figure 3.10 – Schémas équivalents du hacheur dévolteur-survolteur (a) : K ouvert ; (b) :K fermé.

En appliquant la loi de Kirchhoff sur les deux circuits équivalents du convertisseur dévolteur-survolteur des deux phases de fonctionnement, on obtient :

Pour la première période  $dT_S$  :

$$\begin{cases} i_{c_1}(t) = c_1 \frac{dv_i(t)}{dt} = i_i(t) - i_l(t) \\ i_{c_2}(t) = c_2 \frac{dv_0(t)}{dt} = -i_0(t) \\ v_l(t) = L \frac{di_l}{dt} = -v_i(t) \end{cases} \quad (3.9)$$

Pour la deuxième période  $(1 - d)T_S$  :

$$\begin{cases} i_{c_1}(t) = c_1 \frac{dv_i(t)}{dt} = i_i(t) \\ i_{c_2}(t) = c_2 \frac{dv_0(t)}{dt} = i_l(t) - i_0(t) \\ v_l(t) = L \frac{di_l}{dt} = v_0(t) \end{cases} \quad (3.10)$$

### CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

En appliquant la relation (3.3) sur les systèmes d'équations (3.9) et (3.10), on trouve le modèle approximatif du convertisseur dévolteur-survolteur [58] :

$$\begin{cases} i_l(t) = \frac{1}{d} \left( i_i(t) - c_1 \frac{dv_i(t)}{dt} \right) \\ i_0(t) = -(1-d)i_l - c_2 \frac{dv_0(t)}{dt} \\ v_i(t) = v_o(t) = \frac{1}{d} \left( -(1-d)v_0 + L \frac{di_l}{dt} \right) \end{cases} \quad (3.11)$$

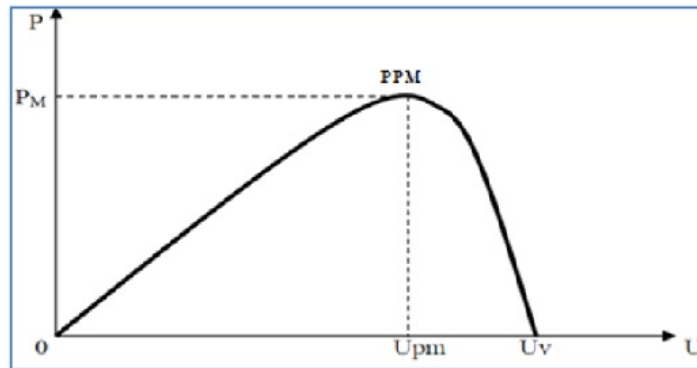


Figure 3.11 – Courbe caractéristique de puissance d'un GPV.

#### 3.3.2 Principe de recherche du point de puissance maximale (MPPT) d'un GPV

Des méthodes spécifiques existent pour amener des dispositifs à fonctionner à des points maximaux de leurs caractéristiques sans qu'à priori ces points soient connus à l'avance, ni sans que l'on sache à quel moment ils ont été modifiés ni quelles sont les raisons de ce changement. Pour le cas de sources énergétiques comme notre panneau solaire cela se traduit par des points de puissance maximale. Ce type de commande est souvent nommé dans la littérature " Recherche du Point de Puissance Maximum" ou bien " Maximum Power Point Tracking " en anglais (MPPT). Le principe de ces commandes est d'effectuer une recherche du point de puissance maximale (PPM) tout en assurant une parfaite adaptation entre le générateur et sa charge de façon à transférer le maximum de puissance. La figure (3.12) représente une chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque associée à une commande MPPT. Comme présenté sur la figure, la commande MPPT est associée à un quadripôle possédant des degrés de liberté qui permettent de faire une adaptation entre le GPV et la batterie. Dans le cas de la conversion solaire, le quadripôle peut être réalisé à l'aide d'un convertisseur DC-DC, pour que la puissance fournie par le GPV corresponde à la puissance maximale ( $P_{\max}$ ) qu'il génère et qu'elle puisse ensuite être transférée directement à la batterie. La technique de contrôle communément utilisée consiste à agir sur le rapport cyclique de manière automatique pour amener le GPV à sa valeur optimale de fonctionnement quelles que soient les fluctuations atmosphériques. [60]

## CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

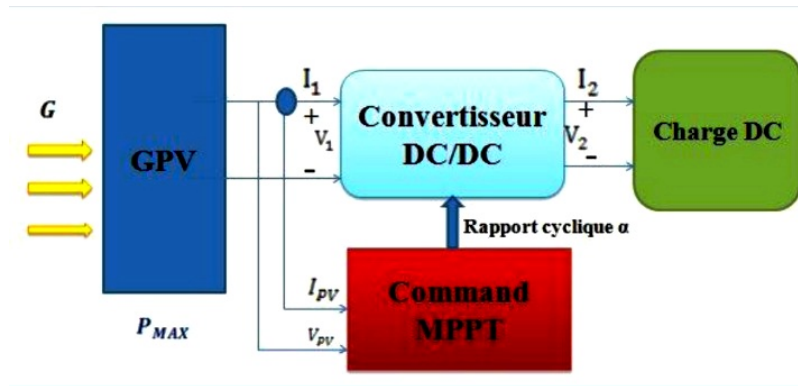


Figure 3.12 – Chaîne élémentaire de conversion photovoltaïque.

### 3.3.3 Commandes MPPT des convertisseurs DC-DC.

#### Généralités.

Pour une puissance incidente  $W_1$ , la puissance optimale transférée à la charge ne pourrait être maximale que pour un rapport cyclique bien défini  $\alpha_{1opt}$  (point PPM1) sur la Figure (3.13-A). Si la puissance change  $W_2$  alors ce point de puissance maximale est le point PPM2 et le point de fonctionnement du générateur PV est le point Pf.

Pour converger vers le nouveau point PPM2, il faut ajuster le rapport cyclique à la valeur  $\alpha_{2opt}$ . Il en sera de même lorsque la charge  $R_L$  change Figure (3.13-B), le point de puissance maximale dévie de sa position optimale PPM1, pour converger vers ce PPM1, il faut agir sur le rapport cyclique  $\alpha$ . Donc, dans un système photovoltaïque indépendant et autonome, cette régulation doit être réalisée automatiquement afin de poursuivre le point de fonctionnement optimal.

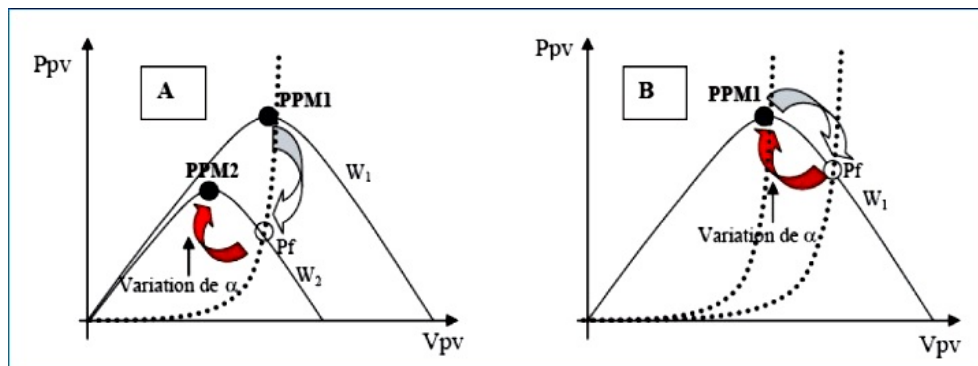


Figure 3.13 – Fluctuation du PPM avec l'intensité d'éclairement et la charge  $R_L$ .

a : Variation de l'éclairement et b : Variation de la charge [61].

#### Classification des commandes MPPT.

Il est possible de classifier d'une manière générale les commandes MPPT selon le type d'implémentation électronique : analogique, numérique ou mixte. Il est cependant plus intéressant de les classifier selon le type de recherche qu'elles exécutent et selon les paramètres d'entrée de la commande MPPT [61].

## CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

### **Classification des commandes MPPT selon le type de recherche**

#### *MPPT Indirect :*

Ce type de commandes MPPT utilise le lien existant entre les variables mesurées ( $I_{CC}$  ou  $V_{CO}$ ), qui peuvent être facilement déterminées, et la position approximative du MPP. Il compte aussi les commandes se basant sur une estimation du point de fonctionnement du GPV réalisée à partir d'un modèle paramétrique défini au préalable. Il existe aussi des commandes qui établissent une poursuite de la tension optimale en prenant en compte uniquement les variations de la température des cellules donnée par un capteur.

Ces commandes ont l'avantage d'être simples à réaliser. Elles sont plutôt destinées à des systèmes peu coûteux et peu précis devant fonctionner dans des zones géographiques où il y a peu de changements climatiques.

#### *MPPT Direct:*

Ce type de commande MPPT détermine le point de fonctionnement optimal (MPP) à partir des courants, tensions ou puissances mesurés dans le système. Il peut donc réagir à des changements imprévisibles du fonctionnement du GPV. Généralement, ces procédures sont basées sur un algorithme de recherche, avec lequel le maximum de la courbe de puissance est déterminé sans interruption du fonctionnement. Pour cela, la tension du point de fonctionnement est incrémentée dans des intervalles réguliers. Si la puissance de sortie est plus grande, alors la direction de recherche est maintenue pour l'étape suivante, sinon elle sera inversée. Le point de fonctionnement réel oscille alors autour du MPP. Ce principe de base peut être préservé par d'autres algorithmes contre des erreurs d'interprétation. Ces erreurs peuvent survenir, par exemple, à cause d'une mauvaise direction de recherche, résultant d'une hausse de puissance qui, est due à une augmentation rapide du niveau de rayonnement. La détermination de la valeur de la puissance du générateur PV, indispensable pour la recherche du MPP, nécessite la mesure de la tension et du courant du générateur, ainsi que la multiplication de ces deux variables.

D'autres algorithmes se basent sur l'introduction de variations sinusoïdales en petit signal sur la fréquence de découpage du convertisseur pour comparer la composante alternative et la composante continue de la tension du GPV et pour ainsi placer le point de fonctionnement du GPV le plus près possible du MPP. L'avantage de ce type de commandes est leurs précisions et leur rapidité de réaction.

### **Classification des commandes MPPT selon les paramètres d'entrée.**

#### *Commandes MPPT fonctionnant à partir des paramètres d'entrée du CS :*

Ce type de commandes MPPT exécute une recherche du MPP selon l'évolution de la puissance fournie par le GPV. La commande nécessite alors la mesure du courant et de la tension en entrée du convertisseur [16]. D'autres types de commandes MPPT sont basées sur la régulation du courant du GPV, supposant que ce dernier soit une image proportionnelle à la puissance. Ceci permet de s'approcher le plus proche possible du courant optimal  $I_{opt}$ . Ce type de commande ayant besoin d'un seul capteur est plus facile à mettre en œuvre et a un coût bas.

### CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

*Commandes MPPT fonctionnant à partir des paramètres de sortie du convertisseur :*  
Dans la littérature, il existe des algorithmes basés sur les paramètres de sortie du CS. En effet, ce type utilise la tension et le courant de sortie du CS ou alors uniquement l'un des deux. Les commandes MPPT basées sur la maximisation du courant de sortie sont principalement utilisées quand la charge est une batterie. Dans tous les systèmes utilisant les paramètres de sortie, une approximation de  $P_{max}$  est faite à travers le rendement du convertisseur. Plus l'étage de conversion est bon, plus cette approximation est valable. Par contre, tous les systèmes avec un seul capteur sont imprécis. La plupart de ces systèmes ont été conçus à l'origine pour le spatial.

#### 3.3.4 Critères de qualité d'une commande MPPT.

Pour savoir si un gain est apporté par l'utilisation d'une commande MPPT d'un type ou d'un autre, des critères de qualité sont utilisés. Dans un premier temps, la commande MPPT doit avoir un niveau de simplicité important favorisant une faible consommation et un coût raisonnable. De plus, concernant ses performances, la commande MPPT doit avoir un bon comportement en dynamique et en statique pour assurer une adaptation rapide aux changements climatiques. Elle doit aussi pouvoir piloter l'étage d'adaptation de telle sorte qu'en régime statique, le point de fonctionnement du GPV soit le plus près possible du MPP dans n'importe quelle condition météorologique ou état de la charge alimentée. Aussi, la stabilité et la robustesse du système doit être assurée. En résumé, l'utilisation d'un type de commande MPPT par rapport à une connexion directe doit apporter un gain énergétique et économique quantifiable. Il est important de préciser qu'il n'existe pas de standard international qui dénie comment il faut mesurer les performances d'une commande MPPT.[62]

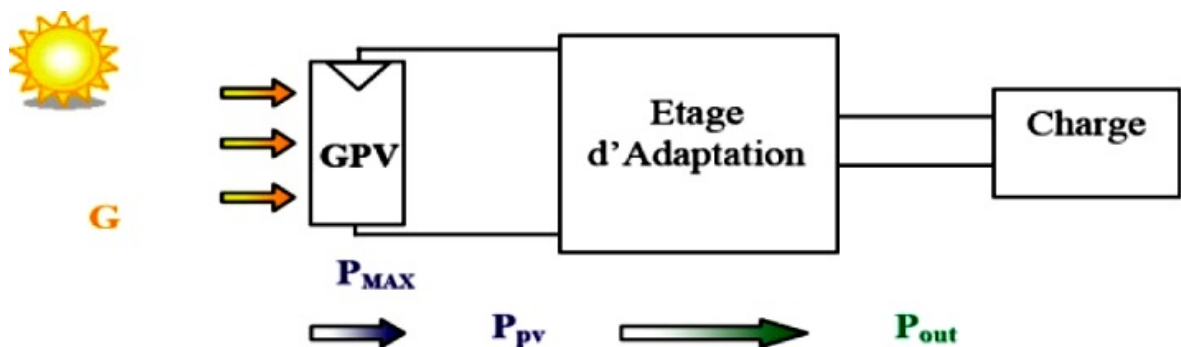


Figure 3.14 – Chaîne élémentaire de conversion d'énergie PV.

Le rendement total de l'étage d'adaptation entre le GPV et la charge DC se compose de divers types de rendements reliés à chaque partie de la chaîne. Le rendement maximum de la conversion photons-électrons du panneau solaire

## CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

$\eta_{PV}$  est défini par :

$$\eta_{PV} = \frac{P_{max}}{Gx A_{eff}} \quad (3.12)$$

Où P max est le maximum de puissance potentiellement disponible à la sortie du panneau, G est l'irradiante ( $W/m^2$ ) et  $A_{eff}$  est la surface effective du panneau PV. La puissance P effectivement délivrée par un GPV dépend en plus de la commande utilisée dans le convertisseur. Le rendement du point de fonctionnement qui en découle est noté  $\eta_{mppt}$  (Rendement MPPT) permet de mesurer l'efficacité de la commande qui contrôle le convertisseur statique afin que le module PV fournisse la puissance maximale [62].

$$\eta_{MPPT} = \frac{P}{P_{max}} \quad (3.13)$$

**3.3.5 Rendement de la chaîne de puissance.** Enfin, le rendement du convertisseur noté  $\eta_{conv}$  est défini par :

$$\eta_{conv} = \frac{P_{out}}{P} \quad (3.14)$$

Avec  $P_{out}$  la puissance délivrée en sortie du convertisseur. Le rendement total de la chaîne de conversion  $\eta_{Total}$  est donné par :  $\eta_{Total} = \eta_{PV} \eta_{MPPT} \eta_{conv}$  (3.15)

### 3.3.6 Les Algorithmes MPPT.

Il existe dans la littérature plusieurs algorithmes MPPT. Les plus utilisés sont [63] :

- Algorithme de la Tension Constante (CV, Constant Voltage)
- Algorithme du Courant constant (Constant Current)
- Perturbation et Observation (P&O, Perturb and Observe)
- Conductance Incrémentale (IncCond, Incremental Conductance)
- Les algorithmes P&O et IncCond font partie de la technique appelée Hill Climbing (monté de Pente).

#### A-L'algorithme MPPT de perturbation et observation.

L'algorithme mis en oeuvre dans les premières MPPT conçus était relativement simple. La commande exposée dans ce mémoire est basée sur un algorithme de contrôle adaptatif, permettant de maintenir le système à son point de puissance maximum (PPM).

Ce dernier est représenté à la figure III.5, et peut être implanté entièrement en numérique [64]. L'algorithme de perturbation et observation de poursuite du PPM étant le plus utilisé, on mesure la tension (V) et le courant (I) puis on calcule la puissance (P).



### CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

Nous décrivons le fonctionnement de l'algorithme MPPT. Le signe de la dérivée de puissance nous permet d'exécuter cet algorithme.

— Si la dérivée est positive  $dp/dV > 0$  ; l'augmentation du rapport cyclique  $D$ , indique que nous nous approchons du PPM.

— Si la dérivée est négative  $dp/dV < 0$  ; la diminution du rapport cyclique  $D$ , indique que nous nous dépassons du PPM.

— Si la dérivée est nulle  $dp/dV = 0$  ; ceci indique que c'est la PPM.

A partir du signe de la dérivée de puissance nous pouvons déterminer le sens recherche du point de puissance maximal (défini par le paramètre  $\alpha$ ) à l'aide de ce que nous notons dans la figure ci-dessus :

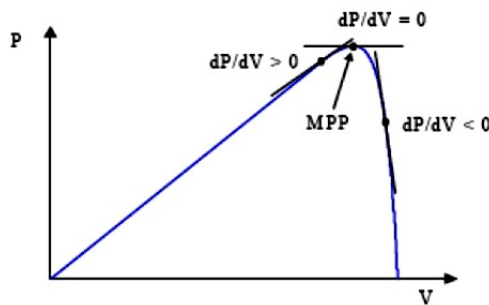


Figure 3.15 – Signe de  $dP/dV$  à différentes positions de la courbe caractéristique de Puissance [63].

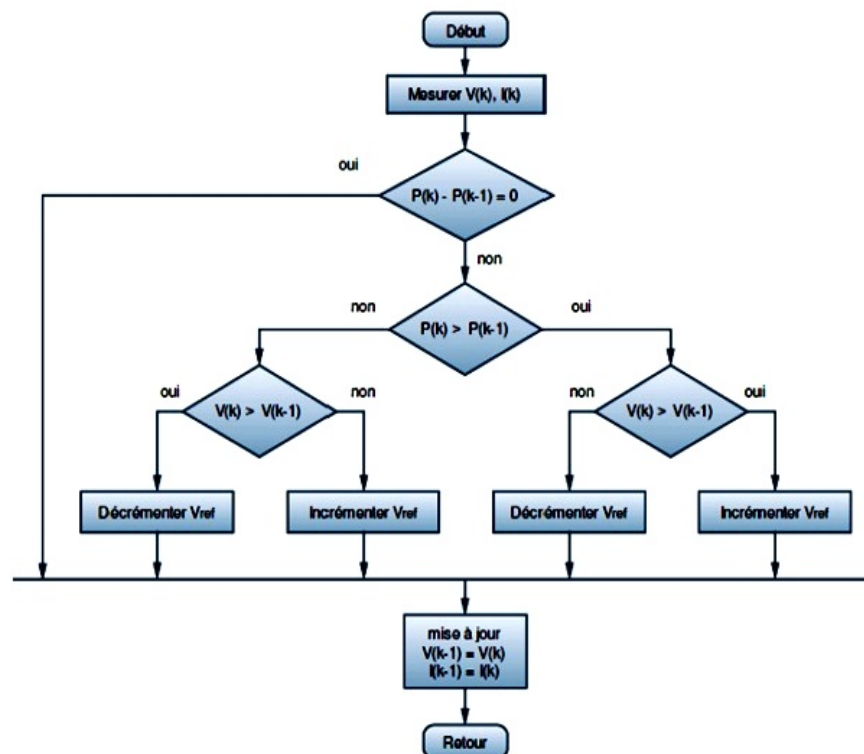


Figure 3.16 – Signe de  $dP/dV$  à différentes positions de la courbe caractéristique de Puissance [63].

**Organigramme de la méthode P&O [63].**

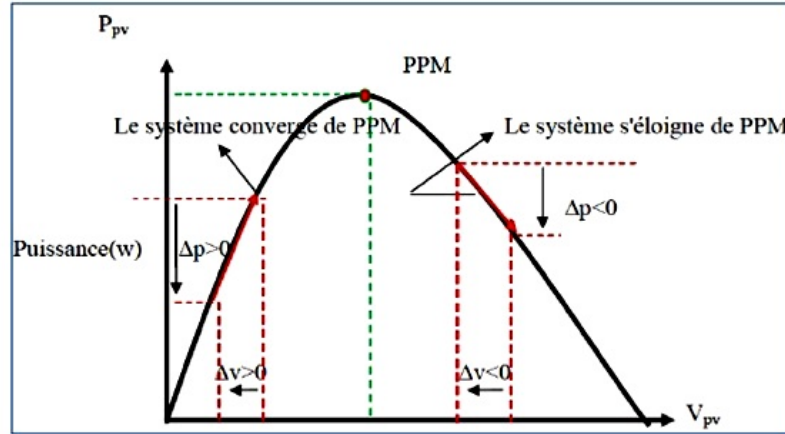


Figure 3.17 – Schéma de convergence vers le PPM par P&O [63].

Deux capteurs sont généralement nécessaires pour mesurer la tension et le courant à partir desquels la puissance est calculée. Parfois, le courant est estimé à partir de la tension mesurée, éliminant ainsi le besoin du capteur de courant. Il existe une variante de l’algorithme P&O qui utilise uniquement deux mesures, à savoir le courant et la tension en sortie du convertisseur. Le but est de maxi-miser la puissance en sortie. Le principe de fonctionnement est alors le même moyennant quelques changements.

Bien que cette technique donne de bons résultats en simulation avec un convertisseur idéal, il n’est pas prouvé en pratique que le MPP soit atteint [65]. L’utilisation d’un microprocesseur est plus appropriée pour la réalisation de la méthode P&O, même si des circuits analogiques peuvent être utilisés [65].

**Algorithme de l’Incrémention de la Conductance (IncCond).**

Cette méthode est basée sur le fait que la pente de la courbe caractéristique de puissance du panneau est nulle au MPP, positive à gauche et négative à droite (figure 3.16) [63, 62].

$$\begin{cases} dP/dV = 0 & \text{au MPP,} \\ dP/dV > 0 & \text{à gauche du MPP,} \\ dP/dV < 0 & \text{à droite du MPP.} \end{cases} \quad (3.16)$$

$$\frac{dP}{dV} = \frac{dIV}{dV} = I + V \frac{dI}{dV} \cong I + V \frac{\Delta I}{\Delta V} \quad (3.17)$$

$$\begin{cases} \frac{\Delta I}{\Delta V} = -\frac{1}{V} & \text{au MPP,} \\ \frac{\Delta I}{\Delta V} > -\frac{1}{V} & \text{à gauche du MPP,} \\ \frac{\Delta I}{\Delta V} < -\frac{1}{V} & \text{à droite du MP.} \end{cases} \quad (3.18)$$

Le MPP peut donc être poursuivi en comparant la conductance instantanée ( $G_{ci} = I/V$ ) à l’incrémention de la conductance ( $G_{ci} = I/V$ ), comme le montre l’organigramme de la figure (53).

### CHAPITRE 3. LE CONVERTISSEUR DC-DC ET LA COMMANDE MPPT.

$V_{ref}$  est la tension de référence pour laquelle le panneau PV est forcé à fonctionner. Au MPP,  $V_{ref} = V_{MP P}$ . Une fois que le MPP est atteint, point de fonctionnement correspondant est maintenu, à moins qu'un changement dans  $\Delta I$  est noté, indiquant un changement des conditions atmosphériques et donc du MPP. L'algorithme augmente ou diminue  $V_{ref}$  pour suivre le nouveau MPP. La taille de l'incrément détermine la rapidité de la poursuite du MPP. Une poursuite rapide peut être obtenue avec un incrément plus grand, mais le système ne pourrait pas fonctionner exactement au MPP et oscille autour de celui-ci. Il y a donc, comme pour la méthode P&O, un compromis entre rapidité et précision. Cette méthode peut être améliorée en amenant le point de fonctionnement près du MPP dans une première étape, puis d'utiliser l'algorithme IncCond pour suivre exactement le MPP dans une deuxième étape. Généralement, le point de fonctionnement initial est réglé pour correspondre à une charge résistive proportionnelle au rapport de la tension de circuit ouvert  $V_{oc}$  sur le courant de court-circuit  $I_{cc}$ . Ces deux solutions assurent que le vrai MPP est poursuivi s'il existe plusieurs maxima locaux. Une manière moins évidente pour effectuer la méthode IncCond est d'utiliser la conductance instantanée et l'incrément de la conductance pour générer un signal d'erreur [62].

$$e = \frac{I}{V} + \frac{dI}{dV} \quad (3.19)$$

D'après l'équation (3.18), l'erreur est nulle au MPP. Un régulateur PI peut donc être utilisé pour annuler cette erreur. La mesure de la tension et du courant instantanés du panneau PV nécessite deux capteurs. La méthode IncCond se prête parfaitement à la commande par microcontrôleur, qui peut garder en mémoire les valeurs précédentes de la tension et du courant.

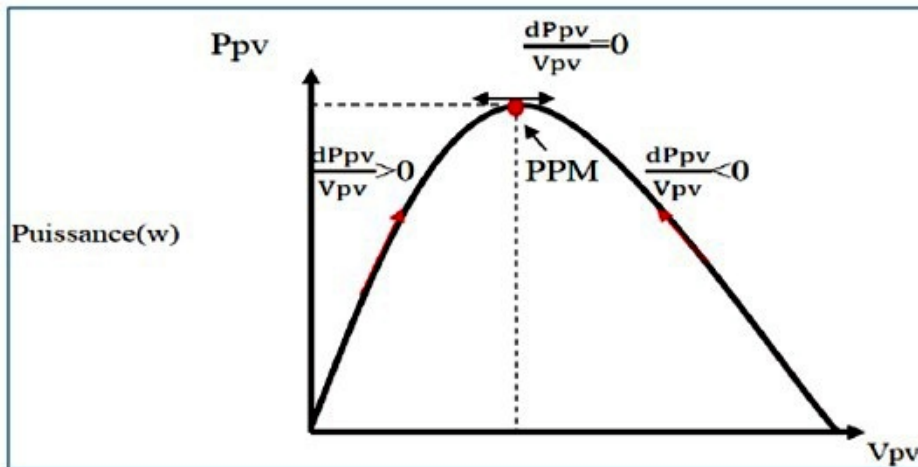


Figure 3.18 – Trajectoire par Incrément de Conductance [65].

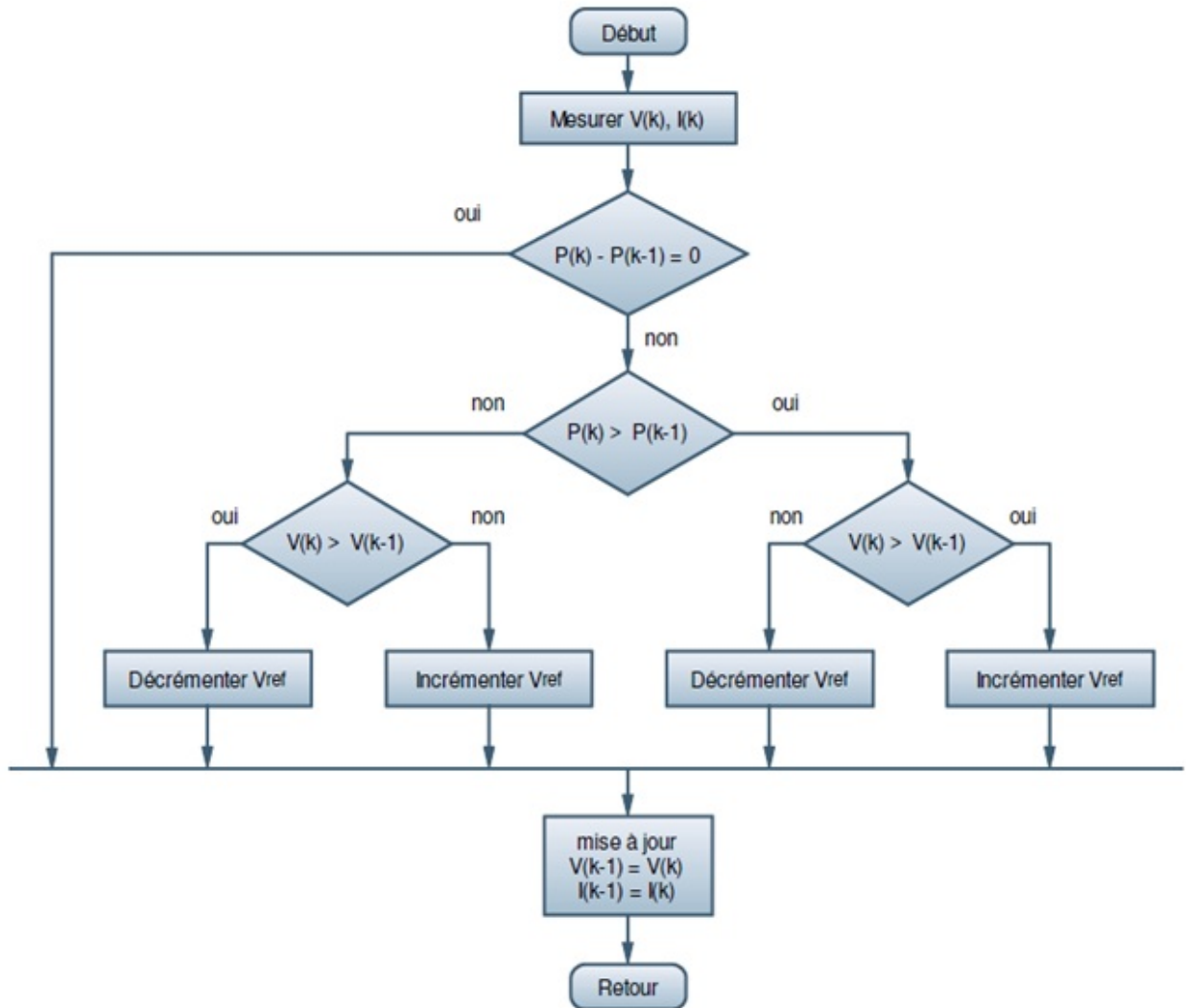


Figure 3.19 – Organigramme de la méthode IncCond [65].

### 3.4 Conclusion :

La caractéristique I-V d'un panneau photovoltaïque n'est pas linéaire. Il existe un MPP (Maximum power point) où la puissance est maximale. On utilise donc des régulateurs qui font la poursuite de ce point (MPPT) afin de délivrer le plus de puissance possible à batterie ou à la charge. Cette fonction est souvent réalisée par microcontrôleurs. Dans une boucle, l'algorithme mesure la tension et le courant du générateur pour calculer la puissance fournie, puis on fait varier le signal MLI du régulateur à découpage afin de maximiser la puissance délivrée par le panneau solaire à la batterie. Dans le chapitre prochain, on présentera une étude de modélisation et de simulation d'un système photovoltaïque alimentant une charge isolé adapté par une commande MPPT à base de techniques intelligentes.

# Chapitre 4 Modélisation et simulation.

## Chapitre 4

# Modélisation et simulation.

### 4.1 Introduction .

Ce chapitre est consacré à l'application des techniques intelligentes pour l'amélioration de l'efficacité des énergies renouvelables. L'étude des performances de ces techniques par simulation dans l'environnement MATLAB/Simulink sont présentés dans les mêmes conditions de Fonctionnement.

En premier lieu, nous appliquons la technique logique floue, ensuite les réseaux de neurones suivis par un régulateur ANFIS ( Neuro-Floue) qui est une hybridation entre la logique floue et les réseaux de neurones, en commençant par la description du contrôleur adopté avec démonstration et validation.

Nous clôturons le chapitre par une présentation des résultats de simulation avec discussion.

### 4.2 Les charges utilisées .

Pour l'installation photovoltaïque, on a considéré les charges essentielles utilisées dans une administration d'une mine à ciel ouvert (la mine SASD djebel debbagh/ APC Rouknia Wiliaya de Guelma qui est une mine à ciel ouvert pour extraction de calcaire), il s'agit d'un site isolé ou les machine de concassage et l'administration sont alimentés par un groupe électrogène diesel de 460 kva.

L'installation PV proposée a pour but d'assurer l'alimentation de l'administration pendant la journée et soulagé l'ensemble des machines de concassage ainsi que le groupe électrogène, Pour faire le bilan de la consommation d'énergie de l'administration en question, il faut disposer des caractéristiques électriques de toutes les charges utilisées. Pour cela, à l'aide d'appareils de mesure de la consommation d'énergie, nous avons procédé au relevé pendant une heure, le temps de fonctionnement de ces paramètres (la puissance, l'énergie, le courant, la tension, le  $\cos \varphi$ ).

## CHAPITRE 4. MODÉLISATION ET SIMULATION.

---



Figure 4.1 – La mine SASD à ciel ouvert djebel Debbagh.

## CHAPITRE 4. MODÉLISATION ET SIMULATION.

---

Le schéma de l'administration et la liste des charges utilisées dans l'administration sont représentés dans la figure (4.2) et le tableau (4.1).

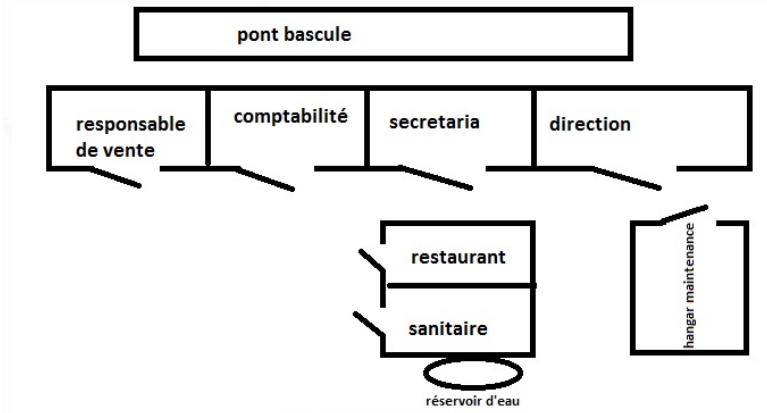


Figure 4.2 – Schéma des locaux administratifs de la mine SASD à ciel ouvert djebel Debbagh.

Table 4.1 – Liste des charges utilisées dans les locaux administratifs.

	Puissance (W)	Nombre	Puissance totale (kw)
Climatiseur	3600	7	25.2
Ordinateur bureau	500	5	2.5
Photocopieuse	330	2	0.66
Imprimante	300	5	1.5
Réfrigérateur	2150	2	4.3
Téléviseur	200	2	0.4
Ampoule	75	14	0.9
Four électrique	3000	1	3
Poste a souder	6000	1	6
Compresseur	5000	1	5
Compteuse billet	80	1	0.08
Pompe avec surpresseur	3000	1	3
Projecteur	1000	1	1
Cafetière	130	2	0.26
<b>Total</b>			<b>53.80</b>



La consommation d'énergie dans une administration varie en fonction du taux d'occupation, qui lui aussi varie, en fonction du temps. Le total de la consommation retrouvée équivaut à 53.80 Kw, afin de prévenir une éventuelle surcharge du réseau et les fluctuations climatiques nous avons utilisé une installation qui génère 100 KW de puissance pour la simulation.

### 4.3 Système photovoltaïque proposé .

Le système photovoltaïque proposé (voir figure 4.3) est constitué de :

— Un panneau photovoltaïque constitué de 5 modules (SunPower SPR-305-WHT) en série et 66 modules en parallèle. Le module PV est constitué de 96 cellules photovoltaïques élémentaires. Il peut délivrer dans les conditions standards de test (CST) une puissance de 305 W, un courant de 5.58 A sous une tension optimale de 54.7 V.

$$N_s N_p P_{\max} = P$$

$N_s$  : Nombre des modules en série

$N_p$  : Nombre des modules en parallèle

$P_{\max}$  : puissance maximale d'un module

D'où on peut conclure la puissance de ce panneau qui est de  $66 \times 5 \times 305 = 100.65$  kWh.

— Un quadripôle d'adaptation qui est un convertisseur d'énergie de type hacheur survolteur.

— Une commande MPPT (Maximum Power Point Tracking) basée sur les technique intelligentes ( logique floue , réseaux de neurones et neuro-floue) qui varie automatiquement le rapport cyclique  $\alpha$  à la valeur adéquate de manière à maximiser continuellement la puissance à la sortie du panneau PV

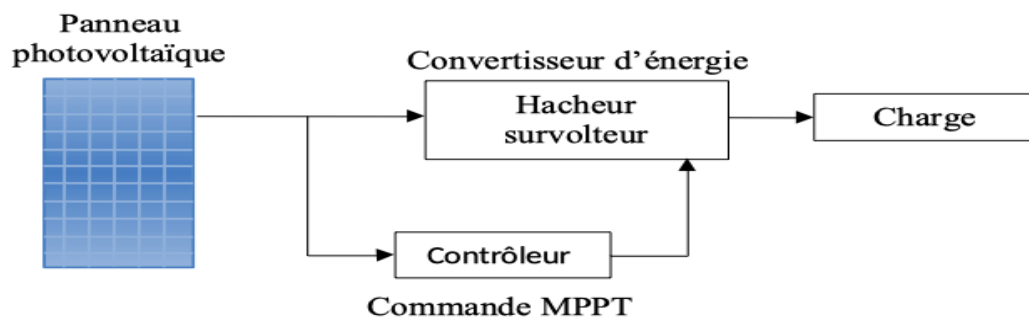


Figure 4.3 – Schéma synoptique d'un système photovoltaïque avec convertisseur (DC/DC) contrôlé par (MPPT) sur charge .

## 4.4 Modélisation et simulation du Système photovoltaïque .

### 4.4.1 Modélisation du GPV.

Pour trouver le modèle de ce générateur, il faut tout d'abord retrouver le circuit électrique équivalent à cette source. De nombreux modèles mathématiques de générateurs photovoltaïques, ont été développés pour représenter leur comportement très fortement non linéaire qui résulte de celui des jonctions semi-conductrices qui sont à la base de leurs réalisations.

Le module fait intervenir un générateur de courant pour la modélisation, d'une diode pour les phénomènes de polarisation de la cellule, une résistance série  $R_s$  représentant les diverses résistances de contacts et de connexions et une résistance parallèle  $R_p$  caractérisant les divers courants de fuites dus à la diode et aux effets de bords de la jonction. Le générateur photovoltaïque est représenté par un modèle standard à une seule diode, établi par shockley pour une seule cellule PV, et généralisé à un module PV en le considérant comme un ensemble de cellules identiques branchées en série-parallèle [66]. On présente le schéma du circuit électrique par la figure (4.4) :

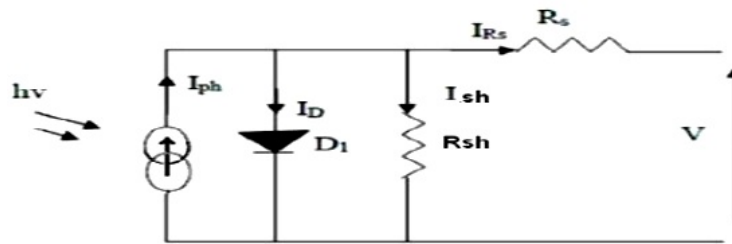


Figure 4.4 – Circuit électrique équivalent d'une cellule photovoltaïque.

Alors, on peut présenter le schéma électrique équivalent du générateur photovoltaïque (GPV) par un schéma bloc figure (4.5) comportant quatre paramètres. Deux variables d'entrées qui sont : l'ensoleillement dans le plan des panneaux  $E_S$  ( $W/m^2$ ), température de jonction des cellules  $T$  ( $C$ ) et deux variables de sortie : courant fourni par le GPV  $I_S$  ( $A$ ), tension aux bornes du GPV  $V_S$  ( $V$ ).

Les caractéristiques électriques de ce panneau photovoltaïque sont données dans le tableau suivant (4.2) :

Plusieurs modèles mathématiques sont utilisés pour simuler le fonctionnement d'un générateur photovoltaïque. Ces modèles se différencient par la méthode de calcul et le nombre des paramètres intervenants dans la caractéristique courant-tension.

Dans ce cas, nous avons choisi un modèle simple ne nécessitant que les paramètres donnés par le fabricant, la caractéristique I-V de ce modèle est donnée par :

## CHAPITRE 4. MODÉLISATION ET SIMULATION.

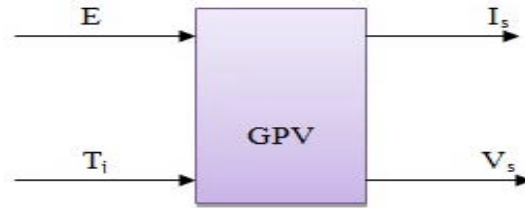


Figure 4.5 – Schéma bloc du générateur photovoltaïque.

Table 4.2 – Caractéristiques électriques du module photovoltaïque panneau SunPower SPR-305-WHT Dans les conditions standards "CST"

Eclairement standard, G	1000 W/m <sup>2</sup>
Temperature standard, T	25 °C
Puissance maximale Pmax d'un module	305 W
Tension à Pmax ou tension optimale (Vopt)	54,7 V
Courant à Pmax ou courant optimale (Iopt)	5.58 A
Nombre de cellules par module	96
Courant de saturation Isat	1.1753 e-08 A
Le photocourant Iph	5.9602 A
Nombre de modules en série	5
Nombre de modules en parallèle	66

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{sat} \left[ e^{\frac{e(v + I_{pv} * R_s)}{nKT}} - 1 \right] - \frac{V + I * R_s}{R_p} \quad (4.1)$$

Si l'on suppose que la résistance parallèle (shunte) est infinie ( $R_p$ ) l'équation (4.1) devient :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{sat} \left[ e^{\frac{(v + I_{pv} * R_s)}{nV_T}} - 1 \right] \quad (4.2)$$

Où  $I_{pv}$  le courant fourni par la cellule Pv et  $V_{pv}$  est la tension aux bornes de la cellule

PV. On peut calculer la résistance série dans le point Vcc :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_{sat} \left[ e^{\frac{(v + I_{pv} * R_s)}{nV_T}} - 1 \right] \quad (4.3)$$

La résistance série influe largement sur la pente de la courbe des caractéristique (I-V) au voisinage de  $V_{cc}$  :

Elle peut être calculée par la formule suivante :

$$R_s = - \frac{dV_{pv}}{dI_{pv}} = \frac{nV_T}{I_{sat} \left[ e^{\frac{(v + I_{pv} * R_s)}{nV_T}} - 1 \right]} \quad (4.4)$$

L'équation de la caractéristique  $I = f(V)$  (4.1) non linéaire est résolue par des méthodes d'itération simple. Généralement la méthode de Newton-Raphson est choisie pour la convergence rapide de la réponse. La méthode de Newton-Raphson est décrite comme suit :

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)} \quad (4.5)$$

Où  $f'(x_n)$  est la dérivée de la fonction  $f(x_n)$ ,  $x_n$  est la présente itération et  $x_{n+1}$  est l'itération suivante. La réécriture de l'équation (4.5) donne la fonction suivante :

$$f(I_{pv}) = I_{cc} - I_{pv} - I_{sat} \left( e^{\frac{(v + I_{pv} R_s)}{nV_T}} - 1 \right) \quad (4.6)$$

En remplaçant dans l'équation (4.5), on calcule le courant (I) par les itérations :

$$I_{n+1} = I_n - \frac{I_{cc} - I_{sat} \left( e^{\frac{(v + I_n R_s)}{nV_T}} - 1 \right) - I_n}{-1 - I_{sat} \left( \left( \frac{R_s}{nV_T} \right) e^{\frac{(v + I_n R_s)}{nV_T}} \right)} \quad (4.7)$$

Les équations précédentes ne sont valables que pour un mode de fonctionnement optimal. Pour généraliser notre calcul pour différents éclaircements et températures, nous utilisons le modèle qui déplace la courbe de référence à de nouveaux emplacements [67].

$$I_{cc}(T) = I_{cc}(T) \cdot [1 + \alpha(T - T_{ref})] \quad (4.8)$$

$$I_{ph} = I_{cc} \left( \frac{G}{1000} \right) \quad (4.9)$$

$$I_{sat}(T) = I_{sat}(T_{ref}) \left( \frac{T_{ref}}{T} \right)^{\frac{s}{n}} \left[ \exp\left( \frac{q \cdot E_g}{nk} \right) \cdot \left( \frac{1}{T} - \frac{1}{T_{ref}} \right) \right] \quad (4.10)$$

Où  $\alpha$  est le coefficient de variation du courant en fonction de la température, et la température de référence, 298°k (25°C) et G et l'irradiation solaire.

## CHAPITRE 4. MODÉLISATION ET SIMULATION.

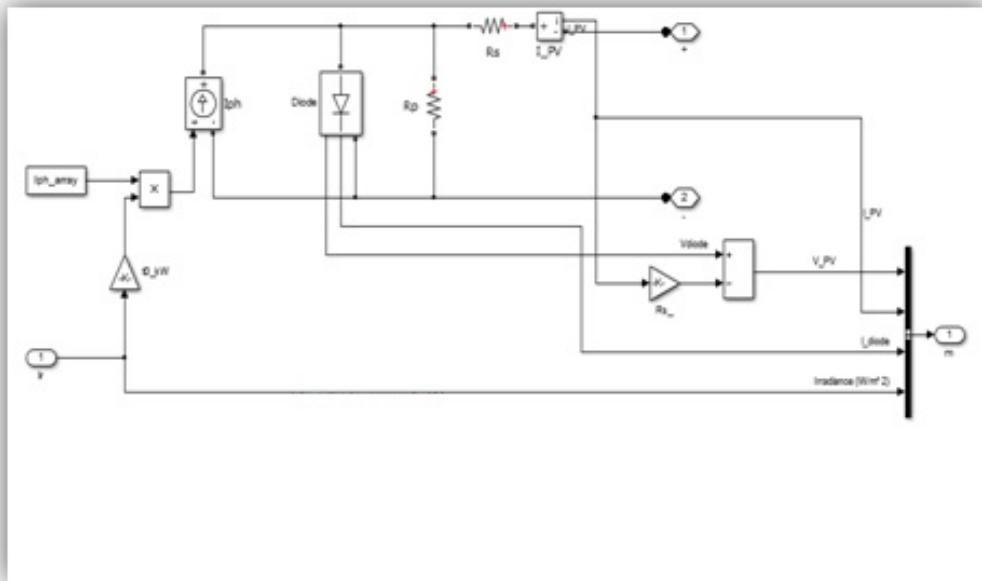


Figure 4.6 – Schéma bloc du générateur photovoltaïque en MATLAB-SIMULINK.

On constate sur les figures (4.7) et (4.8) ci-dessous que le courant subit une variation importante car le courant de court-circuit est une fonction linéaire de l'éclairement. Par contre la tension varie légèrement car la tension de circuit ouvert est une fonction logarithmique.

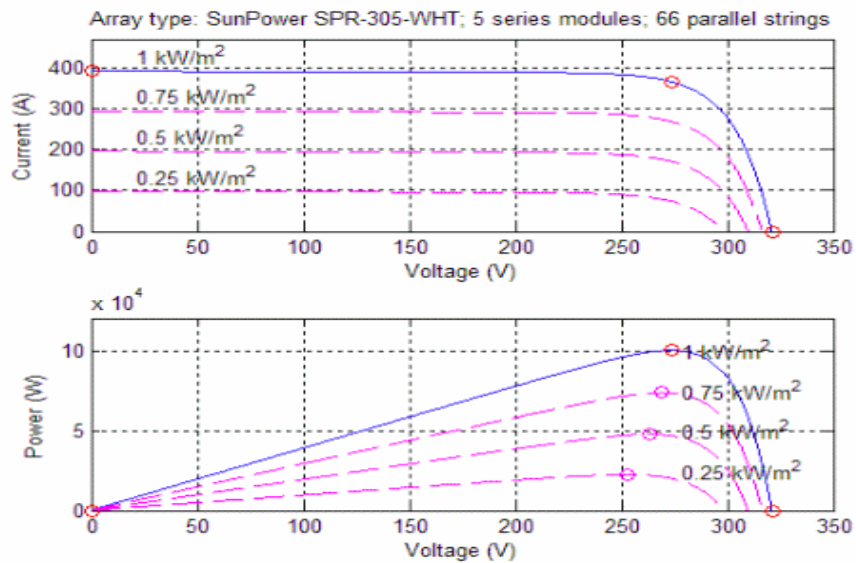


Figure 4.7 – Caractéristiques I-V et P-V d'un seul module pour différents éclaircements.

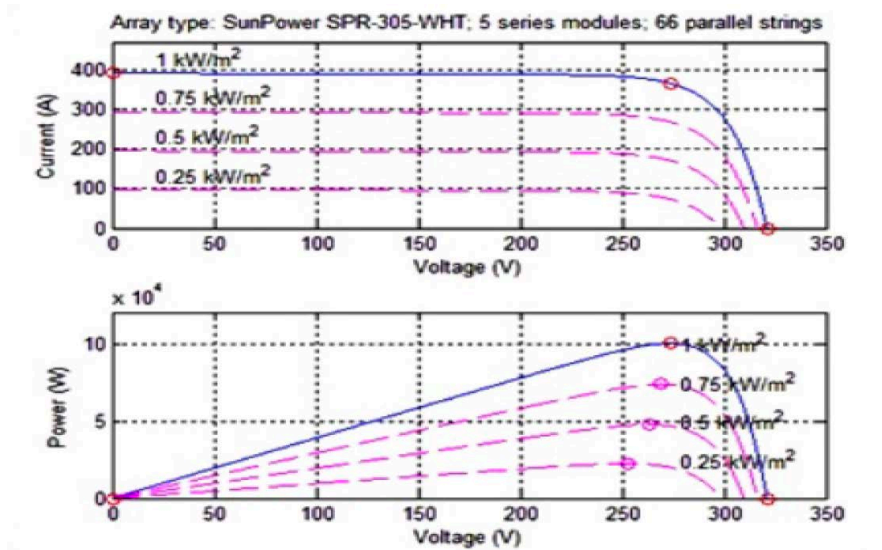


Figure 4.8 – Caractéristiques I-V et P-V de générateur photovoltaïque pour différents éclairements.

Dans ce chapitre, nous avons choisi de valider les méthodes proposées par simulation sous Matlab/Simulink le paramètre le plus influent sur la production d'électricité PV, l'ensoleillement. Nous adoptons un profil de variation trapézoïdal pour mieux décider sur les performances des techniques proposées en régime statique et dynamique. Ce profil prend la valeur de 1000 W/m<sup>2</sup> de 0 à 0.7 s, et commence à diminuer avec une pente constante pour atteindre 250 W/m<sup>2</sup> à 1.2 s, se poursuit à ce niveau jusqu'à 1.5 s, il augmente avec une pente constante pour atteindre 1000 W/m<sup>2</sup> à 2 s, puis il reste constant pendant 0.4 s, une chute survient à 2.4 s qui se stabilise sur 250 W/m<sup>2</sup> à 2.45 s, l'ensoleillement reste constant jusqu'à 2.6 s, et augmente brusquement pour atteindre de nouveau les 1000 W/m<sup>2</sup> en seulement 0.05 s. La durée de la simulation est de 3 secondes.

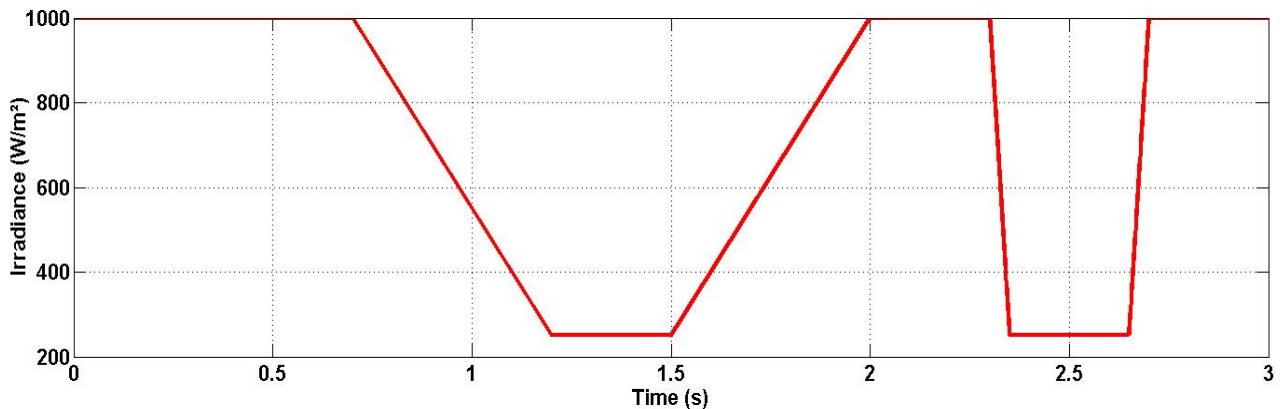


Figure 4.9 – La variation de l'éclairement en fonction du temps.

#### 4.5 Modélisation du hacheur survolteur.

C'est un convertisseur DC/DC parallèle inséré entre le générateur photovoltaïque GPV et le reste de la chaîne de conversion. Il est caractérisé par son rapport cyclique ( $0 < d < 1$ ) avec lequel on peut exprimer les valeurs moyennes des grandeurs de sortie avec celles de l'entrée. Le schéma électrique du hacheur survolteur est donné par la figure (4.10) [68].

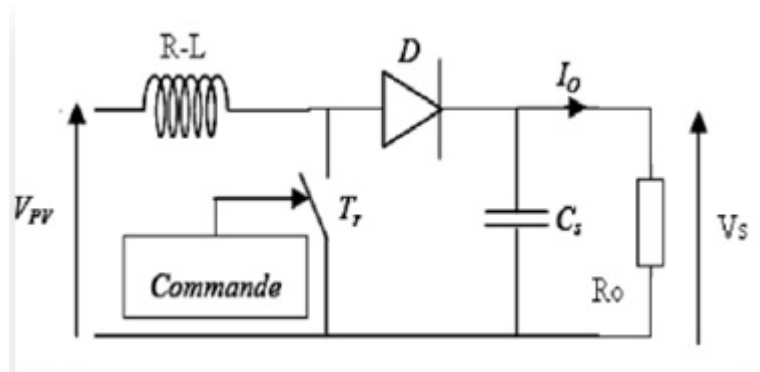


Figure 4.10 – Convertisseur (DC/DC) survolteur de tension (type boost).

Pour une étude en régime continu, en éliminant les dérivées des variables dynamiques, dans le système d'équations (3.2) du chapitre précédent, et en remplaçant ces signaux par leurs valeurs moyennes.

$$\begin{aligned} I_L &= I_e \\ I_s &= (1-d)I_L \\ V_e &= (1-d)V_s \end{aligned} \quad (4.11)$$

Alors, les grandeurs électriques de sorties ( $V_s$  et  $I_s$ ) dans le convertisseur survolteur sont liées à celle d'entrées ( $V_e$  et  $I_e$ ) en fonction du rapport cyclique  $d$  du signal qui commande l'interrupteur du convertisseur de la Figure(4.3) par le système d'équations :



$$\begin{aligned} V_s &= \frac{V_e}{1-d} = \frac{V_{pv}}{1-d} \\ I_s &= (1-d)I_e = (1-d)I_{pv} \end{aligned} \quad (4.12)$$

A partir du système d'équations (4.12), on peut déduire la résistance à la sortie du panneau PV ( $R_{pv}$ ) en fonction de  $\alpha$  et  $R_s$  :

$$R_{pv} = \frac{V_{pv}}{I_{pv}} = \frac{(1-d)V_s}{1-d} = R_s(1-d)^2 \quad (4.13)$$

Alors, le rapport cyclique  $\alpha$  s'écrit en fonction des résistances  $R_{pv}$  et  $R_s$  :

$$\frac{R_{pv}}{R_s} = (1-d)^2 \implies d = 1 - \sqrt{\frac{R_{pv}}{R_s}} \quad (4.14)$$

Puisque le rapport  $\alpha$  est vérifié l'inégalité  $0 < d < 1$ , le convertisseur ne joue le rôle d'un élévateur que si la charge  $R_s$  remplit la condition suivante :

$$R_s > R_{pv} \quad (4.15)$$

Dans les conditions optimales et pour une charge  $R_s$  donnée, la résistance interne du panneau ( $R_{pv} = R_{opt}$ ) et le rapport cyclique ( $d = d_{opt}$ ) obéissent donc à l'équation :

$$R_{opt} = (1 - d_{opt})^2 R_s \quad (4.16)$$

La relation (4.16) montre que, pour une puissance incidente  $P$ , la puissance optimale transférée à la charge ne pourrait être maximale que pour un rapport cyclique bien défini ( $d_{opt}$ ) (point PPM).

Table 4.3 – Caractéristiques électriques de convertisseur survolteur.

Condenseur c1	$1200 e^{0.6}$
Condenseur c2	$100 e^{0.3}$
Condenseur c2	$5 e^{0.3}$

#### 4.6 Structure et résultats de la commande MPPT à base de logique floue.

Pour réaliser le contrôleur flou, on adopte le schéma proposé par Mamdani. D’après la figure 4.7 ce schéma est composé de :

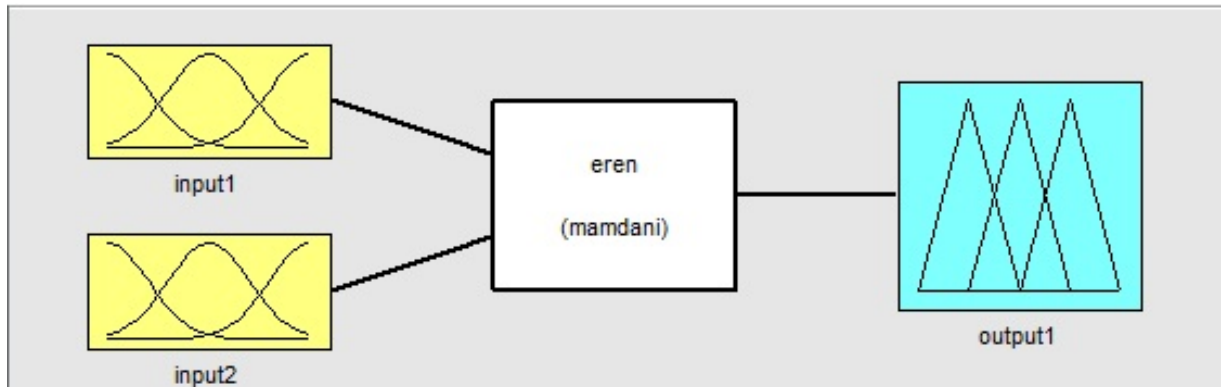


Figure 4.11 – Contrôleur flou.

Les entrées du contrôleur MPPT proposé sont la variation de puissance ( $\Delta P_{pv}$ ) et la variation de courant ( $\Delta I_{pv}$ ). Les fonctions d’appartenance des variables d’entrée et de sortie utilisées pour le contrôleur proposé sont illustrées à la figure (4.12). Indique les fonctions d’appartenance des variables d’entrée ; Les MF ( $\Delta P_{pv}$ ) et ( $\Delta I_{pv}$ ) sont de forme triangulaire. La figure (4.13) est la fonction d’appartenance de la sortie (taille du cycle de rapport cyclique D), également sous forme triangulaire. Dans la figure (4.13), DP représente la variation de puissance, DI représente la variation de courant et D désigne la variation du rapport cyclique. Pour les variables linguistiques, P représente positif, N représente négatif, B, S et Z sont définis comme grand, petit et zéro, respectivement. A partir de la figure (4.12), chacune des variables d’entrée ( $\Delta P_{pv}$ ) et ( $\Delta I_{pv}$ ) est mappée en cinq valeurs linguistiques différentes. Au lieu du système flou proposé habituellement, notre modèle propose un nombre limité de règles, 8 règles au lieu de 25.[69]

Table 4.4 – Règles d’inférences.

	NB	NS	Z	PS	PB
NB	BP				
NS	PS				
Z		Z	Z		
PS			NS	NS	
PB				NB	Z

Pour l’application de l’étape de défuzification, il existe plusieurs méthodes. La méthode du centre de gravité est l’un des moyens les plus simples et les plus utilisés [70]. Elle consiste à rechercher le centre de gravité d’un système de sous ensembles floue dont les poids sont leurs coefficients d’appartenance. La sélection de sous ensembles floue de commande activée au moyen de degrés d’appartenance conduit alors par cette méthode à la définition d’une grandeur de commande réelle.

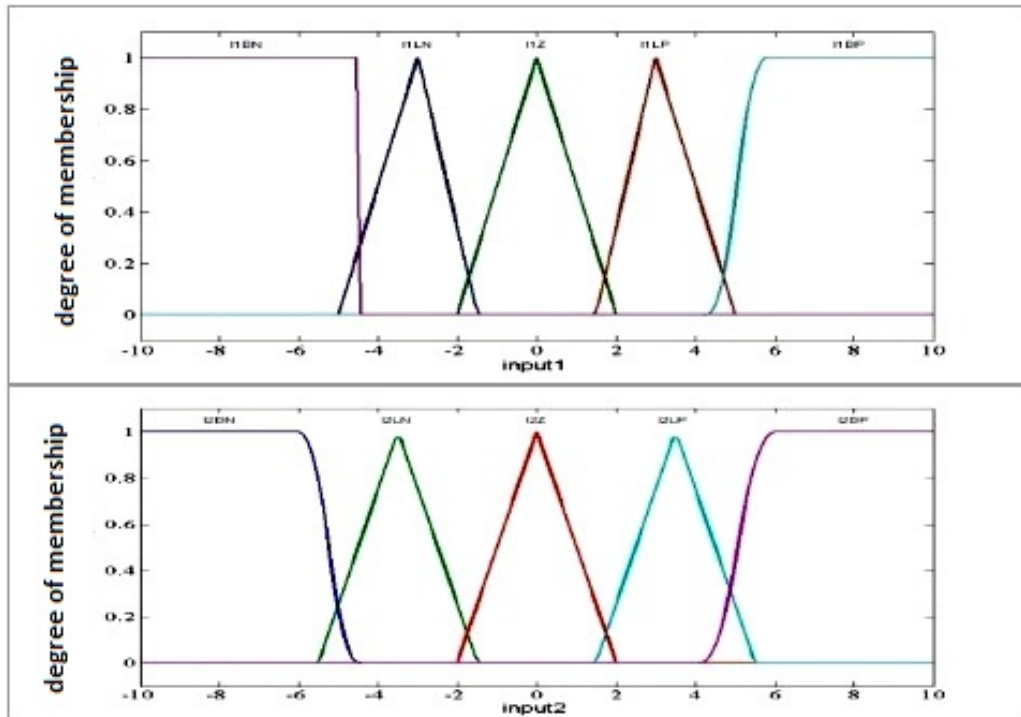


Figure 4.12 – Fonction d’appartenance pour les sorties ( DPv) et ( DIv).

## CHAPITRE 4. MODÉLISATION ET SIMULATION.

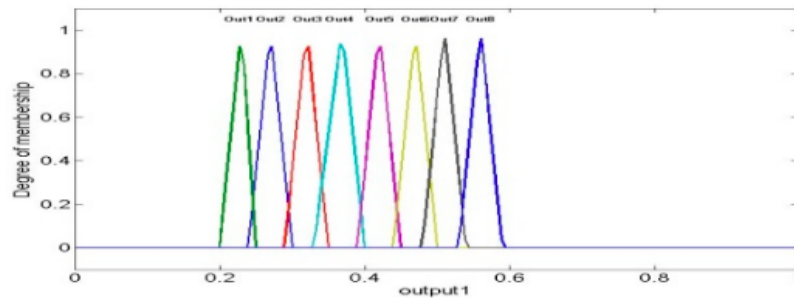


Figure 4.13 – Fonction d'appartenance de la sortie rapport cyclique.

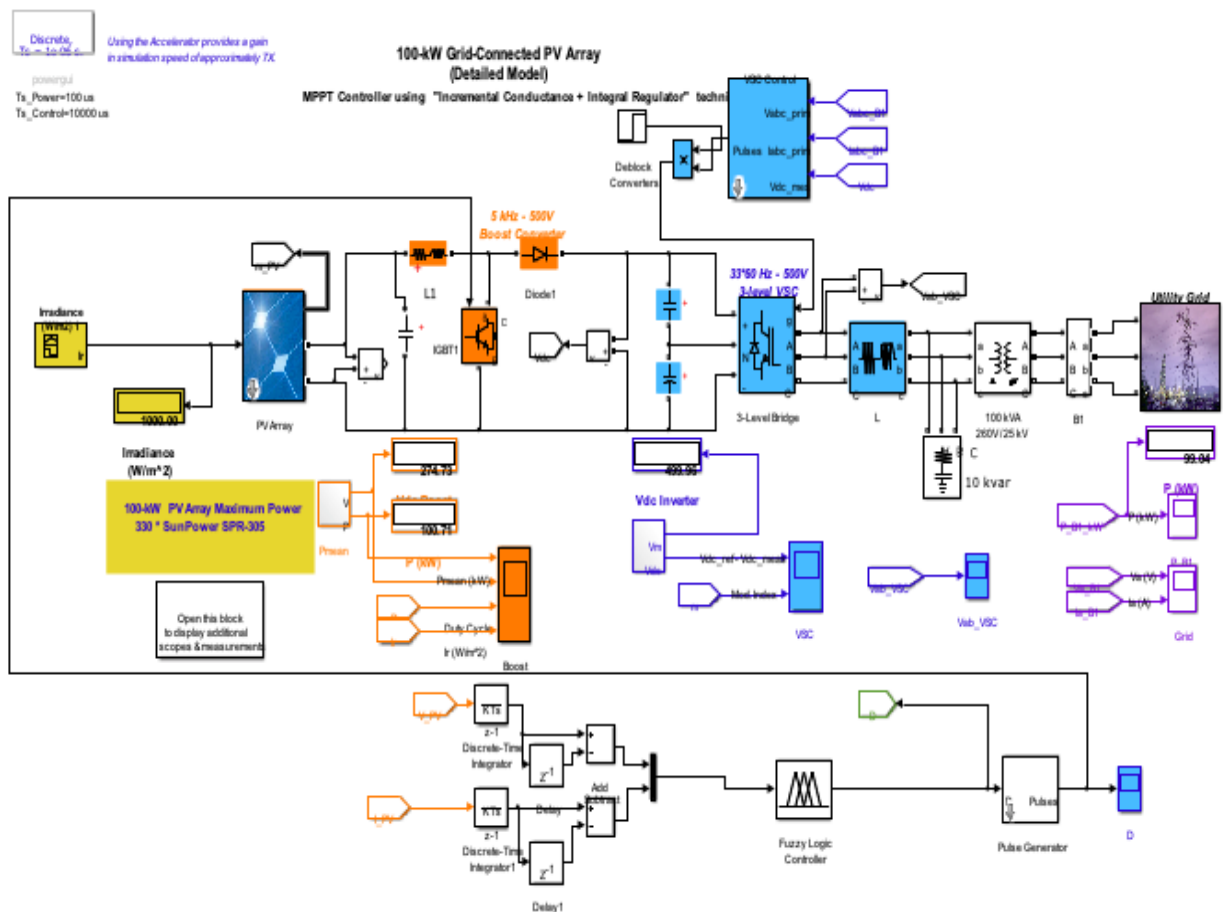


Figure 4.14 – Schéma MATLAB SIMULINK d'un système photovoltaïque avec le MPPT a base de logique floue .

### 4.6.1 Simulation et résultats.

Les résultats de simulation présentés dans cette section sont réalisés sur une charge à 100Kw alimentée par un onduleur de tension commandé en MLI. Les simulations sont réalisées pendant un temps de  $t = 3$  sec, avec :

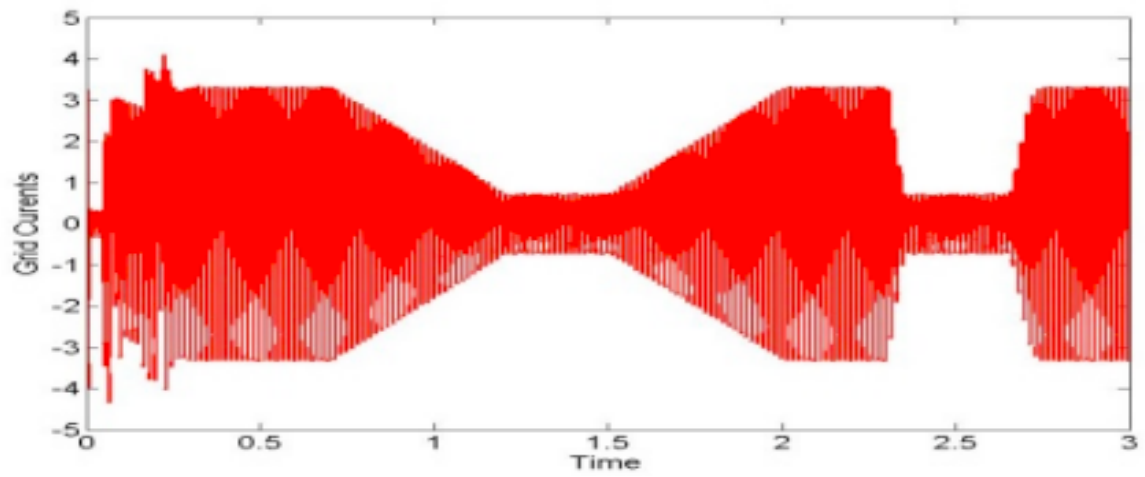


Figure 4.15 – FLC courant de la charge .

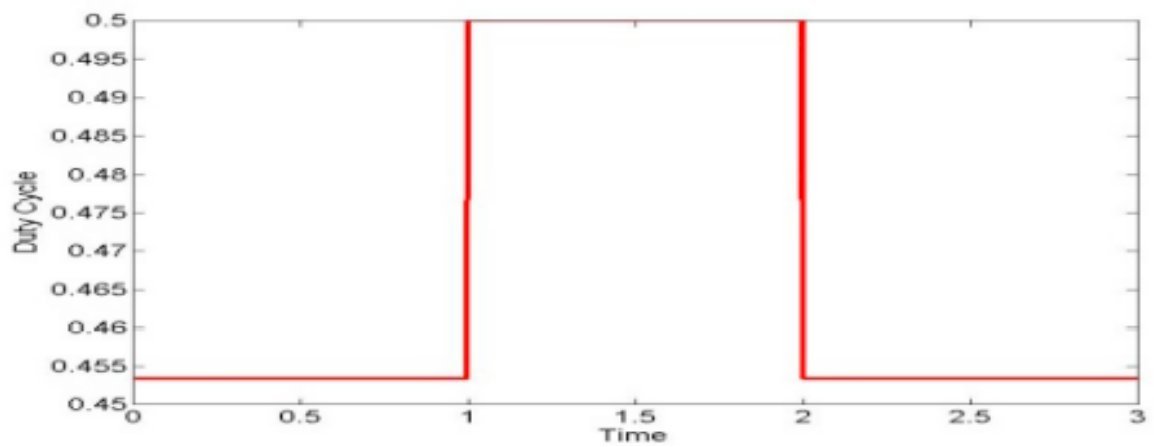


Figure 4.16 – Rapport cyclique .

## CHAPITRE 4. MODÉLISATION ET SIMULATION.

---

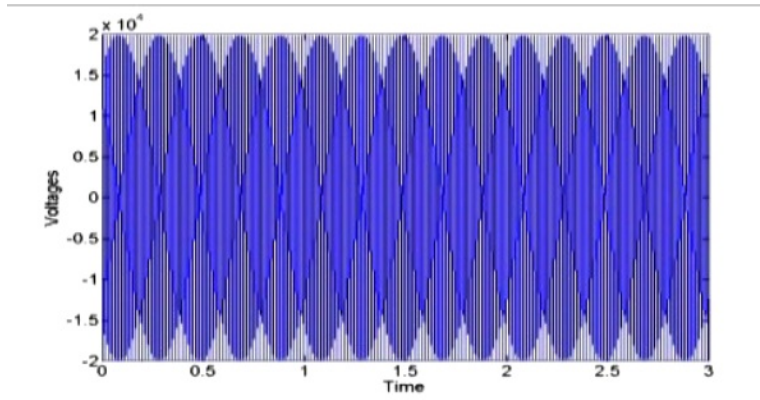


Figure 4.17 – FLC tension de la charge .

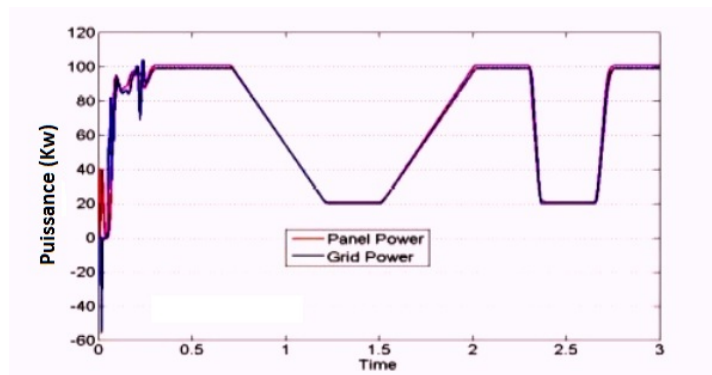


Figure 4.18 – FLC Puissance de la sortie des GPV.

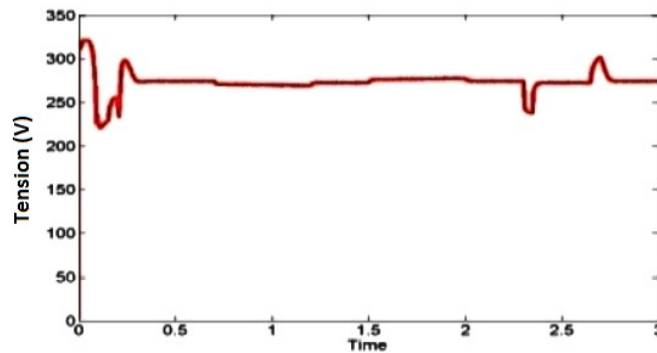


Figure 4.19 – FLC tension de fonctionnement.

Les figures (4.15, 4.16, 4.17) montrent les résultats de simulation de la conversion énergétique avec un régulateur logique flou . On remarque un transfert de la puissance maximale fournie par le générateur PV avec un régime transitoire rapide.

## 4.7 Structure de la commande MPPT à base de réseaux de neurones.

Pour avoir la meilleure connexion entre le "GPV" (une source non linéaire) et la charge, et pour produire la meilleure puissance, le Maximum Power Point Tracking (MPPT) est développée. Elle forcera le générateur à travailler à son Maximum Power Point (MPP), induisant une amélioration globale du rendement du système. Le point de fonctionnement est déterminé par l'intersection de sa caractéristique électrique (I-V) avec celle de la charge. la nouvelle technique qui choisit la poursuite du point de puissance maximale est la méthode neuronale qui consiste en trois étapes. Où notre système doit pouvoir évoluer, rapidement et efficacement.

### 4.7.1 Topologie de RNA utilisée.

Un réseau de neurone est un ensemble de neurones reliés entre eux avec une topologie spécifique d'interconnexions et une loi appropriée d'apprentissage pour adapter les poids de connexions. D'une manière générale, la structure des connexions entre les neurones d'un réseau peut aller d'une connectivité totale où tous les neurones sont reliés les uns aux autres, à une connectivité locale où les neurones ne sont connectés qu'à leurs proches voisins. Une autre structure de connexions est celle des réseaux multicouches, constitués d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie et d'une ou de plusieurs couches internes, appelées aussi couches cachées.

Dans cette structure, les neurones qui appartiennent à une même couche ne sont pas connectés entre eux. Chacune des couches reçoit des signaux de la couche précédente et transmet le résultat de ses traitements à la couche suivante. Selon le type de connexions, on distingue deux catégories de réseau de neurone : les réseaux statiques et les réseaux dynamiques [33]. Nous allons utiliser les réseaux de neurones à apprentissage supervisé spécialement des réseaux multicouches, entraînés par l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

L'algorithme de Levenberg–Marquardt présente une bonne robustesse et semble être le plus efficace d'après les chercheurs dans ce domaine. L'architecture du RNA (nombre de couches cachées, nombre de neurones) est un facteur important décidant de la qualité de l'apprentissage plus que les paramètres d'apprentissage. On a fait cette architecture en se basant sur les fonctions de Matlab. L'optimisation des RNA utilisés dans la commande MPPT est réalisée en changeant de topologie du réseau et le critère d'optimisation est basé sur l'exactitude des résultats.

1. Les entrées : La couche d'entrée a eu deux neurones représentant les variations de deux paramètres électriques fournis par le GPV, la tension et le courant (V-I).

2. Les sorties :Le nombre de neurones de sortie a été fixé à un neurone. Les valeurs à atteindre représentent le rapport cyclique  $D(D \in ]0,1[)$ .
3. Couches cachées : L'utilisation d'un grand nombre de couches cachées est non recommandée. La grande majorité des problèmes de normes de classification utilise seulement un ou au plus deux couches cachées. Le nombre de neurones dans la couche cachée est généralement défini de façon empirique. Le réseau de neurone MLP, utilisé dans ce travail, est composé de trois couches : entrée (deux neurones), cachée (cinq neurones) et sortie (un neurone), comme représenté sur la figure (4.20)

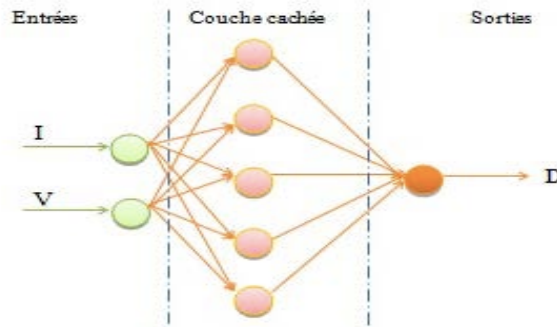


Figure 4.20 – Topologie du réseau de neurone utilisé.

#### 4.7.2 Simulation et résultats :

Les résultats de simulation présentés dans cette section sont réalisés sur une charge de 100 Kw alimentée par un onduleur de tension commandé en MLI, Les simulations sont réalisées pendant un temps de  $t= 3$  sec.

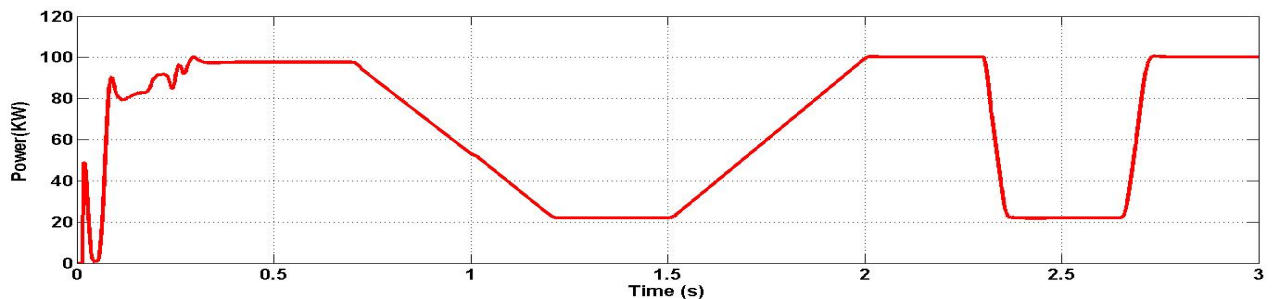
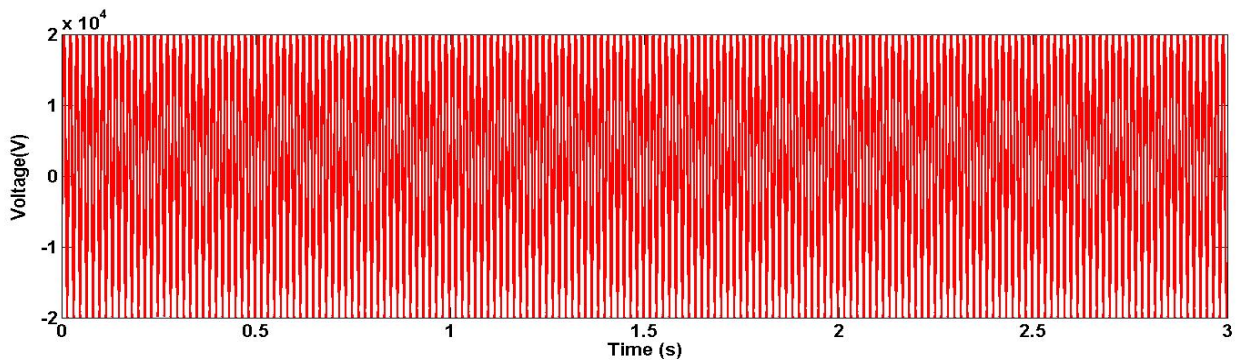
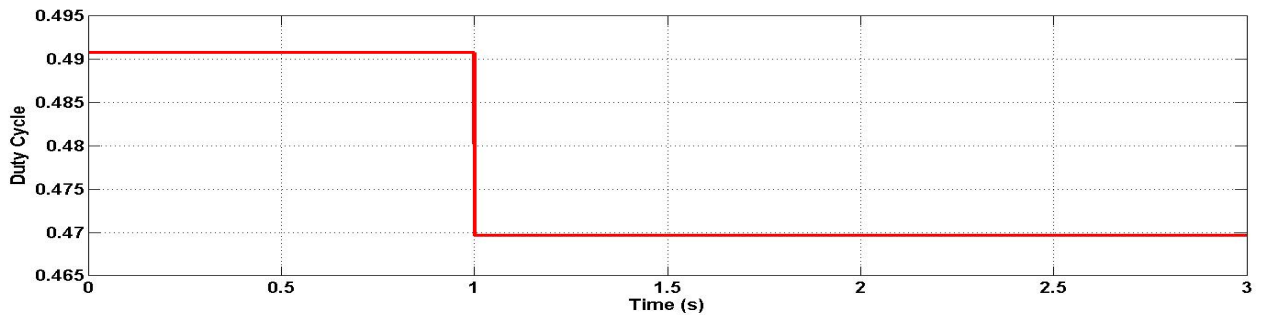
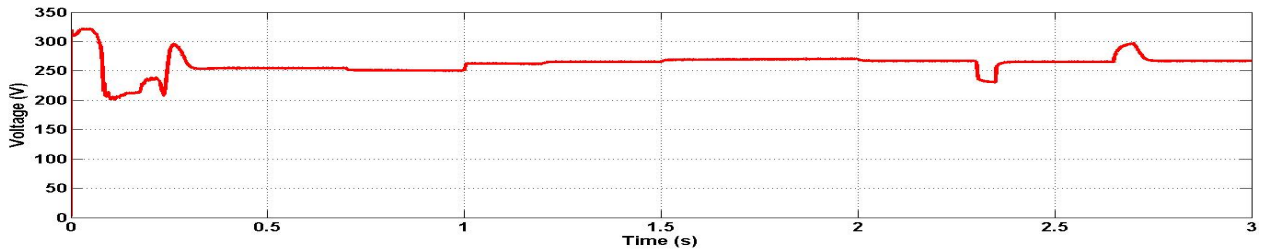


Figure 4.21 – Puissance de la sortie des GPV.





Les figures 4.21, 4.22, 4.23 présentent les résultats de simulation de la conversion énergétique avec un régulateur réseau de neurones. Dans ce cas, Le hacheur survolteur fournit une tension à sa sortie supérieure à celle fournie par le générateur photovoltaïque. Et la commande MPPT à base de réseau de neurones adapte le générateur PV à la charge : transfert de la puissance maximale fournie par le générateur PV avec un régime transitoire moyen mais toujours inférieur à celui de MPPT à base de logique floue.

## CHAPITRE 4. MODÉLISATION ET SIMULATION.

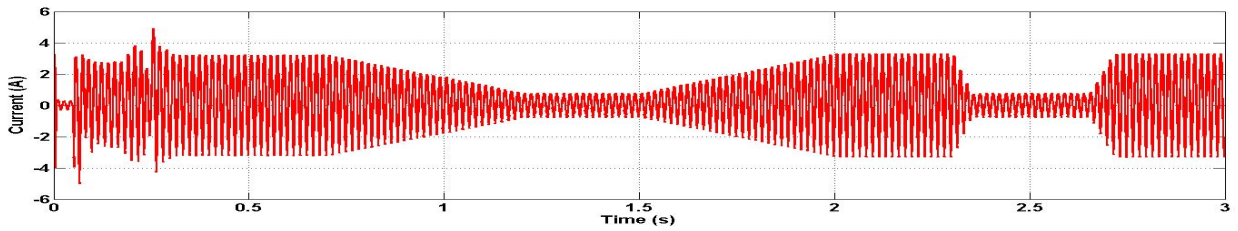


Figure 4.25 – Courant de la charge.

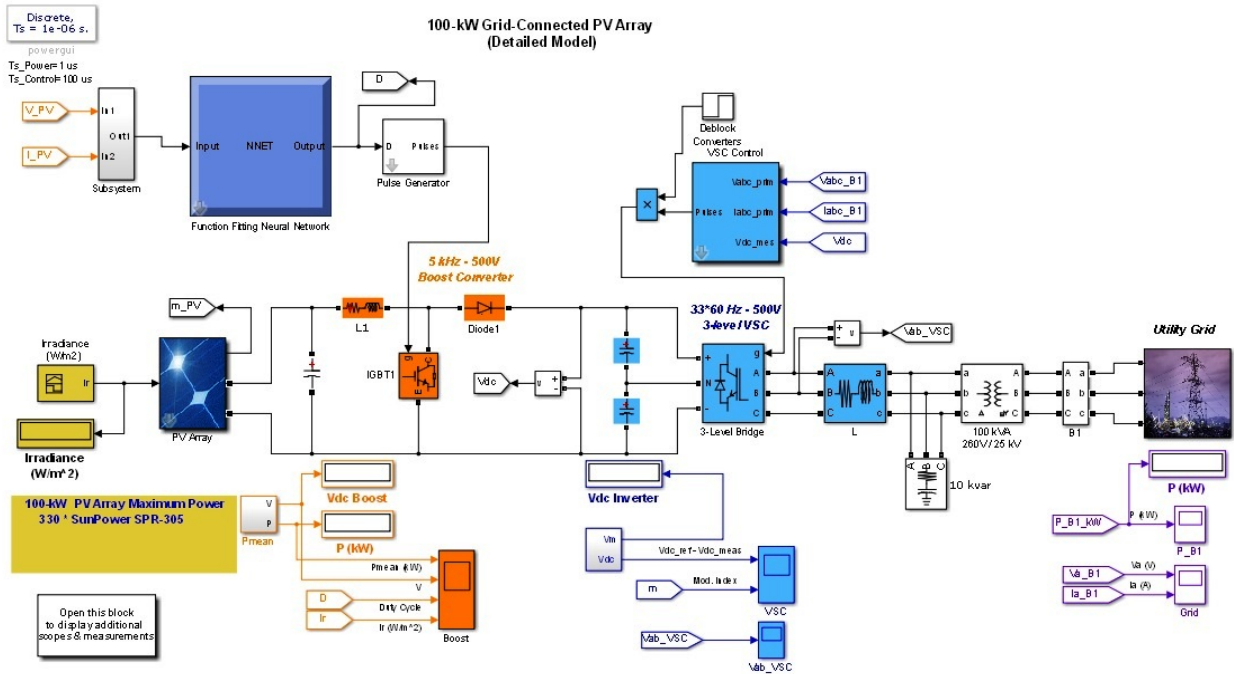


Figure 4.26 – Schéma MATLAB SIMULINK d'un système photovoltaïque avec le MPPT à base de RNA.

### 4.8 Structure et résultats de la commande MPPT à base du contrôleur ANFIS proposé.

Le contrôleur ANFIS permet la génération automatique de règles floues à sept ensembles basées sur le modèle d'inférence de type Sugeno. Deux variables d'entrées génèrent le duty cycle 'U' qui sera appliqué au contrôleur.

#### 4.8.1 Apprentissage du contrôleur "entraînement d'un réseau ANFIS "

Le réseau ANFIS utilisé dans ce travail a été programmé par la boîte à outil de la logique floue Toolbox dans le logiciel Matlab [71, 72, 73], avec lequel on a construit les règles floues (Si-Alors) avec leurs fonctions d'appartenance appropriées à sept ensembles, tout en respectant les étapes suivantes :

## CHAPITRE 4. MODÉLISATION ET SIMULATION.

---

1. Emploi de la commande Fuzzy pour produire un système FIS initiale;
2. Entrer les paramètres pour l'apprentissage;
3. Charger les données pour l'apprentissage : Deux entrées :  $\Delta P_{pv}$  et  $\Delta I_{pv}$  Une seule sortie : le duty cycle
  - Apprentissage hybride (back propagation de l'erreur et les moindres carrés);
  - Le nombre d'itérations = 100;
  - Le nombre de fonctions d'appartenance est égal à 7 ; donc on a 49 règles floues ;
  - La tolérance =  $10^{-3}$  ;
4. Arrêter quand la tolérance est satisfaite;
5. Valider les résultats avec un autre ensemble de données.

La structure neuronale équivalente proposée sous Matlab est représentée à la figure (4.27).

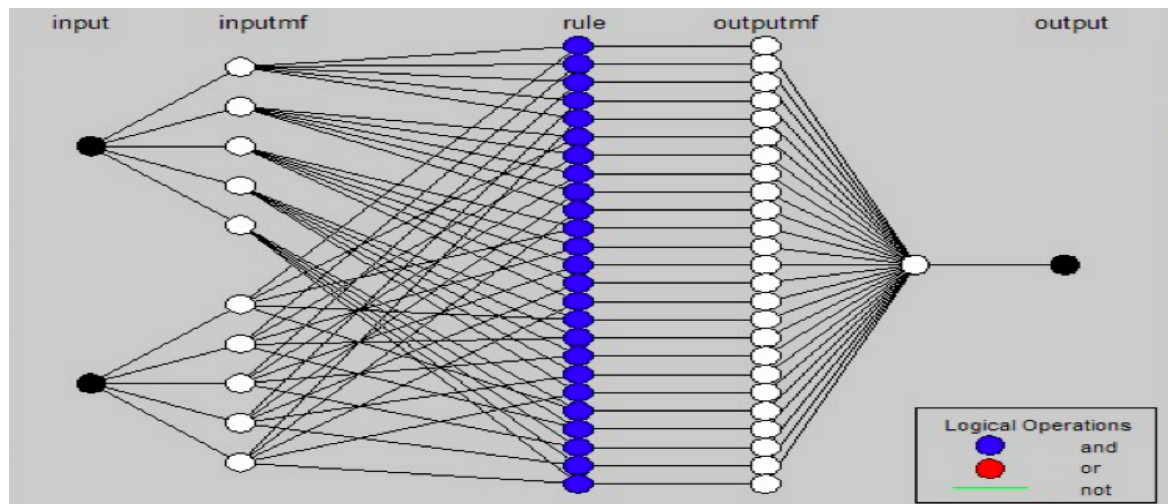


Figure 4.27 – Modèle ANFIS.

## CHAPITRE 4. MODÉLISATION ET SIMULATION.

On reprend le même schéma de la figure (4.14), et on remplace le contrôleur flou par un contrôleur ANFIS comme le montre la figure (4.28). Similaire aux cas précédents on effectue un démarrage à  $1000 \text{ w/m}^2$  ;

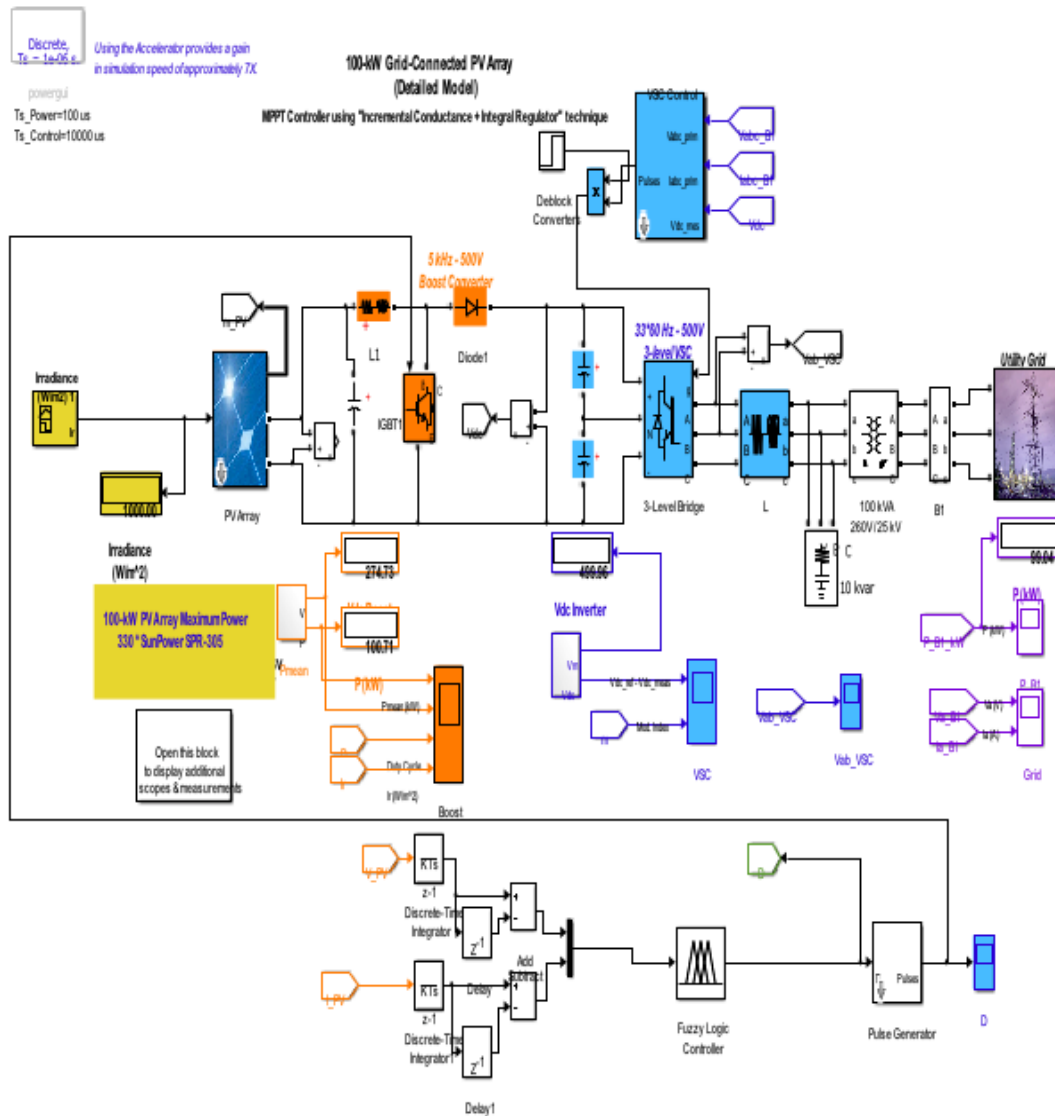


Figure 4.28 – Schéma MATLAB SIMULINK d'un système photovoltaïque avec le MPPT a base d'ANFIS.

### 4.8.2 Simulation et résultats

Les résultats de simulation présentés dans cette section sont réalisés sur une charge de 100 Kw alimentée par un onduleur de tension commandé en MLI, Les simulations sont réalisées pendant un temps de  $t= 3$  sec.

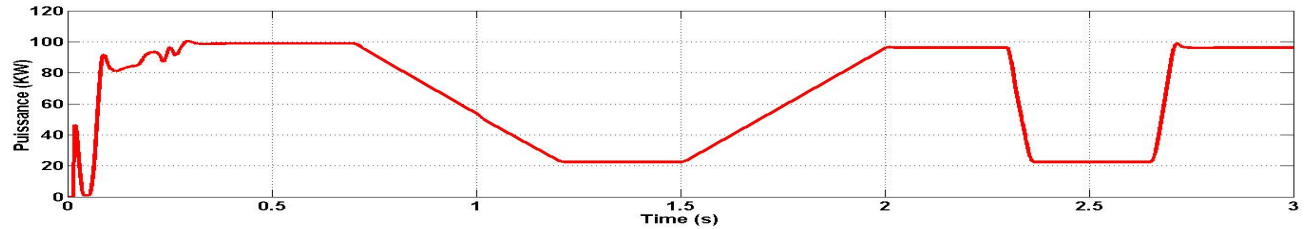


Figure 4.29 – Puissance de la sortie des GPV.

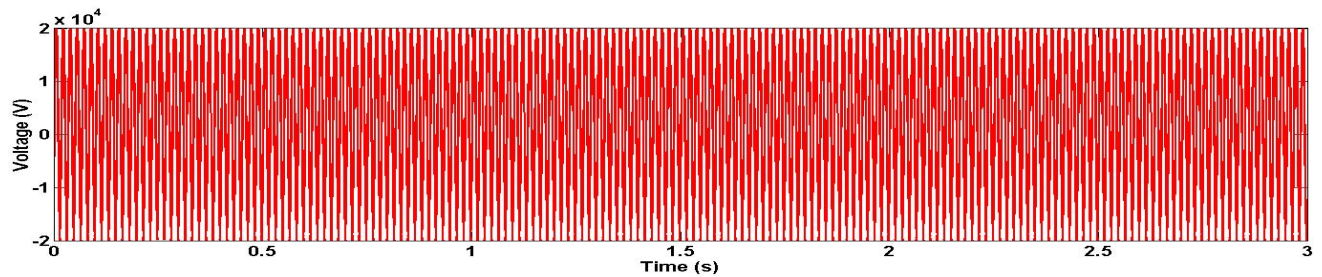


Figure 4.30 – Tension de la charge.

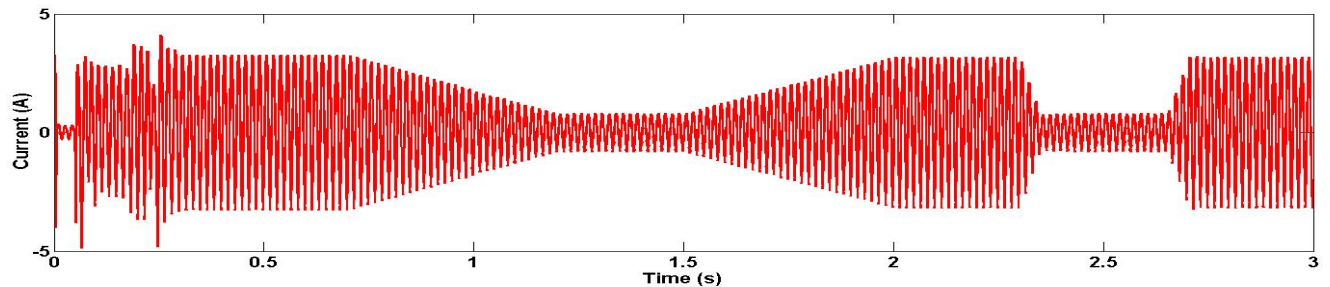


Figure 4.31 – Courant de la charge.

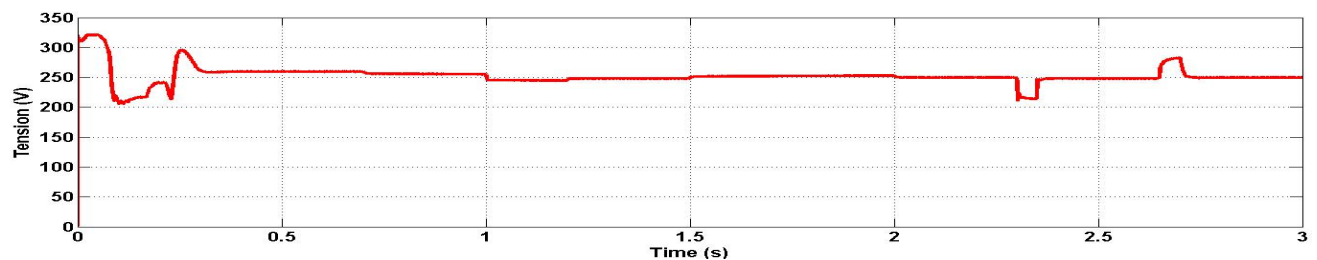


Figure 4.32 – Tension du GPV.

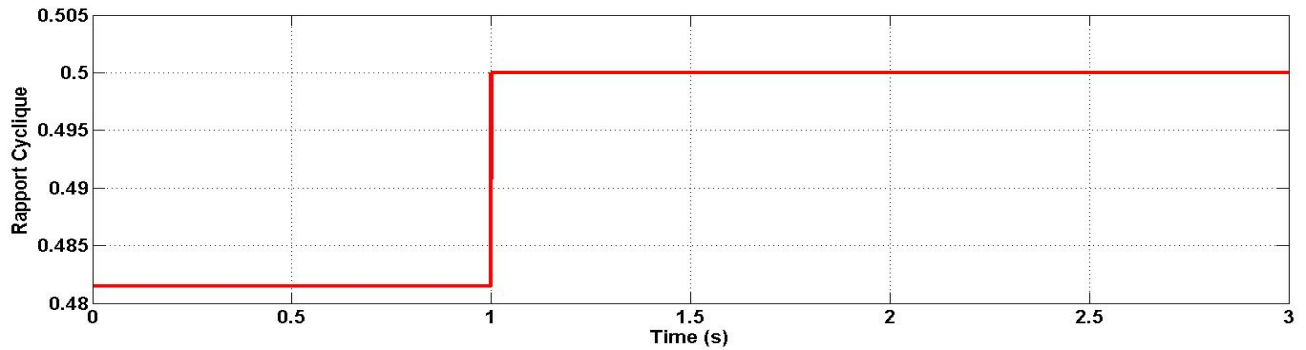


Figure 4.33 – Rapport cyclique D.

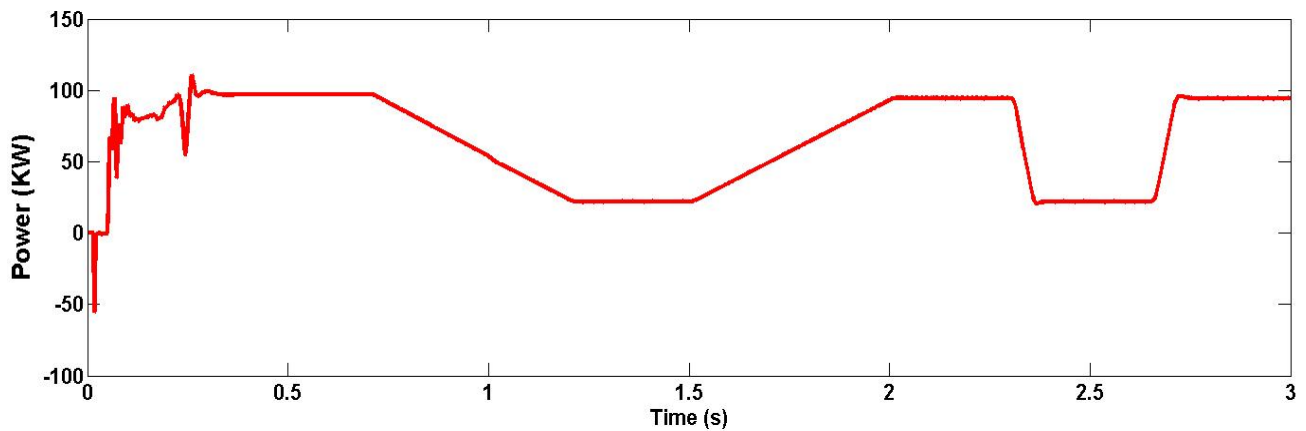


Figure 4.34 – Puissance à l'entrée de la charge .

Les figures 4.29, 4.30, 4.31,4.32,4.33, 4.34,4.35,présentent les résultats de simulation de la conversion énergétique avec un régulateur Neuro-Flou. Dans ce cas, nous remarquons que la puissance à la sortie du hacheur est moins ondulée que la puissance fournie par le générateur PV. Le hacheur survolteur fournit une tension à sa sortie supérieure à celle fournie par le générateur photovoltaïque. Et la commande ANFIS MPPT adapte le générateur PV à la charge : transfert de la puissance maximale fournie par le générateur PV avec un régime transitoire moins long que celui MPPT à base de réseau de neurones et inférieur a celui de MPPT à base de logique floue

### 4.9 Discussion des résultats.

Pour comparer les méthodes utilisées on choisit deux critères :

#### 4.9.1 Vitesse de poursuite.

La vitesse de poursuite est définie par le temps que le système prend à fin d'arriver a la sortie désirée, ce temps nous permet d'avoir un meilleur rendement et efficacité lors de la conversion énergétique et assurer un bon rendement lors des changements brusque des conditions atmosphériques.

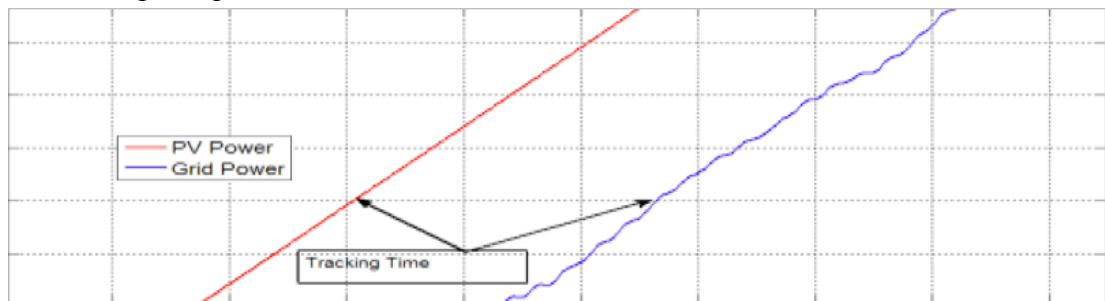


Figure 4.35 – Vitesse de poursuite .

#### 4.9.2 Erreur statique.

L'erreur statique : c'est l'erreur en régime permanent entre la sortie et l'entrée. En théorie pour déterminer cette erreur on soumet le système à des entrées canoniques :

- Échelon, on parle alors d'erreur indicielle ;
- Rampe, erreur de traînage ou erreur de poursuite ;
- Accélération, erreur en accélération.

Dans notre cas, c'est la différence entre la puissance produite par notre installation GPV et la puissance livrée à notre charge utilisée (administration), l'erreur statique permet la vérification de la stabilité du système ainsi que l'efficience de la conversion énergétique.

Ces deux critères permettent d'avoir une comparaison précise et adaptée aux besoins de notre étude.

D'après le tableau (4.5) nous remarquons que les techniques intelligentes (logique floue, réseau de neurone et le neuro-floue) offrent de meilleures performances par rapport aux méthodes plus basiques comme le P&O [74], on remarque aussi que le contrôleur floue proposé [69] avec un nombre réduit de règle offre une stabilité et une rapidité au système

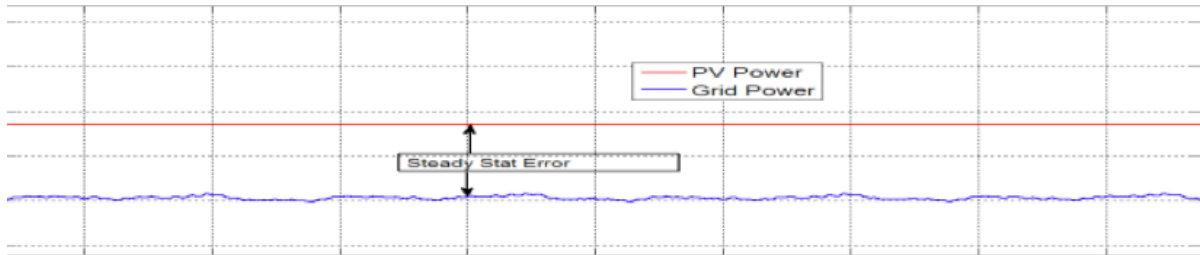


Figure 4.36 – Erreur statique .

Table 4.5 – Comparaison des résultats obtenus.

Technique	Vitesse de poursuite (ms)	Erreur statique (%)
P&O	0.015	0.74
Logique floue proposée	0.005	0.016
RNA proposé	0.013	0.045
Neuro-floue (ANFIS)	0.011	0.020

Cette partie présente d'une manière expérimentale les résultats obtenus, nous avons présenté l'application de la commande MPPT basée sur les technique intelligentes pour adapter le GPV de moyenne puissance (100 KW) à une charge (administration d'une mine à ciel ouvert SASD). On a simulé trois systèmes, pour une température constante et un éclairage variable (conditions climatiques).

1. Le premier est un couplage (Générateur PV –Hacheur boost avec MPPT à base de logique floue – charge)
2. Le deuxième, est à couplage (Générateur PV – Hacheur boost avec MPPT à base de réseau de neuron -charge).
3. Le troisième, est à couplage (Générateur PV – hacheur boost avec MPPT à base de neuro-floue – charge)

D'après les résultats obtenus de la simulation :

— Les performances du générateur PV sont maintenues malgré la diminution de l'intensité de l'éclairage et les variations de la charge. Les performances du générateur PV sont évaluées à partir les conditions standards de test (CST).

— Le convertisseur DC-DC et la commande MPPT effectuent correctement leurs rôles. Le convertisseur fournit dans les conditions optimales une tension à sa sortie supérieure à celle fournie par le générateur PV.



- La commande MPPT adapte le générateur PV à la charge : transfert de la puissance maximale fournie par le générateur PV avec un régime transitoire moins long.
- L'utilisation des technique intelligentes pour la commande MPPT a donné un résultat meilleur que celui des commandes classiques et ce sur le plant erreur statique et temps de poursuite. De ce fait les méthodes choisies sont concluante
- On remarque aussi que le contrôleur flou proposé [69] avec un nombre réduit de règle offre une meilleure stabilité et rapidité au système par rapport aux autres techniques intelligentes.

#### **4.10 Conclusion.**

Dans ce chapitre, nous avons présenté différentes techniques intelligentes pour l'optimisation de l'efficacité des énergies renouvelables, dans le but d'obtenir des meilleures performances. La comparaison entre ces régulateurs au niveau de la construction, montre que le régulateur flou proposé avec un nombre de règles limité a une phase de simulation plus rapide que les régulateurs (neuro-floue, réseau de neurone) qui souffrent d'une phase de simulation lente. Cet inconvénient pose un problème lors de la conversion d'énergie fournie à la charge utile .

Pour tester la robustesse de ces régulateurs, des perturbations sont introduites par les variations paramétriques de l'irradiation.

Les résultats obtenus par simulation notamment la vitesse de poursuite et l'erreur statique valide la robustesse et l'efficacité du contrôleur flou proposé.

## **Conclusion générale et perspectives.**

Dans le contexte mondial pour réduire l'émission de gaz à effet de serre et le réchauffement de la planète, le besoin d'énergie renouvelable est indispensable. La production de l'énergie renouvelable, surtout éolienne et photovoltaïque, est de plus en plus importante d'où l'émergence de nouvelles constructions. Cette évolution dynamique est surtout visible dans le domaine du site isolé grâce aux développements des nouvelles technologies dans le champ de l'électronique de puissance. Notre étude s'est focalisée sur l'électrification d'un site autonome de moyenne puissance (administration d'une entreprise minière), secteur dans lequel la rentabilité est loin d'être acquise et qui nécessite donc un degré d'optimisation de l'efficacité énergétique. Celui-ci impose simultanément de simplifier le fonctionnement et de diminuer le coût d'installation du système. Dans ce contexte, nous avons proposé une optimisation axée sur la production de ces sources d'énergie, c'est-à-dire extraire une puissance maximale dans toutes les conditions de fonctionnement. Les aspects techniques (équipements simples, minimum de capteurs, simplicité de contrôle...) sont une priorité. Concernant l'optimisation proposée, pour notre système photovoltaïque, nous avons proposé une commande de poursuite du point de puissance maximale en combinant la simplicité de la recherche extrême (logique floue, réseau de neurone et le neuro-floue). Le grand avantage de ces combinaisons est que notre contrôleur atteint rapidement le point de fonctionnement optimal sans connaissance de la courbe de puissance ni une modélisation précise du panneau photovoltaïque, et même sans mesure des conditions atmosphériques (ensoleillement, température ambiante). Il s'adapte à toutes les conditions de fonctionnement presque instantanément en prenant en compte les incertitudes du système. Sa structure est simplifiée avec un capteur de courant et celui de tension. En conséquence, le panneau extrait toujours la puissance maximale quelques soient les variations de condition climatique ou d'exploitation. Notre thèse met l'accent sur l'énergie solaire utilisée via le système photovoltaïque, cette énergie est non polluante, inépuisable et infinie elle a permis de pallier aux problèmes que rencontre le monde face à la demande grandissante d'énergie. Nous avons d'abord passé en revue les généralités sur les énergies renouvelable et nous avons fait un rappel de leurs principes de fonctionnement ainsi que de leurs caractéristiques. Puis nous avons mis à l'avant les différentes techniques intelligentes ensuite nous avons étudié, quelques types convertisseurs DC-DC, utilisés dans les systèmes photovoltaïques. Comme le hacheur dévolteur, le hacheur survolteur et le hacheur mixte (dévolteur-survolteur).

## CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES.

Pour faire fonctionner un générateur photovoltaïque de façon à produire en permanence le maximum de sa puissance, le convertisseur DC-DC associé doit être contrôlé par un algorithme traqueur du point de puissance maximale comme la méthode " Perturb & Observ " mais cette méthode présente des inconvénients. Pour cela, nous nous sommes intéressés à l'application de la commande basée sur les techniques intelligentes dans le contrôle des convertisseurs DC-DC. Finalement nous avons étudié la simulation du système photovoltaïque (Générateur PV , SunPower SPR-305-WHT-Hacheur-Charge) assurant l'alimentation d'un site isolé dans notre cas l'administration d'une mine a ciel ouvert avec une consommation moyenne de 53.80 KWh adapté par des commandes MPPT à base de techniques intelligentes suscitées pour contrôler le point de puissance maximale (MPP), chaque méthode a été modélisée et intégrée a notre modèle sous MATLAB/SIMULINK. Les résultats de simulation obtenus prouvent que ces systèmes (commande intelligentes) s'adaptent aux variations de perturbations externes, et présentent un pic de régime transitoire assez petit et une grande convergence des résultats.

La logique floue présente des avantages tels que la facilité de modélisation et la possibilité d'utiliser des connaissances antérieures sur notre système PV pour l'amélioration du contrôleur flou ce qui explique les résultats concluants de notre contrôleur proposé avec un nombre réduit de régulateur. Les réseaux de neurones ont l'avantage de transférer la puissance maximale fournie par le générateur PV avec un régime transitoire moins long. Mais leur inconvénient est le temps d'apprentissage et la complexité de la modélisation. Enfin pour la technique neuro-floue nous combinons les avantages des deux méthodes précédentes, cette méthode offre des résultats meilleurs que les deux méthodes précédentes, un fait démontré par les résultats de notre simulation, cette technique offre un système évolutive. Comme suite à ces travaux, diverses perspectives seront étudiées. La première à court terme concerne l'implémentation en temps réel du système pour valider ces travaux et l'efficacité de ces commandes. On pourra aussi proposer une amélioration des modèles utilisés avec un algorithme génétique afin de pallier aux erreurs qui peuvent réduire l'efficacité de nos modèles due a la nécessité de l'expertise humain pour la modélisation des contrôleurs floue et neuro-floue. En second lieu, les commandes et outils développés dans les parties théoriques peuvent être exploitées dans d'autres applications possédant d'autres contraintes, notamment dynamiques, afin de pouvoir mieux juger de leurs performances.

## Bibliographie

- 1- "Gestion des flux énergétiques dans un système hybride de sources d'énergie renouvelable : Optimisation de la planification opérationnelle et ajustement d'un micro réseau électrique urbain" Thèse doctorat, Hristiyan KANCHEV 2014.
- 2- Z. Bendjellouli « Contribution à la modélisation d'une cellule solaire », Mémoire de magister université de bachar, 2009.
- 3- A. Houari, " Contribution à l'étude de micro-réseaux autonomes alimentés par des sources photovoltaïques ", These Doctorat, Université de Lorraine, 2012.
- 4- M. Zandi, "Contribution au pilotage des sources hybrides d'énergie électrique ", Vandoeuvre-Nancy, INPL, 2010.
- 5- S. Ndoye, I. LY, F. I. Barro, O. H. LEMRABOTT, and G. Sissoko, " Modelisation et simulation sous matlab/simulink de la chaîne d'alimentation d'une station relais de télécommunications en énergie solaire photovoltaïque dans une zone isolée du réseau électrique ", Journal des SciencesJ. Sci, vol. 9, pp. 45-55, 2009.
- 6- T. Tafticht, Analyse et commande d'un système hybride photovoltaïque éolien : ProQuest, 2007.
- 7- I. Tegani, A. Aboubou, R. Saadi, M. Y. Ayad, and M. Becherif, " Differential Flatness Using the Predictive Neural Network Control Law for Hybrid Power System ", International Journal of Renewable Energy Research (IJRER), vol. 5, pp. 635-647,2015.
- 8- Wind Works, Photos of wind turbines around the world, [réf. de décembre 2012], disponible sur : <http://www.wind-works.org/cms/index.php?id=5>.
- 9- Global Wind Energy Council (GWEC) 2011 report, 2011 [réf de février 2012], disponible sur : <http://www.gwec.net/publications/global-wind-report-2/global-wind-report-2010-2/>
- 10- Rapport Mondial sur l'Energie Eolienne, 2008 [réf de février 2012], disponible sur : <http://www.wwindea.org/>
- 11- D.RACOCEANU " Contribution à la surveillance des Systèmes de Production en utilisant les Techniques de l'Intelligence Artificielle " Thèse d'Habilitation 2006.
- 12- Lokman H. Hassan, M. Moghavvemi ,Haider A.F. Mohamed " Takagi-Sugeno Fuzzy Gains Scheduled PI Controller for Enhancement of Power System Stability " American Journal of Applied Sciences 7 (1) : 145-152, ISSN 1546-9239, 2010.

## BIBLIOGRAPHIE

---

- 13- R. Sadouni ,A.Meroufel " Performances comparative study of Field Oriented Control (FOC) and Direct Torque Control (DTC) of Dual Three Phase Induction Motor (DTPIM) " International Journal Of Circuits, Systems And Signal Processing Issue 2, Volume 6, 2012.
- 14- Pundaleek .B. H, Manish G. Rathi, Vijay Kumar M. G. " Speed Control of Induction Motor : Fuzzy Logic Controller v/s PI Controller " IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, Vol.10 #10, October 2010.
- 15- D. Sera, T. Kerekes, R. Teodorescu, F. Blaabjerg, "Improved MPPT Algorithms for Rapidly Changing Environmental Conditions," in Proc. 12th International Conference on Power Electronics and Motion Control, 2006, pp. 1614-1619..
- 16- K.Laroussi, M.Zelmat " Optimisation Floue des paramètres du régulateur PI appliquée à un Moteur à Induction " 3rd International Conférence : Sciences of Electronic, Technologies of Information and Télécommunications March 27-31, 2005 – Tunisia.
- 17- Jérôme FAUCHER " Les plans d'expériences pour le réglage de commandes 'a base de logique floue " Thèse Doctorat université Toulouse 2006.
- 18- B.Robyns, B.Francois, P.Degobert, J-P.Hautier " Commande vectorielle de la machine asynchrone " Edition Technip.
- 19- A.CHIKHI " Conception d'une Commande Floue Directe du Couple (FDTC) de La Machine Asynchrone Basée Sur La SVM "Thèse Doctorat université Batna 2013.
- 20- S.Chekroun " Commande Neuro-Floue Sans Capteur de Vitesse d'une machine Asynchrone Triphasée " Thèse Magister Université Oran 2009.
- 21- N.CHOUG " Etude de la Robustesse des Contrôleurs Flous d'une Machine Synchrone à Aimants Permanents avec Pilotage Vectoriel "Thèse Magister Uni-versité Batna 2011.
- 22- MELIANI Bouziane " Application des Techniques Intelligentes A La Commande d'une Machine Asynchrone Double Etoile Associée A Un Convertisseur Matriciel " Thèse Doctorat université Sidi –Bei-Abbes 2014.
- 23- P. M. Menghal, A. J. Laxmi, D.Anusha " Speed Control of Induction Motor using Fuzzy Logic Controller ", i-manager's Journal on Electrical Engineering, Vol.8 # 2, 2014.
- 24- A.BOUAFIA " Techniques de Commande Prédictive et Floue Pour Les Systèmes des électronique de Puissance : Application Aux Redresseurs A MLI " Thèse Doctorat université Sétif 2010.
- 25- O.GUENOUNOU " Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique- application à un bioprocédé" Thèse Doctorat université Toulouse 2009.
- 26- N.Talbi " Conception des Systèmes d'Inférence Floue par des Approches Hybrides : Application pour la Commande et la Modélisation des Systèmes Nonlinéaires " Thèse Doctorat Université de Constantine 2014.
- 27- MOKEDDEM Diab " Contrôle Flou des Processus Biotechnologiques à Base d'Algorithmes Génétiques " Thèse Doctorat Université de Sétif 2010.
- 28- Srinivasa Rao Jalluri , Dr.B.V. Sanker Ram " A Neuro Fuzzy Controller For Induction Machines Drives " Journal of Theoretical and Applied Information Technology 2005 - 2010 JATIT & LLS.
- 29- René Husson " Méthodes de commande des machines électriques " Hermès Science Publication.

## BIBLIOGRAPHIE.

- 30- Eid Al-radadi " Direct Torque Neuro Fuzzy Speed Control Of An Induction Machine Drive Based On A New Variable Gain Pi Controller" Journal of Electrical Engineering, Vol. 59, No. 4, 210-215,2008.
- 31- S.Chekroun " Commande Neuro-Floue Sans Capteur de Vitesse d'une machine Asynchrone Triphasée "Thèse Magister Université Oran 2009.
- 32- Léon Personnaz, Isabelle Rivals " Réseaux de neurones formels pour la modélisation, la commande et la classification " CNRS éditions, Paris, 2003.
- 33- Yaichi, M., Fellah, M. K., & Mammeri, A. (2014). " A neural network based MPPT technique controller for photovoltaic pumping system ". International Journal of Power Electronics and Drive Systems, 4(2), 241.
- 34- C. Ben Salah, M. Ouali, " Comparison of fuzzy logic and neural network in maximum power point tracker for PV system ", Electr. Power Syst. Res. 81 (2011), pp. 43-50.
- 35- " Contribution à l'Etude de la Commande d'une Machine Asynchrone : Approches Intelligentes " KHAMMAR Fatma thèse Doctorat Annaba.
- 36- N.LASSOUAOUI, L.HAMAMI, N.NOUALI : " les algorithmes génétiques application à la segmentation des images ", <http://www.webreview.dz>
- 37- T. Back. : Evolutionary Algorithms in Theory and Practice : " Evolution Strategies, Evolutionary Programming, Genetic Algorithms " (Hardcover) . Ox-ford University Press, USA, 1996.
- 38- Souquet Amédée et Radet Francois-Gérard : " Algorithmes génétiques. TE de fin d'année " Tutorat de Mr Philippe Audebaud. 21 juin 2004.
- 39- W.Hankache : " Gestion Optimisée de l'Energie Electrique d'un Groupe Electrogène Hybride à Pile à Combustible ". Thèse de Doctorat Institut National Polytechnique de Toulouse ,2008 .
- 40- BELLALA Djamel : " Contribution à l'Optimisation des Systèmes de Conversion d'Energie. Application aux Systèmes Photovoltaïques ". Thèse doctorat à université de Batna.
- 41- Billal ATMANI : " Optimisation des paramètres du contrôleur PID par algorithme génétique multi objectifs ". Mémoire de master II à université de Bejaia. septembre 2011.
- 42- ELhoussaine ZIYATI : " Optimisation de requêtes OLAP en Entrepôts de Données Approche basée sur la fragmentation génétique ". Thèse de doctorat à université Mohamed V-AGDAL, Rabat, Maroc. 8 mai 2010.
- 43- Otilia Elena vasile " Contribution au pronostic de défaillances par réseau neuro-flou : maîtrise de l'erreur de prédiction " Thèse de doctorat 2008.
- 44- S.M. Gadoue, D. Giaouris, J.W. Finch " Artificial intelligence-based speed control of DTC induction motor drives— A comparative study " Electric Power Systems Research 79 (2009) 210–219.
- 45- R.Kumar, R.A. Gupta ,R.S. Surjuse "Adaptive Neuro-Fuzzy Speed Controller for Vector Controlled Induction Motor Drive " Asian Power Electronics Journal, Vol. 3, No. 1, 2009.
- 46- Rajesh Kumar, R. A. Gupta, Rajesh S. Surjuse " High-Performance SVPWM-VCIM Drive with Adaptative Neuroo Fuzzy Speed Controller" International Journal Computer and Electrical Engineering, Vol. 2, No. 1, February, 2010.

## BIBLIOGRAPHIE.

---

- 47- P.Veena, R.Jeyabharath, M.Rajaram " Neuro Fuzzy Based Direct Torque Control for Switched Reluctance Motor Drive " Mediamira Science Publisher Vol 50 1 3 2009.
- 48- MELIANI Bouziane " Application des Techniques Intelligentes A La Commande d'une Machine Asynchrone Double Etoile Associée A Un Convertisseur Matriciel " Thèse Doctorat université Sidi -Bei-Abbes 2014.
- 49- M.M. Krishan, L. Barazane , A. Khwaldeh " Using an Adaptative Fuzzy-Logic System to Optimize the Performances and the Reduction of Chattering Phenomenon in the Control of Induction Motor " American Journal of Applied Sciences 7 (1) : 110-119, ISSN 1546-9239 2010.
- 50- Eid Al-radadi " Direct Torque Neuro Fuzzy Speed Control Of An Induction Machine Drive Based On A New Variable Gain Pi Controller " Journal of Elec-trical Engineering,Vol. 59, No. 4, 210-215,2008.
- 51- Yüksel OUZ, şrfan GüNEY " Adaptive neuro-fuzzy inference system to im-prove the power quality of variable-speed wind power generation system " Turk J Elec Eng & Comp Sci, Vol.18, No.4, 2010.
- 52- S. Issaadi, " Commande d'une poursuite du point de puissance maximum (MPPT) par les Réseaux de Neurones ", Mémoire de magister, Ecole Nationale Polytechnique, Alger,
- 53- J.David I,Muhammad H.Rashid : " Power electronics Handbook " .University of West Florida Joint Program and Computer Enginneering,Copyright 2001By ACADEMIC & Sons Ltd.2003 .
- 54- Yau, H.T. ; Wu, C.H. " Comparison of extremum-seeking control techniques for maximum power point tracking in photovoltaic systems ". Energies 2011, 4, 2180–2195.
- 55- J.David I,Muhammad H.Rashid : " Power electronics Handbook.University of West Florida Joint Program and Computer Enginneering ",Copyright 2001By ACADEMIC & Sons Ltd.2003.
- 56- A. Bentaillah, : "étude expérimental et de simulation des performance d'une installation PV de faible puissance ", mémoire de Magister en physique énergétique, Tlemcen Algérie, 1994.
- 57- A. Saadi, "Etude comparative entre les techniques d'optimisation des systèmes de pompage photovoltaïque" Mémoire de Magister ,Université de Biskra, 2000.
- 58- M. Moulay-Amar et M. Loughouini, " Etude et réalisation d'un système de poursuite de point de puissance maximale à base de microcontrôleur destiné à une installation " Mémoire d'ingénieur, université de Ouargla, Algérie, 2005.
- 59- Mme. OBEIDI, " Commande des hacheurs MPPT par logique flou ", Ecole Nationale Polytechnique " Mémoire de Magister, 2006.
- 60- C. Larbes, S.M.Ait Cheikh, T. Obeidi, A. Zerguerras, " Genetic Algorithms Optimized Fuzzy Logic Control for The Maximum Power Point Tracking in Photovoltaic System ", Elsevier, Renewable Energy, vol.34, pp.2093-2100, Feb 2009.
- 61- Cédric CABAL. Thèse " Optimisation énergétique de l'étage d'adaptation électronique dédié à la conversion photovoltaïque " préparée au Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes du CNRS . UNIVERSITE TOU-LOUSE III , 2008.

## BIBLIOGRAPHIE.

---

- 62- T. Eswam, P. L. Chapman. " Comparison of photovoltaic array maximum power point tracking technique ", IEEE Transactions On. Energy Conversion, Vol. 22, pp. 439- 449, Jun. 2007.
- 63- N. Femia, G. Pétrone, G. Spagnuolo and M. Vitelli, " Optimization of Perturb and Observe Maximum Power Point Tracking Method ", IEEE Transactions On Power Electronics, Vol.20, No. 4, pp. 16-19, Mar. 2004.
- 64- Aït Cheikh, M. S., Larbes, C. et al., " Maximum power point tracking using a fuzzy logic control scheme ", Revue des Energies Renouvelables, vol. 10, no.3, pp. 387-395,2007
- 65- Seok-II Go, Seon-Ju Ahn, Joon-Ho Choi, Won-Wook Jung, Sang-Yun Yun, Il-Keun Song, " Simulation and Analysis of Existing MPPT Control Methods in a PV Generation System ", Journal of International Council on Electrical Engineering vol.1, no.4, pp.446-451, Oct 2011.
- 66- A. A. Siddik and M. Shangeetha, " Implimentation of Fuzzy Logic Control-ler in photovoltaic Power generation using Boost converter and Boost Inver-ter ", International Journal of Power Electronics and Drive System (IJPEDS), vol/issue : 2(3), pp. 249-256, 2012.
- 67- Veerachary M, Senjyu T, Uezato K. " Voltage-based maximum power point tracking control of PV systems ". IEEE Transaction on Aerospace and Electro-nic Systems Jan 2002 ;38 :262–70 .
- 68- Hua C, Shen C. " Control of DC/DC converters for solar energy system with maximum power tracking ". 23rd Int Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation (IECON 97), 9-14 Nov 1997 ; pp.827-32.
- 69- Adel Haddouche , Kara Mohammed , Lotfi Farah " Maximum Power Point Tracker Using Fuzzy Logic Controller with Reduced Rules " International Journal of Power Electronics and Drive System (IJPEDS) Vol. 9, No. 3, September 2018, pp. 1381 1390 ISSN : 2088-8694, DOI : 10.11591/ijpeds.v9.i3.pp1381-1390
- 70- A. A. Siddik and M. Shangeetha. " Implimentation of Fuzzy Logic Controller in photovoltaic Power generation using Boost converter and Boost Inverter ", In-ternational Journal of Power Electronics and Drive System (IJPEDS), vol/issue : 2(3), pp. 249-256, 2012.
- 71- Patcharaprakiti and S. Premrudeepreechacharn, " Maximum Power Point Tracking Using Adaptive Fuzzy Logic Control for Grid-Connected Photovoltaic System ", IEEE 2002, 372-376.
- 72- Jang, J.-S. " ANFIS : Adaptive-network-based fuzzy inference system". In : IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, 1993, p. 665- 685.
- 73- Jang, J.-S., Sun, C.-T., and Mizutani, E. : " Neuro-Fuzzy and Soft Computing – A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence ". Prentice-Hall, 1997.
- 74- H.E.A. Ibrahim, Mahmoud Ibrahim. " Comparison Between Fuzzy and P&O Control for MPPT for Photovoltaic System Using Boost Converter " , Journal of Energy Technologies and Policy ISSN 2224-3232 (Paper) ISSN 2225-0573 (Online) Vol.2, No.6, 2012.