



N° d'ordre : . .... / 2018

Autorisation de soutenance N° ...../2018

## THESE

Présentée pour l'obtention du grade de DOCTORAT 3<sup>ème</sup> Cycle

En : Automatique

Spécialité : Electronique de Puissance et la Qualité D'Energie Electrique (EPQEE)

**Par : Imad Eddine KAID**

**Sujet**

**Détection et localisation des défauts a base de la logique floue appliquée à un système hybride d'énergie renouvelable**

Soutenue publiquement, le ... /... /2018, devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement de rattachement	Désignation
Mr Slami SAADI	MCA	Université de Djelfa	Président
Mr Ahmed HAFAIFA	Professeur	Université de Djelfa	Directeur de thèse
Mr Mouloud GUEMANA	MCA	Université de Médéa	Co Directeur de thèse
Mr Youcef SOUFI	MCA	Université de Tébessa	Examineur
Mr Abdelhalim TLEMCANI	Professeur	Université de Médéa	Examineur
Mr Ameer BENAÏSSA	MCA	Université de DJELFA	Examineur

**Université de Djelfa, FST, 2018**

## Dédicaces

---

*Je dédie le travail de cette thèse aux personnes bien-aimées qui ont toujours voulu  
signifie beaucoup pour moi.*

*Mes très chers parents,*

*A mes frères et soeurs,*

*A ma fiancée,*

*A mes amis Dr Nadji Hadroug et Dr Laouamer Mosbah,*

*A tous mes amis,*

*A ceux qui m'ont aidé durant mes études.*

**Imad Eddine Kaid**

Djelfa 20 Septembre 2018

## Remerciements

---

Je voudrais d'abord exprimer mes remerciements à mon encadreur de thèse, **Monsieur Ahmed HAFIFA**, pour son soutien, ses conseils et ses encouragements et pour le temps précieux que vous avez passé à vous assurer que mes travaux de thèse est toujours en bonne voie. Egalement mes remerciements vont au soutien de mon co Directeur de thèse, **Monsieur Mouloud GUEMANA**, je suis très reconnaissant et chanceux d'avoir des bonnes bases à partir de laquelle ont été tirées de nombreuses idées incluses dans cette thèse. Sans ses conseils et ses commentaires cette thèse n'aurait pas été réalisable. Merci pour votre soutien et vos suggestions utiles, je vous serai toujours reconnaissant.

Egalement mes remerciements à **Monsieur Slami SAADI**, Maître de conférences à l'Université de Djelfa, pour avoir accepté de présider le jury et examiner mon travail de thèse. Aussi, Je suis reconnaissant à tous les membres du jury; à **Monsieur Youcef SOUFI** , Maitre de conférence à l'Université de Tébessa et à **Monsieur Abdelhalim TLEMCANI**, Professeur à l'Université de Médéa et à **Monsieur Ameer BENAÏSSA**, Maître de conférences à l'Université de Djelfa, pour avoir accepter d'examiner mon travail et de prendre part au jury.

Chaque résultat obtenu dans ce travail de thèse a été interpréter et commenter par **Monsieur Abdellah KOUZOU**, Professeur à l'Université de Djelfa, J'ai beaucoup bénéficié de ses compétences scientifiques, son talent pour résoudre les difficultés pratiques et sa capacité à mettre les idées en termes simples. Mes remerciements également vont au **Dr Nadji HADROUG** qui m'a convaincu lors de nos nombreuses discussions à Djelfa que je devrais poursuivre mon doctorat, pour sa disponibilité durant ces années de thèse et pour ses apports scientifiques afin de réaliser ce travail de thèse.

Aussi, je voudrais exprimer mes sincères remerciements à tous les collaborateurs de la centrale SKTM (SHARIKET KAHRABA WA TAKET MOUTADJADIDA) Hedjira pour leur aimable hospitalité lors de mes séjours de stage.

Enfin, j'aimerais remercier mes amis et tous les membres du Laboratoire d'Automatique Appliquée et Diagnostics Industriel LAADI de l'université de Djelfa qui m'ont soutenu et supporté pendant ces années d'étude.

**Imad Eddine Kaid**

Djelfa 20 Septembre 2018

---

## ملخص:

تسعى الأنظمة الآلية الحديثة للتحكم في الأنظمة المعقدة بشكل متزايد من خلال النظر ليس فقط في مشاكل التحكم أو التنظيم أو التحسين ، ولكن أيضًا مشاكل السلامة والتشخيص وجودة التشغيل ومراعات الظروف المعاكسة للتشغيل. في هذا السياق ولإعطاء رؤية أكثر في هذا المجال من التشخيص الصناعي في هذه الأطروحة يتم اقتراح طريقة الكشف عن الأخطاء والتوطين على أساس المنطق الضبابي المطبق على نظام الطاقة المتجددة الهجينة . وهذا يسمح بدراسة المؤشرات التشخيصية لتدهور هذا النظام . ويستند هذا المنهج على قدرة المنطق الضبابي على التكيف مع الاختلافات في النظام المعياري الذي تم فحصه . وبغرض تجنب التشغيل في الوضع الخاطئ ، يتم اقتراح إستراتيجية تشخيصية لتحديد ووصف موقع العيوب التي تؤثر على نظام الطاقة المتجددة الهجينة .

## Abstract

Modern automated systems are increasingly seeking to control complex systems by looking not only at control, regulation or optimization problems, but also on safety, diagnostics, operating quality and adverse operating conditions. In this context, and to give more insight into this field of industrial diagnosis in this thesis, the method of error detection and localization is proposed based on the foggy logic applied to the hybrid renewable energy system. This allows diagnostic indicators to be studied for the degradation of this system. This approach is based on the ability of foggy logic to adapt to differences in the standard system examined. In order to avoid operating in the wrong situation, a diagnostic strategy is proposed to identify and describe the location of defects affecting the hybrid renewable energy system.

## Résumé

Les systèmes automatisés modernes cherchent de plus en plus à contrôler des systèmes complexes en s'intéressant non seulement aux problèmes de contrôle, de régulation ou d'optimisation, mais également à la sécurité, aux diagnostics, à la qualité de fonctionnement et aux conditions de fonctionnement défavorables. Dans ce contexte, et pour donner plus de perspicacité dans ce domaine du diagnostic industriel, la méthode de détection et de localisation des erreurs proposée est basée sur la logique nébuleuse appliquée au système d'énergie hybride renouvelable. Cela permet d'étudier les indicateurs de diagnostic de la dégradation de ce système. Cette approche repose sur l'aptitude de la logique floue à s'adapter aux différences du système standard examiné. Afin d'éviter de fonctionner dans la mauvaise situation, une stratégie de diagnostic est proposée pour identifier et décrire l'emplacement des défauts affectant le système hybride d'énergie renouvelable.



## Table des Matières

---

<b>Liste des Figures</b> .....	C
<b>Liste des Tableaux</b> .....	E
<b>Liste des Travaux</b> .....	F
<b>Introduction Générale</b> .....	01
<b>CHAPITRE I: Présentation de concept flou</b> .....	04
I.1. Introduction .....	05
I.2. Concept de la logique floue .....	05
I.2.1. Fonction d'appartenance .....	07
I.2.2. Différent types des ensembles flous .....	08
I.2.3. Variables et intervalles flous .....	11
I.2.4. Opérations sur les ensembles flous .....	12
I.2.5. Règles floues .....	14
I.3. Système d'inférence flou .....	16
I.4. Types des systèmes d'inférences flous .....	19
I.5. Mécanismes flou de type Takagi-Sugeno.....	20
I.6. Conclusion .....	22
<b>CHAPITRE II: Détection et localisation des défauts des systèmes industriels</b> .....	23
II.1. Introduction .....	24
II.2. Concept de diagnostic .....	24
II.3. Définitions générale liées à un système de diagnostic industriel .....	25
II.4. Différentes dispositions pour un système de diagnostic .....	26
II.5. Phases d'une approche de diagnostic .....	26
II.6. Différentes type de méthodes de diagnostic .....	27
II.7. Approches de génération de résidus .....	29
II.7.1. Redondance mathématique ou analytique .....	29
II.7.2. Espace de parité .....	30
II.7.3. Approche à base d'observateurs .....	33
II.7.4. Méthode d'estimation paramétrique .....	34
II.8. Diagnostic qualitative .....	35
II.8.1. Diagnostic par reconnaissance de formes .....	35
II.8.2. Diagnostic à base de concept flou .....	37
II.8.3. Diagnostic utilisant les réseaux de neurones artificiels .....	37

---

---

II.8.4. Diagnostic à base des approches experts .....	37
II.9. Détection et reconnaissance de défaillances .....	38
II.10. Conclusion .....	39
<b>CHAPITRE III: Processus d'énergie hybride .....</b>	<b>40</b>
III.1. Introduction .....	41
III.2. Description générale du système d'énergie hybride .....	41
III.3. Principaux composants du Système d'énergie hybride (photovoltaïque / éolien) .....	44
III.4. Système photovoltaïque .....	44
III.5. Différents types des cellules solaires .....	45
III.5.1. Caractéristique d'une cellule photovoltaïque .....	46
III.5.2. Poursuite du point de puissance maximal MPPT .....	48
III.6. Différents types de commandes MPPT .....	48
III.6.1. Résultats de la méthode de perturbation puis observation .....	49
III.6.2. Résultats de la méthode de l'incrémentation de la conductance .....	50
III.6.3. Résultats de la méthode de fraction de la tension du circuit ouvert .....	54
III.7. Etude comparative des trois algorithmes .....	57
III.8. Système éolienne .....	59
III.8.1. Modélisation de turbine éolienne .....	61
III.8.2. Résultats de modélisation de turbine éolienne .....	65
III.9. Conclusion .....	67
<b>CHAPITRE IV: Diagnostic de défaillance à base d'inférence flou d'un système l'énergie solaire .....</b>	<b>68</b>
IV.1. Introduction .....	69
IV.2. Modélisation de panneau photovoltaïque .....	69
IV.3. Résultats de modélisation floue de la puissance maximale .....	75
IV.4. Résultats de diagnostic floue de module photovoltaïques .....	78
IV.5. Emulateur du module photovoltaïques du centrale SKTM .....	81
IV.6. Diagnostic de système photovoltaïque .....	84
IV.6.1. Détection de défauts dans le système photovoltaïque .....	87
IV.6.2. Résultats et discussions .....	88
IV.7. Conclusion .....	92
<b>Conclusion générale .....</b>	<b>93</b>
<b>Bibliographie.....</b>	<b>95</b>

## Liste des Figures

---

Figure I.1 : Représentation classique et floue .....	06
Figure I.2 : Variables de température sous ensemble classique et ensemble flou .....	06
Figure I.3 : Ensemble flou normalisé .....	07
Figure I.4: Fonction d'appartenance triangulaire .....	08
Figure I.5: Fonction d'appartenance trapézoïdale .....	09
Figure I.6: Fonction d'appartenance gaussienne .....	09
Figure I.7: Fonction d'appartenance cloche généralisée .....	10
Figure I.8: Fonction d'appartenance trigonométrique .....	10
Figure I.9: Fonction d'appartenance sigmoïdale .....	11
Figure I.10: Fonction d'appartenance gaussienne à trois variables linguistiques .....	11
Figure I.11 : Ensembles flous .....	12
Figure I.12 : Opérations sur les ensembles flous .....	13
Figure I.13: Forme de règles floues .....	15
Figure I.14 : Structure d'un système d'inférence flou .....	16
Figure I.15 : Principales méthodes de défuzzification .....	17
Figure I.16 : Exemple pour la commande floue d'une ouverture d'une vanne automatique .....	18
Figure I.17 : Exemple d'activation de règles floues .....	18
Figure I.18 : Exemple d'implication flous .....	18
Figure I.19 : Exemple d'agrégation des règles floues .....	19
Figure II.1 : Tâches essentielles en diagnostic .....	25
Figure II.2: organigramme du diagnostic industriel .....	27
Figure II.3: Différentes type de méthodes de diagnostic.....	28
Figure II.4 : Structure générale d'un générateur de résidus .....	29
Figure II.5. Méthodes basées sur la redondance analytique .....	30
Figure II.6 : Approche de diagnostic par espace de parité .....	31
Figure II.7 : Génération de résidu à l'aide d'un observateur .....	34
Figure II.8 : Approche par estimation paramétrique .....	35
Figure II.9: Phase de diagnostic utilisant la reconnaissance de forme .....	36
Figure II.10 : Technique de diagnostic à base de reconnaissance de formes .....	36
Figure II.11: Evaluation des résidus flous .....	37
Figure II.12: Diagnostic à base d'un processus experts .....	38
Figure II.13 : Détection et localisation de défaillances .....	39

Figure III.1: Système d'énergie hybride photovoltaïque / éolien .....	42
Figure III.2: Système de production d'énergie hybride solaire / éolien .....	43
Figure III.3: Schéma d'une cellule photovoltaïque, module, panneau et système .....	45
Figure III.4: Courbes I(V) et P(V) d'un panneau photovoltaïque [5] .....	46
Figure III.5: Variation de puissance en fonction de la tension .....	49
Figure III.6: Poursuite du point de puissance maximale pour une éclairement variable .....	50
Figure III.7: Variation de la puissance en fonction du rapport cyclique .....	50
Figure III.8: Variation de la puissance en fonction de la tension vers le PPM .....	51
Figure III.9: Poursuite du point de puissance maximale pour un éclairement variable .....	51
Figure III.10: Variation de la puissance en fonction du rapport cyclique .....	52
Figure III.11: Variation de l'erreur absolue du puissance en fonction de l'éclairement .....	52
Figure III.12: Variation de rendement en fonction de l'éclairement .....	53
Figure III.13: Variation de la conductance incrémentale en fonction de la tension .....	53
Figure III.14: Variation de la puissance en fonction de la tension vers le PPM .....	54
Figure III.15: Poursuite du point de puissance maximale pour un éclairement variable .....	55
Figure III.16: Variation de la puissance en fonction du rapport cyclique .....	55
Figure III.17: Variation de l'erreur absolue en fonction de l'éclairement .....	56
Figure III.18: Variation de rendement en fonction de l'éclairement .....	57
Figure III.19: Comparaison des rendements entre les trois méthodes. ....	58
Figure III.20: Turbine éolienne [27] .....	60
Figure III.21: Chaîne de conversion d'énergie éolienne .....	61
Figure III.22: Schéma de la turbine éolienne .....	62
Figure III.23: Coefficient $C_p$ en fonction du rapport de vitesse $\lambda$ et de l'angle de l'orientation .....	63
Figure III.24: Schéma bloc du modèle de la turbine éolienne .....	64
Figure III.25: Caractéristique Puissance / Vitesse typique d'une éolienne de grande puissance .....	65
Figure III.26: Profil du vent appliqué .....	66
Figure III.27: Vitesse de la turbine selon le MPPT .....	66
Figure III.28: Variation du coefficient de puissance $C_p$ .....	66
Figure IV.1: Schéma équivalent de la cellule photovoltaïque [10] .....	70
Figure IV.2: Commande MPPT d'un système photovoltaïque .....	71
Figure IV.3: Simulation du module de photovoltaïque [31] .....	72
Figures IV.4- IV.25: Résultats de modélisation de système photovoltaïque .....	72-80
Figure IV.26: Stratégie d'observation module photovoltaïques .....	81
Figures IV.27- IV.38: Résultats de diagnostic de système d'énergie photovoltaïque .....	82-91

## Liste des Tableaux

---

Tableau I.1: Opérations t-normes et t-conormes .....	14
Tableau I.2 : Différents modèles flous .....	20
Tableau III.1 : Comparaison de nombre d'itération .....	59
Table IV.1: Photovoltaic module characteristics of SKTM power station .....	79
Table IV.2: Fault signatures table of the photovoltaic module .....	89

## Liste des Travaux

---

### Publications Internationales

- [1]. **Imad Eddine Kaid**, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana, Nadji Hadroug, Abdellah Kouzou and Lakhdar Mazouz, Photovoltaic system failure diagnosis based on adaptive neuro fuzzy inference approach: South Algeria solar power plant. **Journal of Cleaner Production (Elsevier, Impact factor : 6.352)**, 2018, vol. 204, pp. 169-182. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.09.023>

### Conférences Internationales

- [1]. **Imad Eddine Kaid**, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana, Abdellah Kouzou and Lakhdar Mazouz, Comparative results of optimal power point tracking approaches applied to photovoltaic modules. The International Conference on Applied Smart Systems (ICASS'18), Medea University, 24-25 November 2018. (Accepted) URL: <http://www.univ-medea.dz/en/icass2018>
- [2]. **Imad Eddine Kaid**, Mouloud Guemana, Ahmed Hafaifa and Abdellah Kouzou, Identification and Modeling of Wind Turbine Variables for Efficient Energeticconversion. IEEE SSD 2018, on the International Conference on Power Systems & Smart Energies (PSE), 19-22 March 2018, Hammamet, Tunisia. URL: <https://ssd-conf.org>
- [3]. **Imad Eddine Kaid**, Nadji Hadroug, Mosbah Laouamer, Ahmed Hafaifa, Modélisation et simulation de la machine asynchrone à double alimentation - MADA - . The 2nd International Workshop on Signal Processing Applied to Rotating Machinery Diagnostics, SIGPROMD'2018, 29-30 April 2018, Djelfa, Algeria. URL: <https://www.univ-djelfa.dz/labo/laadi/sigpromd2018/>
- [4]. **Imad Eddine Kaid**, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Abdellah Kouzou, Mathematical modeling of a wind turbine used in energy conversion system. Congrès des Mathématiciens Algériens, Boumerdès 12-13 Mai 2018, Algérie URL: <http://cma2018.univ-boumerdes.dz>
- [5]. **Imad Eddine Kaid**, Ahmed Hafaifa and Kouzou Abdellah, Performance analysis of a photovoltaic system based on solar irradiation values to obtain the optimum maximum power point. The 9th International Electrical Engineering Conference CEE'2016, October 2-4, 2016 Batna, Algeria. URL: <http://seminaire.univ-batna.dz/cee2016/index.php/en/home.html>

## Introduction générale

---

Récemment, le marché de production électrique utilisant les énergies renouvelables a connu un changement très remarquable grâce aux différents facteurs stimulants leur meilleure qualité, qui peuvent apporter des avantages à un utilisateur civil, environnemental, industriel et économique. Aussi, la mise en exploitation d'énergies renouvelables pourrait permettre aux pays en phase de développement des progrès de façon durable, par rapport aux énergies traditionnelles et de réduire les émissions de gaz.

Ces paramètres rendent un retour bénéfique sur l'utilisation de la structure des énergies renouvelables de plus en plus intéressante. Vu la situation géographique et vu l'importance de l'intensité du rayonnement solaire en Algérie qui est à l'ordre de 169.440 TWh/an, les producteurs d'énergies en Algérie favorisent le développement et l'épanouissement de l'utilisation des énergies solaires et éoliennes.

Cependant, l'utilisation et l'exploitation de sources des énergies hybrides renouvelables ont connu un puissant développement récemment; De nombreuses recherches ont été effectuées afin d'augmenter la qualité énergétique des centrales solaires, en 2018. [1] ont proposé un modèle pour le système photovoltaïque pour assurer une commande de point de puissance maximum; Ayman Faza [2] a élaboré un modèle probabiliste pour estimer les effets des sources photovoltaïques sur la fiabilité des systèmes électriques, Asma Triki Lahiani et al. [3] ont synthétisé les systèmes de détection de défauts pour la surveillance des défaillances pour unités photovoltaïques et Fouzi Harrou et al. [4] ont proposé une approche fiable de diagnostic et détection de défauts dans les systèmes photovoltaïques basée sur les techniques de surveillance statistique. D'autres travaux ont été réalisés dans la littérature de systèmes photovoltaïques qui traitaient la relation des paramètres environnementaux sur les performances de production énergétiques de processus photovoltaïque [5, 6, 7, 8, 19].

Dans ce cadre et ce projet de thèse de troisième cycle LMD et pour donner plus de visibilité dans le domaine de diagnostic industriel, nous proposons l'identification et la localisation des défaillances à base de la logique floue appliquée à un processus d'énergie renouvelable hybride :solaire / éolien. Le but est de déterminer les indicateurs de dégradation et de diagnostic de système examiné. Le choix de cette approche est justifié par la capacité de la logique floue de s'adapter aux variations paramétriques de système examiné. Une approche est susceptible d'évoluer entre des modes de fonctionnement normaux et défaillants. En fin et afin d'éviter le fonctionnement sous un mode défaillant, une stratégie de diagnostic, permettant de détecter et localiser les défauts et les pannes est proposée.

Pour y arriver au bout de notre objectif nous avons devisé et structuré cette thèse en trois parties de la façon suivante:

Dans le **premier chapitre**, une synthèse de recherche bibliographique sur le concept de la logique floue est présentée pour son application à la dernière partie de ce travail de thèse sur un processus d'énergie hybride solaire / éolien. Cette section de travail a pour but de donner les notions de base de concepts flous en automatique et diagnostic des processus industriels, comme méthode alternative et moderne dans le domaine d'industrie en général et les énergies renouvelables en particulier. Cette alternative est une solution intelligente pour l'amélioration des facteurs de productivité en qualité de performance de système examiné, avec une analyse et modélisation du fonctionnement sous une représentation floue.

Puisque les méthodes de diagnostic sont devenues des éléments déterminants dans l'exploitation des systèmes d'énergie renouvelable, en offrant la prévention contre la défaillance de ces systèmes, la réduction des coûts de maintenance et la minimisation de facteurs de dégradation dans ces installations énergétiques, et par conséquent, l'amélioration de l'efficacité énergétiques, la sécurité et la qualité de performance de ces systèmes, nous avons présenté dans **le deuxième chapitre**, un concept de diagnostic de pannes, un concept utilisé pour réalisation et la mise en œuvre d'une stratégie de détection de défauts d'un système photovoltaïque, permettant de maîtriser ses comportements dynamiques complexe. A cette section alors nous présenterons les différentes méthodes et approches de la détection et de localisation de défauts avec les progrès réalisés dans le système de diagnostic. Ces méthodes seront expliquées en détail dans cette partie de thèse et mise en applications dans la dernière partie de cette thèse.

Dans **la troisième chapitre**, une description du principe de fonctionnement de système hybride éolien / photovoltaïque est donné. Un système de production qui offre une grande sûreté et sécurité aux utilisateurs avec la protection de l'environnement. Nous présenterons ainsi dans cette section les avantages des systèmes d'énergie hybrides de production par rapport aux systèmes de production d'électricité classiques.

Dans le **dernier chapitre** et qui est une étude et application réelle où nous proposons à la fin une stratégie de surveillance basée sur le diagnostic de défaillances des modules solaire du centrale SKTM (Shariket Kahraba wa Taket Moutadjadida) au sud de l'Algérie. Une stratégie qui utilise un système d'intelligence artificielle basé sur une approche d'inférence adaptative neuro flou. L'approche été alors de réaliser une technique basé sur la combinaison hybride des réseaux de neurones artificiels et de concept floue appliqué au diagnostic d'un système photovoltaïque, et d'élaborer un système de détection de défauts de fonctionnement, permettant de générer des



indicateurs des défauts, afin de détecter, localiser et caractériser les défauts en degré de sévérités et en amplitude. L'approximation de ces défauts de fonctionnement et ses gravités nécessite la mise en œuvre d'une stratégie de surveillance basée sur une modélisation des variables caractéristiques en utilisant une approche d'inférence adaptative neuro flou pour prédire la variation des paramètres réellement observés du processus et par apport au comportement de référence de ce système.

Nous pensons que cette approche de diagnostic des défaillances système photovoltaïque proposée permet l'amélioration de leur disponibilité et maintenabilité en cas de défaillance ou d'accident qui préviennent en temps réel.

Nous terminons ce travail par des conclusions sur nos travaux et les perspectives de recherches associées.

# CHAPITRE I

## PRÉSENTATION DE CONCEPT FLOU

---

Dans cette partie de travail, une synthèse bibliographiques sur le concept de la logique floue est présentée et qui sera appliqué à la dernière partie de ce travail de thèse sur un processus d'énergie hybride solaire / éolien. Ce concept flou permet dans un processus de diagnostic d'un système d'énergie hybride de prendre en compte les différentes défaillances affectant ce système d'énergie hybride en fonction de degré de défauts du système en mode défaillant, par détection et isolation de ces défauts en temps réel. Cette partie de travail de thèse a pour but de présenter les fondements de base des approches basées sur les ensembles flous en diagnostic automatique des systèmes comme une méthode alternatives et moderne, lorsque les l'adhésion des variables de système examiné n'est plus une notion tout ou rien dans le but de faire la gestion de système de surveillance, par la suite de ce travail , d'un système d'énergie hybride solaire / éolien examiné. Cette approche présente une solution intelligente pour l'amélioration des facteurs de performances de processus examiné, avec une analyse et modélisation du fonctionnement sous une représentation floue.

### **I.1. Introduction**

Les premières publications de Zadeh (1965) et Goguen en 1967 jusqu'au 1969 sur les techniques de la logique floue montrent l'intention de généraliser la notion de logique classique d'un ensemble et une proposition pour tenir compte du flou dans le sens décrit par Zadeh [52]. Cette théorie des ensemble floue à connaît des changements majeurs dans l'environnement industriel, depuis le début des années 90, avec l'avancement et l'augmentation de la puissance du traitement des données et la technologie de systèmes informatique, pour sa mise au point dans la modélisation et en réduction de la complexité des systèmes non linéaire, c'est-à-dire exploration et exploitation de données de mathématique en automatique de systèmes modernes. En effet, la théorie des ensembles flous est un domaine possède un grand nombre d'applications à la fois en mathématiques et en informatique, on peut se référer au applications des ensembles flous dans l'algèbre, la topologie, dans le traitement d'image, dans le traitement et la gestion de données et leurs classifications données, dans la régulation et dans le contrôle avancé des systèmes industriels et dans le diagnostic et le pronostic des système, et bien sure dans d'autre applications technologiques.

Cette partie de travail de thèse à pour but de présenter les fondements de base des approches floues en diagnostic automatique des processus industriels comme une approche alternatives et moderne, lorsque les l'adhésion des variables de système examiné n'est plus une notion tout ou rien dans le but de faire la gestion de système de surveillance, par la suite de ce travail , d'un système d'énergie hybride solaire / éolien examiné. Cette approche présente une solution intelligente pour l'amélioration des facteurs des performances de processus examiné, avec une analyse et modélisation du fonctionnement sous une représentation floue.

### **I.2. Concept de la logique floue**

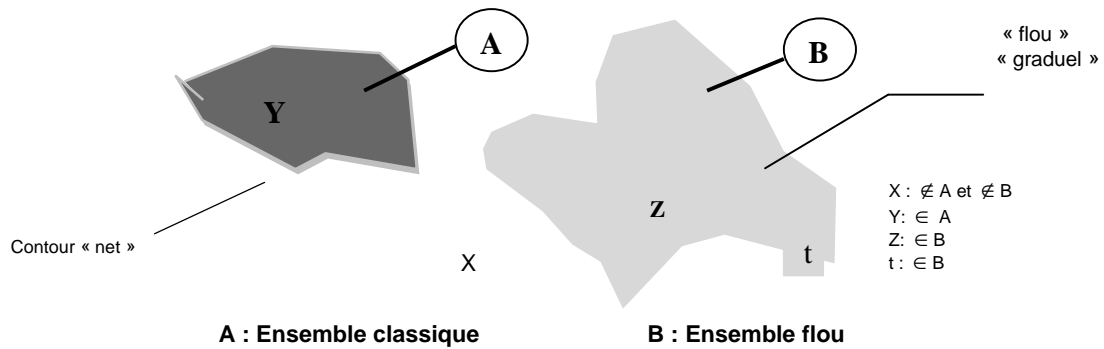
Cette partie du travail porte sur les théories qui sont à la base des méthodes de modélisation et de raisonnements qualitatifs, parmi les formalismes existants pour raisonner sur les ordres de grandeurs, il existe des modèles à base de formalisme linguistiques. Donc, cette partie vise à fournir une passerelle entre les modèles absolus et les modèles relatifs, afin de les rendre compatibles de manière opérationnelle [36,39].

En effet, la modélisation floue représente une représentation mathématique fiables entre les variations de paramètres d'entrées et les variations de paramètres de sorties de système. Les processus dynamiques sont pratiquement modélisés en renvoyant les mesures de paramètres d'entrée et les mesures de paramètres de sortie retardés à la sortie prédite de mécanisme de modélisation floue. Aussi, la logique floue est appliquée dans des problèmes industriels pour

résoudre des problèmes de régulation aussi divers, liés à l'énergie, le transport, les machines outils, et la robotique,... etc. [38].

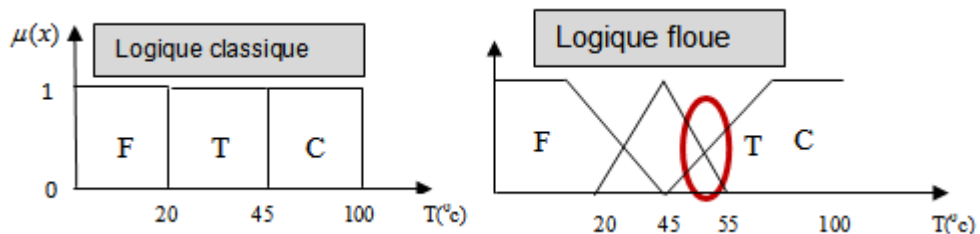
La théorie des ensembles flous sont souvent utilisées dans notre vie quotidienne que personne y fait même attention. Par exemple, pour répondre à certaines questions dans certains des enquêtes, le plus de temps on pourrait répondre avec «pas très satisfait» ou «assez satisfait», qui sont aussi des réponses floues ou ambiguës. Ces vagues les réponses ne peuvent être créées et mises en œuvre que par des êtres humains, mais pas par des machines.

Est-il possible pour un système intelligent de répondre à ces questions directement en tant que personne? Chaque réponse appartient partiellement ou graduellement aux ensembles flous, comme il est montrée sur la Figure I.1, qui ne sont pas « Nets », présenter sous des forme floues ou « Graduels » [36, 39, 40].



**Figure I.1: Représentation classique et floue**

Cette méthode est très intéressante, parce qu'elle est basée sur un raisonnement délicat et prend en considération les incertitudes et les imprécisions en utilisant des paramètres linguistiques dans le traitement adapté par l'utilisateur. Prenant l'exemple d'une variable linguistique de température, les Valeurs linguistiques « Froid : F », « Tempéré : T », « Chaud : C », les valeurs de l'ensemble classique et l'ensemble flou sont montrées sur la Figure I.2 suivante.



**Figure I.2: Variables de température sous ensemble classique et ensemble flou**

**I.2.1. Fonction d'appartenance**

Une fonction d'appartenance pour un sous ensemble flou A sur l'ensemble X (univers du discours) est définie par la fonction d'appartenance suivante:

$$\mu_A(x) : X \rightarrow \{0,1\} \tag{I.1}$$

D'où chaque élément de X est mappé sur une valeur comprise entre 0 et 1.

Cette valeur, appelée valeur d'appartenance ou degré d'appartenance, quantifie la qualité de causalité de l'élément x de A dans X flou [35, 38, 41] :

$$A = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_E(x_i)}{x_i} = \frac{\mu_E(x_1)}{x_1} + \dots + \frac{\mu_E(x_n)}{x_n} \tag{I.2}$$

Dans le cas discret,

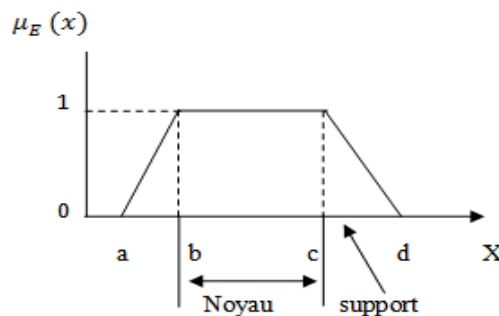
$$A = \int \mu_E(x)/x \tag{I.3}$$

Dans le cas continu,

Les caractéristiques de cet ensemble flou ce sont essentiellement celles qui montrent dans quelle mesure l'ensemble flou diffère de l'ensemble booléen de l'équation (I.3), comme ils sont montrées sur la Figure I.3.

- **Support :**  $\text{supp}(A) = \{x \in X \mid \mu_E(x) > 0\}$ , c'est l'ensemble booléen des éléments de X qui appartiennent au moins un peu à l'ensemble flou,
- **Hauteur :**  $h(A) = \sup_{x \in A} \{\mu_E(x)\}$ , c'est le plus fort degré d'appartenance avec lequel un élément de X appartient à l'ensemble flou, ce dernier est dit normalisé si sa hauteur est 1,
- **Noyau :**  $\text{noy}(A) = \{x \in X \mid \mu_E(x) = 1\}$ , c'est l'ensemble booléen de tous les éléments appartenant de façon absolue à l'ensemble flou.

$$\begin{aligned} \mu_E : U &\rightarrow [0,1] \\ x &\rightarrow \mu_E(x) \end{aligned} \tag{I.4}$$



**Figure I.3 : Ensemble flou normalisé**

### I.2.3. Différent types des ensembles flous

La variable  $U$  appelé univers de discours, ce dernier est divisé en sous-ensembles de façon que dans chaque sous-ensembles il y ait un élément dominant. Ces zones sont décrites par des fonctions convexes, généralement sous forme triangulaire ou trapézoïdale ou sous d'autre forme mathématique. Les fonctions d'appartenance des ensembles flous le plus pratique et les plus utilisées dans la littérature floue [18] sont les suivantes:

#### 1. Fonction d'appartenance triangulaire

L'allure d'une fonction d'appartenance triangulaire est montrée sur la Figure I.4, est représentée par trois variables  $\{a, b, c\}$  les trois têtes du triangle, donnée par :

$$f(x, a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq 0 \end{cases} \quad (1.5)$$

Ou, plus précisément par :

$$\mu(x) = \text{Max} \left( \text{Min} \left( \frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right) \quad (1.6)$$

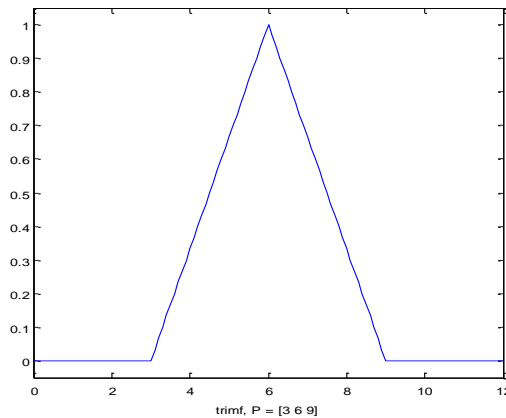
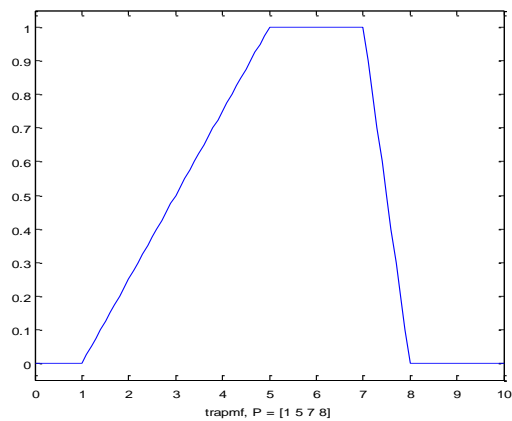


Figure I.4: Fonction d'appartenance triangulaire

#### 2. Fonction d'appartenance trapézoïdale

L'allure d'une fonction d'appartenance trapézoïdale est montrée sur la Figure I.5, est représentée par quatre variables  $\{a, b, c, d\}$  ils sont les projections des têtes du trapèze, donnée par :

$$\mu(x) = \text{Max} \left( \text{Min} \left( \frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{b-x}{d-c} \right), 0 \right) \quad (1.7)$$

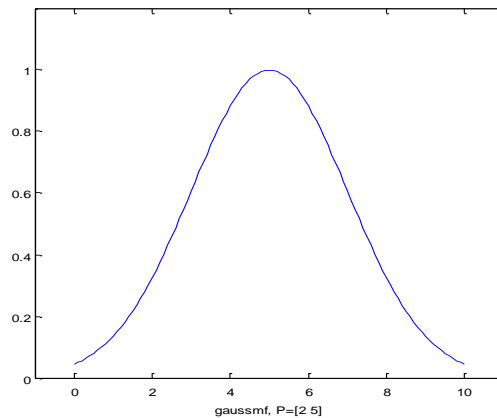


**Figure I.5: Fonction d'appartenance trapézoïdale**

### 3. Fonction d'appartenance gaussienne

L'allure d'une fonction d'appartenance gaussienne est montrée sur la Figure I.6, est définie par deux paramètres  $\{m, q\}$ , donnée par :

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2q}\right) \quad (1.8)$$

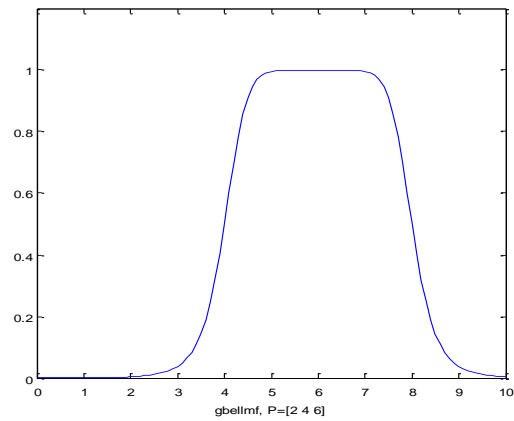


**Figure I.6: Fonction d'appartenance gaussienne**

### 4. Fonction d'appartenance cloche généralisée

L'allure d'une fonction d'appartenance en forme de cloche généralisée est montrée sur la Figure I.7, est définie par trois paramètres  $\{a, b, c\}$ , donnée par :

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \quad (1.9)$$

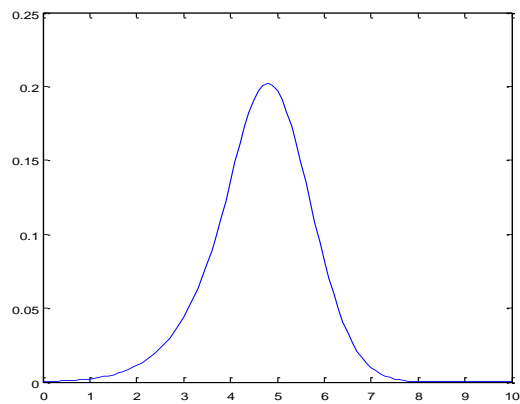


**Figure I.7: Fonction d'appartenance cloche généralisée**

### 5. Fonction d'appartenance trigonométrique

L'allure d'une fonction d'appartenance trigonométrique est montrée sur la Figure I.8, est définie comme suit :

$$\mu(x) = \frac{1}{2} \left( 1 + \cos \left( \frac{\pi(x - x_0)}{2a} \right) \right); \quad x_0 - 2a \leq x \leq x_0 + 2a \quad (I.10)$$



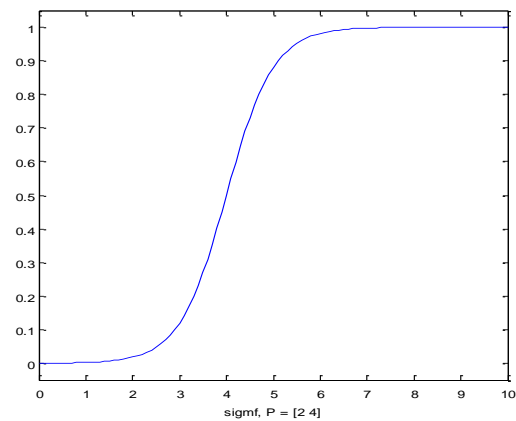
**Figure I.8: Fonction d'appartenance trigonométrique**

### 6. Fonction d'appartenance sigmoïdale

L'allure d'une fonction d'appartenance sigmoïdale est montrée sur la Figure I.9 est définie comme suit :

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}} \quad (I.11)$$

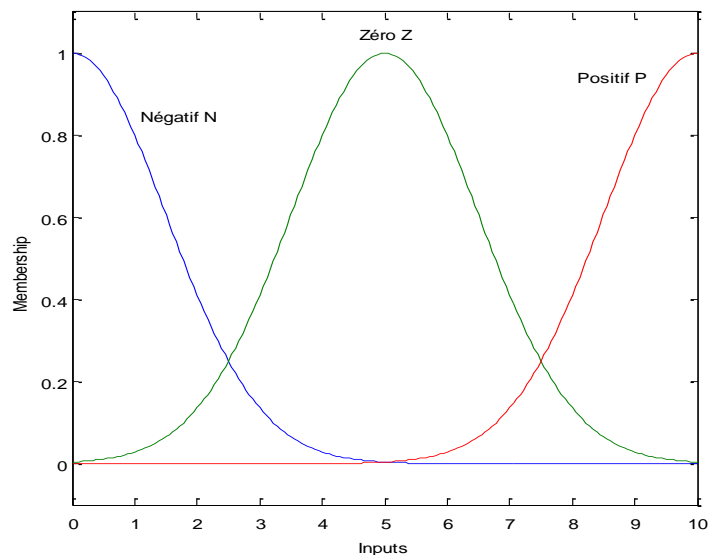




**Figure I.9: Fonction d'appartenance sigmoïdale**

#### I.2.4. Variables et intervalles flous

La théorie de la logique floue est basée sur des paramètres flous dites variables linguistiques à valeurs linguistiques définis sur des univers du discours  $U$  avec chaque valeur linguistique qui constitue un ensemble flou de cette univers du discours. D'où le nombre de variables floues associées à une grandeur physique, ils sont présentés à l'aide de symboles linguistique tels que; (Négatif Grand (NG), Négatif Moyen (NM), Négatif Zéro (EZ), Négatif (N), Positif (P), Zéro (Z),... etc), l'exemple de la Figure I.10 montre une fonction d'appartenance gaussienne à trois variables linguistiques.



**Figure I.10: Fonction d'appartenance gaussienne à trois variables linguistiques**

Considérons par exemple la variable taille définie sur l'ensemble des variables senties positifs et caractérisée par les ensembles flous Jeun et Vieux, dans le cas d'un variable linguistique simple, et

par Jeun mais, Pas trop Jeun, Non Jeun et Non Vieux, Plus ou moins Vieux et Extrêmement Vieux, dans le cas d'une variable composés ou complexe, cette représentation est donnée par la Figure I.11.

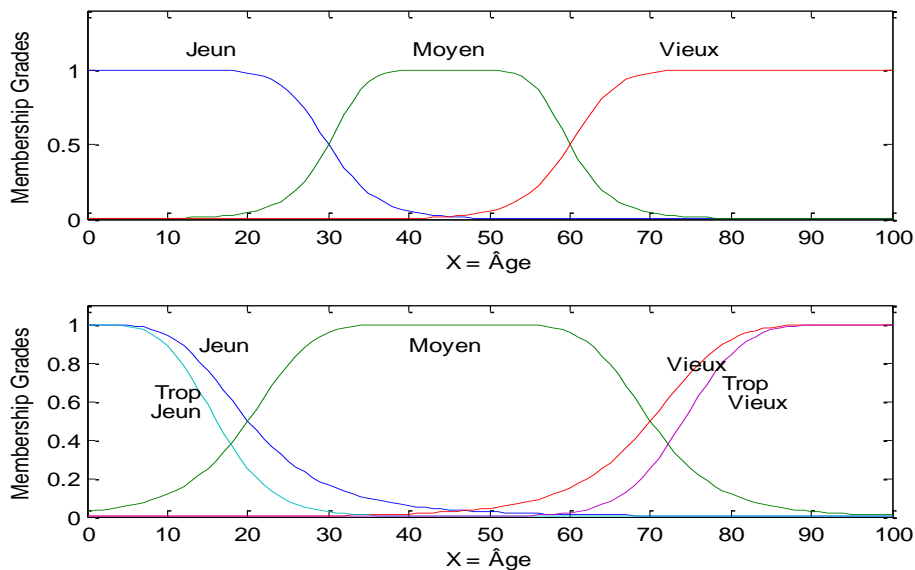


Figure I.11 : Ensembles flous

### I.2.5. Opérations sur les ensembles flous

En théorie des ensembles classiques, un sous ensemble A d'un ensemble X peut être défini par sa fonction caractéristique  $\chi(A)$ , d'où chaque élément de A correspondance à un élément de X dans l'ensemble  $\{0, 1\}$ , donnée par:

$$\chi(A): X \rightarrow \{0,1\}$$

Cette fonction caractéristique est représenté comme un ensemble de paires ordonnées 0 ou 1, le premier élément de la paire ordonnée est un élément de l'ensemble X, et le second élément est de l'ensemble  $\{0, 1\}$ , avec la valeur zéro est utilisée pour représenter le non appartenance à l'ensemble X, et la valeur un est utilisée pour représenter l'adhésion ou l'appartenance de cet ensemble. De même façon, un sous-ensemble flou A d'un ensemble X peut être défini comme un ensemble de paires ordonnées, chacune avec un degré d'appartenance de l'élément à l'ensemble X. Ceci définit un la fonction d'appartenance  $\mu_A(x)$  entre les éléments de l'ensemble X dans l'intervalle  $[0, 1]$ . Ces ensembles flous sont généralisés à partir des ensembles ordinaires, on trouve les mêmes opérateurs classiques, mais sont définis sur des notions floues :

- **Egalité** : Deux sous ensembles flous A et B d'un ensemble X sont égaux si leurs fonctions d'appartenance sont en tout point égal :

$$\mu_A(x) = \mu_B(x) \quad \forall x \in X \tag{I.12}$$

- **Inclusion:** Un sous-ensemble flou A est inclus dans B ( $A \subset B$ ) si tout élément de X existe à A, appartient à B avec un degré au moins égal :

$$\mu_A(x) \leq \mu_B(x) \quad \forall x \in X \quad (I.13)$$

- **Intersection :** L'intersection des sous ensembles flous A et B est le minimums de sous-ensemble constitué par des degrés de vérité des sous- ensembles flous A et B, comme il est montré sur la Figure III.3 A :

$$\begin{aligned} \mu_{A \cap B}(x) &= \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) = \\ &= \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad \forall x \in X \end{aligned} \quad (I.14)$$

- **Union :** L'union flous des sous-ensembles A et B est le maximums de sous-ensemble constitué des degrés de vérité des sous- ensembles flous A et B (Figure III.3 B) :

$$\begin{aligned} \mu_{A \cup B}(x) &= \mu_A(x) \vee \mu_B(x) = \\ &= \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad \forall x \in X \end{aligned} \quad (I.15)$$

- **Complément :** Le complément d'un sous-ensemble flou B est défini comme suit comme il est montré sur la Figure I.11.C.

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad \forall x \in X \quad (I.16)$$

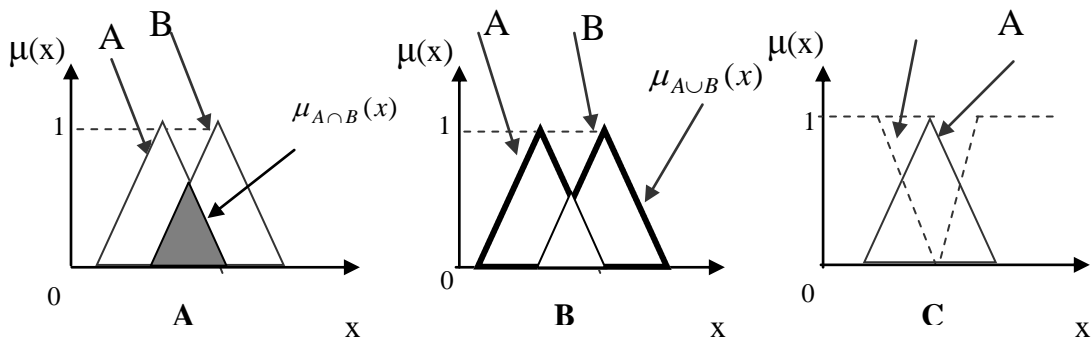


Figure I.12 : Opérations sur les ensembles flous

Bien qu'il existe d'autres opérations qui sont les normes t-normes triangulaires pour l'intersection et les co-normes triangulaires pour l'union, ces opérations sont illustrées dans le tableau I.1.

	t-normes	t-conormes
Zadeh [45]	$\text{Min}(x, y)$	$\text{Max}(x, y)$
Bandler et Kohout (1980)	$x*y$	$x+y-(x*y)$
Lukasiewicz et Giles (1976),	$\text{Max}(x+y-1,0)$	$\text{Min}(x+y*y)$
Weber (1983)	$x,$ si $y=1$ $y,$ si $x=1$ $0,$ sinon	$x,$ si $y=0$ $y,$ si $x=0$ $1,$ sinon
Hamacher (1978)	$\lambda \cdot 0$ $\frac{x \cdot y}{\lambda + (1 - \lambda)(x + y - xy)}$	$\frac{x + y - (2 - \lambda)x \cdot y}{1 - (1 - \lambda)x \cdot y}$
Dubois et Prade (1986)	$\alpha \in [0 \ 1]$ $\frac{x \cdot y}{\max(x, y, \alpha)}$	$\frac{x + y - x \cdot y - \min(x, y, 1 - \alpha)}{\max(1 - x, 1 - y, \alpha)}$

**Tableau I.1: Opérations t-normes et t-conormes**

### I.2.6. Règles floues

Le concept de la logique floue consiste en une collection des règles floues appelée base de règles, plusieurs solutions peuvent, être envisagées pour obtenir ces règles [50]. L'extraction des connaissances d'opérateurs humains est certainement la méthode la plus utilisée pour le raisonnement floue des systèmes complexes. Elle peut être obtenue directement sous forme de règles énoncées par des experts du processus ou bien à partir de données entrées-sorties représentative du comportement de l'opérateur humain. Ces relations floues sont généralement du type "If-Then " et admettent de représenter les règles entre les paramètres d'entrées et de sorties de processus à représenter.

Exactement, une règle floue  $R$  est donnée sous la forme suivante :

$$Si X est A Alors Y est B \tag{I.17}$$

Jusqu'à présent, nous avons considéré les ensembles flous monodimensionnels. Lorsque ceux-ci sont multidimensionnels, leur fonction d'appartenance est aussi communément appelée relation floue. Une relation floue  $R$  définie sur le produit cartésien  $X_1 \times \dots \times X_n$  est un ensemble flou (dimensionnel) et noté [48] :

$$R = \sum_{X_1 \times \dots \times X_n} \frac{\mu_R(x_1, \dots, x_n)}{(x_1, \dots, x_n)} \quad \text{Dans le cas discret} \tag{I.18}$$

$$R = \int_{X_1 \times \dots \times X_n} \frac{\mu_R(x_1, \dots, x_n)}{(x_1, \dots, x_n)} \quad \text{Dans le cas continu} \tag{I.19}$$

Considérons différents ensembles flous  $A_1, A_2, \dots, A_n$ , respectivement définis sur  $X_1, X_2, \dots, X_n$ . On peut définir, à partir de ces ensembles flous, de différentes prémisses en conjonctivité de la Figure I.13. Un ensemble flou global multidimensionnel  $A = A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n$ , considéré comme leur produit cartésien, de fonction d'appartenance :

$$\forall x = (x_1, \dots, x_n) \in X, \quad \mu_A(x) = \min(\mu_{A_1}(x_1), \dots, \mu_{A_n}(x_n)) \tag{I.20}$$

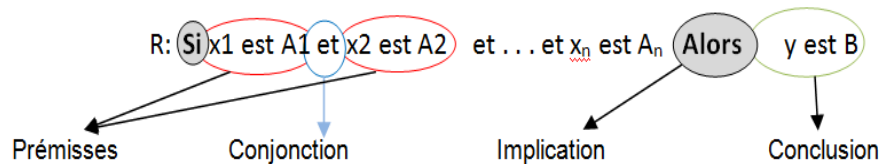


Figure I.13: Forme de règles floues

L'ensemble de règles floues contient des relations floues décrivant le fonctionnement de système, elle est le cœur du système entier dans le sens où tous les autres composants sont utilisés pour interpréter et combiner ces règles afin de former le système final. Ces règles peuvent être fournies par un expert ou peuvent être extraites de données numériques. En diagnostic, les règles floues utilisées sont généralement de la forme :

$$Si (X_1 est A_1) et (X_2 est A_2) ALORS (Y est B). \tag{I.21}$$

Lorsque les règles floues sont des sémantiques plus complexes, elles peuvent facilement s'écrire sous une forme plus simple du même type que précédemment donnée dans l'équation (I.20).

### I.3. Système d'inférence flou

Le principe d'extension a été introduit par L.A.Zadeh en 1975 [46] [47] et constitue l'un des concepts les plus importants de la théorie d'ensembles flous. Il permet l'extension d'une application  $f$  d'un premier ensemble de référence  $X$  vers un second ensemble de référence  $Y$ , éventuellement identique au premier. Il est alors possible de définir un ensemble flou  $A$  de  $X$  :

$$\forall y \in Y, \quad \mu_B(y) = \sup_{\{x \in X | y = f(x)\}} \mu_A(x) = 0 \quad \text{si } \{x \in X | y = f(x)\} \neq \Phi \quad (I.22)$$

Avec :  $X, Y$  : Univers de discours et  $x, y$  des variables floues

A partir de cet raisonnement le système d'inférence flou transforme les variations de paramètres d'entrée en les variations de paramètres de sortie à partir de l'ensemble des règles en trois étapes, comme il est montrée sur la Figure I.14.

1. Fuzzification,
2. Moteur d'inférence,
3. Défuzzification.

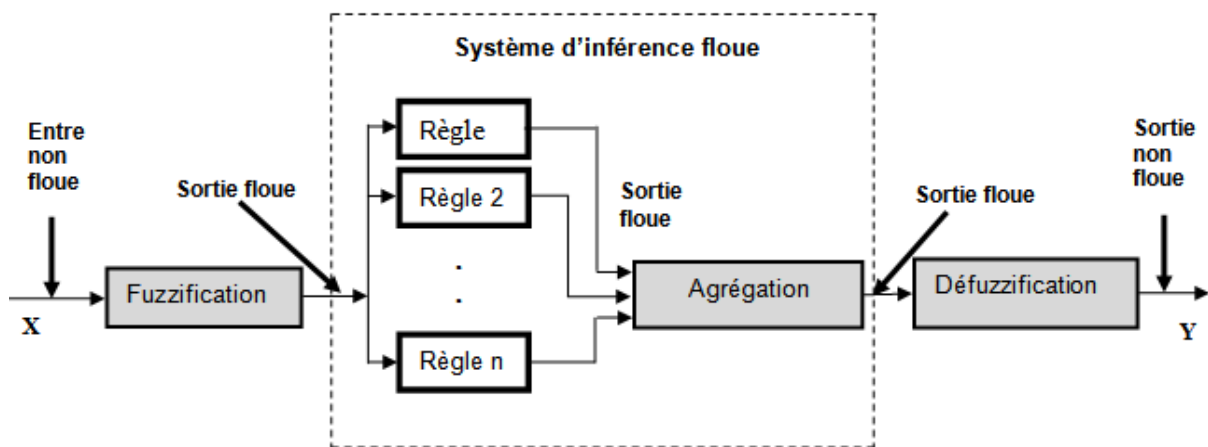


Figure I.14 : Structure d'un système d'inférence flou

#### 1. Fuzzification

Dans le mécanisme de fuzzification l'ensemble des règles sont extraites pour construire la base de connaissances du modèle flou, dans le développement des règles de type IF-THEN, d'où les fonctions d'appartenance sont développées pour chaque variable considérée dans les fonctionnements de système. Tandis qu'une base de règles floue ou une matrice de décision doit être définie pour chaque variable opérationnelle, nous définissons deux ou plusieurs fonctions d'appartenance, normalement trois mais peuvent être plus. Nous devons définir une variable linguistique qualitative pour chacun de

variables de système sous une forme de ces fonctions bien choisi, par exemple: faible, normal, trop, grand, petit, ..... etc.

### 2. Moteur d'inférence

Le moteur d'inférence est un mécanisme permettant de condenser l'information d'un système a travers d'un ensemble de règles définies pour la représentation d'un problème quelconque. Chaque règle délivre une conclusion partielle qui est ensuite agrégée aux autres règles pour fournir une conclusion (agrégation). Les règles constituent la partie essentielle d'un système d'inférence flou.

### 3. Défuzzification

Le mécanisme de défuzzification permet de changer les variations de paramètres de sorties floues en variables numérique (non floue) comme sortie finale du système d'inférence flou, c'est l'opération inverse de la fuzzification [18]. Plusieurs méthodes de défuzzification sont utilisées dans la littérature de la logique floue, tels que:

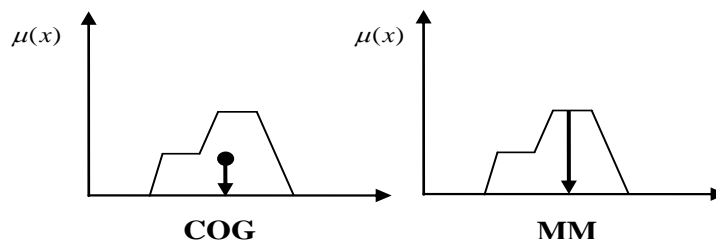
- **Approche de centre de gravité** : C'est l'abscisse du centre de gravité de la surface sous le courbe résultat comme il est montré sur la Figure I.15, donnée par la formule suivante:

$$\left( \text{Sortie} = \frac{\int_U y.u(y).dy}{\int_U u(y).dy} \right) \tag{I.23}$$

Avec U : univers du discours.

- **Approche moyenne des maximums** : C'est la moyenne des valeurs de sorties les plus vraisemblables, comme il est montrée sur la Figure I.15, donnée par la formule suivante:

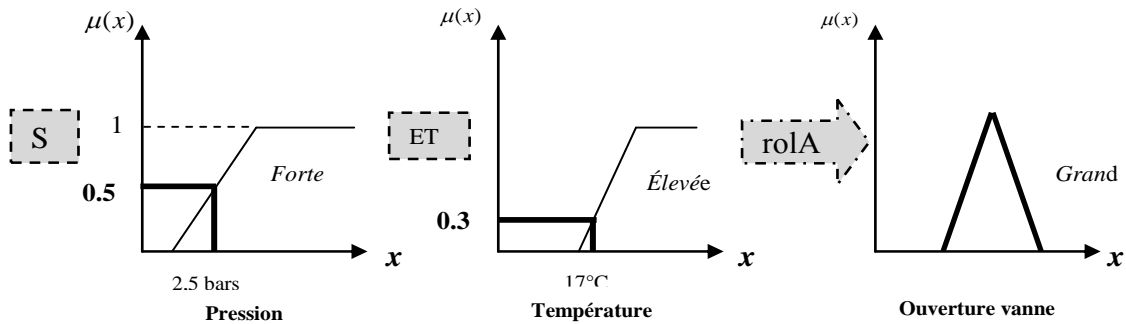
$$\left( \text{Sortie} = \frac{\int_S y.dy}{\int_S dy} \right) \tag{I.24}$$



**Figure I.15 : Principales méthodes de défuzzification**

Par exemple pour la commande floue d'une ouverture d'une vanne automatique, présenté sur la Figure I.16, l'ensemble des règles floues de types de Mamdani conçoit à des règles linguistiques sous forme des fonctions d'appartenance pour représenter les techniques utilisées, sous trois étapes:

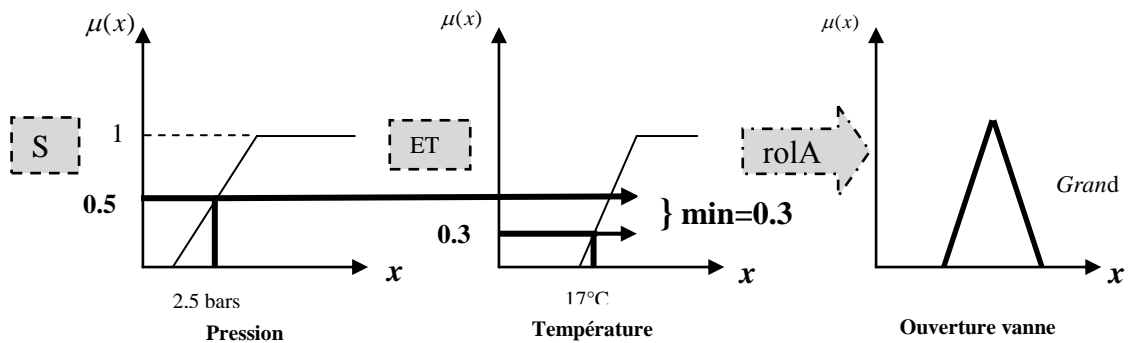
**Règle :** *Si la pression est forte ET la température est élevée ALORS il faut faire une grande ouverture de vanne.*



**Figure I.16 :** Exemple pour la commande floue d'une ouverture d'une vanne automatique

▪ **Activation de règles floues**

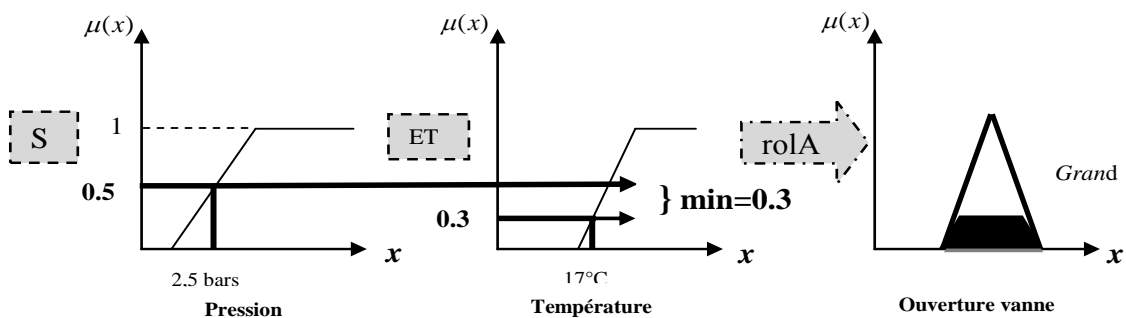
Dans cet exemple, le degré d'activation de règles floues, montré sur la Figure I.17, est l'analyse de l'estimation de chaque règle.



**Figure I.17 :** Exemple d'activation de règles floues

▪ **Implication floue**

Pour l'implication floue, l'ordre d'activation de règles floues pour déterminer les conclusions sur les règles floues, cela c'est l'implication, comme il est montré sur la Figure I.18.

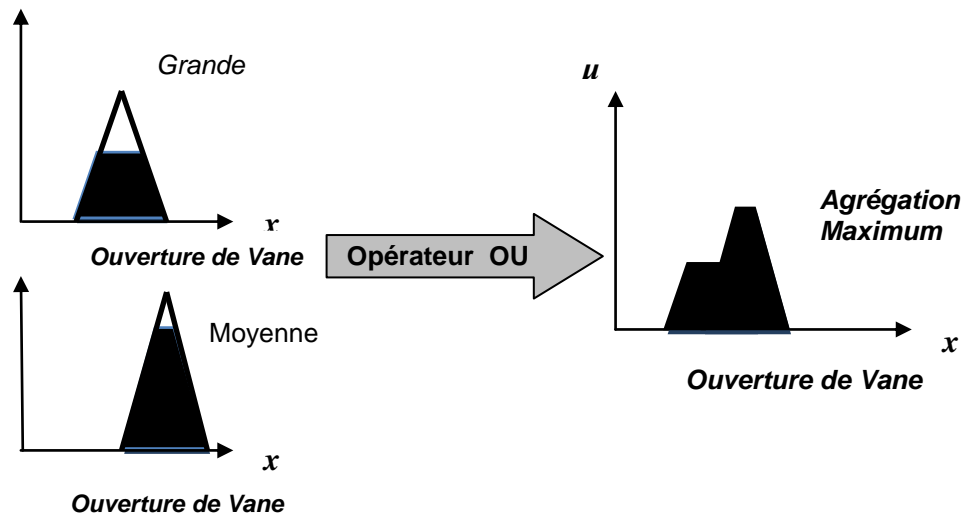


**Figure I.18 :** Exemple d'implication floue



▪ **Agrégation floue**

Ayant généré la sortie de chaque règle dans la base de règles, nous devons souvent les agréger pour évaluer le degré de cette règle. En agrégeant un grand nombre de règles floues en une seule valeur floue, on peut utiliser l'opérateur de moyenne min, max ou généralisé [4]. Par exemple la Figure I.19 montre un processus d'agrégation floue.



**Figure I.19 : Exemple d'agrégation des règles floues**

Pour l'identification des paramètres, par la suite dans ce travail de thèse nous allons choisir l'approche d'évaluation par extractions des données sur le système examiné.

**I.4. Types des systèmes d'inférences flous**

Dans la littérature de la logique floue, il y a plusieurs types de mécanisme d'inférence flous selon le choix des opérateurs et selon la méthode d'agrégation des règles. Ces modèles flous peuvent être classés en deux classes essentielles (les plus utilisés) : **Les mécanismes de Mamdani (les représentations linguistiques) et les mécanismes de Takagi-Sugeno-kang (TSK) [45].**

Dans le tableau I.2 suivant, présente les deux classes des modèles flous, ainsi que leurs propriétés essentielles :

		Modèle de Mamdani	Modèle TSK flou
Méthodes		$R^{(1)}$ Si $x_1$ est $A_1^1$ et $x_1$ est $A_2^1$ et ..... $x_n$ est $A_n^1$ Alors $y$ est $B^1$	$R^{(1)}$ Si $x_1$ est $A_1^1$ et $x_1$ est $A_2^1$ et ..... $x_n$ est $A_n^1$ Alors $y$ est $f(x_1, \dots, x_n)$
Propriétés des modèles flous	Calcul du degré d'activation de chaque règle	$\alpha_1(x) = \text{Min}(\mu_1(x_1))$	$\alpha_1(x) = \prod_{i=1}^n \mu_1(x_i)$
	Calcul de l'implication	$\mu_1(y_1) = \text{Min}(\alpha_1(x), \mu_1(x_1))$	$y_1 = \alpha_1(x) \cdot f_1(x_1, \dots, x_n)$
	Calcul de l'agrégation	$\mu_c(x) = \text{Max}(\alpha_1(x), \mu_1(x_1))$	
	Sortie finale	$y = \frac{\sum_1^n \mu_1(x_1) \cdot y_1}{\sum_j \mu_j(x)}$	$y = \frac{\sum_1^n y_1}{\sum_1^n \alpha_1(x)}$
<p><math>\alpha</math> représente le degré de vérité de la règle, <math>\mu_j(x_i)</math> représente le degré d'appartenance, <math>y</math> est la valeur de sortie de la règle, <math>x</math> est la valeur d'entre de la règle <math>R_i</math>, <math>f_i</math> est la fonction numérique de cette règle.</p>			

Tableau I.2 : Différents modèles flous

### II.5. Mécanismes flou de type Takagi-Sugeno

Face à ces limitations significatives, les ensembles flous peuvent intervenir efficacement dans la modélisation des systèmes complexes, principalement en raison de leur capacité à synthétiser des informations, est permettent une approche globale de certaines caractéristiques du système grâce à la gradualité qui leur est inhérente et également, bien sûr, en raison de leur aptitude à traiter des connaissances incomplètes, approximatives, vagues et soumises dans la plupart des cas à des erreurs. Le modèle de représentation floue, qui a été proposé initialement par Takagi et Sugeno et développé par la suite par Sugeon et Kang [19], est une représentation à la fois linguistique et fonctionnelle de la dynamique du système réel.

La base de connaissances analytique décrivant la structure physique du processus peut être aussi introduite dans cette représentation que l'on décrit par un ensemble de règles du type **IF THEN** de la forme :

*Règle i : IF  $x_1(t)$  is  $F_1^i$  and ...and  $x_n(t)$  is  $F_n^i$*

*THEN  $\dot{x}(t)=f_i(x, u, t)$  , où  $F_j^i, j=1, 2, \dots, n$ , est l'ensemble flou associé à la variable d'état  $x_j(t)$  dans la règle i.*

Cette représentation symbolique, qui a rapidement reçu sa justification théorique, se révèle d'une très grande flexibilité, car elle permet de mettre en évidence plusieurs dynamiques locales, correspondant à différents points d'équilibre, dans un seul modèle flou [19].

Une telle formulation se traduit par une simplification mieux adaptée de la structure complexe, et par conséquent, une approche de diagnostic plus performante.

Dans la modélisation par le mécanismes flou de type Takagi-Sugeno la sortie finale de modèle est la moyenne des sorties égale aux règles  $R_i$ , pondérées par la formule suivante :

$$y = \frac{\sum_{i=1}^r \omega_i(x) y_i}{\sum_{i=1}^r \omega_i} \quad (1.25)$$

En notant  $\mu_i$  le degré d'appartenance donnée par :

$$\mu_i = \frac{\omega_i(x) y_i}{\sum_{i=1}^r \omega_i} \quad (1.26)$$

Le modèle obtenu par le mécanismes flou de type Takagi-Sugeno peut être représenté comme un modèle localement linéaire avec des variables dépendants des entrées, donnée par :

$$y = \sum_{i=1}^r \mu_i(x) a_i^T + \sum_{i=1}^r \mu_i(x) d_i = a^T(x) + d(x) \quad (1.27)$$

Dans le cas dynamiques le modèle obtenu par le mécanismes flou de type Takagi-Sugeno est donnée par :

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-n_y+1), u(k), \dots, u(k-n_u+1)) \quad (1.28)$$

Avec les règles du modèle s'écrit comme suite :

$$R_i : \text{Si } z_i \text{ est } F_{i1} \text{ et } \dots \text{ et } z_p \text{ est } F_{ip} \text{ Alors } \begin{cases} \dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) \\ y(t) = C_i(t) \end{cases} \quad i = 1, \dots, r \quad (1.29)$$

Et en forme de représentation d'état, l'inférence flou du système est donnée par :

$$\begin{cases} x(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(z(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(z(t)) C_i x(t) \end{cases} \quad (I.30)$$

## I.6. Conclusion

Dans ce chapitre on a exposé les principaux concepts théoriques de la logique floue, puis après avoir décrit une structure d'une commande basée sur cette logique nous avons explicité les notions de fuzzification, d'inférences floues et de défuzzification des performances vis-à-vis de la robustesse assez remarquables, et ceci est dû à la nature adaptative que leur donne une bonne distribution des fonctions d'appartenance. D'abord nous avons donné les concepts flous en utilisant les sous ensembles flous et les différentes opérations dédiées aux sous-ensembles flous. En suite, la modélisation floue est présentée ; cette modélisation floue est constituée d'un ensemble de règles comportant des variables linguistiques de type *if-then*. La modélisation des systèmes industriels consiste à représenter ses comportements dynamiques à l'aide d'un modèle mathématique fiable. Ces connaissances conduisent à approximer les variables de système non linéaire et de rendre ces non linéarité exploitable pour une stratégie de diagnostic. Dans la dernière partie de ce travail, on va présenter l'application industrielle de ce type pour la modélisation d'une système photovoltaïque à partir des données de système, puis pour la tâche de diagnostic.

# CHAPITRE II

## DÉTECTION ET LOCALISATION DES DÉFAUTS DES SYSTÈMES INDUSTRIELS

---

La surveillance et le diagnostic de pannes deviennent des éléments déterminants dans l'exploitation des systèmes d'énergie renouvelable, en offrent la prévention contre la défaillance de ces systèmes, la réduction des coûts de maintenance et la minimisation de facteurs de dégradation dans ces installations énergétiques. Par conséquent, l'amélioration de l'efficacité énergétiques, la sécurité et la qualité de performance de ces systèmes. Dans ce cadre, ce chapitre a pour but de donner une synthèse bibliographique sur les méthodes de la détection et de localisation de défauts avec les progrès réalisés dans le système de diagnostic, ces méthodes seront expliquées en détail dans cette partie de thèse et mise en applications dans la dernière partie de cette thèse.

## II.1. Introduction

En réalité industrielle les nouvelles technologies sont très demandés, car elles permettront d'améliorer la productivité dans les installations industrielles, par le diagnostic de ces équipement en exploitation, donc permet d'accroître leur productivité. En effet, la détection de pannes sert à détectez les dysfonctionnements en temps réel, aussi rapidement et sûrement que possible, puis faire une procédure d'isolation des défauts, c'est à dire trouvez les cause première en isolant les composants du système, dont le mode de fonctionnement n'est pas normale. Après cette étape il faut faire une identification des défauts, pour estimer la taille et le type ou la nature de défaillance.

Dans le chapitre suivant c'est-à-dire le troisième nous avons développé une méthode de diagnostic flou à la détection et l'identification et à la localisation des défaillances. Le diagnostic de défauts des systèmes non linéaires est abordé.

Pour faciliter la compréhension et mieux comprendre notre méthode nous proposons dans cette section, de montrer les concepts de base relatifs au système de diagnostic, ainsi que les différentes phases d'une approche de diagnostic. Nous proposons aussi les différentes méthodes utilisées pour la surveillance et le diagnostic industriel.

## II.2. Concept de diagnostic

L'association Française de normalisation « AFNOR » donne une définition très courte qui englobe le diagnostic : « le diagnostic est l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'un contrôle » [2].

Cette définition repose sur deux étapes dans une approche de diagnostic [3]:

- Remarquer les symptômes de défauts,
- Déterminer les causes de défaillance.

D'une manière générale c'est la procédure qui permet l'identification du défaut détecté dans l'étape de détection. L'objectif du diagnostic est de donner à un opérateur ou à niveaux de supervision supérieur des informations sur les anomalies qui se sont produites dans le system à surveillé.

Aussi cette définition est actualisée par la association AFNOR(CEI) « ***Le diagnostic est l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance (s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test*** » [15].

On distingue deux tâches essentielles en diagnostic, comme illustré sur la Figure II.1 :

- Observer les symptômes de défaillance.

- Identifier la cause de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur des observations [2].

En effet, une approche de diagnostic est utilisée pour surveiller les processus industriels et par conséquent à prendre les décisions pour réaliser les tâches de maintenance, dans le cas où le système est défaillant. Par la suite dans ce travail de thèse, une approche de diagnostic à base de modèles flous (FDI) sera proposée et appliquée à un système d'énergie renouvelable, dans le but de faire les trois étapes de processus de diagnostic; détection, localisation et isolation des défaillances, comme il est montrée sur la Figure II.1.

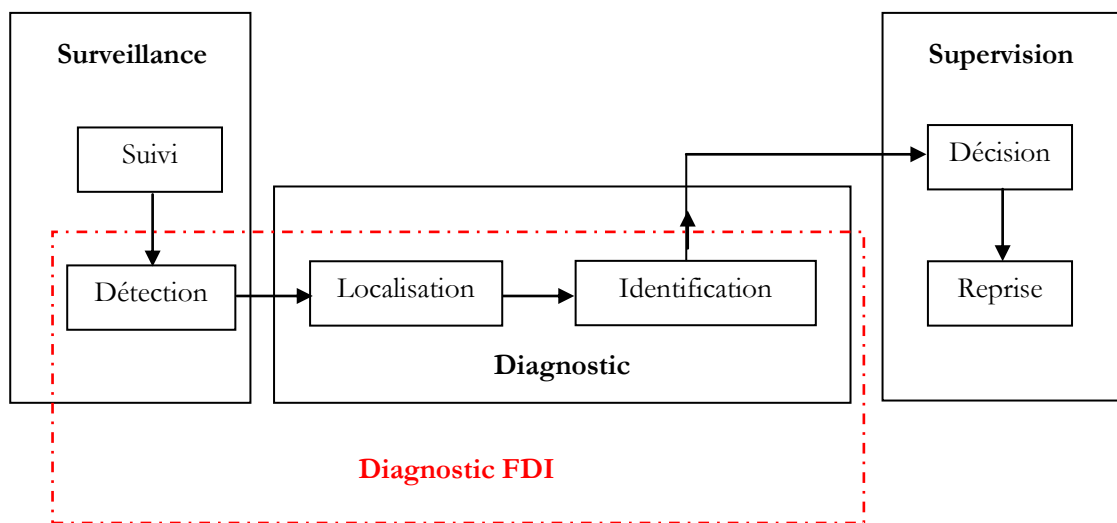


Figure II.1 : Tâches essentielles en diagnostic

### II.3. Définitions générale liées à un système de diagnostic industriel

- **La détection de défauts** : la détection permet de déterminer si le système physique fonctionne normalement et a pour objectif d'alerter l'occurrence d'une défaillance en comparant le changement de mode de fonctionnement réel du système avec le modèle de référence.
- **La localisation de défauts** : la localisation a pour objet la localisation d'un défaut détecté survenant sur les actionneurs, les capteurs d'instrumentation, la commande ou le système commandé en indiquant quel organe ou composant est affecté par celui-ci.
- **L'identification de défauts** : l'identification a pour but de caractériser le défaut en durée et en amplitude afin de le classifier par types et degrés de sévérité. Ainsi, il peut servir assurer le suivi de son évolution, ce qui est utilisable dans le cas d'un changement de comportement lent dû au vieillissement et à l'usure. De plus, l'identification peut comprendre une procédure visant à déterminer la cause du défaut, c'est-à-dire son origine.

#### II.4. Différentes dispositions pour un système de diagnostic

- Etude de l'intérêt technico-économique de l'implantation du système d'aide au diagnostic en prenant en compte le retour d'expérience des coûts des défaillances et leurs impacts sur la productivité de l'investissement,
- Etude de la fiabilité technique du système d'aide au diagnostic pour s'assurer que des techniques et technologies sont disponibles et opérationnelles pour le problème à résoudre,
- Création d'une équipe de projet avec tous les intervenants pour définir et rédiger le cahier des spécifications détaillées,
- Validation du cahier des charges par les responsables de l'entreprise pour le lancement de la réalisation et de son implantation,
- Formation et informations des acteurs pour une utilisation effective du système d'aide au diagnostic,
- Réalisation et implantation du système d'aide au diagnostic sur site,
- Mise en place d'un retour d'expérience pour évaluer les impacts économiques et sociaux du système d'aide au diagnostic [1, 3 et 8].

#### II.5. Phases d'une approche de diagnostic

On a défini les différents étapes nécessaires pour la réalisation d'une approche de diagnostic, comme ils sont montrés sur la Figure II.2 [5, 9, 18] :

- **Acquisition de données** : La procédure de diagnostic nécessite de disposer d'informations sur le fonctionnement du système à surveiller. Ces informations sont recueillies lors d'une phase d'acquisition de données suivie d'une validation.
- **Génération d'indicateurs de défauts** : Les signaux portants de l'information, basés sur l'écart entre les mesures et les calculs basés sur le modèle.
- **La détection des défauts** : La détermination de la présence de défauts et de l'instant de leurs occurrences.
- **Localisation d'un défaut**: la localisation a pour objet la localisation d'un défaut détecté survenant sur les actionneurs, les captures d'instrumentation, la commande ou le système commandé en indiquant quel organe ou composant est affecté par celui-ci.
- **Identification des défauts** : La détermination de la taille et du comportement temporel d'un défaut.
- **Prise de décisions** : Le fonctionnement incorrect du système étant constaté, il s'agit d'arrêter le système, afin de garder les performances désirées du système sous surveillance [2].



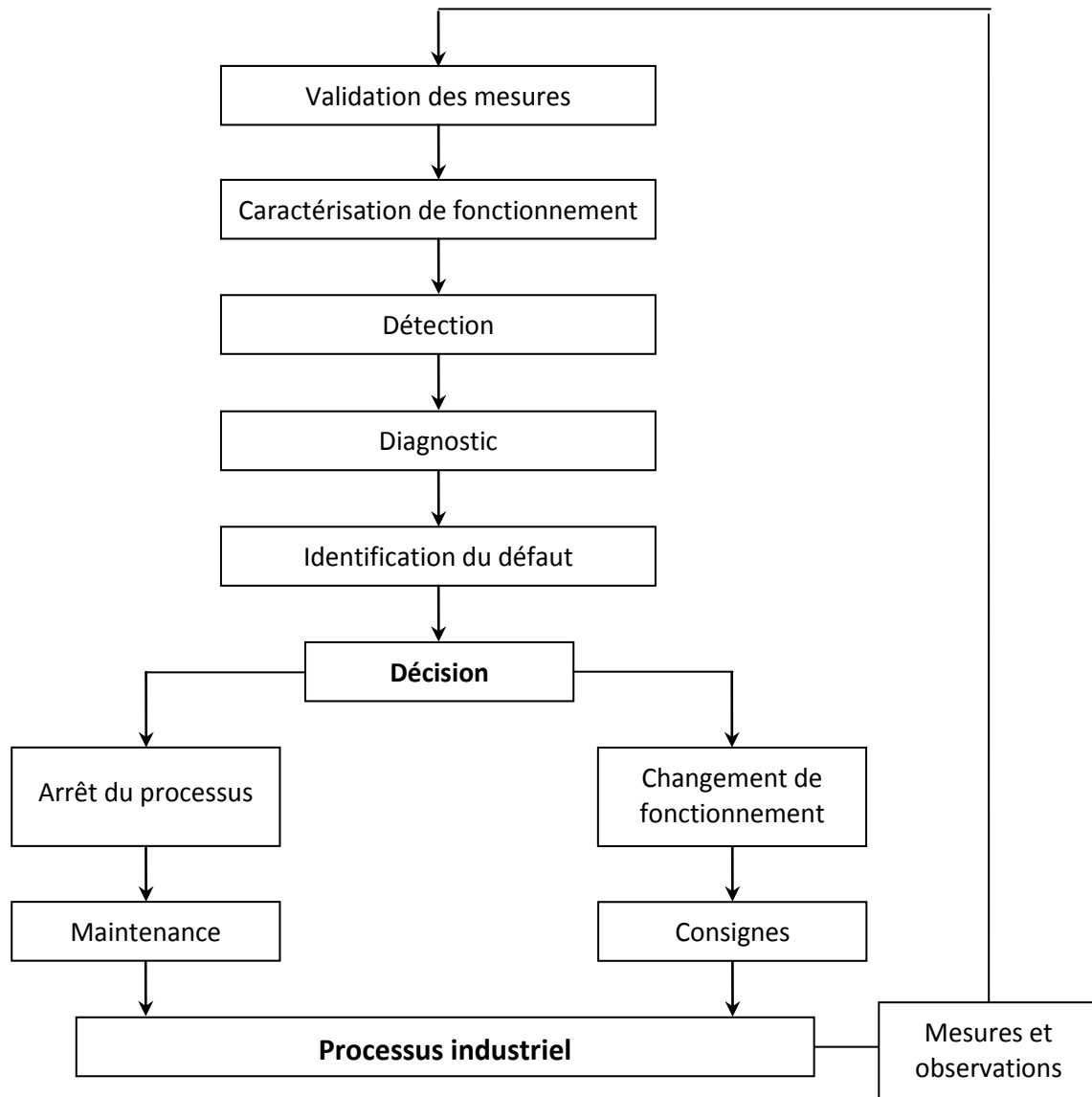


Figure II.2: Organigramme du diagnostic industriel

## II.6. Différentes type de méthodes de diagnostic

Les approches de diagnostic de défauts et de dégradations exploités dans plusieurs secteurs industriels sont très déversés et en fonction de nature et type des matériels qui assemblent leurs processus. De plus, la grande diversité des technologies des systèmes industriels (mécanique, thermique, électrique, électronique, numérique...) ne permet pas d'utiliser une méthode universelle qui posséderait tous les avantages et aucun inconvénient. Aussi, plusieurs classifications des techniques du diagnostic ont été proposées dans la littérature industrielles, comme il est montrée sur la Figure II.3.

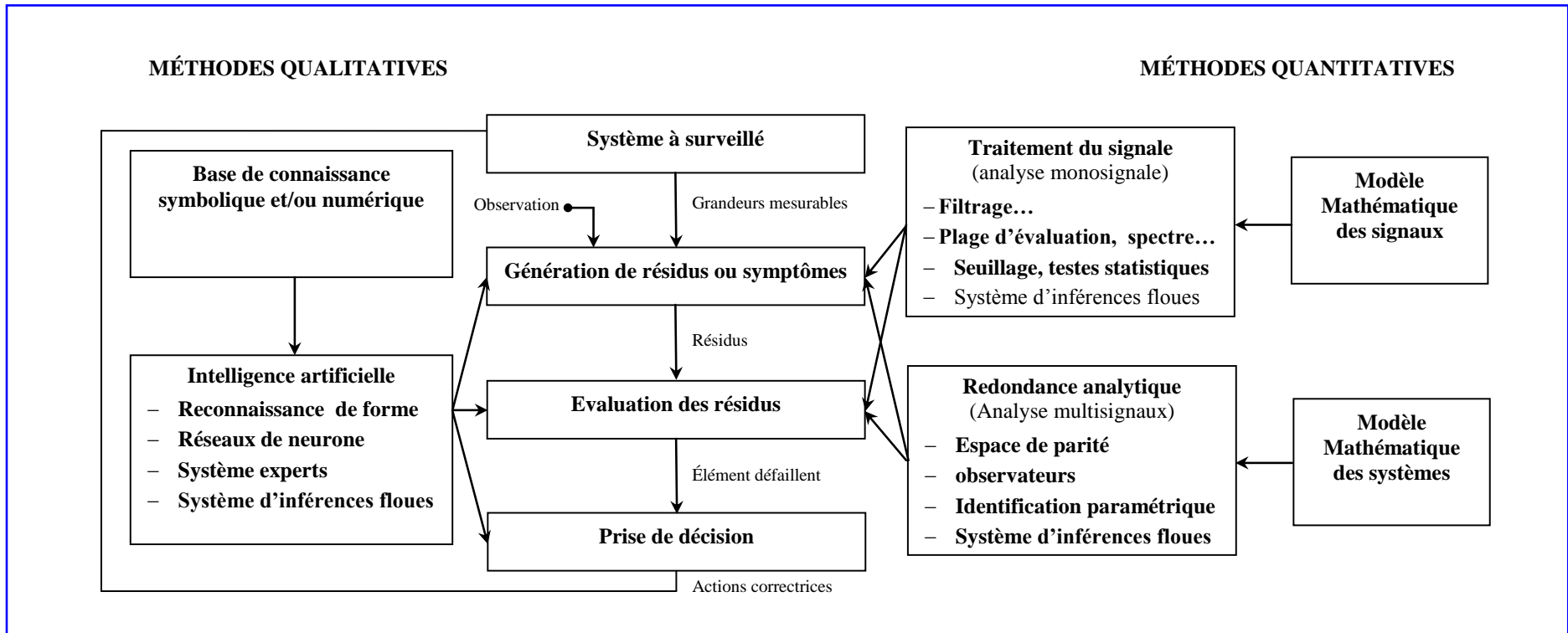


Figure II.3: Différentes type de méthodes de diagnostic

## II.7. Approches de génération de résidus

Les approches utilisant les modèles quantitatifs estiment les valeurs réelles avec les valeurs modélisées sur les états observables de système à étudié. Cette comparaison des modèles réels à ceux de référence attribuent les signaux des résidus (les indicateurs de défauts). Si les indicateurs de défauts (résidus) devancent un seuil de détection différente de zéro, alors des défaillances sont détectées sur le système à surveiller. on a présenté la matrices de transfert comme la suit :

$$y(s) = G_u(s)u(s) + G_f(s)f(s) + G_d(s)d(s) \quad (II.1)$$

avec la matrices de transfert  $G_u(s) = C(sI - A)^{-1}B$ ,  $G_f(s) = C(sI - A)^{-1}F_x + F_y$  et  $G_d(s) = C(sI - A)^{-1}D_x$

Cette comparaison entre les mesures réelles de variables de système observable avec les variations de ces variables de modèle de référence détermine le vecteur de résidus  $r(t)$ , comme suite :

$$\begin{cases} r = 0 & \text{quand } f(t) = 0 \Rightarrow \nexists \text{ un défaut} \\ r \neq 0 & \text{quand } f(t) \neq 0 \Rightarrow \exists \text{ un défaut} \end{cases} \quad r : \text{indicateur de défaut} \quad (II.2)$$

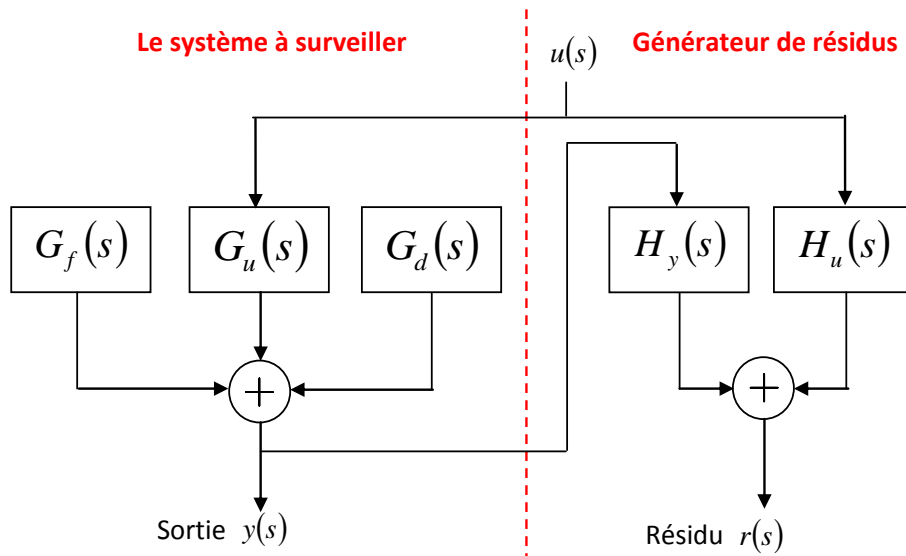
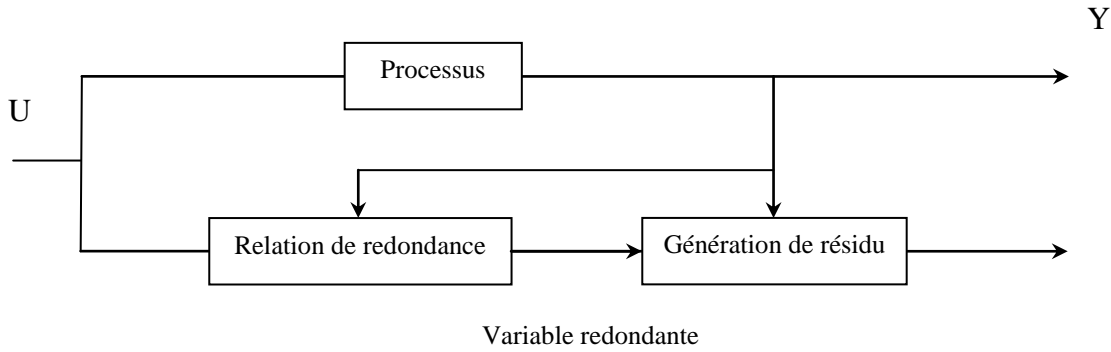


Figure II.4 : Structure générale d'un générateur de résidus

### II.7.1. Redondance mathématique ou analytique

La redondance mathématique est fondée sur un ensemble d'équations mathématiques reliant l'état du système aux variables d'entrées et de sorties. Un schéma général concernant son utilisation est montré sur la Figure II.5. D'où la redondance analytique est de comparer le changement de variables réelles de processus industriel avec son modèle de référence pour son modélisation.



**Figure II.5. Méthodes basées sur la redondance analytique**

Les approches basées sur la redondance analytique donnent des indicateurs de défauts (résidus) qui sont insensibles aux incertitudes et le contraire pour les défaillances. Une des techniques bien connue pour réaliser cette indépendance est la séparation des perturbations. Dans cette approche toutes les incertitudes sont traitées comme des perturbations et des filtres sont conçus pour séparer l'effet des défaillances et des perturbations pour permettre leur distinction.

### II.7.2. Espace de parité

La tâche d'une approche de diagnostic à base de la méthode d'**espace de parité**, montrée sur la Figure II.6, consiste à concevoir un signal résidus nul ou proche de zéro dans un cas sans défauts, et non nul lorsqu'une erreur se produit dans le système à surveillé. On considère le modèle déterministe (II.3) suivant :

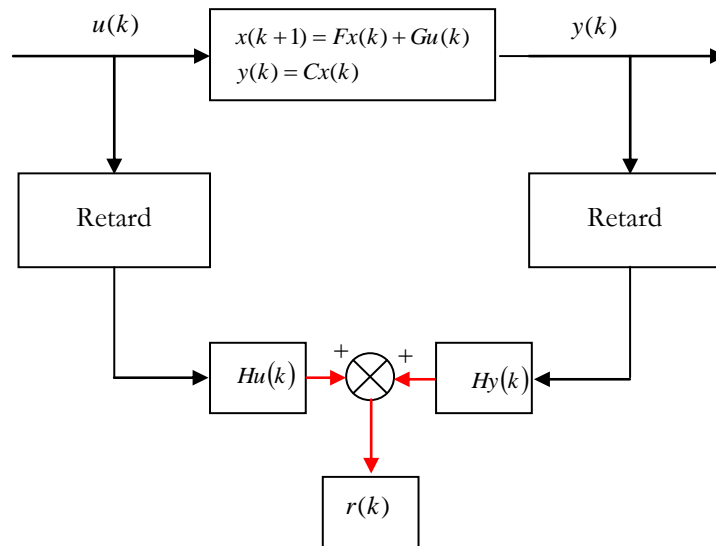
$$\begin{cases} x(k+1) = Fx(k) + Gu(k) \\ y(k) = Cx(k) \end{cases} \quad (II.3)$$

Où  $x(.)$  est le vecteur d'état,  $u(.)$  est le vecteur d'entrée des actionneurs et  $y(.)$  est le vecteur des sorties.

On suppose, sans atteinte à la généralité, que les mesures  $y(.)$  dépendent seulement de l'état  $x(.)$  et ne font pas intervenir l'entrée  $u(.)$ . Sur un horizon d'observation  $[k, k+h]$ , les équations du système peuvent être regroupées sous la forme :

$$\begin{pmatrix} y(k) \\ y(k+1) \\ y(k+2) \\ \vdots \\ y(k+h) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C \\ CF \\ CF^2 \\ \vdots \\ CF^h \end{pmatrix} x(k) + \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ GC & 0 & \dots & 0 & 0 \\ CFG & CG & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & 0 & 0 \\ CF^{h-1}G & CF^{h-2}G & \dots & CG & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u(k) \\ u(k+1) \\ u(k+2) \\ \vdots \\ u(k+h) \end{pmatrix} \quad (II.4)$$

La recherche des équations de redondance peut être affinée en recherchant tout d'abord les équations de redondance pour chaque sortie prise isolément (auto-redondance), puis ensuite les relations de redondance entre différentes sorties (inter-redondance).



**Figure II.6 : Approche de diagnostic par espace de parité**

Considérons un système complexe avec des entrées et sorties représenté sous la forme d'état, comme suite:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) \\ x(t) \in \mathfrak{R}^n, u(t) \in \mathfrak{R}^m, y(t) \in \mathfrak{R}^p \end{cases} \quad (II.5)$$

La formulation de l'espace de parité pour générer des résidus de diagnostic est introduite par la première fois par Willsky en 1984 dans [85] pour les systèmes linéaires, avec le modèle de l'équation

(II.2), et pour une largeur de fenêtre de  $\sigma$ , les équations répétées conduisent à la formulation de la matrice de résidus pour le diagnostic, comme suite [28]:

$$Y(t) = Jx(t-\sigma) + K\Phi(t) + A(t)P(t) \quad (II.6)$$

Avec

$$\begin{cases} Y(t) = [y'(t-\sigma) & y'(t-\sigma+1) & \dots & y'(t-1) & y'(t)] \\ \Phi(t) = [\varphi'(t-\sigma) & \varphi'(t-\sigma+1) & \dots & \varphi'(t-1) & \varphi'(t)] \\ P(t) = [p'(t-\sigma) & p'(t-\sigma+1) & \dots & p'(t-1) & p'(t)] \end{cases} \quad (II.7)$$

$$J = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA \end{bmatrix} \quad (II.8)$$

$$K = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & \dots & \dots \\ CB & 0 & \dots & \dots & \dots \\ CAB & CB & 0 & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ CA^{\sigma-1}B & CA^{\sigma-2}B & \dots & CB & 0 \end{bmatrix} \quad (II.9)$$

$$A(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & \dots & \dots \\ C\Psi(t-\sigma) & 0 & \dots & \dots & \dots \\ CA\Psi(t-\sigma) & C\Psi(t-\sigma+1) & 0 & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ CA^{\sigma-1}\Psi(t-\sigma) & CA^{\sigma-2}\Psi(t-\sigma+1) & \dots & C\Psi(t-1) & 0 \end{bmatrix} \quad (II.10)$$

A partir de l'équation (II.6), un ensemble primaire des résidus est obtenu comme suite :

$$E(t) = Y(t) - K\Phi(t) = Jx(t-\sigma) + A(t)P(t) \quad (II.11)$$

Donc, un résidu scalaire peut alors être généré par la transformation suivante:

$$r(t) = W(t)E(t) \quad (II.12)$$

Avec :

$$\begin{aligned} W(t) &= [w^\sigma(t) \quad w^{\sigma-1}(t) \quad w^{\sigma-2}(t) \quad \dots \quad w^0(t)] \\ w^q(t) &= [w_1^q(t) \quad w_2^q(t) \quad w_3^q(t) \quad \dots \quad w_m^q(t)] \quad q=0, \dots, \sigma \end{aligned} \quad (II.13)$$

Avec les exposants  $q$  représentant des indices.

L'équation (II.3) admet la modélisation numérique de la matrice de parité à partir des mesures observables  $y_k$  donnée par la formule (II.4). Cela, permet de déterminer les erreurs sur les mesure de variables de système industriel à modélisé avec une approche de parité. La formule (II.7) donne la relation de redondance de données sur les mesures  $y(t)$ :

$$Vy(t)=0 \tag{II.14}$$

### II.7.3. Approche à base d'observateurs

Cette technique est basée sur des fonctions de comparaisons entre les variations de sorties modélisées avec les variations de sorties mesurées [10]. Le processus d'observateur est montré sur la Figure II.7. Pour obtenir le modèle du processus en se basant sur les sorties mesurées observable, après la constriction d'un observateur.

#### Définition pour réalisation d'un observateur

On considère le système dynamique :

$$\begin{cases} \dot{z}(t) = \phi(z(t), u(t), y(t)) \\ \hat{x}(t) = \varphi(z(t), u(t), y(t)) \end{cases} \tag{II.15}$$

Où  $z \in R^q, q \leq n$  avec les conditions initiales  $z_0 = z(0)$ . Les entrées de ce système sont  $u$ ,  $y$  et la sortie est l'état estimé  $\hat{x} \in R^n$ .

Si les hypothèses suivantes sont vérifiées :

- $\hat{x}(t_0) = x(t_0) \Rightarrow \hat{x}(t) = x(t), \forall t \geq t_0,$
- l'erreur d'estimation  $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$  tend asymptotiquement (respectivement exponentiellement) vers zéros,

Alors le système (II.14) est un observateur (respectivement un observateur exponentiel) du système (II.2), d'ordre plein si  $q=n$ , d'ordre réduit si  $q<n$

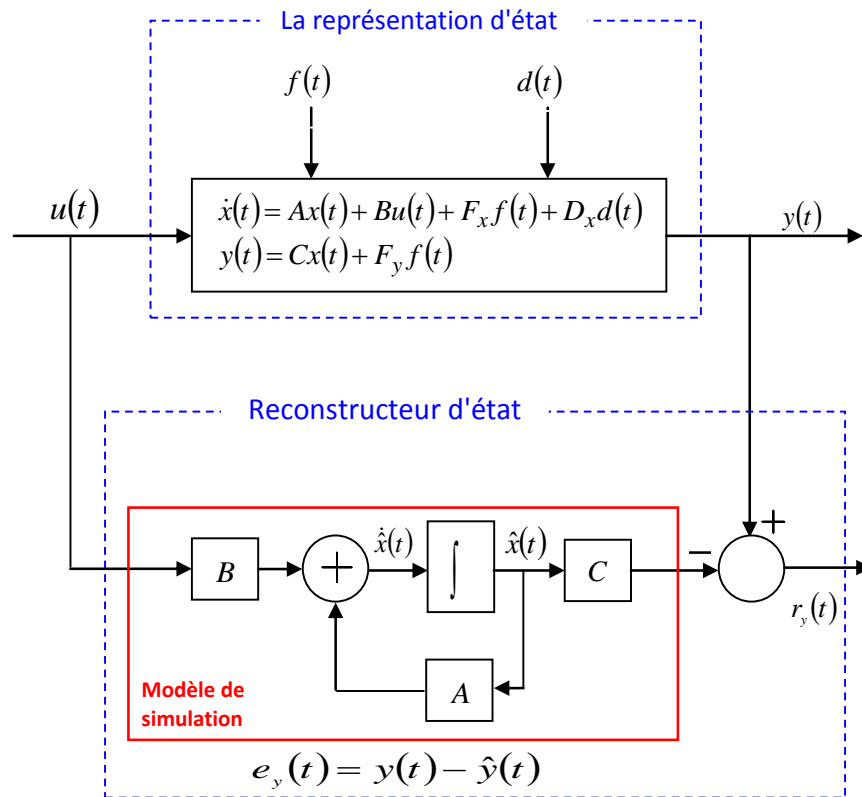


Figure II.7 : Génération de résidu à l'aide d'un observateur

#### II.7.4. Méthode d'estimation paramétrique

Les techniques par estimation paramétrique sont basées sur l'approximation des variables de système par des modèles analytiques. Le processus de technique de génération de résidus par estimation paramétrique, montré sur la Figure II.8, consiste à déterminer le modèle du système utilisant les variations de paramètres des entrées et les variations de paramètres de sorties observables mesurées, comme suite:

$$y(t) = f(u(t), \theta) \tag{II.16}$$



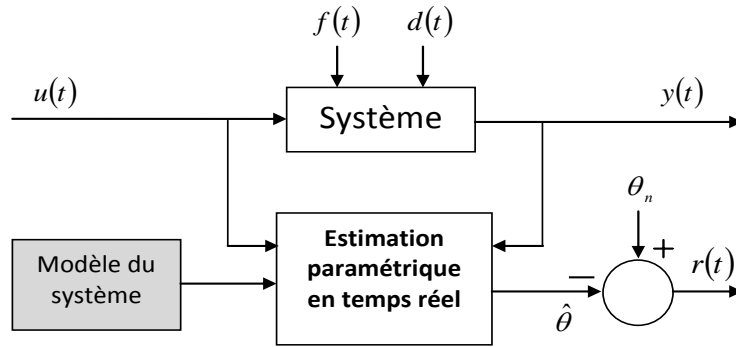


Figure II.8 : Approche par estimation paramétrique

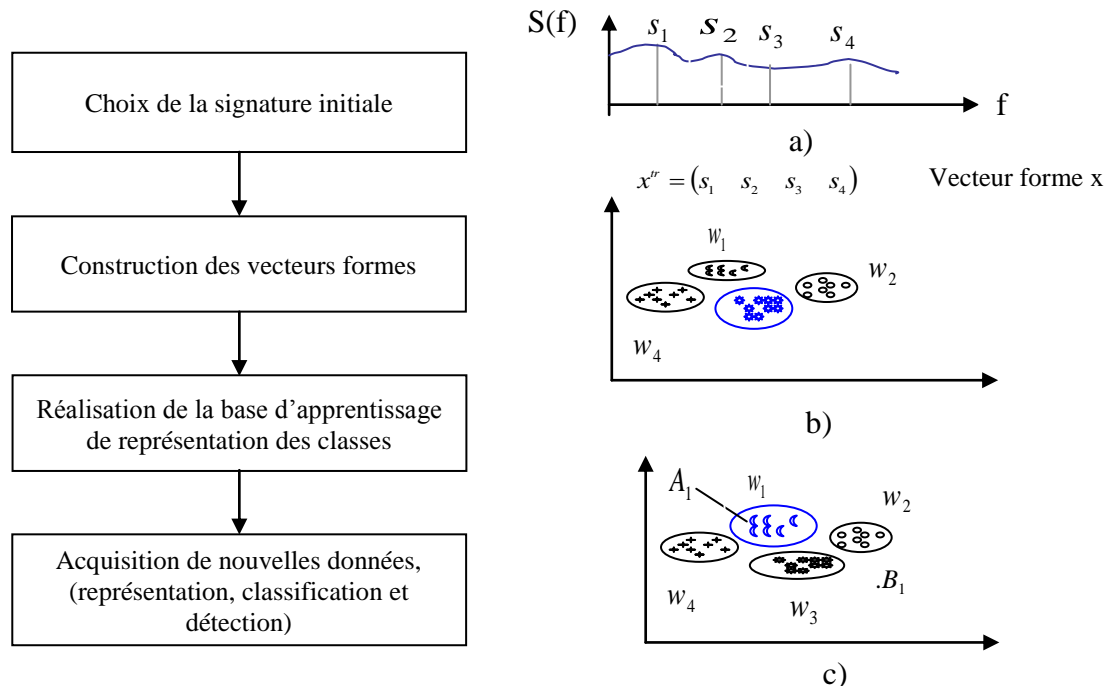
## II.8. Diagnostic qualitative

Les approches de diagnostic qualitative sont classées selon la méthode utilisée, dans la littérature industrielle de diagnostic, on peut citer les approches suivantes [25, 70, 80]:

- Diagnostic basé sur les techniques d'intelligence artificielle,
- Diagnostic basé sur les techniques de reconnaissance de formes,
- Diagnostic basé sur les techniques de réseaux de neurones artificiels,
- Diagnostic basé sur les techniques de systèmes experts,
- Diagnostic basé sur les techniques de la logique floue,
- Et d'autres approches .....etc.

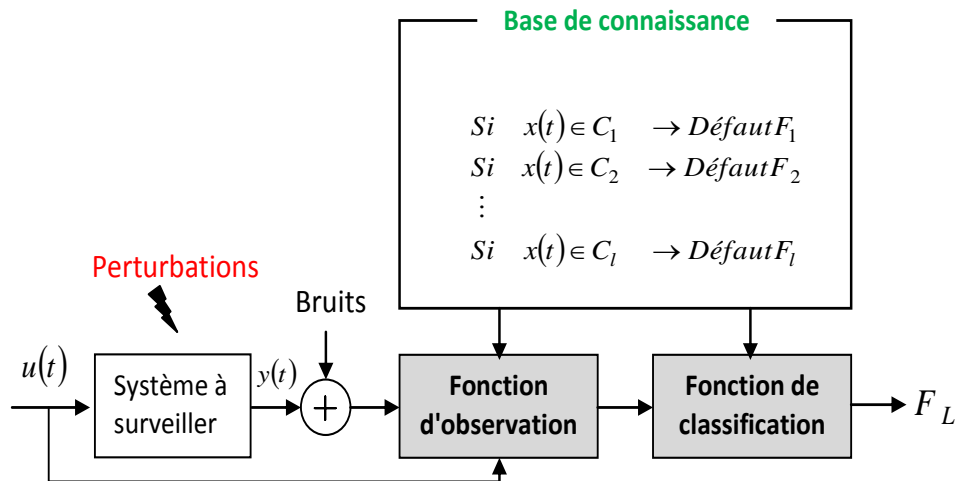
### II.8.1. Diagnostic par reconnaissance de formes

La processus de diagnostic basé sur les approches de reconnaissance de formes met en œuvre les phases résumées sur la Figure II.9.



**Figure II.9. Phase de diagnostic utilisant la reconnaissance de forme**

Dans cette approche de diagnostic, l'acquisition de signature de défauts est faite avec modélisation sur les résidus de défaillances, après classification de défauts, comme il est montré sur la Figure II.10.



**Figure II.10 : Technique de diagnostic à base de reconnaissance de formes**

### II.8.2. Diagnostic à base de concept flou

L'utilisation de différentes méthodes de diagnostic des systèmes d'énergie renouvelable nous aide à définir la méthode la mieux adaptée au système étudié, par la suite de ce travail. L'utilisation de logique floue comme moyen de diagnostic nous a donné une vue des différents paramètres à prendre en compte pour implémenter cette stratégie de diagnostic à un système hybride. La procédure d'évaluation des résidus utilisant les techniques de la logique floue est montrée par la Figure II.11.

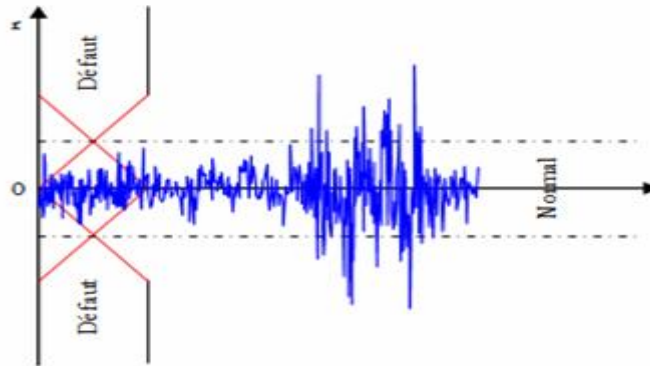


Figure II.11: Evaluation des résidus flous

### II.8.3. Diagnostic utilisant les réseaux de neurones artificiels

Un rapport considérable a été accordé à l'application des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances dans la littérature [2]. Ils ont été proposés pour les problèmes d'approximation de fonction et de classification. Les réseaux de neurone utilisés pour le diagnostic sont classés selon deux critères : l'architecture du réseaux (sigmoïde, radial. etc.) et la stratégie d'apprentissage (supervisé ou non supervisé).

### II.8.4. Diagnostic à base de l'approche experte

Les méthodes informatiques sont très utilisées pour augmenter la qualité de production en industrie moderne. Les approche d'intelligence artificielle (IA) de domaine informatique industrielle est la science axée sur la création de machines expertes qui peuvent s'engager sur comportements que les humains considèrent comme intelligents [1]. Le système expert pour le diagnostic est destiné à traiter le problème de défaillances dans les processus industriels. Un système expert est un système qui utilise la connaissance humaine capturée dans un ordinateur pour résoudre des problèmes qui nécessitent normalement des humains pour leurs expertise [2, 17]. Un système expert est composé de différents éléments, comme il est montré sur la Figure II.12.

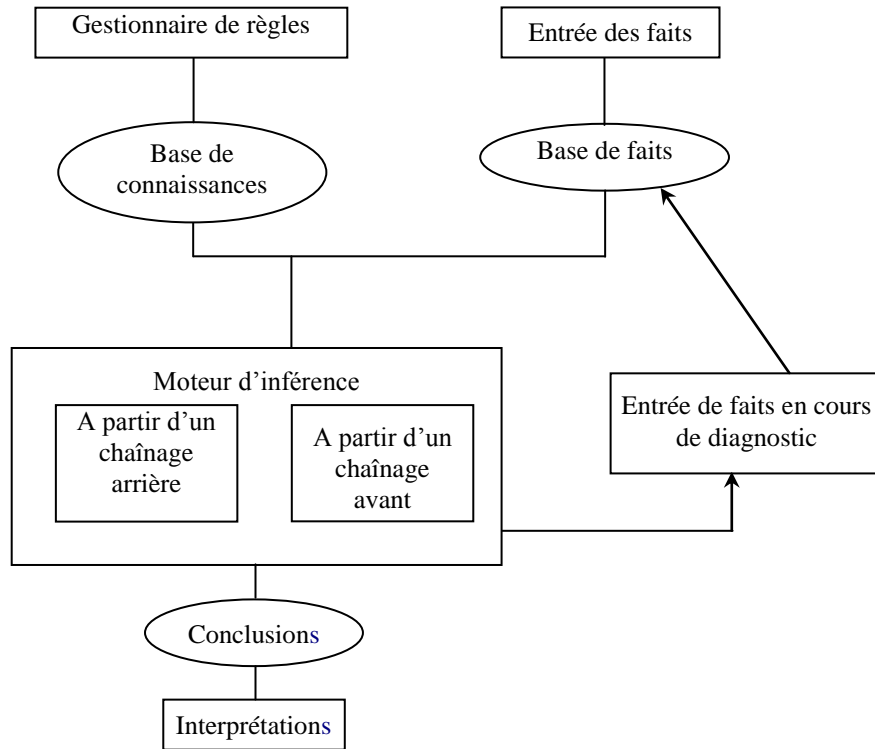


Figure II.12: Diagnostic à base d'un processus experts

### II.9. Détection et reconnaissance de défaillances

Les approches de diagnostic utilisant de modèles sont généralement utilisées dans le cas d'un manque d'informations sur le fonctionnement interne du système ainsi que de ses paramètres physiques, comme il est montré sur la Figure II.13. L'indicateur de défauts dans la phase de détection pour reconnaissance de défaillances est donné par :

$$\underbrace{\begin{pmatrix} r_1(s) \\ r_2(s) \end{pmatrix}}_{r(s)} = \underbrace{\begin{pmatrix} G_{11}(s) & 0 \\ 0 & G_{22}(s) \end{pmatrix}}_{H_y(s)G_f(s)} \underbrace{\begin{pmatrix} f_1(s) \\ f_2(s) \end{pmatrix}}_{f(s)} \quad (II.17)$$

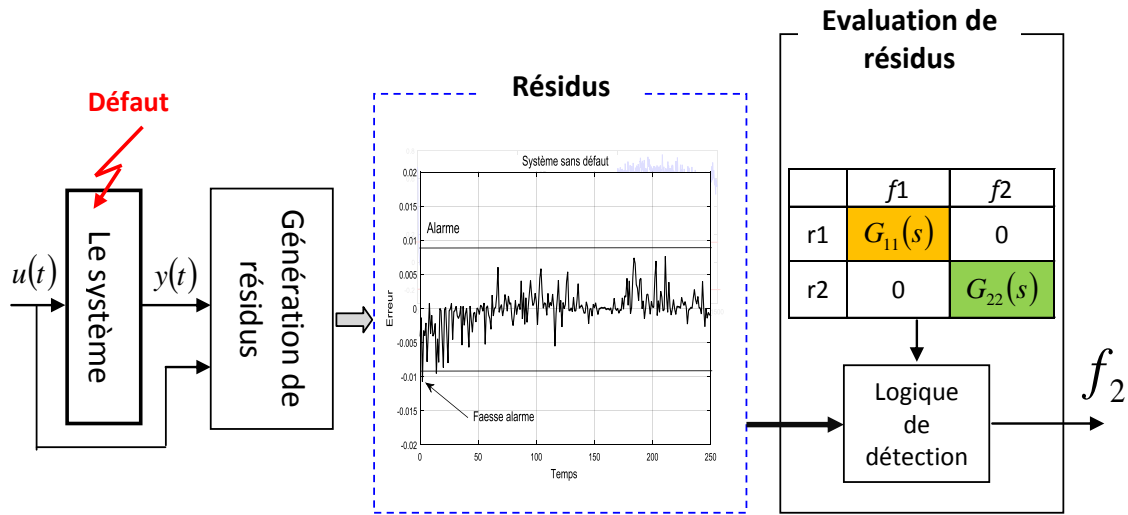


Figure II.13 : Détection et localisation de défaillances

## II.10. Conclusion

Dans cette partie de travail de thèse on a exposé les différentes méthodes pour la réalisation de structures de diagnostic à base de modèle. L'approche de diagnostic floue des systèmes d'énergie renouvelable nous aide à définir la méthode la mieux adaptée au système étudié, par la suite de ce travail. L'utilisation de logique floue comme moyen de diagnostic nous a donné une vue des différents paramètres à prendre en compte pour implémenter cette stratégie de diagnostic à un système hybride. Cette approche se réalise en trois phases: La première phase c'est la détection de défaillances avec le problème de seuillage de défauts pour la génération de résidus. Et après, l'étape de localisation ce qui considérant les problèmes qui se trouve dans l'obtention de l'architecture optimale de indicateurs de défaillances. Et enfin, la phase de quantification qui défini le type de défaillance affectant le système.

# CHAPITRE III

## PROCESSUS D'ÉNERGIE HYBRIDE

---

Les technologies de production d'énergie respectueuses de l'environnement joueront un rôle important dans la future production électrique. Les technologies d'énergie renouvelable incluent la production d'électricité à partir de sources d'énergies renouvelables, telles que l'énergie éolienne, et photovoltaïque. En effet, les systèmes hybrides peuvent être conçus pour optimiser l'utilisation des énergies renouvelables, ce qui se traduit par un système moins polluant que les technologies traditionnelles utilisant les énergies fossiles. Ce chapitre a pour but de présenter les différentes caractéristiques du système hybride photovoltaïque\_ éolien objet d'étude de cette thèse, ses différents constituants, ces caractéristiques globales ainsi les solutions à son utilisation comme sources alternatives de l'énergie pour répondre à l'augmentation de la qualité et de la demande d'énergie et de réduire les émissions de carbone. Nous réaliserons une étude comparative des différentes méthodes de la poursuite du point de puissance maximale (MPPT) appliquées aux générateurs photovoltaïques. Pour cette raison, nous avons programmé et comparé trois méthodes entre elles, à savoir la méthode de perturbation puis observation « perturb and observe », la méthode de la conductance incrémentale « Incremental Conductance » et la méthode de la fraction de la tension de circuit ouvert.

### **III.1. Introduction**

Actuellement, la mise en œuvre du système hybride d'énergies renouvelables présente un grand défi pour la communauté technologique. L'un des principaux défis consiste à réaliser des stratégies de diagnostic fiables pour les systèmes hybrides d'énergies renouvelables pour permettre à l'utilisateur de ces sources d'énergie de devenir indépendante des sources d'énergies traditionnelles. Le potentiel de l'introduction de ressources énergétiques renouvelables par le biais d'une solution autonome, l'utilisation des systèmes d'énergie hybride renouvelables est très bénéfique. Plusieurs producteurs d'énergies cherchent un accès à la production d'énergie durable. Certaines mises en œuvre de systèmes d'énergie renouvelable utilisent des ressources omniprésentes et respectueuses de l'environnement.

Ce chapitre a pour but de présenter les différentes caractéristiques du système hybride photovoltaïque\_éolien objet d'étude de cette thèse, ses différents constituants, ses caractéristiques globales ainsi les solutions à son utilisations comme sources alternatives de l'énergie pour répondre à l'augmentation de la qualité et de la demande d'énergie et de réduire les émissions de carbone.

Nous réaliserons une l'étude comparative des différentes méthodes de la poursuite du point de puissance maximale (MPPT) appliquées aux générateurs photovoltaïques. Pour cette raison, nous avons programmé et comparé trois méthodes entre elles, à savoir la méthode de perturbation puis observation « perturb and observe », la méthode de la conductance incrémentale « Incremental Conductance » et la méthode de la fraction de la tension de circuit ouvert.

### **III.2. Description générale du système d'énergie hybride**

Un système d'énergie hybride combine deux énergies renouvelables ou plus ressources énergétiques avec une source conventionnelle avec stockage, afin de répondre à la demande d'un utilisateur d'énergie. Un exemple de système d'énergie hybride photovoltaïque / éolien est montré sur la Figure III.1.

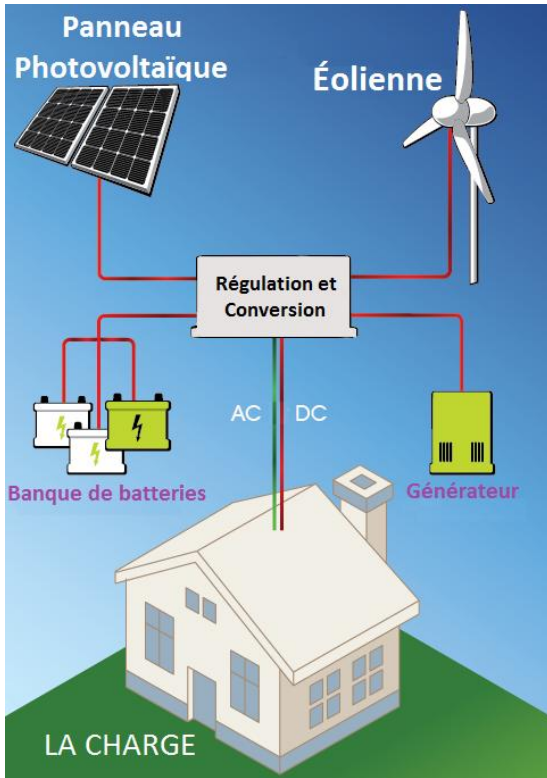


Plate-forme de simulateur en temps réel pour système d'alimentation hybride

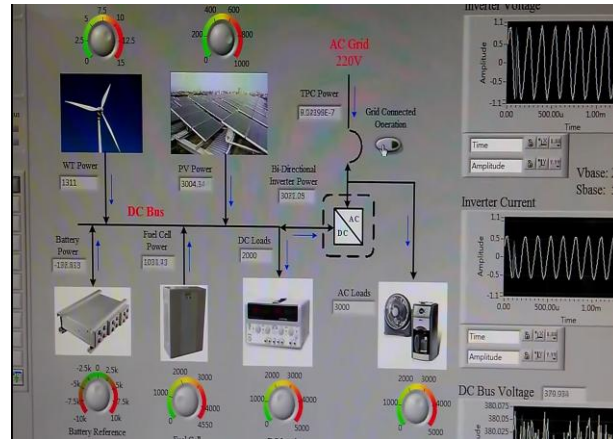
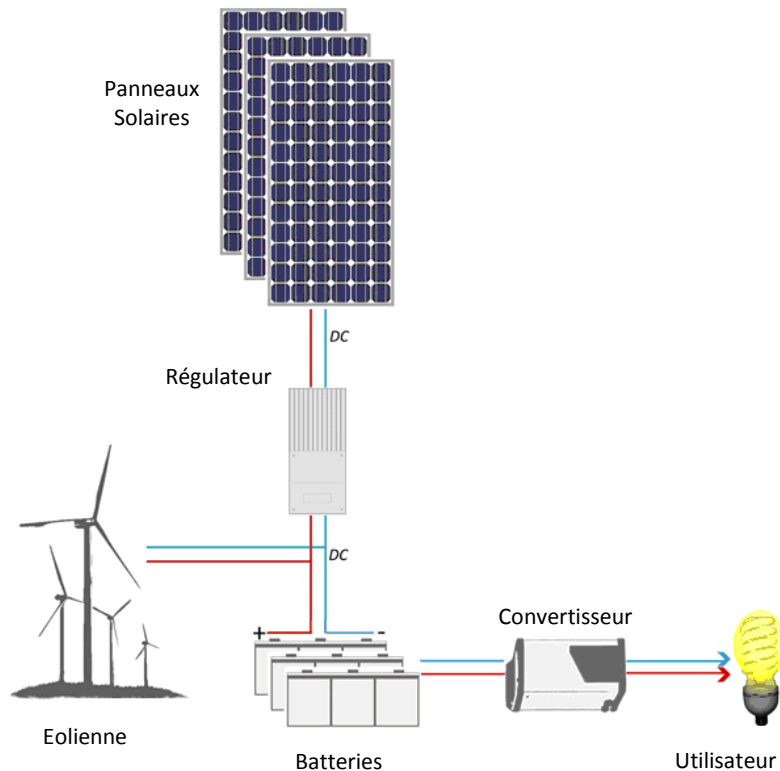


Figure III.1: Système d'énergie hybride photovoltaïque / éolien

Les systèmes d'énergie hybride peuvent être définis comme des systèmes énergétiques dans lesquels deux sources d'énergie ou plus sont utilisées ensemble pour générer de l'énergie électrique. Dans les systèmes d'énergie hybride, quelques éléments de production d'électricité sont réunis pour répondre à la demande d'énergie électrique, pour des différentes applications (Usine, d'une maison rurale ou d'une maison urbaine) [1]. Ces systèmes d'énergie hybrides peuvent être indépendants du réseau électrique central (hors réseau) ou connectés au réseau, leurs principes est de fournir l'énergie sans interruption pour l'utilisateur. La Figure III.2 montre une installation du système de production d'énergie hybride solaire / éolien.





**Figure III.2: Système de production d'énergie hybride solaire / éolien**

Ces systèmes d'énergie hybride solaire / éolien sont équipés de plusieurs instruments (capteurs, actionneurs), qui permettent d'observer et mesurer les conditions météo et les sorties de système, tels que :

**A. Paramètres de conditions météo:**

- Vitesse du vent;
- Direction du vent;
- Ensoleillement dans le plan horizontal;
- Températures ambiantes;
- Ensoleillement dans le plan des panneaux;
- Températures des panneaux [4].

**B. Sorties de système d'énergie hybride solaire / éolien**

- Chaîne de production photovoltaïque;
- Chaîne de production éolienne;
- Batterie;

- Bus continu;
- Réseaux;

### III.3. Principaux composantes du Système d'énergie hybride (photovoltaïque / éolien)

Les systèmes hybrides photovoltaïque-éolien comprennent généralement :

- un système générateur ;
- un système de régulation,
- un système de stockage ;
- des équipements de puissance,
- une charge.

Le système générateur est composé par les modules photovoltaïques et les aérogénérateurs. Il est indispensable que les deux fonctionnent à la même tension nominale 12 ou 24 V et en courant continu.

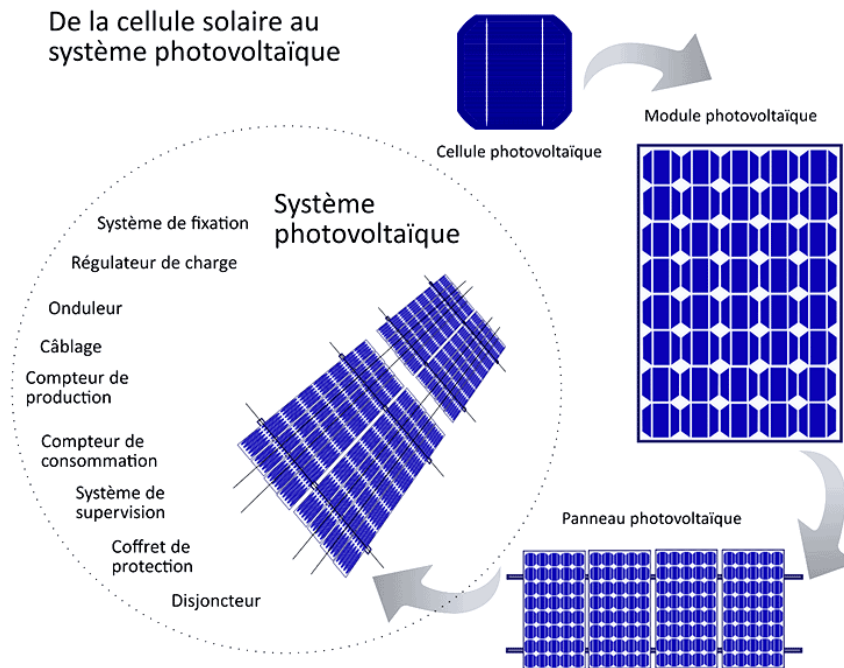
La régulation doit tenir compte du fait qu'il s'agit de deux courants de nature différents:

- Le photovoltaïque assez constant et d'un seuil bas [10],
- L'éolien, très variable.

Le système de régulation se chargera donc de faire fonctionner le système générateur en un point optimal pour la charge des batteries.

### III.4. Système photovoltaïque

Un module solaire photovoltaïque est composé de silicium de type semi-conducteur, capable de convertir la lumière en électricité sous l'effet photovoltaïque. Une cellule individuelle photovoltaïque est généralement assez faible, produisant typiquement d'environ 1 ou 2 W de puissance. Pour renforcer la puissance de sortie des cellules photovoltaïques, elles doivent être reliées entre eux de grandes parties appelées modules photovoltaïques. En connectant les cellules ou modules en série, la tension de sortie peut être augmentée. D'autre part, le courant de sortie peut atteindre des valeurs plus élevées en connectant les cellules ou les modules en parallèle, comme il est présenté sur la Figure III.3.



**Figure III.3: Schéma d'une cellule photovoltaïque, module, panneau et système**

### III.5. Différents types des cellules solaires

Il existe différents types de cellules solaires (ou cellules photovoltaïques), et chaque type de cellules a un rendement et un coût qui lui est propre. Cependant, quel que soit leur type, leur rendement reste assez faible: de 8 à 23% de l'énergie qu'elles reçoivent. Il existe trois principaux types de cellules à l'heure actuelle [7]:

- ✓ Les cellules monocristallines: Ce sont celles qui ont le meilleur rendement (12- 16% ; jusqu'à 23% en laboratoire), mais aussi celle qui ont le coût le plus élevé, du fait d'une fabrication compliquée.
- ✓ Les cellules poly cristallines: Leur conception étant plus facile, leur coût de fabrication est moins important, cependant leur rendement est plus faible: 11% - 13% (18% en laboratoire).
- ✓ Les cellules amorphes: Elles ont un faible rendement (8% - 10% ; 13% en laboratoire), mais ne nécessitent que de très faibles épaisseurs de silicium et ont un coût peu élevé. Elles sont utilisées couramment dans de petits produits de consommations telles que des calculatrices solaires ou encore des montres.

### III.5.1. Caractéristique d'une cellule photovoltaïque

La Figure III.4 ci-dessous présente les caractéristiques courante / tension d'un module photovoltaïque dans des conditions standard d'irradiation et de température.

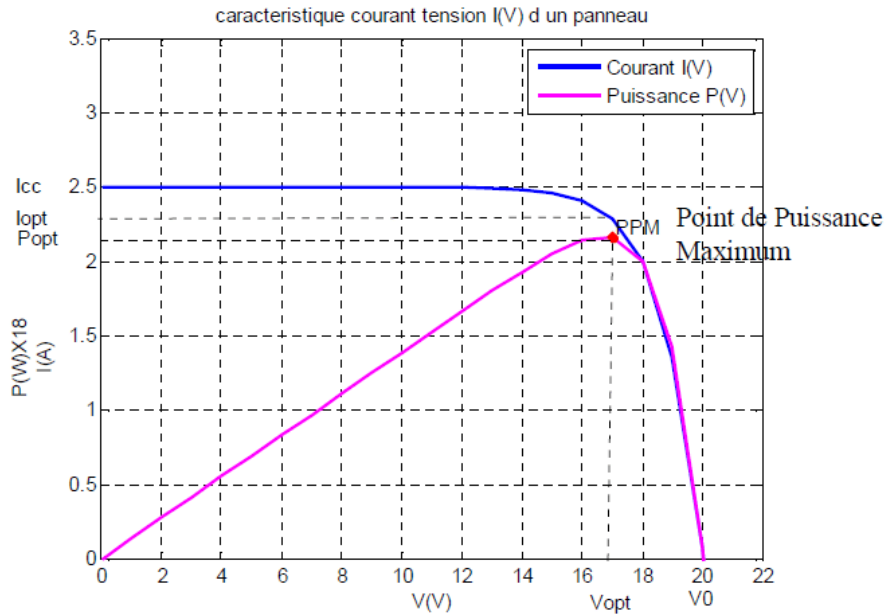


Figure III.4: Courbes I(V) et P(V) d'un panneau photovoltaïque [5]

Les caractéristiques courant / tension d'une cellule photovoltaïque se met sous la forme analytique par l'équation suivante :

$$I = I_{ph} - I_D - \frac{V + R_s I}{R_{sh}} \quad (III.1)$$

Avec  $R_s = 0.29$  et  $R_{sh} = 0.012$  , le courant de diode est calculé par l'équation suivante [8] :

$$I_D = I_0 \left( \exp \left[ \frac{q(V + R_s I)}{aKT} \right] - 1 \right) \quad (III.2)$$

Ou  $a$  est un facteur de dimension,  $K$  constant de Boltzmann ( $K = 1.381 \cdot 10^{-23} J / K$ ) et  $q$  la charge de l'électron ( $q = 1.602 \cdot 10^{-19} C$ ).

En substituant l'expression du courant  $I_D$  dans l'équation (I-1) , le courant I devient :

$$I = I_{ph} - I_0 \left( \exp \left[ \frac{q(V + R_s I)}{aKT} \right] - 1 \right) - \frac{V + R_s I}{R_{sh}} \quad (III.3)$$

Le courant de court circuit est pratiquement égal au photo courant  $I_{ph}$  lui-même, d'après cette dernière équation, on peut déduire l'expression de la tension  $V$  :

$$V = -R_s I + \frac{aKT}{q} \ln \left[ \frac{I_{Ph} - \left( \frac{R_s}{R_{sh}} + 1 \right) I - \frac{V}{R_{sh}}}{I_0} + 1 \right] \quad (III.4)$$

Si l'on suppose que  $R_{sh}$  est infinie et  $R_s$  nulle, l'équation précédente devient :

$$V = \frac{aKT}{q} \ln \left[ \frac{I_{Ph} - I}{I_0} + 1 \right] \quad (III.5)$$

Si la charge est infinie (circuit ouvert), la cellule présentera à ces bornes une tension  $V_{co}$ , dont son expression est comme suit :

$$V_{co} = \frac{aKT}{q} \ln \left[ \frac{I_{Ph}}{I_0} + 1 \right] \quad (III.6)$$

Comme l'ordre de grandeur de  $\left( \frac{I_{Ph}}{I_0} \right)$  est d'environ  $10^{10} : 10^{14}$  [8], l'équation précédente devient :

$$V_{co} = V_{th} \ln \left[ \frac{I_{Ph}}{I_0} \right] \quad (III.7)$$

Avec

$$V_{th} = \frac{aKT}{q} \quad (III.8)$$

Où  $V_{th}$  est la tension thermique.

La tension thermique  $V_{th}$  et le courant de saturation peuvent être donnés par [9]:

$$V_{th} = \frac{V_{op} + R_s I_{op} - V_{co}}{I} \quad (III.9)$$

$$n \left( 1 - \frac{I_{op}}{I_{cc}} \right) \quad (III.10)$$

$$I_o = (I_x - I_{op}) \exp\left(-\frac{V_{op} + R_s I_{op}}{V_{th}}\right) \quad (III-11)$$

Où :  $I_{cc(mpdule)} = N_p \cdot I_{cc(cellule)}$  : Le courant de court-circuit ,  $I_{op(mpdule)} = N_p \cdot I_{op(cellule)}$  : Le courant optimal ,  $V_{op(mpdule)} = N_s \cdot I_{co(cellule)}$  : La tension de circuit ouvert. ,  $V_{op(mpdule)} = N_s \cdot I_{op(cellule)}$  : La tension optimale et  $R_{s(mpdule)} = \frac{N_s}{N_p} \cdot R_{s(cellule)}$  : La résistance série (  $N_s$  et  $N_p$  sont respectivement le nombre de modules en séries et en parallèles ) .

La courbe I-V est essentiellement affectée par la variation de deux entrées : l'éclairement et la température de Générateur PV. L'adaptation de l'équation (I-11) pour différents niveaux de l'éclairement et la température solaires peut être manipulée par les équations suivantes [7] :

$$I = I_{ph} - I_{01} \left\{ \exp\left[\frac{(V + R_s I)}{\alpha \cdot V_{th}}\right] - 1 \right\} - I_{02} \left\{ \exp\left[\frac{V + R_s I}{\beta \cdot V_{th}}\right] - 1 \right\} - \frac{V + R_s I}{R_{sh}} \quad (III.12)$$

$$\Delta t = T - T_{ref} \quad (III.13)$$

$$\Delta I = \alpha \left( \frac{E}{E_{ref}} \right) \Delta T + \left( \frac{E}{E_{ref}} - 1 \right) I_{cc} \quad (III.14)$$

$$\Delta V = -\beta \cdot \Delta T - R_s \cdot \Delta I \quad (III.15)$$

$$V = V_{ref} + \Delta V \quad (III.16)$$

$$I = I_{ref} + \Delta I \quad (III.17)$$

### III.5.2. Poursuite du point de puissance maximal MPPT

Dans cette partie du chapitre, nous allons exposer succinctement plusieurs architectures de l'asservissement de conversion photovoltaïque pour la poursuite du point de puissance maximal MPPT, mais tout d'abord nous allons consacrer une partie de ce chapitre sur ces différentes méthodes (MPPT).

### III.6. Différents types de commandes MPPT

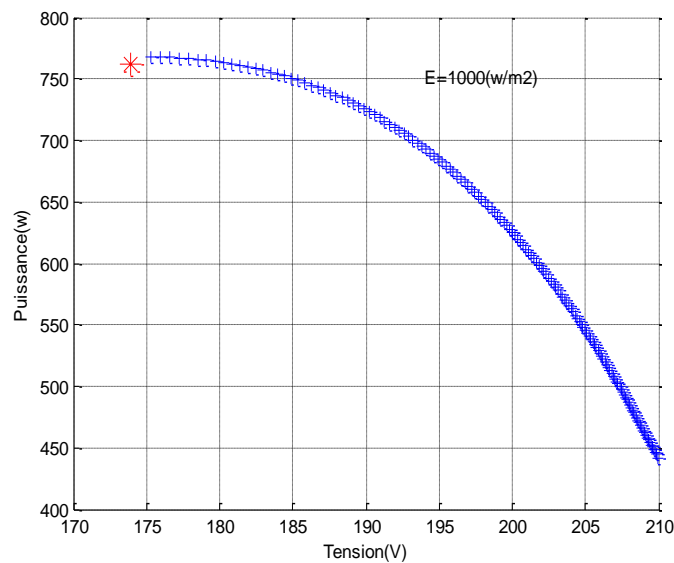
Cette partie s'intéresse à l'étude comparative des différentes méthodes de la poursuite du point de puissance maximale (MPPT) appliquées aux générateurs photovoltaïques. Pour cette raison, nous avons programmé et comparé trois méthodes entre elles, à savoir la méthode de perturbation puis

observation « perturb and observe », la méthode de la conductance incrémentale « Incremental Conductance » et la méthode de la fraction de la tension de circuit ouvert. Les résultats obtenus sont illustrés dans la section suivante :

### III.6.1. Résultats de la méthode de perturbation puis observation

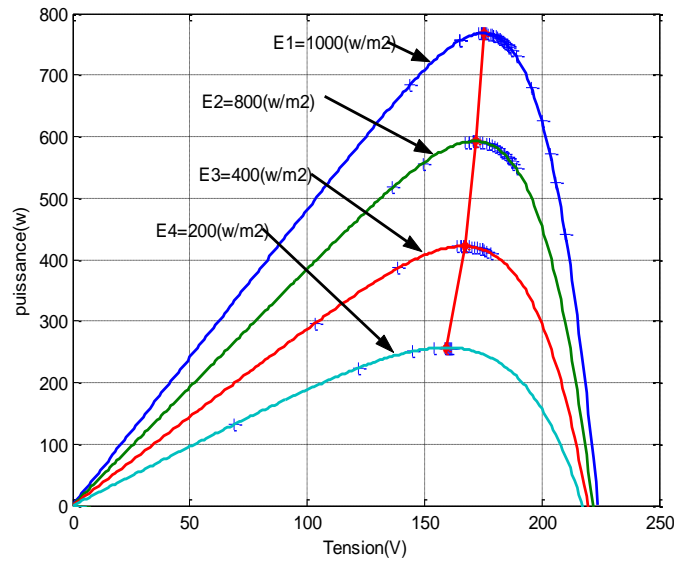
L'algorithme de la méthode de perturbation puis observation est programmé, cette méthode à l'avantage d'avoir une structure de régulation simple avec le minimum de paramètre à mesurer.

La Figure III.5 montre la variation de puissance en fonction de la tension, en appliquant l'organigramme de cette méthode de la poursuite du point de puissance maximale.



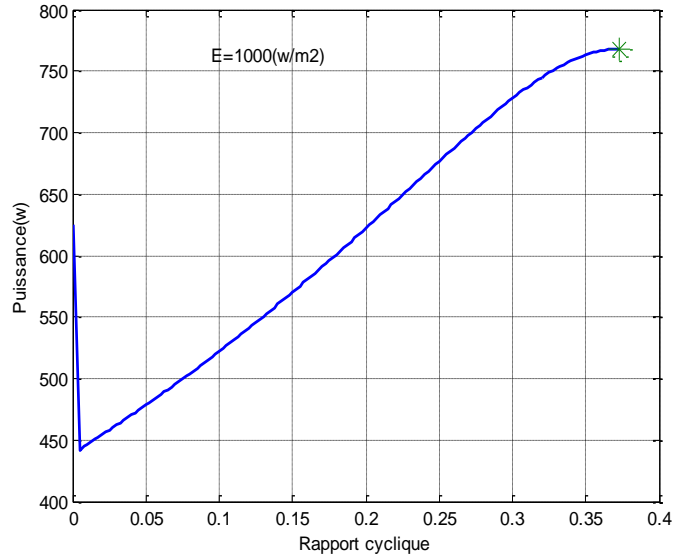
**Figure III.5: Variation de puissance en fonction de la tension**

Le point de la puissance maximale à comme coordonnées (V= 174 V, P= 760 W) pour un éclairage fixe égale à 1000 W/m2. Des différents tests ont été opérés du programme pour des différents niveaux d'éclairement, et à chaque variation d'éclairement, les coordonnées de puissance maximale sont présentés sur la Figure III.6 suivante :



**Figure III.6: Poursuite du point de puissance maximale pour une éclairment variable**

La variation de la puissance en fonction du rapport cyclique du hacheur est illustrée sur la Figure III.7, pour un éclairment fixe égal à 1000 W/m<sup>2</sup>.



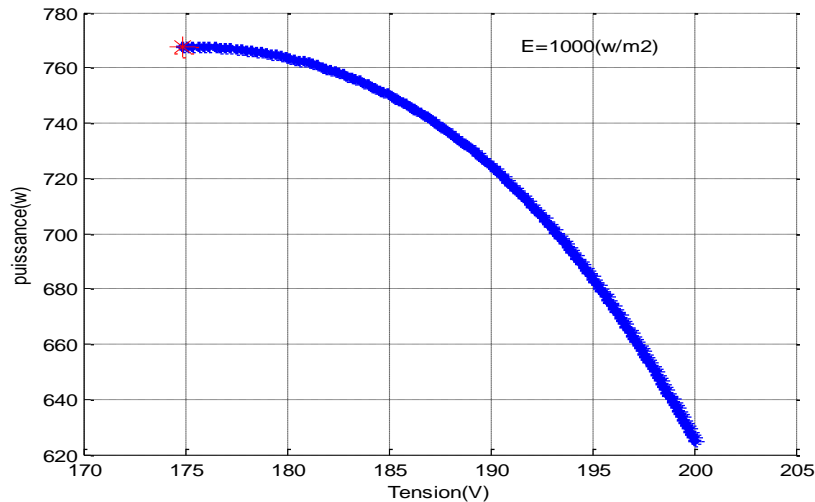
**Figure III.7: Variation de la puissance en fonction du rapport cyclique**

### III.6.2. Résultats de la méthode de l'incrémentation de la conductance

Cette méthode utilise l'incrémentation de la conductance vue par la source. Les tensions et courants du panneau sont lus par des capteurs, de telle façon que le régulateur peut calculer la conductance

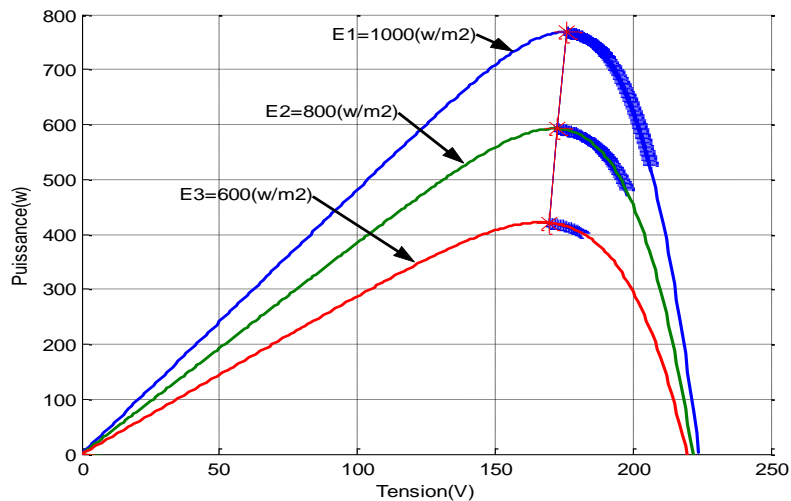


incrémentale et décide sur la direction de l'incrémentation, jusqu'à leur égalité. L'algorithme de la méthode de l'incrémentation de la conductance est programmé. Après exécution, nous avons obtenu les résultats indiqués sur les Figures III.8, III.9 III.10 et III.11.



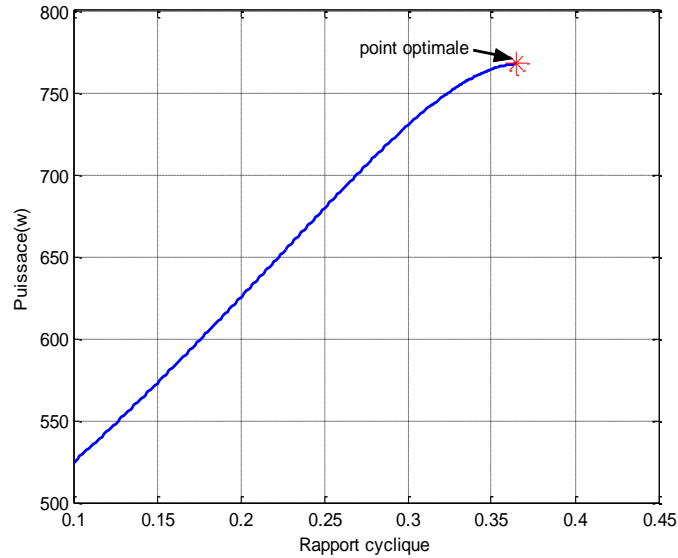
**Figure III.8: Variation de la puissance en fonction de la tension vers le PPM**

Le point de la puissance maximale à comme coordonnées ( $V= 175 \text{ V}$ ,  $P= 765 \text{ W}$ ) pour un éclairage fixe égal à  $1000 \text{ W/m}^2$ . Des différents tests ont été opérés du programme pour des différents niveaux d'éclairage, et à chaque variation d'éclairage le point de puissance maximale est obtenu comme il est montré sur Figure III.9.



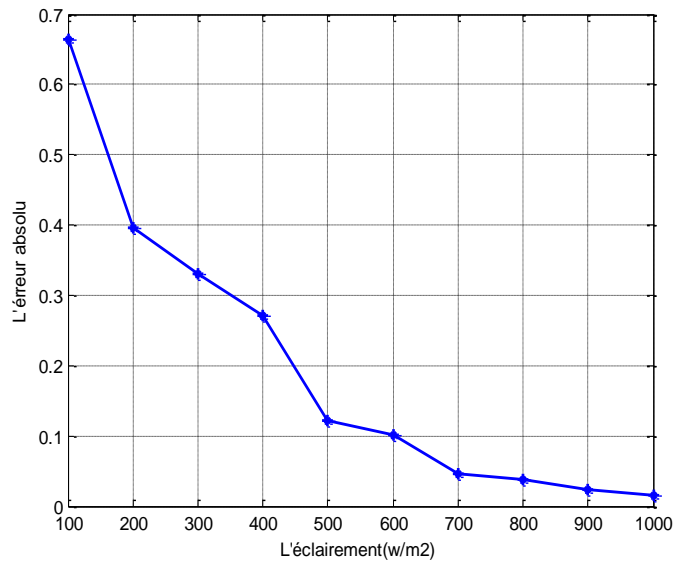
**Figure III.9: Poursuite du point de puissance maximale pour un éclairage variable**

La variation de la puissance en fonction du rapport cyclique du hacheur est illustrée sur la Figure III.10, pour un éclairage fixe égal à  $1000 \text{ W/m}^2$ . Cette variation est presque linéaire jusqu'à l'arrivée du point de puissance maximal.



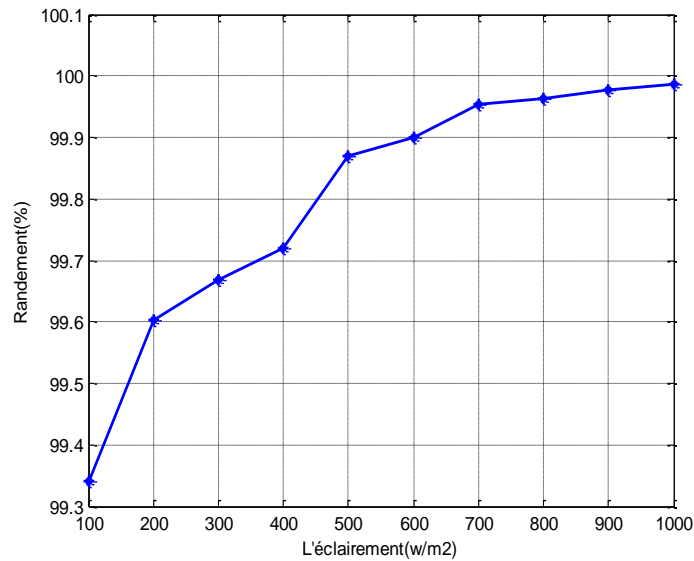
**Figure III.10: Variation de la puissance en fonction du rapport cyclique**

La variation de l'erreur absolue en fonction de l'éclairage est montrée sur la Figure III.11.



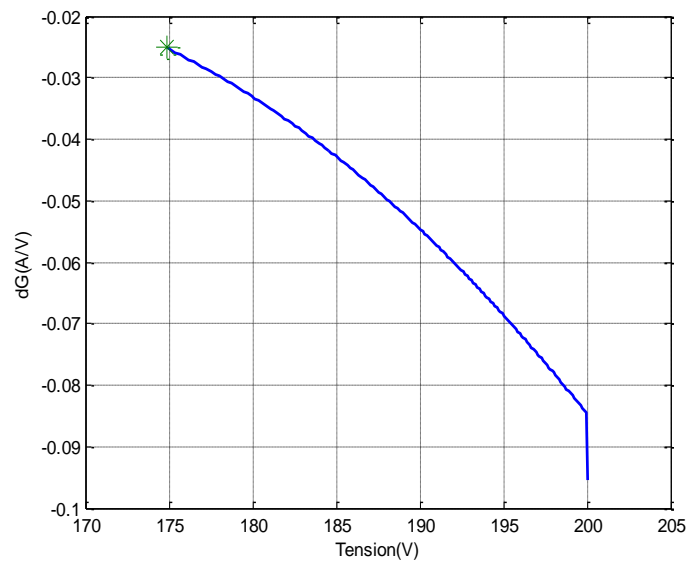
**Figure III.11: Variation de l'erreur absolue du puissance en fonction de l'éclairage**

La Figure III.11 montre clairement que l'erreur diminue avec l'augmentation du niveau de l'éclairage.



**Figure III.12: Variation de rendement en fonction de l'éclairement**

La Figure III.12 illustre la variation du rendement de la méthode de la conductance incrémentale en fonction de l'éclairement, il est clair que le rendement à un niveau élevé [99.3% , 99.99%]. Il atteint son max à l'éclairement  $E = 1000 \text{ W/m}^2$ .

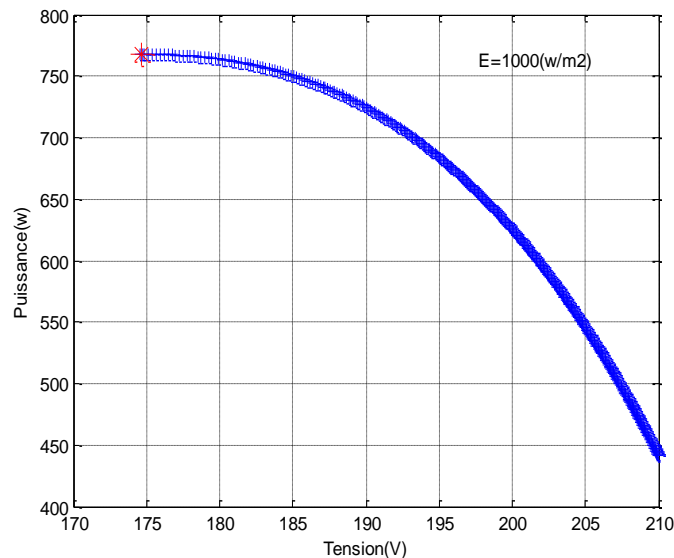


**Figure III.13: Variation de la conductance incrémentale en fonction de la tension**

La Figure III.13 montre la variation de la conductance incrémentale en fonction de la tension, suivant la nature de la charge et le convertisseur utilisé (hacheur parallèle), les points de poursuite se trouve à droite du point optimal, c'est-à-dire:  $dP / dV < 0 \Rightarrow dI / dV < -I / V$  donc on diminue la tension vers PPM, par suite l'augmentation de  $\alpha$  jusqu'à  $|dG| = |G| = 0.0251$ .

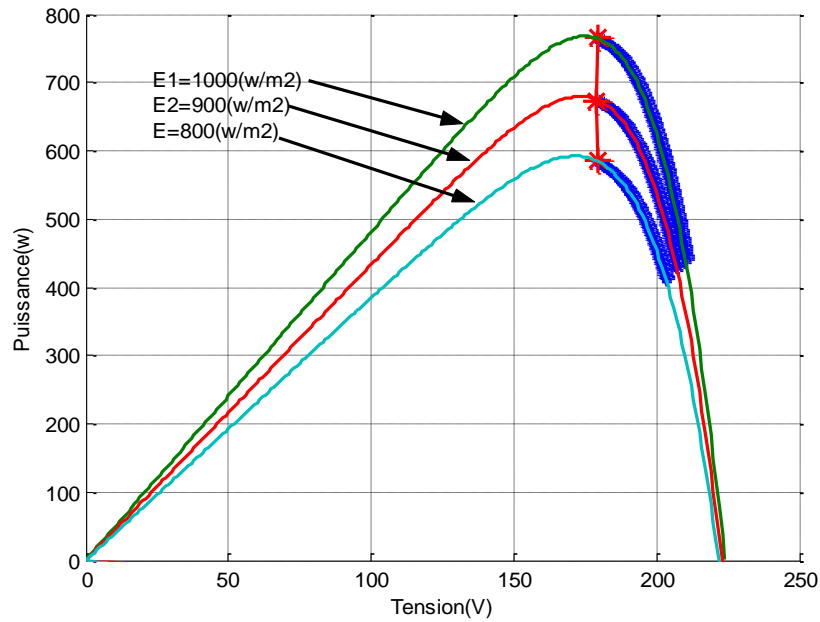
### III.6.3. Résultats de la méthode de fraction de la tension du circuit ouvert

La détermination du point de puissance maximale se réalise à partir d'une tension de référence calculée en circuit ouvert à partir de tension, comme il est montré sur la Figure III.14. Si la tension mesurée est inférieure à la tension de référence, on augmente le rapport cyclique  $\alpha$ , dans le cas contraire on diminue le rapport cyclique  $\alpha$ , Les résultats de programmation sont montrés dans les figures suivantes :



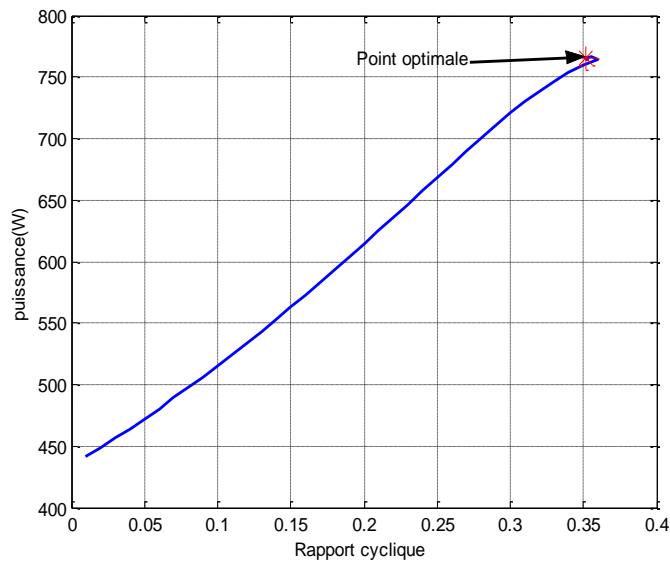
**Figure III.14: Variation de la puissance en fonction de la tension vers le PPM**

Le point de la puissance maximale à comme coordonnée (V= 174.5 V, P= 765 W) pour un éclairement fixe égal à 1000 W/m<sup>2</sup>. Des différents tests ont été opérés du programme pour des différents niveaux d'éclairement pour chaque variation du point de puissance maximale la Figure III.15 illustre les résultats obtenus :



**Figure III.15: Poursuite du point de puissance maximale pour un éclairage variable**

On démarre avec  $\alpha = 0$  (le point a), avec les conditions climatiques standards. Pour une charge résistive  $R=100\Omega$  connectée à un hacheur parallèle, le point de puissance maximale se trouve à droite du point optimale (PPM) ou  $V_{MPP} = 174.5 V$ ,  $P_{MPP} = 765 W$  avec  $E=1000 w/m^2$ . On se dirige vers ce point, en augmentant  $\alpha$  ce qui veut dire diminuer la tension avec des pas  $\Delta\alpha$  constants comme il est montré sur la Figure III.15. Cela permet de montrer une bonne adaptation de la charge : la résistance ( $R_g$ ) vue par le panneau photovoltaïque est :  $R_g = R(1 - \alpha)^2$  ; par la suite et pour diminuer  $R_g$  afin de se diriger vers le PPM on fait augmenter  $\alpha$ .



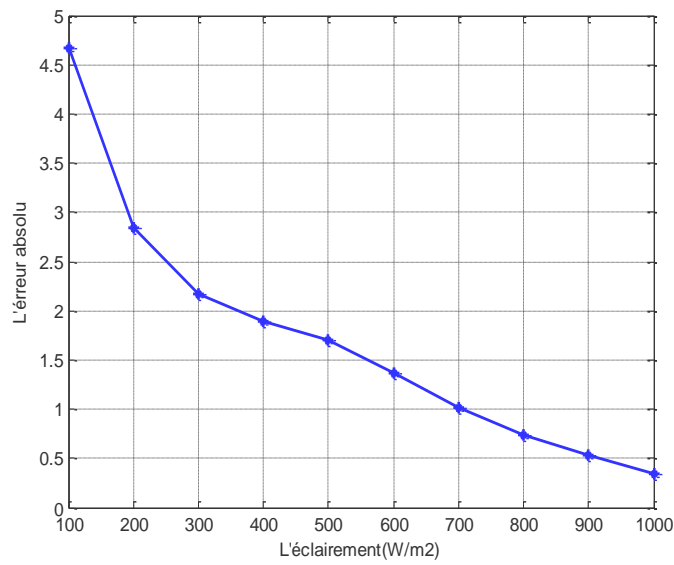
**Figure III.16: Variation de la puissance en fonction du rapport cyclique**

La Figure III.16, montre bien qu'il y a une relation proportionnelle entre la puissance et le rapport cyclique  $\alpha_{Opt} = 0.35$ .

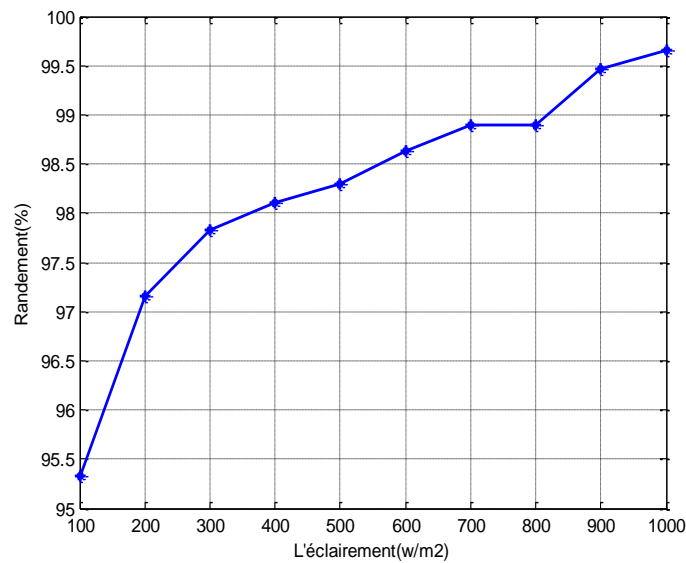
L'erreur absolue est déterminée comme suite :

$$err(\%) = \left( \frac{P_{Optimale} - P_{calculé}}{P_{Optimale}} \right) \cdot 100 \quad (III.15)$$

La Figure III.17 montre la variation de cette l'erreur absolue en fonction de l'éclairement. Elle est minimale pour les grandes valeurs de l'éclairement, puis elle augmente considérablement vers les valeurs grandes pour les petites valeurs d'éclairement.



**Figure III.17: Variation de l'erreur absolue du puissance en fonction de l'éclairement**



**Figure III.18: Variation de rendement en fonction de l'éclairement**

On constate que le rendement augmente en fonction de avec l'augmentation de l'éclairement du [95.3% , 99.6% ].

### III.7. Etude comparative des trois algorithmes

On compare les résultats obtenus pour les trois méthodes nous pouvons conclure que :

- La méthode de la conductance incrémentale est la plus efficace par rapport aux deux autres méthodes.
- Pour la technique perturbation puis observation elle est efficace pour des changements lents d'éclaircements voir la Figure III.19 mais avec des pertes de puissance dues à l'oscillation autour du PPM ; ces pertes risquent d'être encore plus importantes en cas de conditions météorologiques qui fluctuent rapidement (comme une journée nuageuse).
- De telles conditions météorologiques posent un grand problème pour la recherche du PPM quelque soit l'algorithme utilisé, en effet afin que celui-ci puisse être efficace, il est nécessaire que le convertisseur statique fonctionne en régime établi avant que de nouvelles perturbations soient effectuées.
- Vu le nombre d'itérations requis pour atteindre le MPP, la technique de la fraction de la tension de circuit ouvert est la plus rapide.

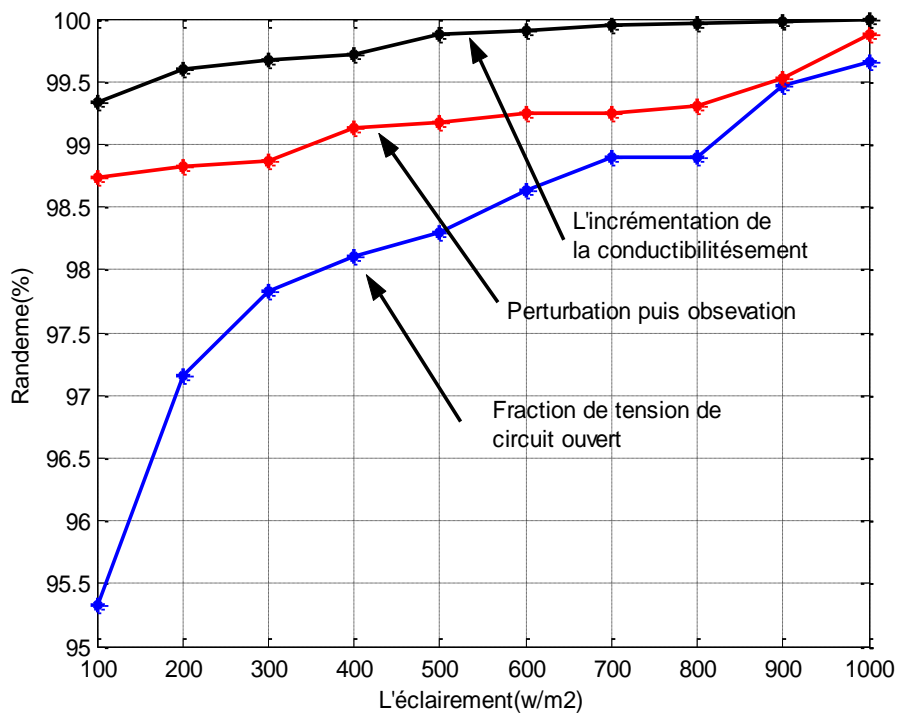


Figure III.19: Comparaison des rendements entre les trois méthodes.

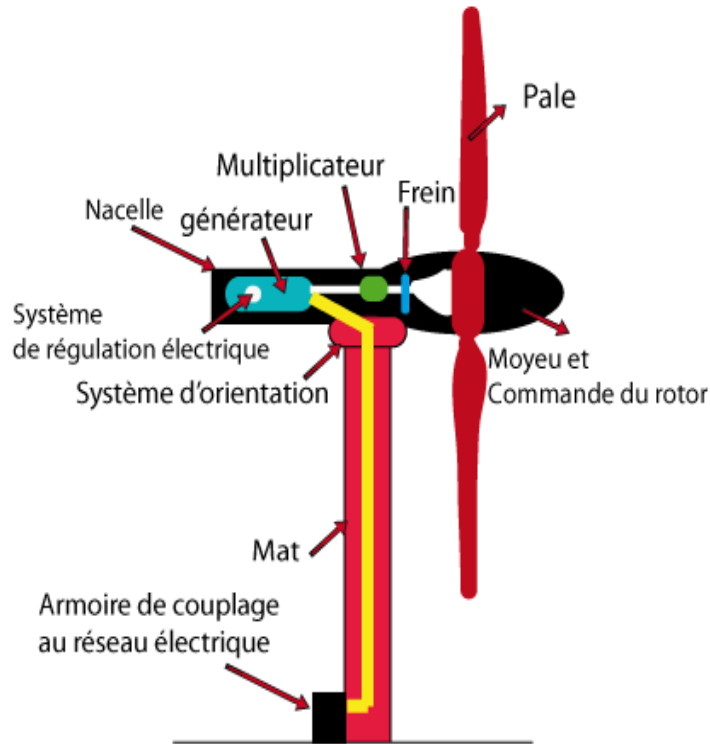


Techniques	La méthode de fraction de la tension de circuit ouvert	la méthode de Perturbation puis observation	La méthode de l'incrémentation de la conductibilité
Nombre d'itération	49	150	171
La valeur moyenne de rendement	98.2273	99.1930	99.7981

**Tableau III.1: Comparaison de nombre d'itération et la valeur moyenne du rendement Entre les trois algorithmes**

### III.8. Système éolienne

La chaîne de conversion des éoliennes est composée de la turbine, du multiplicateur et de l'éolienne, plus communément appelée éolienne. Le principe des éoliennes est de transformer l'énergie cinétique du vent en un ensemble de pales directement connectées à un générateur. Il existe essentiellement deux familles d'éoliennes, les éoliennes à axe horizontal et les éoliennes à axe vertical. Ils sont généralement composés de pales, générateur, tour et transmission mécanique composants, comme il est montré sur la Figure III.20.



**Figure III.20: Turbine éolienne [27]**

Selon leur puissance nominale, les éoliennes sont divisées en trois catégories:

- Petites éoliennes: moins de 40 kW
- Eoliennes de puissance moyenne: de 40 à quelques centaines de kW,
- Éoliennes de grande puissance: plus de 1 MW.

La représentation d'une chaîne de conversion d'énergie éolienne est une étape cruciale dans la conception du système d'énergie éolienne. Tout d'abord il faut comprendre le comportement dynamique et les phénomènes d'interaction électromécanique dans le générateur éolienne, pour passé à l'étape de modélisation puis à la phase de diagnostic. Avec le bon modèle, nous pouvons facilement nous orienter vers un contrôle optimal. Dans cette partie de travail, nous nous intéressons à la modélisation des éoliennes dans une chaîne de production d'énergie, comme il est montré sur la Figure III.21.afin d'améliorer la rentabilité des systèmes éoliens. En ce sens, il existe plusieurs configurations possibles d'éoliennes pouvant présenter des différences significatives en termes de caractéristiques et d'avantages.

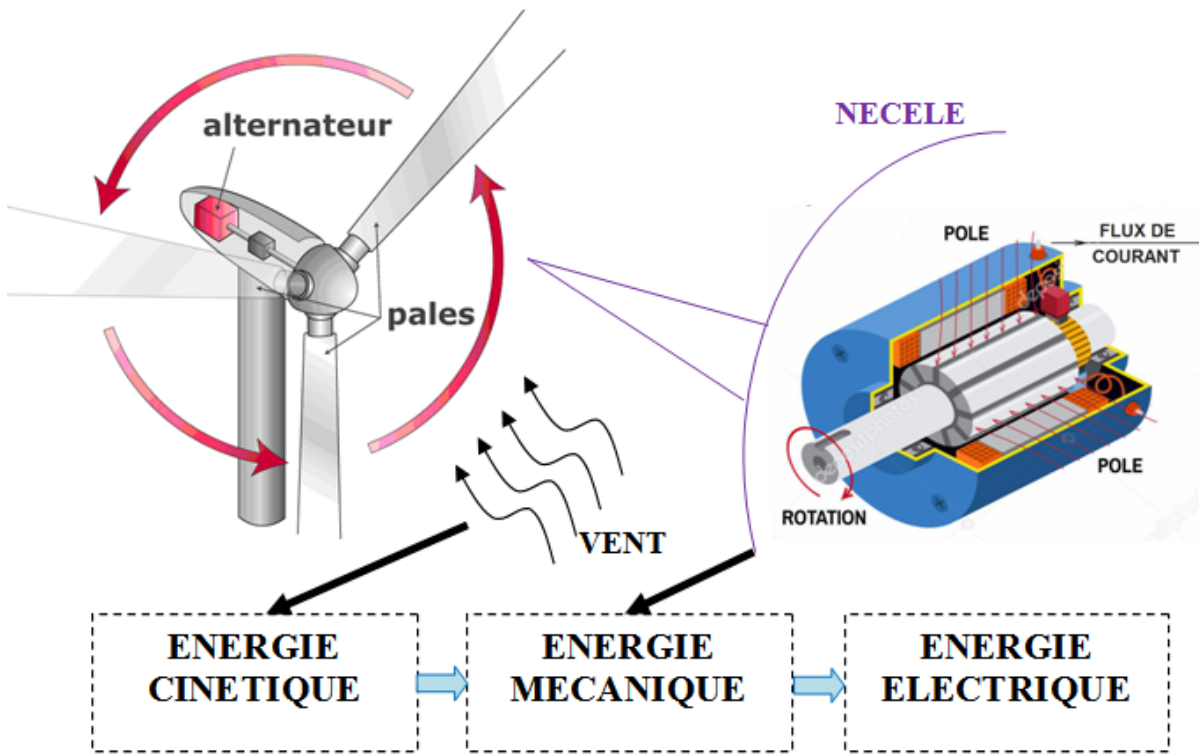


Figure III.21: Chaîne de conversion d'énergie éolienne

La modélisation proposée dans ce travail est basée sur les caractéristiques de puissance à l'état stationnaire d'une éolienne; modéliser d'abord la turbine elle-même, puis modéliser le multiplicateur de vitesse et modéliser l'arbre mécanique.

### III.8.1. Modélisation de la turbine éolienne

L'éolienne capte l'énergie cinétique du vent et la convertit en un couple qui fait tourner les pales du rotor. Trois facteurs déterminent le rapport entre l'énergie du vent et l'énergie mécanique récupérée par le rotor: la densité de l'air, la surface balayée par le rotor et la vitesse du vent. La densité de l'air et la vitesse du vent sont des paramètres climatologiques qui dépendent du site [5]. Le dispositif, qui est étudié ici, est constitué d'une turbine éolienne comprenant des pales de longueur  $R$  entraînant un générateur à travers un multiplicateur de vitesse de gain  $G$ , comme elle est montré sur la Figure III.22.

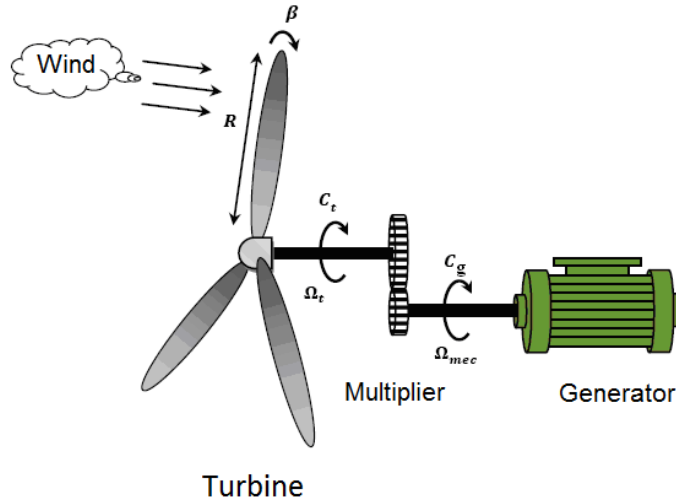


Figure III.22: Schéma de la turbine éolienne

La puissance du vent ou la puissance éolienne est définie de la manière suivante [5 , 4]

$$P_v = \frac{1}{2} \rho \cdot S_w \cdot v^3 \quad (III.18)$$

$\rho$  est la densité d'air ( $\rho = 1.22 \text{ kg/m}^3$ ),  $S_w$  est la surface circulaire balayée par la turbine, le rayon du cercle est déterminé par la longueur de la pale  $R$  où  $S_w = \pi \cdot R^2$ ,  $v$  est la vitesse du vent.

La puissance aérodynamique, qui est convertie par une turbine du vent,  $P_{aer}$  dépend du coefficient de puissance  $C_p$ . Elle est donnée par:

$$P_{aer} = \frac{1}{2} C_p(\lambda, \beta) \rho \cdot \pi R^2 \cdot v^3 \quad (III.19)$$

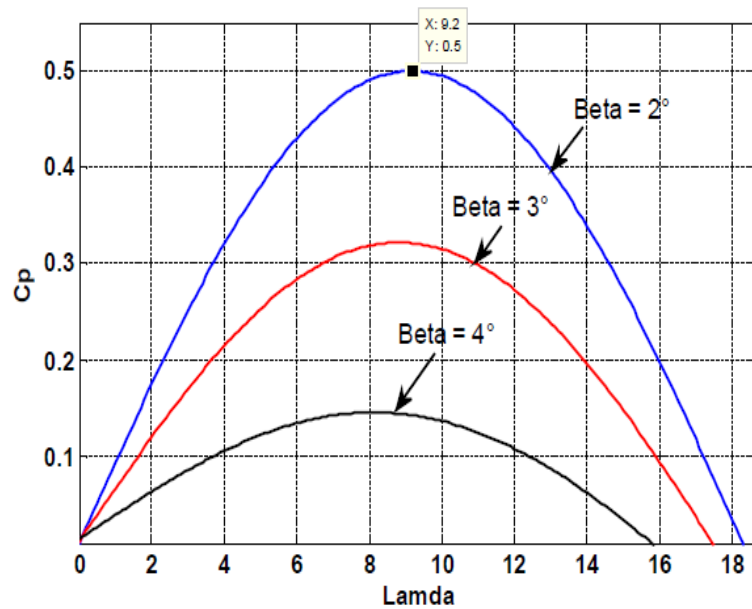
Le coefficient de puissance  $C_p$  représente le rendement aérodynamique de la turbine éolienne. Il dépend de la caractéristique de la turbine [5]. Il peut être décrit comme suivant:

$$C_p(\lambda, \beta) = (0.5 - 0.0167 \cdot (\beta - 2)) \cdot \sin\left(\frac{\pi \cdot (\lambda + 0.1)}{18.5 - 0.3(\beta - 2)}\right) - 0.00184 \cdot (\lambda - 3) \cdot (\beta - 2) \quad (III.20)$$

La Figure (III.26) représente la variation de ce coefficient ( $C_p$ ) en fonction du ratio de vitesse  $\lambda$  et de l'angle de l'orientation de pale  $\beta$ .

D'après la Figure III.23, on trouve que la valeur maximal de  $C_p$  est  $C_{p\_max} = 0.5$ , qui correspond à l'angle de l'orientation de pale  $\beta = 2^\circ$  et la valeur optimale du ratio de vitesse  $\lambda_{optim} = 9.2$ . Pour

extraire le maximum de la puissance générée, nous devons fixer le ratio de vitesse  $\lambda_{optim}$  et le coefficient de puissance maximal  $C_p$  (max) .



**Figure III.23: Coefficient  $C_p$  en fonction du rapport de vitesse  $\lambda$  et de l'angle de l'orientation de la pale  $\beta$ .**

Le couple de la turbine est le rapport de la puissance aérodynamique à la vitesse de rotation de la turbine  $\Omega_t$  , est donné par :

$$C_t = \frac{P_{aer}}{\Omega_t} \quad (III.21)$$

Le ratio de vitesse  $\lambda$  est défini comme le rapport entre la vitesse linéaire des pales (la vitesse de rotation de la turbine) et la vitesse du vent est donné par :

$$\lambda = \frac{\Omega_t \cdot R}{v} \quad (III.22)$$

La turbine est normalement couplée à l'axe du générateur par un multiplicateur dont le gain de la vitesse  $G$  est choisi afin de placer la vitesse d'axe du générateur dans une marge de vitesse désirée. En négligeant les pertes de transmission, le couple et la vitesse de la turbine se sont rapportés au côté du générateur par la formule suivante :

$$C_g = \frac{C_t}{G} \tag{III.23}$$

$$\Omega_t = \frac{\Omega_{mec}}{G}$$

Où :  $C_g$  est le couple du générateur et  $\Omega_{mec}$  est la vitesse de rotation du générateur

Le modèle d'arbre mécanique est donné comme suit:

$$J = J_g + J_t.G^2$$

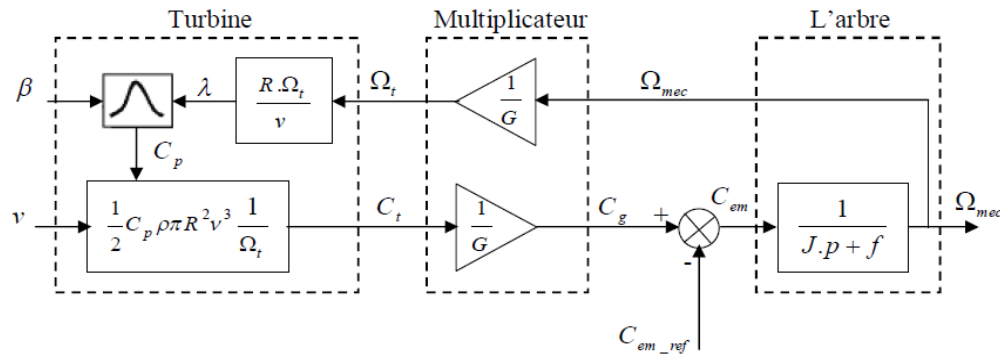
$$C_m = J.\frac{d\Omega}{dt} \tag{III.24}$$

$$C_m = C_g - C_{em} - C_{vis}$$

Le couple issu du frottement est modélisé par le coefficient de frottement visqueux  $f$  donné par:

$$C_{vis} = f.\Omega_{mec} \tag{III.25}$$

Le schéma synoptique correspondant à la modélisation de l'éolienne se déduit facilement des équations ci-dessus et est représenté par la Figure III.24.



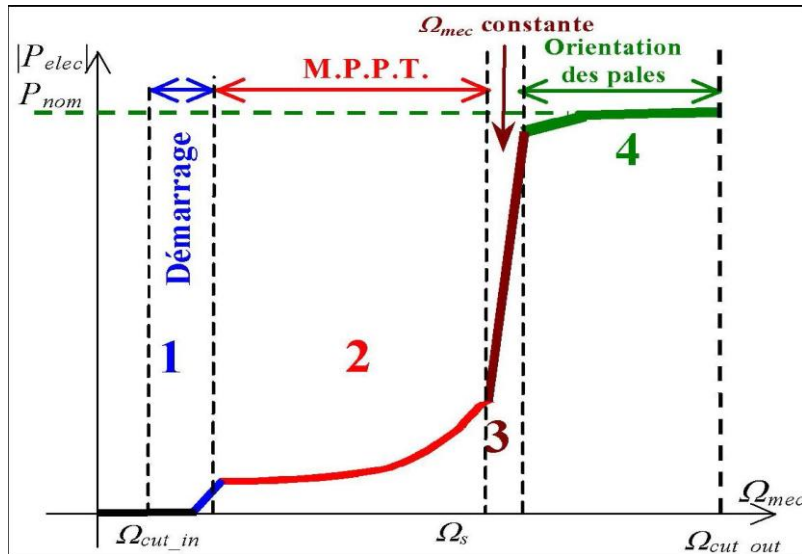
**Figure III.24: Schéma bloc du modèle de la turbine éolienne**

La modélisation de l'éolienne proposée vise à améliorer ses performances et à réduire le coût de mise en œuvre de sa stratégie de contrôle, l'assemblage mécanique incluant le multiplicateur, permettant l'interconnexion avec cette machine, est modélisé.

Ce modèle permet d'obtenir la forme du couple et simule un comportement mécanique du système étudié. Afin d'exploiter le modèle obtenu, la section suivante propose la commande MPPT (Maximum Power Point Tracker) de l'éolienne en utilisant le modèle obtenu.

### III.8.2. Résultats de modélisation de turbine éolienne

Les résultats obtenus du modèle d'éolienne sont testés par son application sur le contrôle MPPT du point de puissance maximum, car la partie mécanique de l'éolienne a montré l'évolution du couple et de la puissance mécanique produits en fonction de la variation de la vitesse du vent et la vitesse mécanique de l'éolienne. Ceci est essentiel pour diriger le contrôle de l'éolienne dans la zone 2 (zone d'extraction de puissance maximale), comme le montre la Figure III.25.



**Figure III.25: Caractéristique Puissance / Vitesse typique d'une éolienne de grande puissance**

La stratégie MPPT suivie pour extraire le maximum de la puissance générée par le générateur consiste à un modèle du système global qui est proposé avec les pas de vitesse du vent présentés dans la Figure III.26.

La vitesse du vent démarre à 4 m / s puis 5m / s a un moment 2.5s. Au moment 4s, la vitesse du vent est égale à 8m / s. La Figure III.27 représente la vitesse de rotation de la turbine alors que la Figure III.28 représente la variation du coefficient de puissance  $C_p$ .

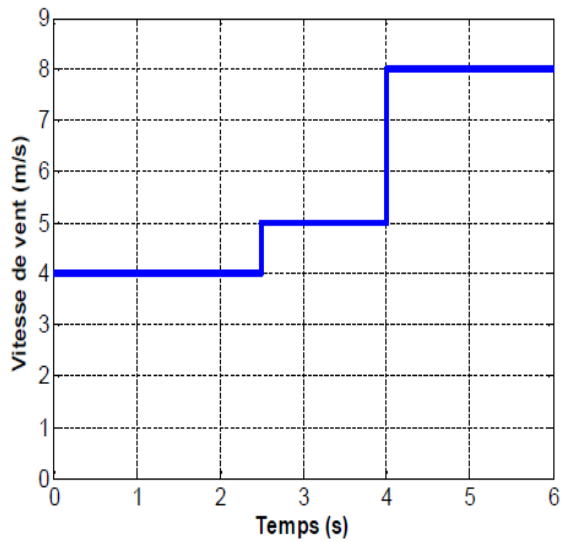


Figure III.26: Profil du vent appliqué

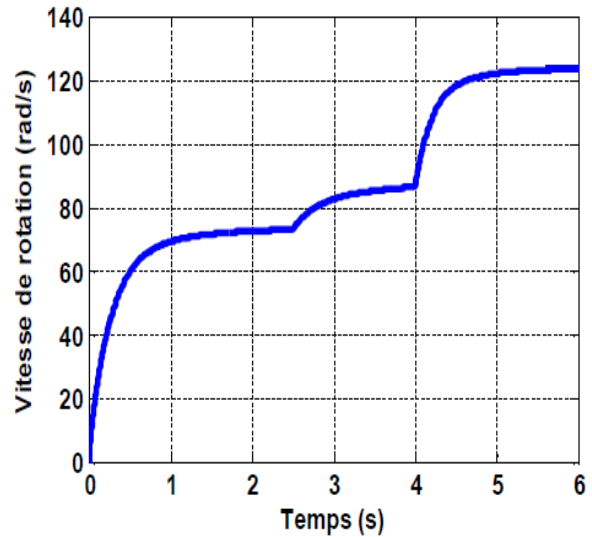


Figure III.27: Vitesse de la turbine selon le MPPT

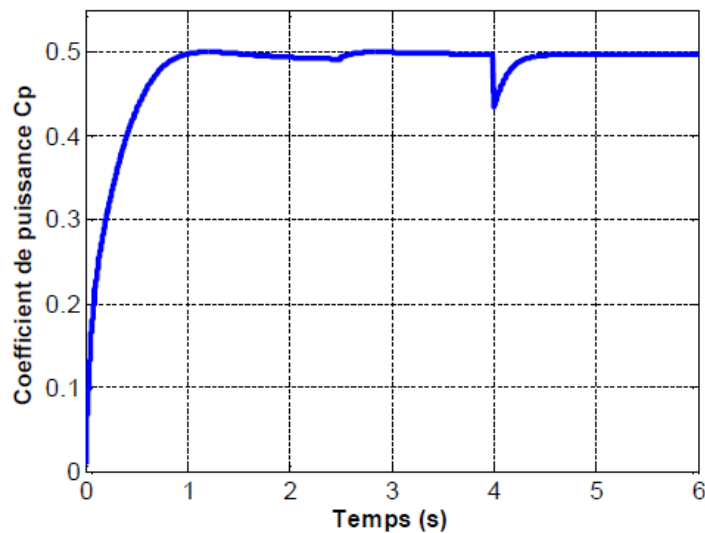


Figure III.28: Variation du coefficient de puissance Cp

La modélisation de la partie mécanique de l'éolienne tient compte des caractéristiques du profil des pales utilisées et de l'angle de calage de celles-ci, ainsi que de l'assemblage mécanique incluant le multiplicateur. Cette approche ajuste le facteur de puissance de l'usine et améliore les performances de la chaîne de conversion. Les résultats obtenus ont permis de mieux comprendre le fonctionnement de la chaîne de conversion de l'énergie éolienne afin de prédire le comportement du système.



### **III.9. Conclusion**

Ce chapitre nous a permis de donner un aperçu général sur le système d'énergie hybride qui combine deux systèmes très populaires actuellement dans le marché de la production d'énergie électrique d'origine renouvelable, les systèmes photovoltaïques et les systèmes éoliens. Dans ce contexte, les principales notions liées à la technologie utilisée dans les S.E.H ont été données. Notre travail portant sur un système d'énergie hybride composé d'une éolienne, des panneaux photovoltaïques et de batteries de stockage, une attention particulière a été consacré à ce type de systèmes. Les différents types d'architectures existants, les outils de dimensionnement, ainsi que les problèmes habituels des systèmes d'énergie hybride ont également été présentés. Le dimensionnement et le fonctionnement des composantes du système d'énergie hybride doivent tenir compte des variations de la charge et des ressources renouvelables disponibles pour maximiser l'utilisation des ressources renouvelables.

# CHAPITRE IV

## DIAGNOSTIC DE DÉFAILLANCE À BASE D'INFÉRENCE FLOU D'UN SYSTÈME L'ÉNERGIE SOLAIRE

---

Aujourd'hui, l'énergie solaire ou photovoltaïque est une source d'énergie propre sollicitée dans plusieurs domaines et applications et leur utilisation s'augmente avec une grande fréquence dans un grand défi pour les années à venir. Ce travail propose une nouvelle stratégie de surveillance basée sur le diagnostic de défaillances des modules de la centrale solaire de SKTM au sud de l'Algérie à l'aide d'un système d'intelligence artificielle utilisant une approche d'inférence adaptative neuro flou. Le but est d'exploiter de plus en plus facilement ces ressources en énergie solaire inépuisables, visant à rassurer, abaisser les coûts d'exploitation et de production énergétique et augmenter l'efficacité électrique. Les résultats obtenus ont démontré l'intérêt de cette approche de diagnostic en utilisant les mesures réelles réalisées sur les panneaux solaire de la centrale de SKTM, aussi ont permis de déterminer les principales caractéristiques de puissances, tension et du courant en mode normale et en mode défaillant du système photovoltaïque examiné.

### IV.1. Introduction

Ce travail propose une stratégie de surveillance basée sur le diagnostic de défaillances de modules solaire de la centrale SKTM (SHARIKET KAHRABA WA TAKET MOUTADJADIDA) au sud de l'Algérie à l'aide d'un système d'intelligence artificielle utilisant une approche d'inférence adaptative neuro flou. Le but est d'étudier l'apport de techniques basées sur la combinaison hybride des réseaux de neurones artificiels et de concept flou appliquée au diagnostic du système photovoltaïque, et d'élaborer une approche de détection de défauts de fonctionnement. Nous pensons que cela nous permet de déterminer des résidus des défauts, détecter, localiser et identifier les défaillances en degré de sévérités et en amplitude. Pour l'approximation de ces défauts de fonctionnement et ses gravités, une stratégie de surveillance est élaborée et cela a base d'une modélisation des variables caractéristiques en utilisant une approche d'inférence adaptative neuro flou pour prédire le changements des variables réellement observé du système et par apport au changements des variables de références de ce système. La finalité de cette méthode de diagnostic des défaillances système photovoltaïque proposée permet l'amélioration de leur disponibilité et maintenabilité en cas de défaillance ou d'accident préviennent en temps réel.

### IV.2. Modélisation de panneau photovoltaïque

Le module photovoltaïque est une sorte de diode semi-conductrice dont la jonction p – n est exposée à la lumière, qui sont regroupées pour former des champs photovoltaïques. Fondamentalement, le phénomène de panneau photovoltaïque peut être décrit comme l'absorption du rayonnement solaire. Lorsque l'énergie du photon incident est suffisante pour détacher les électrons covalents du semi conducteur avec des charges générées.

Le but de cette partie du travail est d'estimer et identifier des panneaux photovoltaïques d'une façon exploitable en surveillance et de diagnostic et fiable, pour l'élaboration d'une stratégie de commande MPPT, afin de surveiller le fonctionnement de système photovoltaïque et obtenir le maximum de puissance énergétique en fonction de la variation d'irradiation, de température et des caractéristiques de charge électriques de sortie de système PV. Pour cela, et dans le but d'identifier et caractériser le panneau photovoltaïque à partir de manipulation expérimentale , des données de signaux d'entrée et de sortie de manière à modéliser leur comportement, les caractéristiques  $I(V)$  du la cellule photovoltaïque sont assimilées au circuit électrique équivalent de la Figure IV.1 [10]. Cependant, l'incidence de la lumière sur la cellule génère des porteurs de charge à l'origine d'un courant électrique.

Les caractéristiques de base courant et de la tension du module photovoltaïque peuvent être exprimées [5, 6]:

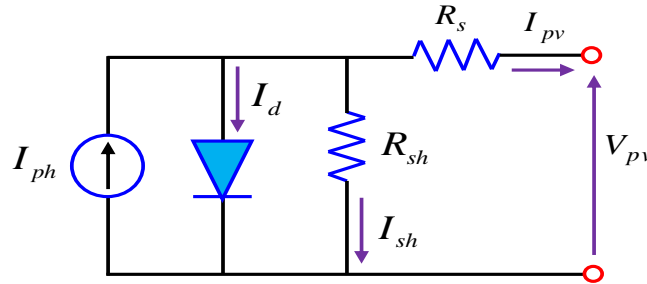


Figure IV.1: Schéma équivalent de la cellule photovoltaïque [10]

Pour identifier le modèle de la cellule photovoltaïque, on donne les grandeurs électriques de l'équation caractéristique du courant de la cellule photovoltaïque est déduite d'une manière directe à partir de la loi de Kirchhoff [1, 10]:

$$I_{pv} = I_{ph} - I_d - I_{sh} \quad (IV.1)$$

En utilisant le circuit équivalent, le courant de sortie de la cellule peut être donné par l'équation suivante [1, 3, 10]:

$$I_d = I_0 \left( e^{\frac{V_d}{V_T}} - 1 \right) = I_0 \left( e^{\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{V_T}} - 1 \right) \quad (IV.2)$$

Avec  $V_d = V_{pv} + R_s I_{pv}$ ,  $I_0$  c'est le courant de polarisation inverse de la diode en cas de saturation.

La tension thermique de la cellule photovoltaïque est définie par :

$$V_T = \frac{kT}{q} \quad (IV.3)$$

Avec  $k$  est un constant de Boltzman égal à  $1.3806503 \cdot 10^{-23} J/K$ ,  $T$  est la température du fonctionnement et  $q$  est la charge d'électrons.

La tension  $V_{pv}$  est donnée par l'équation suivante :

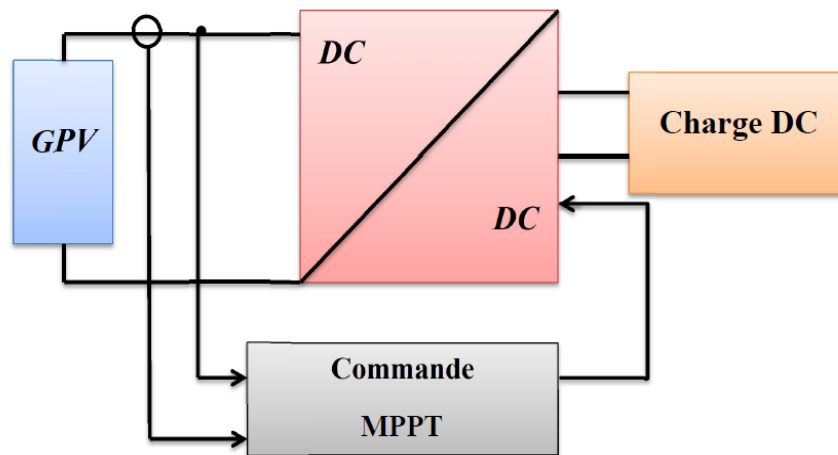
$$V_{pv} = V_d - R_s I_{pv} \quad (IV.4)$$

Et

$$I_{sh} = \frac{V_d}{R_{sh}} = \frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{R_{sh}} \quad (IV.5)$$

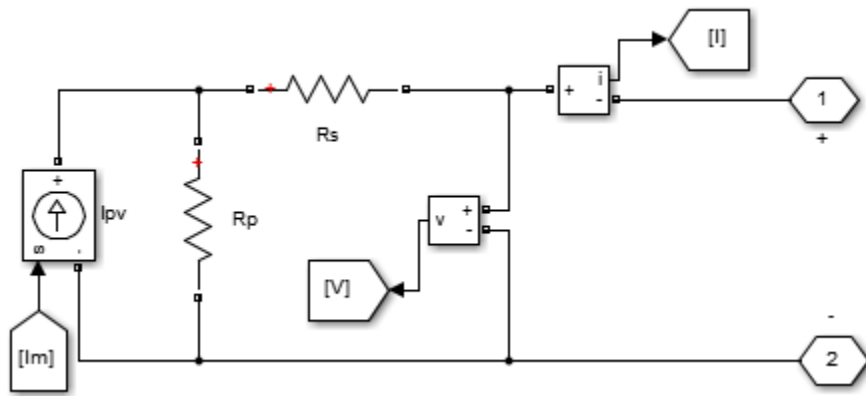
Le système photovoltaïque étudié dans cette partie est de type générateur PV YGE 60 Cell Serie (YL245P-29b) est en silicium monocristallin est constitué de 60 cellules photovoltaïques élémentaires. Il peut délivrer dans les conditions standards de test (CST) une puissance de 245 W, un courant de 8.28 A sous une tension optimale de 29.6 V.

La commande MPPT (Maximum Power Point Tracking) proposée dans cette section est composée d'un organe fonctionnel du système photovoltaïque et permet de chercher le point de fonctionnement optimal du générateur photovoltaïque qui dépend des conditions météorologiques et de la variation de la charge stable. Son principe de régulation est basé sur la variation automatique du rapport cyclique D à la valeur adéquate de manière à maximiser continuellement la puissance à la sortie du panneau photovoltaïque, comme il est montré sur la Figure IV.2.



**Figure IV.2: Commande MPPT d'un système photovoltaïque**

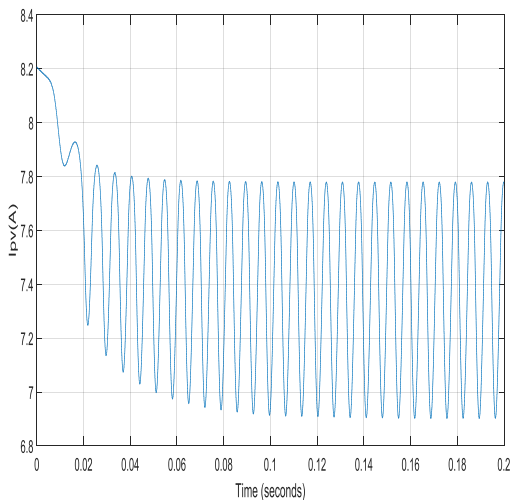
Le modèle du générateur photovoltaïque a été mis en application dans un environnement du calcul, comme il est montré sur la Figure IV.3, d'où la température et l'irradiante sont bien déterminées. Le modèle proposé utilise une source courante, une source de tension et la valeur de résistance en série et le parallèle de système photovoltaïque.



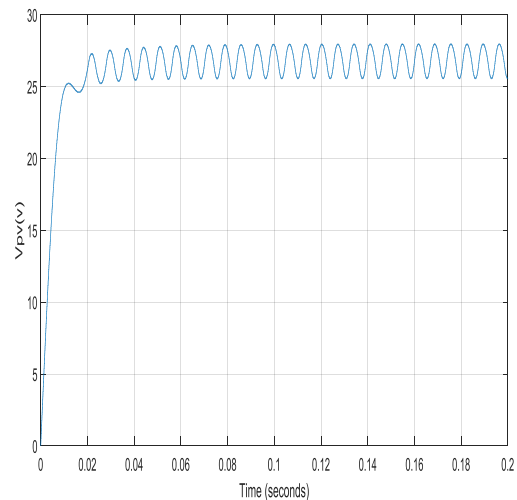
**Figure IV.3: Simulation du module de photovoltaïque [31]**

Les résultats obtenus du générateur photovoltaïque utilisant de l'algorithme méthode MPPT « Perturbation et observation » sont illustrés successivement comme suit :

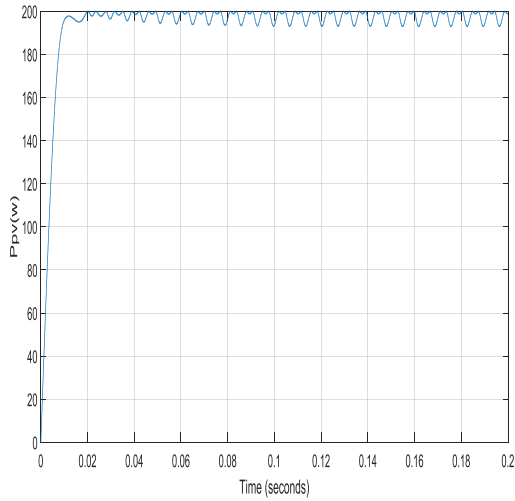
D'abord, nous concéderons que la tension et le courant de panneau photovoltaïque sont les entrées, et la puissance est la sortie de système. La Figure IV.4 montre les résultats de variations du courant de MPPT (P&O) pour  $E=1000W/m^2$  et  $T=25^{\circ}C$ , la Figure IV.5 montre les résultats de variations de la tension avec les mêmes conditions, la Figure IV.6 représente la variation de la puissance et la Figure IV.7 présente le rapport de cyclique de générateur photovoltaïque.



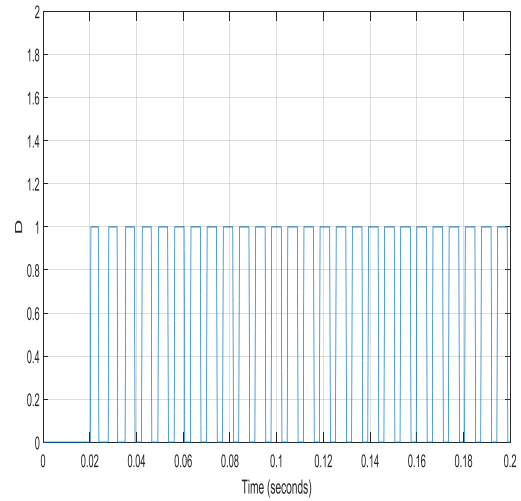
**Figure IV.4: Variations du courant**



**Figure IV.5: Variations de la tension**



**Figure IV.6: Variations de la puissance**



**Figure IV.7: Variations du rapport cyclique**

Les résultats obtenus de générateur photovoltaïque utilisant les données réelles de température et l'irradiation en utilisant l'algorithme méthode MPPT « Perturbation et observation » sont montrés successivement comme suit :

La Figure IV.8 montre les résultats de la variation du signal d'entrée de l'irradiation, la Figure IV.9 montre la variation du signale d'entrée de la température, la Figure IV.10 montre la variation du courant, la Figure IV.11 présente la variation du tension alors que la Figure IV.12 montre la variation de la puissance et finalement la Figure IV.13 présente la variation du rapport de cyclique de générateur photovoltaïque examiné.

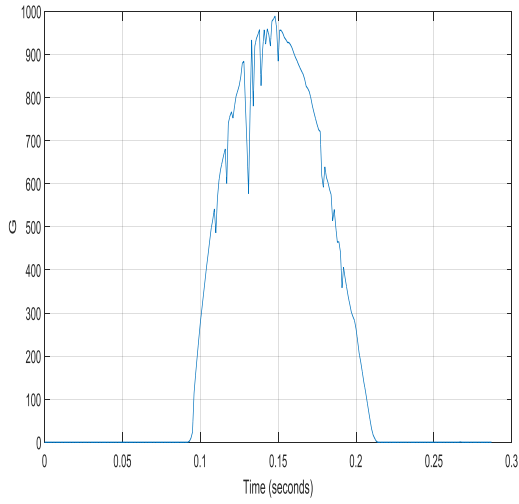


Figure IV.8: Variations d'entrée de l'irradiation

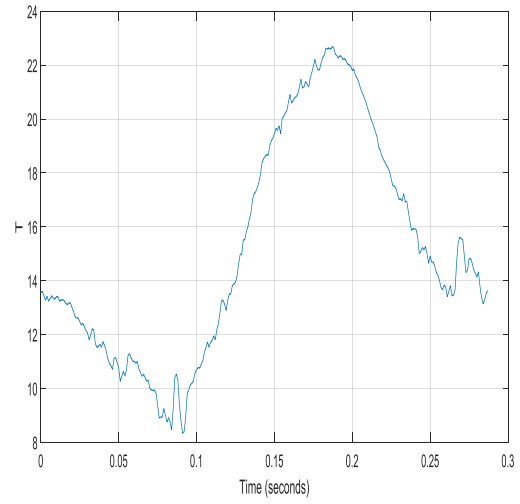


Figure IV.9: Variations d'entrée de la température

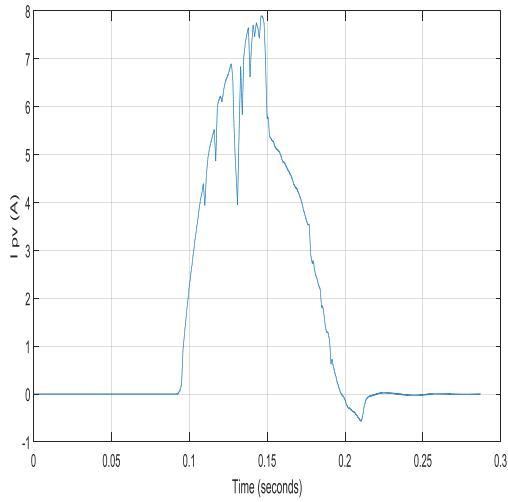


Figure IV.10: Variations du courant

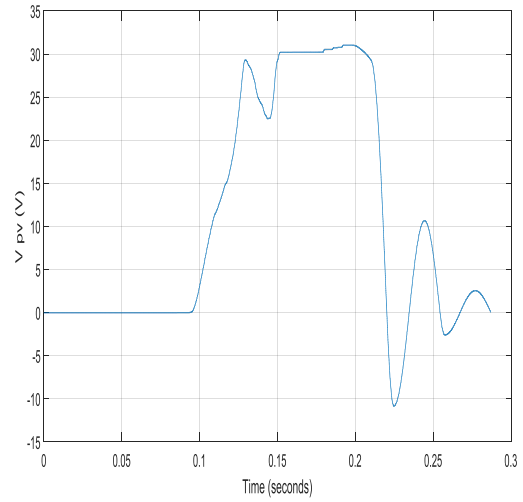


Figure IV.11: Variations de la tension



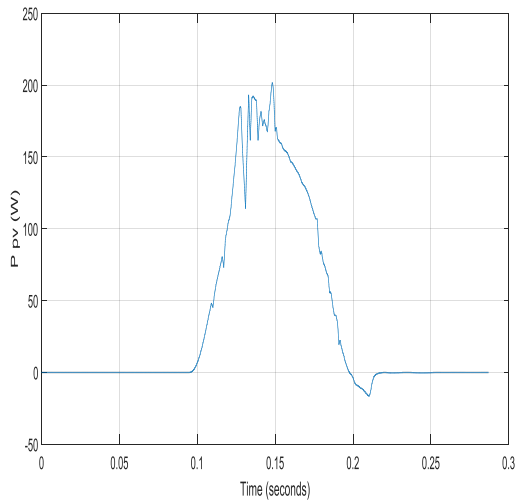


Figure IV.12: Variations de la puissance

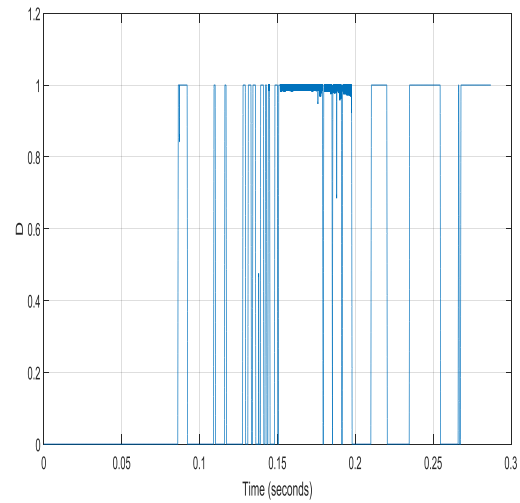


Figure IV.13: Variations du rapport de cyclique

### IV.3. Résultats de la modélisation floue de la puissance maximale

La Figure IV.16 montre l'interface de la modélisation de modèle flou pour l'obtention de la puissance maximale de générateur photovoltaïque examiné.

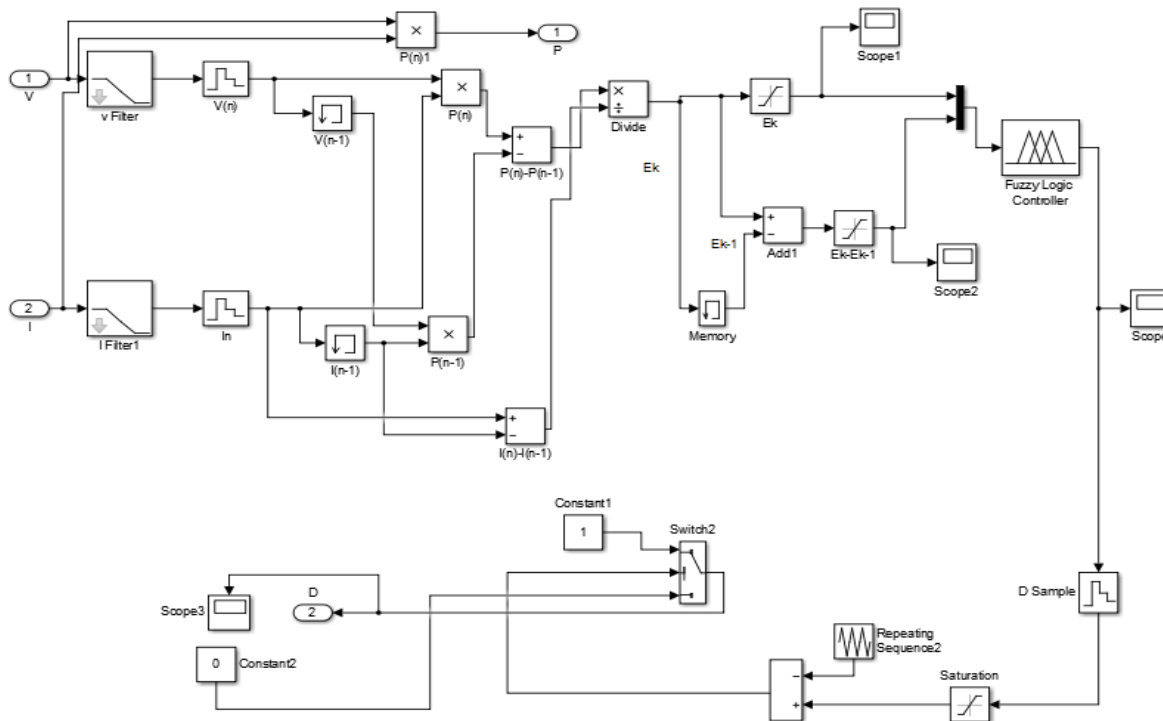
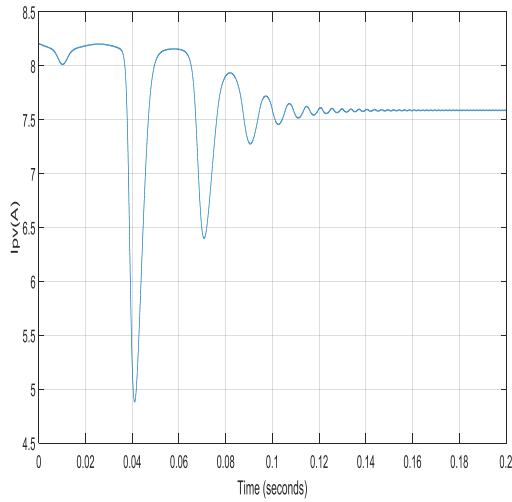


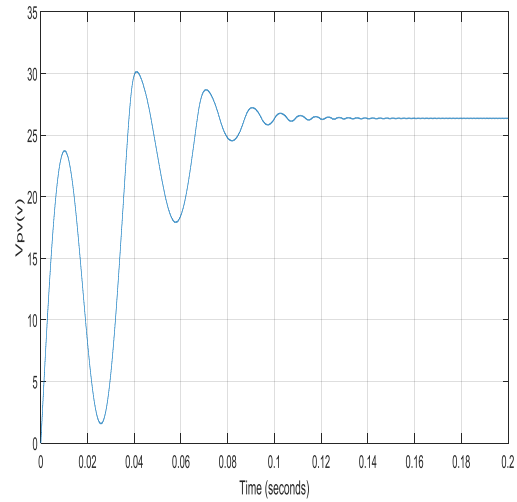
Figure IV.14: Modèle flou de la puissance maximale

Les résultats de la modélisation floue obtenus sont présentés successivement comme suit :

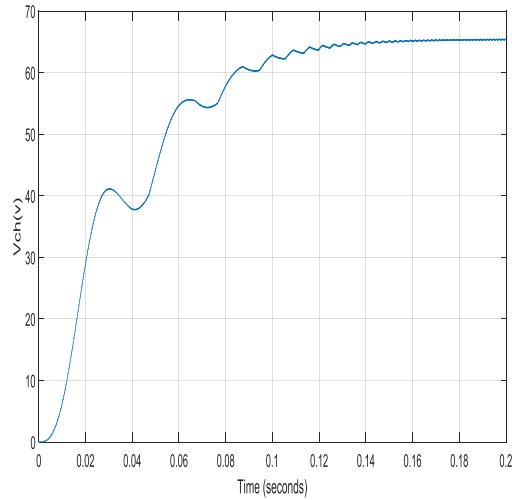
Les Figures IV.15, IV.16, IV.17 et IV.18 représentent respectivement les variations des caractéristiques du courant, tension à vide, tension en charge et la puissance de générateur photovoltaïque examiné, sous conditions d'éclairement  $E=1000\text{w/m}^2$  et de température  $T=25^\circ\text{C}$ .



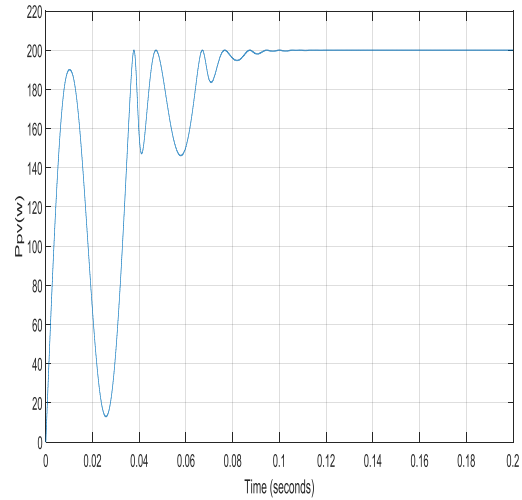
**Figure IV.15: Variations du courant de sortie**



**Figure IV.16: Variations de la tension à vide**



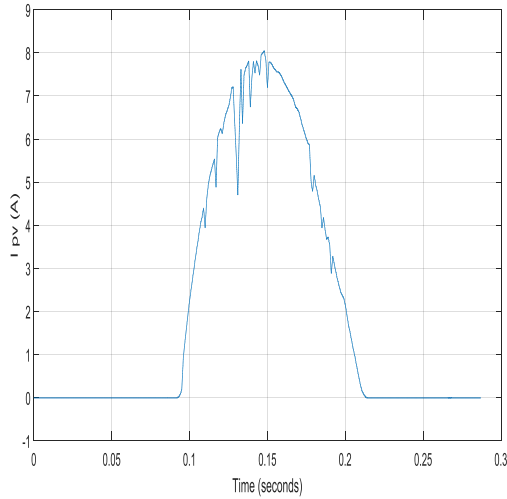
**Figure IV.17: Variations de la tension en charge**



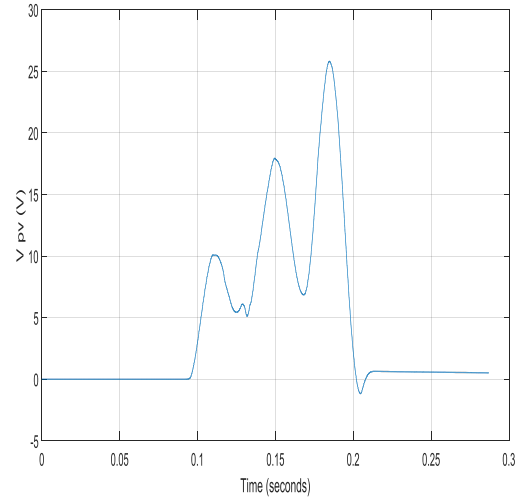
**Figure IV.18: Variations de la puissance de**

Les Figures IV.19, IV.20, IV.21 et IV.22 représentent respectivement les variations des caractéristiques réelles de générateur photovoltaïque examiné en fonction de la variation de l'irradiation et de la

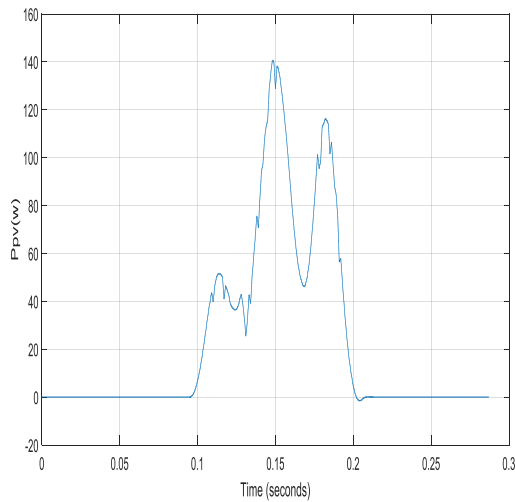
température du courant, tension à vide, tension en charge et la puissance sous conditions d'éclairément  $E=1000\text{w/m}^2$  et de température  $T=25^\circ\text{C}$ .



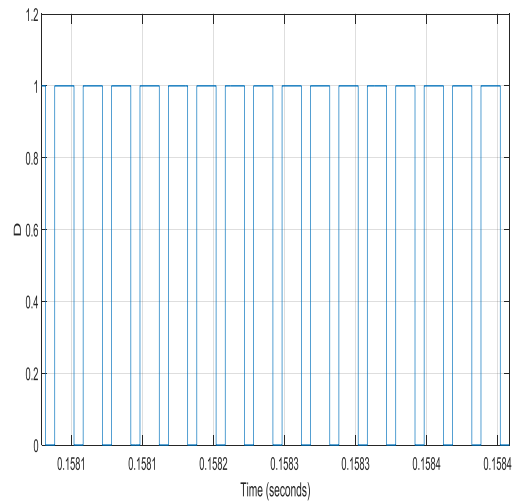
**Figure IV.19: Variations du courant en fonction de la variation de l'irradiation et de la température**



**Figure IV.20: Variations de tension en fonction de la variation de l'irradiation et de la température**



**Figure IV.21: Variations de la puissance en fonction de la variation de l'irradiation et de la température**



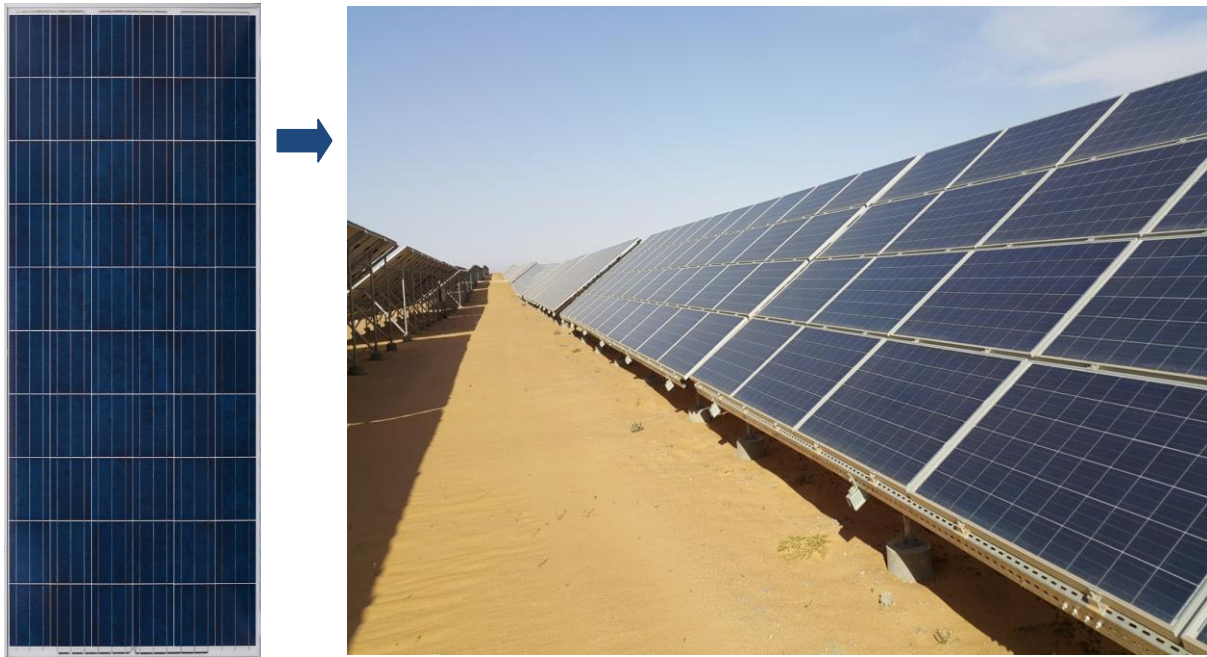
**Figure IV.22: Variations de rapport de cyclique en fonction de variation de l'irradiation et de la température**

Dans cette section de travail des modèles sont construits et modéliser pour les différentes composantes du système photovoltaïque ; d'après Les résultats obtenus de la modélisation de l'ensemble composé du générateur photovoltaïque et hacheur survolteur, on constate que :

***Les performances du générateur photovoltaïque examinées se dégradent avec l'augmentation de la température, la diminution de l'intensité de l'éclairement et les variations de la charge, sachant que les performances du générateur photovoltaïque sont évaluées à partir des conditions standards d'éclairement 1000W/m<sup>2</sup> et de température 25°C.***

#### **IV.4. Résultats de diagnostic floue de module photovoltaïques**

Afin de valider les modèles du module photovoltaïques dans ce travail, une partie expérimentale basée sur l'acquisition des données réelles est réalisée sur le champ photovoltaïque implanté au sud de l'Algérie de la centrale SKTM (SHARIKET KAHRABA WA TAKET MOUTADJADIDA), comme il est montré sur la Figure IV.23. Ces caractéristiques électriques sont données au tableau IV.1. Cette centrale est plantée sur une superficie de 60 hectares au désert du Sahara Algérienne, sur 1 km de long et 600 mètres de large des panneaux solaires, qu'il contient 120120 panneaux solaires avec une puissance de 30 MW et tension 30 KV avec une technologie poly-cristallin de panneau avec rendement 15-20 % .



**Figure IV.23 : Centrale d'énergie renouvelable SKTM (SHARIKET KAHRABA WA TAKET MOUTADJADIDA) dans le sud de l'Algérie**

La centrale d'énergie renouvelable examinée dans ce travail est implémentée dans le sud de l'Algérie est indispensable pour alimenter les réseaux isolés du sud Algérien par des sources d'énergie photovoltaïques, dont chaque watt gagné par ces sources, éloigne les utilisateurs aux dépendance envers les énergies fossiles.

**Table IV.1: Photovoltaic module characteristics of SKTM power station**

Item	Value
Maximum power	245 W
MPP voltage ( $V_{mp}$ )	29.6 V
MPP Current ( $I_{mp}$ )	8.28 A
Short circuit current ( $I_{cc}$ )	8.83 A
Open circuit voltage ( $V_{cc}$ )	37.5 V
Coefficient of sensitivity of the voltage to the temperature	-0.42 V/K
Coefficient of sensitivity of intensity to the temperature	+0,05 A/K

Le rendement est choisi comme un indicateur de performance de cellule photovoltaïque, donnée par l'équation (IV.6), afin de bien caractériser les variations de variable du courant et la variable de la tension du module PV, dû à un changement de température et les équations caractéristiques ( $I_{pv}(V_{pv})$  et  $P_{pv}(V_{pv})$ ) donnée par [3]:

$$P_{pv} = I_{pv} \cdot V_{pv} = \left( I_{sct} - N_p I_{0s} \left( e^{\frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{N_s V_T} - 1} - \frac{V_{pv}}{R_{sh}} - \frac{R_s I_{pv}}{R_s} \right) \right) \cdot V_{pv} \quad (IV.5)$$

Donc, le rendement d'un module photovoltaïque est donnée par:

$$\eta_{pv} = \frac{I_{mpp} V_{mpp}}{SG} \quad (IV.6)$$

Avec  $I_{mpp}$ ,  $V_{mpp}$  est le courant et la tension au point de puissance maximale MPP, quand la charge a une résistance de la cellule délivre la puissance maximale.

Le rapport entre le rendement réel  $\eta_{pv}$  le rendement théorique  $\eta_{th}$  représente le coefficient de performance, donnée par :

$$CP = \frac{\eta_{pv}}{\eta_{th}} \quad (IV.7)$$

Pour juger sur la qualité de la cellule photovoltaïque, le rapport entre la puissance optimale et la puissance en court-circuit de courant et en circuit ouvert de la tension, détermine le facteur de forme, ce facteur d'une bonne module photovoltaïque est compris dans l'intervalle [0,75 - 0,85], donnée par [11, 15]:

$$FF = \frac{I_{mpp} V_{mpp}}{I_{sc} V_{co}} \quad (IV.8)$$

La Figure IV.24 montre la courbe caractéristique de  $I_{pv}(V_{pv})$  quand a la Figure IV.25 elle montre la courbe caractéristique  $P_{pv}(V_{pv})$  du module photovoltaïque de la centrale SKTM à éclairement et température variables.

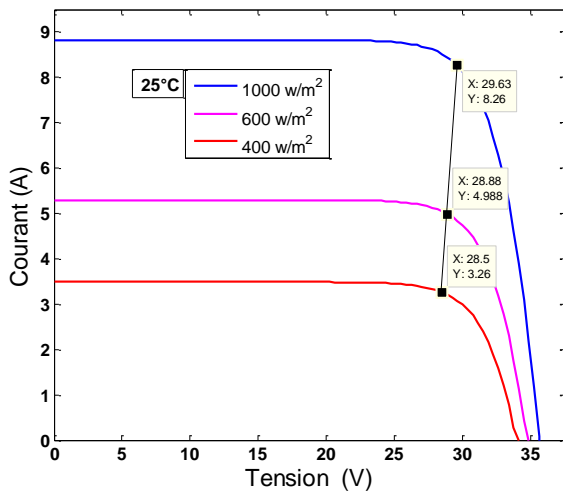


Figure IV.24: Courbe caractéristique  $I_{pv}(V_{pv})$  du module solaire de la centrale SKTM

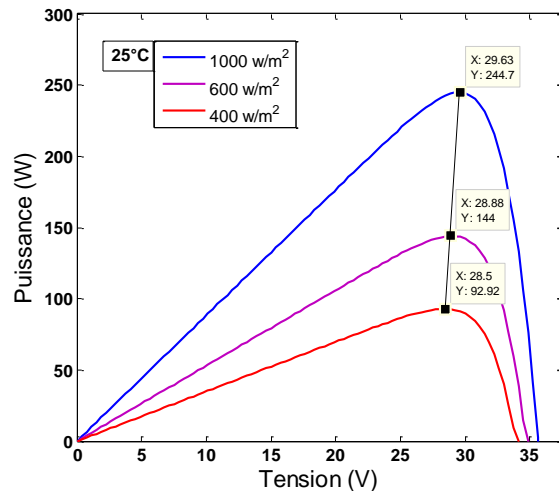


Figure IV.25: Courbe caractéristique  $P_{pv}(V_{pv})$  du module solaire de la centrale SKTM

Dans le but d'analyser les comportements de fonctionnement du champ photovoltaïque de la centrale SKTM, nous considérons non seulement les problèmes de commande, de régulation ou d'optimisation, mais aussi les problèmes de sécurité, de diagnostic, de qualité de fonctionnement et d'accommodation aux conditions adverses d'exploitation. Pour donner plus de visibilité dans le domaine de diagnostic des champs photovoltaïques, le parcours du point de puissance maximal MPPT est déterminé pour l'élaboration des indicateurs de dégradation et de diagnostic du système examiné avant la détection et la localisation des défauts du champ photovoltaïque de la centrale SKTM.

#### IV.5. Emulateur du module photovoltaïque de la centrale SKTM

Dans cette partie de travail, nous présentons les résultats expérimentaux des essais obtenus sur l'émulateur photovoltaïque de la centrale SKTM (SHARIKET KAHRABA WA TAKET MOUTADJADIDA). Le travail consiste à étudier et examiner les principales caractéristiques du module photovoltaïque de la centrale en fonction des variations de la température, d'éclairement et de la charge de sortie de système photovoltaïque et cela à la base de données expérimentales étalonnées sur trois jours d'observation, avec une un rayonnement solaire varie entre 0 et 929.6 W/m<sup>2</sup>.

La stratégie d'observation du module photovoltaïque est basée sur un émulateur photovoltaïque, comme il est montré sur la Figure IV.26 pour faire des tests de validation du modèle obtenus à partir de données expérimentales du module photovoltaïques de la centrale et évaluer te en même temps les effets de changement de température, d'éclairement et d'autre phénomènes influent sur les caractéristiques module photovoltaïque examiné.

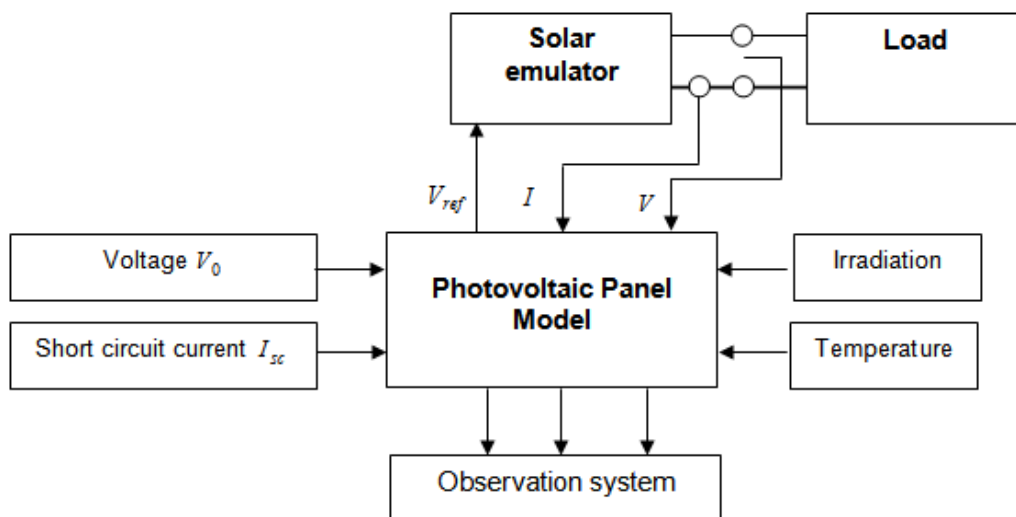
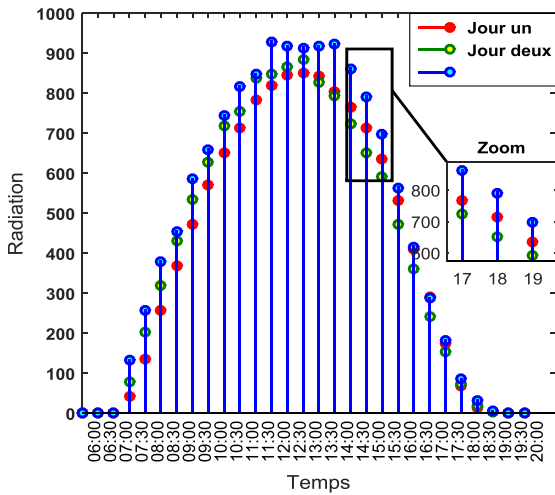
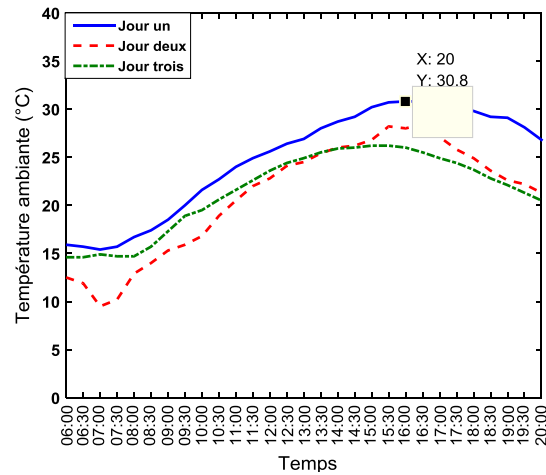


Figure IV.26: Stratégie d'observation du module photovoltaïque

La Figure IV.27 montre la variation de la température ambiante du champ photovoltaïque de SKTM (Shariket Kahraba wa Taket Moutadjadida) qui possède presque la même forme avec la variation de la radiation solaire de ce champ photovoltaïque de la Figure IV.28.



**Figure IV.27: Variation de la radiation solaire du champ photovoltaïque SKTM (Shariket Kahraba wa Taket Moutadjadida)**

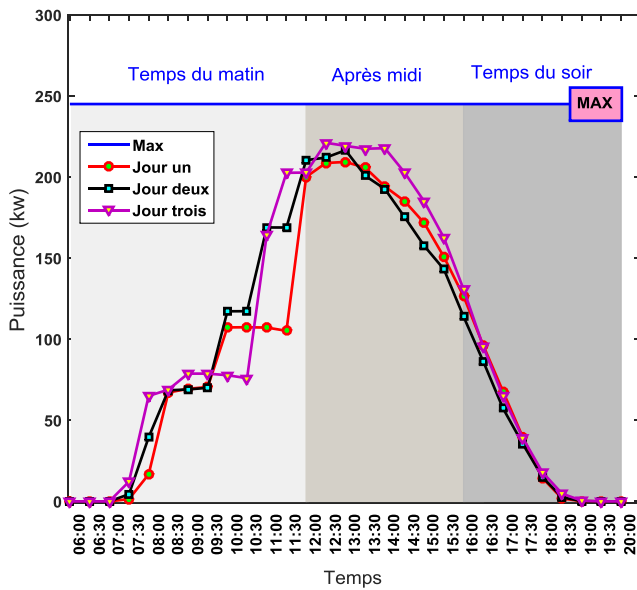


**Figure IV.28: Variation température ambiante du champ photovoltaïque SKTM (Shariket Kahraba wa Taket Moutadjadida)**

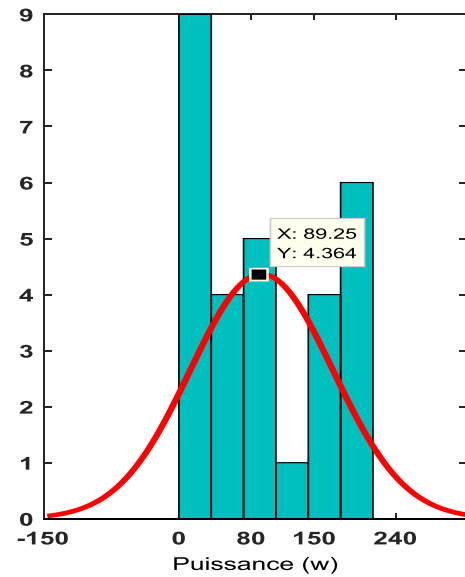
La variation de la puissance du module photovoltaïque de la centrale SKTM (SHARIKET KAHRABA WA TAKET MOUTADJADIDA) est montrée sur la Figure IV.29. La moyenne de la puissance pendant trois jours est à l'ordre de 4.364 W de ce module photovoltaïque, comme il est montré sur la Figure IV.30.

On observe bien que la puissance augmente avec la température ambiante en mi journée et ce la explique sa diminution dans la matinée et l'après midi.





**Figure IV.29: Variation de la puissance du module photovoltaïque de la centrale SKTM**



**Figure IV.30: Moyenne de la puissance pendant trois jours de module photovoltaïque de la centrale SKTM**

A partir des résultats obtenus de modèles du système photovoltaïque de la centrale SKTM, on observe que le changement de la puissance, de tension et du courant du panneau est en fonction de différents facteurs d'irradiation solaire.

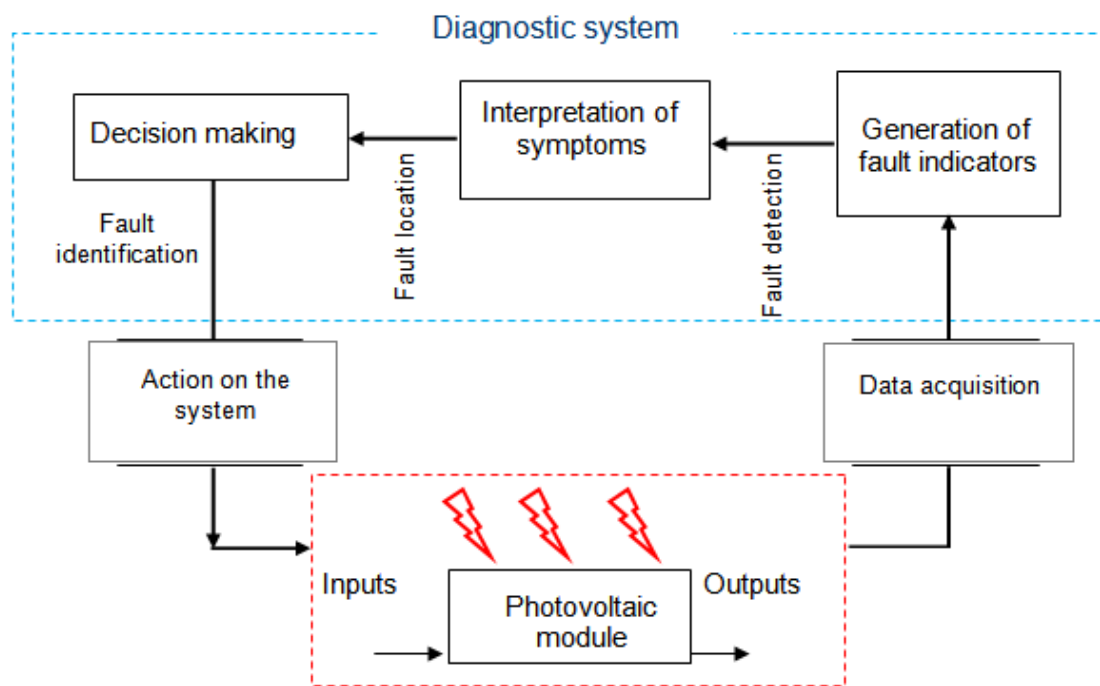
Afin de valider les modèles de système photovoltaïques de la centrale SKTM, plusieurs mesures ont été opérées et qui représente différentes et plusieurs actions de fonctionnement en mode normale.

Néanmoins, les installations photovoltaïques sont soumises pendant leurs fonctionnements, à différents défauts conduisant à une baisse des performances du système en qualité énergétique et disponibilité et qui provoquent une diminution de productivité de l'installation. Afin d'éviter le fonctionnement sous un mode défaillant, une stratégie de diagnostic permettant de détecter et localiser les défauts et les pannes doit être instaurée au niveau de la centrale.

Dans la suite de ce travail nous proposons et nous élaborons une stratégie de diagnostic et localisation des défauts grâce une approche basée sur une structure de modèle neuro-flou adaptatif de type ANFIS.

#### IV.6. Diagnostic de système photovoltaïque

La mise en application d'une approche de diagnostic nécessite de générer des résidus de défaillances, la réalisation d'une approche de diagnostic, comme il est présenté sur la Figure IV.31 requiert l'utilisation de données d'exploitation de l'installation photovoltaïque examinée. Les performances souhaitées sont obtenues par l'utilisation d'une stratégie de diagnostic de défauts, avec l'analyse en temps réel du système photovoltaïque, par les calculs des mesures et une modélisation robuste de système correctif approprié pour éviter les situations de l'occurrence d'une défaillance sur le bon fonctionnement de module photovoltaïque.



**Figure IV.31 : Structure générale du système de diagnostic d'une installation photovoltaïque**

En effet, plusieurs méthodes de diagnostic ont été élaborés dernièrement dans la littérature, selon la nature de système industriel, il est possible de définir l'approche de diagnostic adéquat. Dans ce travail, une méthode de diagnostic à base de modèles est choisie pour un système photovoltaïque installé a la centrale d'énergie solaire SKTM (SHARIKET KAHRABA WA TAKET MOUTADJADIDA) au sud de l'Algérie. Utilisant une approche d'inférence adaptative neuro-flou (ANFIS), qui combine les techniques de la logique floue et les réseaux de neurones artificiels pour constituer des modèles intelligent hybride de l'ensemble des variables de système photovoltaïque examiné.

Basée sur les concept de l'intelligence artificielle cette méthode utilise la combinaison en forme de modèles hybride entre les réseaux de neurones et techniques de la logique floue, en combinant les avantages de la théorie floue et leur capacité d'établir des modèles fiables pour décrire le comportement d'un système photovoltaïque et traduire l'expérience humaine sous forme des variables linguistiques et des règles floues avec les réseaux de neurones artificiels, qui offrent des capacité d'apprentissage avec leur propriété d'approximation universelle appliquée au système photovoltaïque examiné. D'où, la finalité de cette combinaison est d'avoir un système de diagnostic à base d'inférence adaptative neuro-flou appliquée à un système photovoltaïque étudié.

Avec l'utilisation de données expérimentales de modules photovoltaïques de la centrale SKTM (SHARIKET KAHRABA WA TAKET MOUTADJADIDA) pour construire le système d'inférence adaptative neuro-flou, cette approche sera adaptée pour la prédiction de défauts de système photovoltaïque étudié, comme il est montré sur la Figure IV.32.

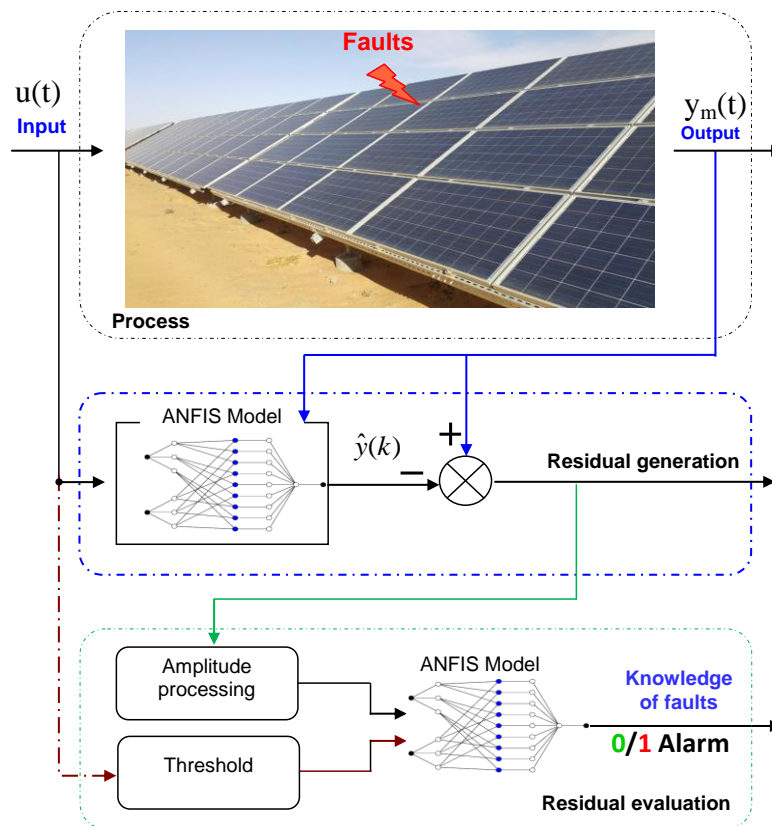


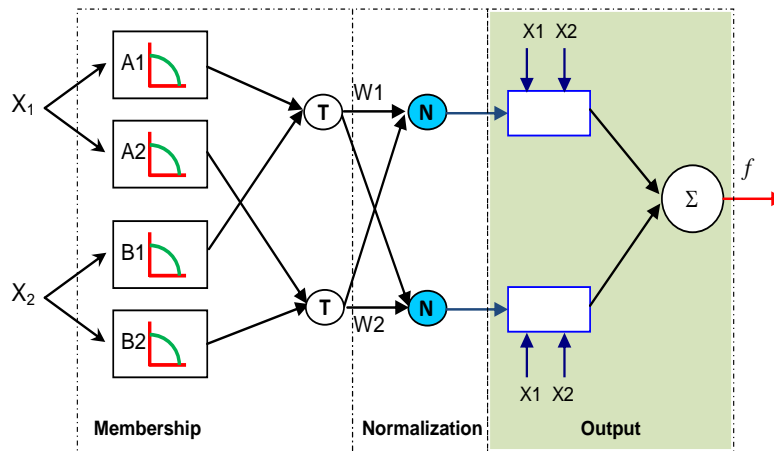
Figure IV.32: Système de diagnostic à base de modèle ANFIS proposé du système photovoltaïque

La Figure IV.33, résume le système neuro-flou proposé dans ce travail, cette configuration de système ANFIS est composée de cinq couches. La première et la quatrième couche se composent des noeuds adaptatifs tandis que la seconde, la troisième et la cinquième couche se composent de noeuds fixes.

Les noeuds adaptatifs sont associés à leurs paramètres respectifs, qui sont mis à jour avec chaque itération, tandis que les noeuds fixes sont exempts de tous paramètres. La couche d'entrée est constituée de deux paramètres d'entrée  $(x_1, x_2)$  et une sortie  $y$  avec deux règles floues de type Sugeno sont assignées à chaque variable d'entrée, ces deux règles sont présentées de la façon suivante:

$$\begin{aligned}
 \text{R\`egle 1 : } & \text{If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } B_1 \\
 & \text{Then } y_1 = f_1(x,y) = p_1x + q_1y + r_1 \\
 \text{R\`egle 2: } & \text{If } x_1 \text{ is } A_2 \text{ and } x_2 \text{ is } B_2 \\
 & \text{Then } y_2 = f_2(x,y) = p_2x + q_2y + r_2
 \end{aligned}
 \tag{IV.15}$$

$A, B$  sont les positionnements flou dans l'antécédent (Prémises),  $p, q$  et  $r$  sont les paramètres de conception qui sont déterminés pendant le procédé d'apprentissage.



**Figure IV.33: Structure de modèle neuro-flou adaptatif ANFIS**

Pour identifier et de modéliser le dynamique système photovoltaïque étudié à partir de données expérimentales pour approximer les variables de ce système en intégrant les imprécisions du raisonnement humain sous forme des de règles et des variables linguistiques. En intégrant les outils de classification floue à partir des bases de données et cela pour une future exploitation de cette approche dans la partie diagnostic. Les techniques de Takagi-Sugeno sont utilisées pour modéliser la dynamique de ce système photovoltaïque étudié avec l'algorithme suivant:

**Début**

**Initialisez le système flou**

Utilisé les données de mesures pour la modélisation

**Donnez les paramètres d'apprentissage**

Nombre d'itération avec le calcul de tolérance

**Validation**

Avec des données indépendantes (modèle de référence)

**Commencer l'apprentissage**

Calcul de vecteur de résidus

Arrêt lorsque la tolérance est attendre

Fin

**IV.6.1. Détection de défauts dans le système photovoltaïque**

La procédure de détection de défauts dans le système photovoltaïque étudié est fondée sur la détermination des résidus à partir d'une comparaison entre les modèles de références obtenus par le système neuro-flou adaptatif et les modèles élaborés à partir de variations paramétriques réelles de système photovoltaïque. Le but est de montrer les variations et les divergences par rapport au fonctionnement réel du système ; déterminer l'instant d'occurrence d'une défaillance et estimer et déterminer les sorties du système utilisant les observateurs, les indicateurs de défauts (résidus) utilisant les modèles neuro-flou adaptatif.

D'où le vecteur des résidus est alors :

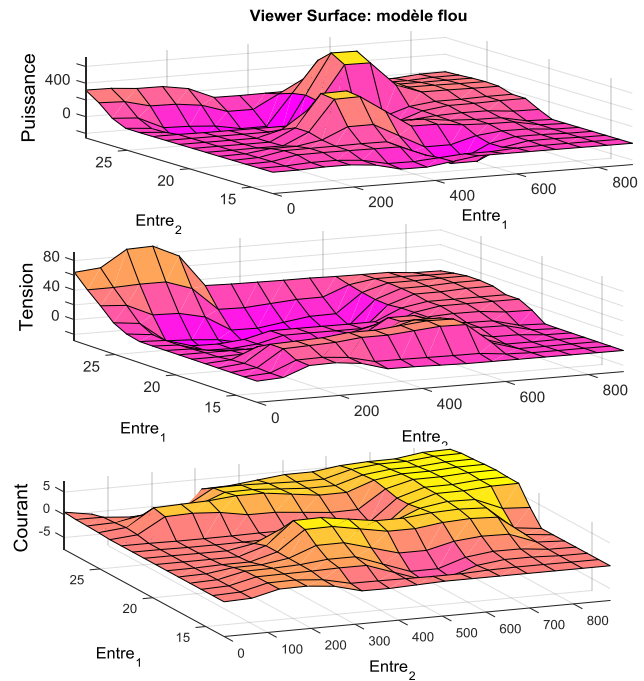
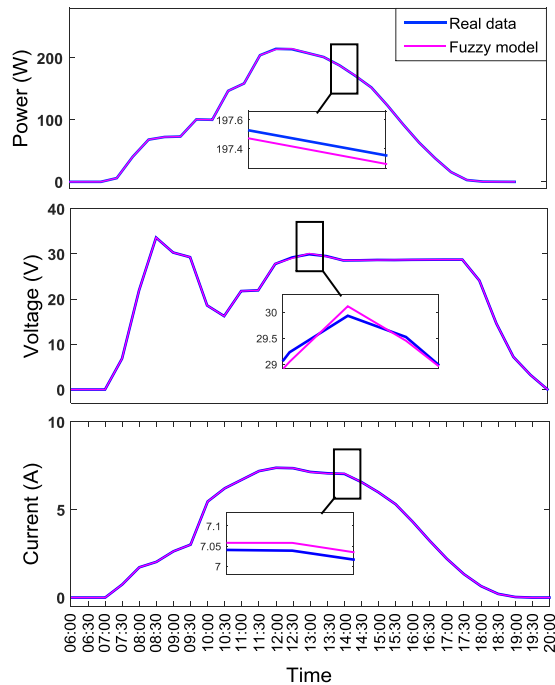
$$r(k) = y_m(k) - \hat{y}(k) \tag{IV.26}$$

Où  $y_m(\cdot)$  est la sortie mesurée du système.

La démarche proposée pour le diagnostic du fonctionnement défaillant d'un champ photovoltaïque, repose sur l'analyse de résidus des caractéristiques  $P$ ,  $I$  et  $V$  pour obtenir le comportement de module photovoltaïque examiné, les modèles neuro-flou adaptatif proposée sont de la forme suivant:

$$\begin{aligned} P &= ANFIS_1(G,T) \\ V &= ANFIS_2(G,T) \\ I &= ANFIS_3(G,T) \end{aligned} \tag{IV.27}$$

La Figure IV.34, montre la variation des modèles neuro-flou adaptatif de courant, tension et puissance en fonctionnement normal du système photovoltaïque tandis que la Figure IV.35 montre l'allure de la surface de sortie des modèles  $P$ ,  $I$  et  $V$  de modèles ANFIS obtenus.



**Figure IV.34: Variation des modèles  $P$ ,  $I$  et  $V$  neuro-flou adaptatif en fonctionnement normal**

**Figure IV.35: Surfaces floues des modèles  $P$ ,  $I$  et  $V$  en fonctionnement normal**

L'approche de diagnostic testée repose sur l'analyse des résidus de fonctionnement, cela offre la possibilité de détecter automatiquement l'occurrence d'un défaut sans arrêter de processus. Par cette approche il est possible d'identifier le niveau du système (composante) qui est en dysfonctionnement.

#### IV.6.2. Résultats et discussions

Dans le cas étudié du module photovoltaïques de la centrale SKTM (SHARIKET KAHRABA WA TAKET MOUTADJADIDA), la construction de base de données s'appuie sur une analyse de l'historique de pannes, permettant d'identifier les pannes possibles de ce module photovoltaïque et ses composants, comparés avec les modèles de références en fonctionnement normal de module photovoltaïque, pour pouvoir déterminer les résidus ( $\Delta P$ ,  $\Delta V$ ,  $\Delta I$ ). Les défauts considérés sont montrés dans le tableau IV.2 et les différentes symptômes sont répertoriés dans le tableau IV.3. Le comportement du champ résultant a été enregistré pour ensuite le comparer avec celui de la référence.

Pour valider cette démarche, une campagne de mesure sur le système photovoltaïque réel a été réalisée pour exprimer l'écart entre système photovoltaïque en fonctionnement normal et celui en fonctionnement défaillant, dont l'expression est donnée par l'équation suivante:

$$\Delta Output = Output_{Healthy} - Output_{Fault} \quad (9)$$

**Table IV.2: Fault signatures table of the photovoltaic module**

Faults	Nature of defects	$\Delta P$	$\Delta V$	$\Delta I$	Severity
D1	No defect	0	0	0	*
D2	Disconnected by-pass diode	1	1	0	*
D3	By-pass diode short-circuited	1	1	0	*
D4	Mismatch type "Rp or Rs"	1	0	0	**
D5	Reverse by-pass diode	1	1	0	*
D6	Short-circuited cells (Rp = 0)	1	1	0	*
D7	Mismatch type "complete shading"	1	1	0	*
D8	Mismatch type "temperature"	1	1	0	*
D9	Short circuited module	1	1	1	**
D10	Hardware problem, where several cells are faulty (clogged modules)	1	1	1	**

Pour la validation de l'approche proposée, des tests de diagnostic sur les types de défauts D10 ont été effectués pour surveiller les phénomènes de vent du sable ou après l'arrivée d'une tempête de vent de sable sur les panneaux solaires, afin de donner l'ordre au système de nettoyage pour l'impulsion d'air pressé dans le cas de nettoyage automatique comme il est montrée sur la Figure IV.36.

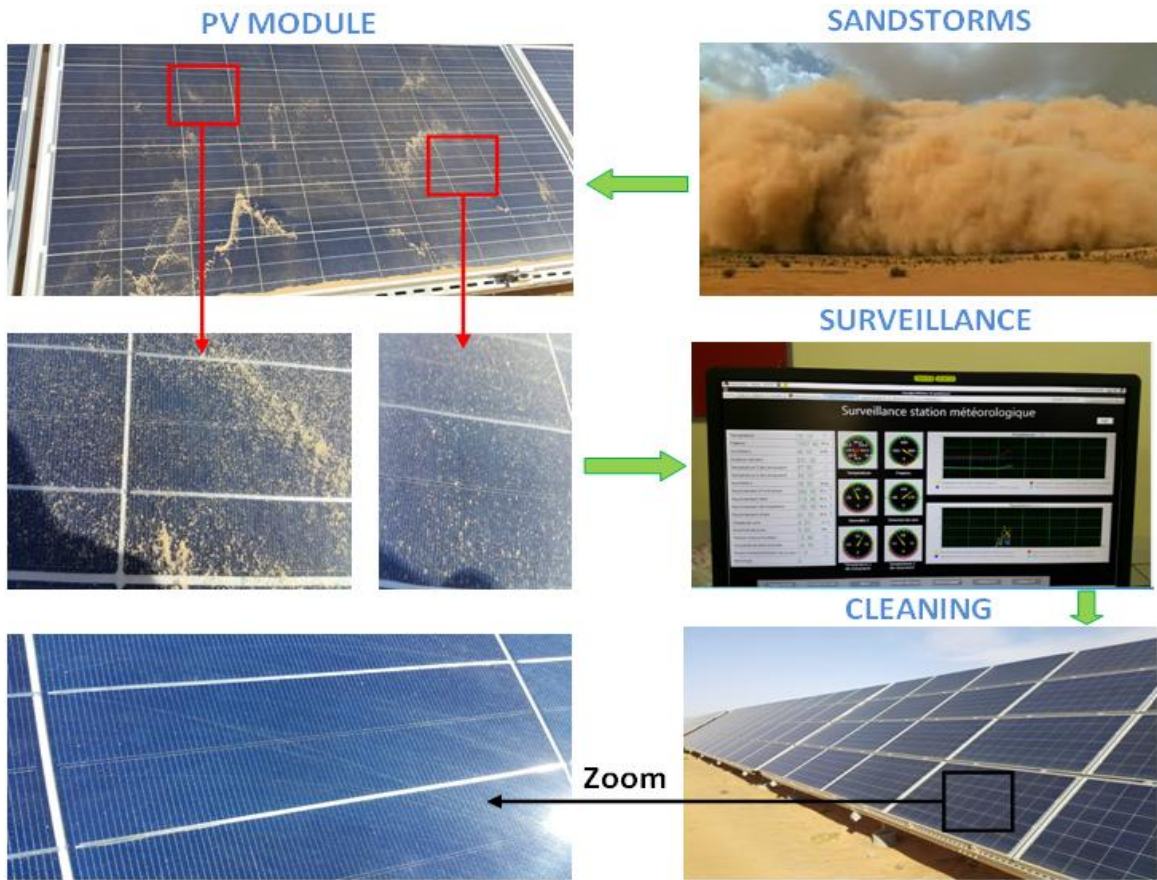
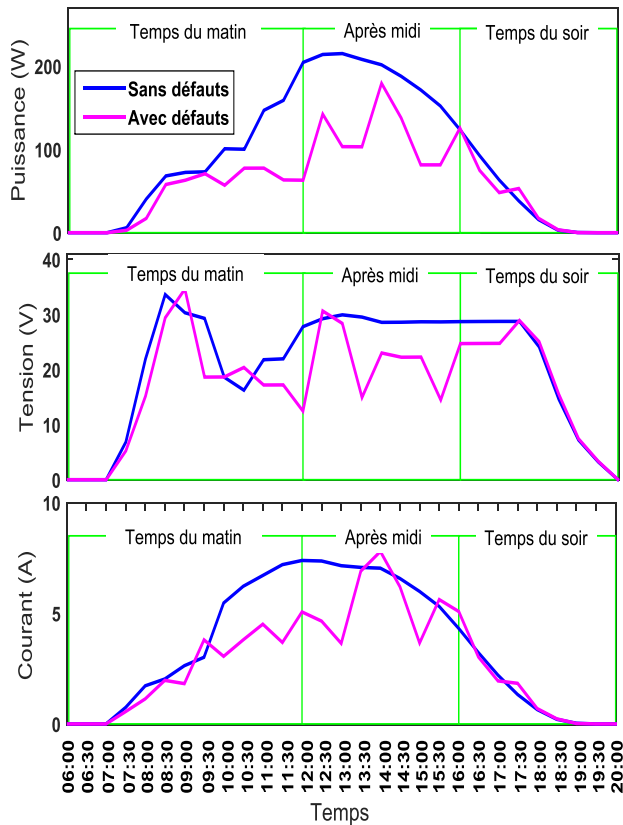


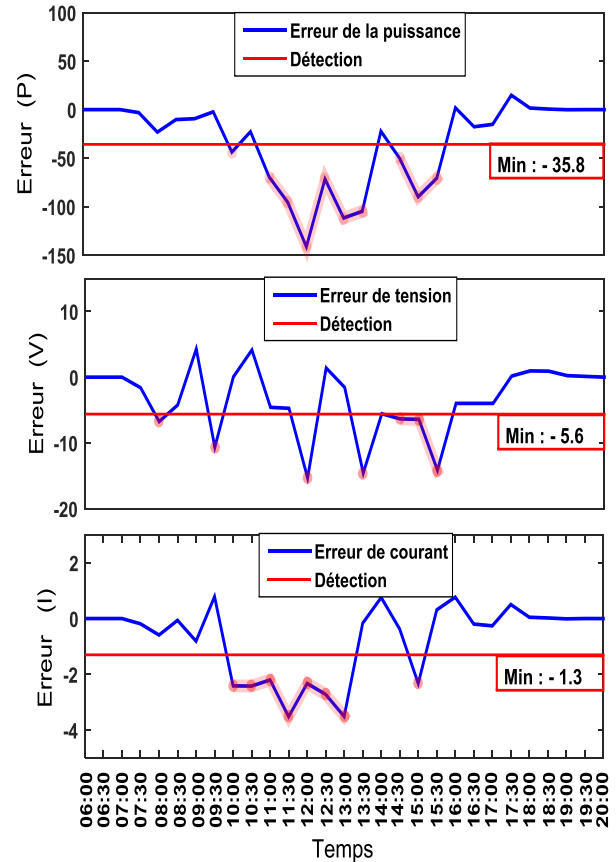
Figure IV.36: Tests de diagnostic de système photovoltaïque après une tempête de vent de sable

La Figure IV.37 montre la variation des modèles ( $P$ ,  $I$  et  $V$ ) de système photovoltaïque en bleu les modèles de références et les modèles défaillants, l'écart entre ces deux modèles est montré sur la Figure IV.38 et qui montre la variation des résidus pour les trois caractéristiques de système photovoltaïque examiné ( $P$ ,  $I$  et  $V$ ). La Figure IV.38 montre l'évaluation des résidus pour les trois caractéristiques de système photovoltaïque étudié ( $P$ ,  $I$  et  $V$ ).





**Figure IV.37: Variation des modèles de références et les modèles défaillants ( $P$ ,  $I$  et  $V$ ) du système photovoltaïque**



**Figure IV.38: Variation des résidus des trois caractéristiques du système photovoltaïque étudié ( $P$ ,  $I$  et  $V$ )**

L'analyse des différents résultats obtenus de pannes D10, pour les caractéristiques ( $P$ ,  $I$  et  $V$ ) après une tempête de vent de sable a permis le déclenchement d'une opération de nettoyage du module photovoltaïque. Cela est venu après le dépassement des seuils de mode de fonctionnement normale ; sachant que le dépassement est de l'ordre de (35.8) pour la puissance, (5.6 pour la tension alors que le dépassement est de l'ordre de (1.3) pour le courant.

Ces résultats montrent bien l'efficacité de l'approche de détection de défauts de système photovoltaïque étudié lors du changement du comportement de fonctionnement des modèles utilisés à l'instant de l'apparition du défaut sur le système photovoltaïque.

#### **IV.7. Conclusion**

Le but de cette partie de travail était de tracer les bases du développement d'une approche de diagnostic moderne pour une exploitation durable de l'énergie solaire. C'est un travail qui a permis d'améliorer considérablement les systèmes de surveillances de la centrale solaire en vue d'une augmentation de son efficacité énergétique, d'où comme il a permis de réaliser une validation des modèles flous a partir des résultats obtenus et tests expérimentaux réalisés sur le diagnostic de défaillances de modules solaire du centrale SKTM (SHARIKET KAHRABA WA TAKET MOUTADJADIDA) au sud de l'Algérie à l'aide d'un système d'intelligence artificielle utilisant une approche d'inférence adaptative neuro flou.

Les résultats obtenus confirment la validité des stratégies de diagnostic de défaillances système photovoltaïque étudié, vers la fiabilisation de ce système. L'analyse comparative de modèles obtenus de modèles d'inférence adaptative neuro flou avec les modèles de comportement réels a met en évidence ses nombreux avantages en diagnostic de système photovoltaïque étudié et offrent de multiples possibilités qui sont profitables tant au niveau social, qu'environnemental et économique. Ils sont, entre autre, simples, versatiles, évolutifs et offrent une énergie de qualité.

Les résultats de mesure ont été obtenus et analysés pour la modélisation de système photovoltaïque avec des actions correctives appropriées de techniques de diagnostic pour éviter les situations de l'apparition d'une défaillance sur le bon fonctionnement de ce système.

## Conclusion générale

---

La nécessité des sources d'énergie dans la vie quotidienne augmente chaque jour, d'où l'énergie hybride renouvelable est présentée comme une source alternative pour plusieurs applications civiles et industrielles. Néanmoins, chaque source d'énergie renouvelable donne des avantages comparée à d'autres sources d'énergie. Récemment, la combinaison entre les sources d'énergie éolienne et solaire est une technologie plus attirante dans la production d'énergies électriques. Cette hybridation des énergies renouvelables l'énergie permet de profiter de chaque source pour minimiser les pertes dans la production d'énergie électrique.

La conservation des installations électriques en bon état de fonctionnement nécessite l'application d'une politique de maintenance capable de prédire et diagnostiquer les pannes et sécuriser ainsi ces installations.

Notre travail porte essentiellement sur le développement et la validation expérimentale des techniques de diagnostic fondés sur des modèles basées sur la théorie floue appliquée a système d'énergies hybride (solaire et éolienne). Une stratégie de diagnostic des défaillances dans les processus d'énergie renouvelable pour contribuer à améliorer la fiabilité des de ces systèmes énergétiques a été alors élaborée.

L'intérêt majeur de la recherche des travaux de cette thèse est d'augmenter la sécurité des éléments de la chaîne du processus industriel en prenant l'exemple d'un système d'énergie renouvelable, afin de garantir la continuité de production et de fonctionnement. En effet, les approches classiques posent des problèmes de modélisation et d'efficacité des stratégies de diagnostic, notre contribution réside dans le développement d'une technique de l'intelligence artificielle, qui utilise les modèles de comportements sains et défectueux combine avec la méthode de seuillage pour isoler les défauts. Par la suite l'accent est mis en particulier sur la conception d'approches d'intelligence artificielle, qui est considérée comme des solutions prometteuses pour les besoins de prévention et de surveillance.

Notre travail s'est orienté vers l'étude de la tache de diagnostic des défauts dans un processus d'énergie hybride, en se basant sur la méthode a base de modèle. Le choix est porté sur une approche basée sur la logique floue. Nous avons utilisé le modèle flou pour les différentes étapes de diagnostic, la modélisation des variables de système hybride, la génération des résidus comme des indicateurs de défauts et pour la classification de ces derniers.

Les résultats obtenus dans les différentes étapes présenteront une efficacité des systèmes conçus, d'où le système de diagnostic global est capable de détecter le défaut et de le classer grâce à la capacité d'approximation et de généralisation de ces systèmes intelligents.

Les avantages d'utiliser un tel système neuro flou sont dans leur capacité de traiter les informations incertaines avec l'extraction automatique de la base de règle. Aussi, ce système permet de localiser les défauts affectant le système hybride avec une capacité d'apprentissage fiable. Pour cela, il suffit de surveiller la valeur de la sortie du classificateur neuro flou, puisque les performances du système ANFIS sont plus précises, grâce à l'adaptation entre l'approximation des réseaux de neurones et la rapidité d'exécution des algorithmes flous.

Le choix de ce système dans notre travail vient de son importance comme il est exposé à de nombreuses erreurs et défauts, y compris les inconvénients du système par le changement climatique il est lié au climat, où nous avons trouvé des défauts dans les panneaux solaires.

**Des résultats fructueux ont été obtenus grâce à l'approche de diagnostic des défaillances proposée dans cette thèse dans le système d'énergie renouvelable, des résultats qui contribuent à l'amélioration de leur disponibilité et maintenabilité avec une solution écologique et compétitive pour la production d'électricité.**

Enfin, nous espérons que notre contribution présentée dans cette thèse ouvre de nouvelles perspectives:

- Un travail de robustesse pour la génération d'indicateurs par des implications floues doit être considéré,
- Un travail sur la génération d'indicateurs de défaillances par des observateurs flous.

## Bibliographies

---

- [1]. Abhik Hazra, Saborni Das, Mousumi Basu, An efficient fault diagnosis method for PV systems following string current. *Journal of Cleaner Production*, 2017, vol. 154, pp. 220-232.
- [2]. Ahmed Chaib, Djalloul Achour, Mohamed Kesraoui, Control of a Solar PV/wind Hybrid Energy System. *Energy Procedia*, 2016, vol. 95, pp. 89-97.
- [3]. Ahmed M. Kassem, MPPT control design and performance improvements of a PV generator powered DC motor-pump system based on artificial neural networks. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2012, vol. 43, no. 1, pp. 90-98.
- [4]. Akhilesh Soni, Jacqueline A. Stagner, David S. -K. Ting, Adaptable wind/solar powered hybrid system for household wastewater treatment. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2017, vol. 24, pp. 8-18.
- [5]. Alireza Zendehboudi, Baseer M.A., Saidur R., Application of support vector machine models for forecasting solar and wind energy resources: A review. *Journal of Cleaner Production*, 2018, vol. 199, pp. 272-285.
- [6]. Amir Ahadi, Seyed Mohsen Miryousefi Aval, Hosein Hayati, Generating capacity adequacy evaluation of large-scale, grid-connected photovoltaic systems. *Frontiers in Energy*, 2016, vol. 10, no. 3, pp. 308-318.
- [7]. Andreas K. Athienitis, Giovanni Barone, Annamaria Buonomano, Adolfo Palombo, Assessing active and passive effects of facade building integrated photovoltaics/thermal systems: Dynamic modelling and simulation. *Applied Energy*, 2018, vol. 209, pp. 355-382.
- [8]. Asma Triki Lahiani, Afef Bennani-Ben Abdelghani, Ilhem Slama-Belkhodja, Fault detection and monitoring systems for photovoltaic installations: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, vol. 82, Part 3, pp. 2680-2692.
- [9]. Ayman Faza, A probabilistic model for estimating the effects of photovoltaic sources on the power systems reliability. *Reliability Engineering & System Safety*, 2018, vol. 171, pp. 67-77.
- [10]. Ben Salah J., Jerbi H., Valentin C., and Xu C.Z., Synthèse géométrique du cycle limite hybride optimal et de la commande d'une classe de systèmes dynamiques à commutation. *E-revue Sciences et Technologies de l'Automatique*, 2008, vol. 5, no. 4, pp. 33-41.

- [11]. Carlos Correa-Betanzo, Hugo Calleja, Susana De Leon-Aldaco, Module temperature models assessment of photovoltaic seasonal energy yield. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2018, vol. 27, pp. 9-16.
- [12]. Costa P., P. Miranda, and A. Estanqueiro, Development and validation of the Portuguese wind atlas. *EWEL 2006 - European Wind Energy Conference*, no. 1, pp. 1-9.
- [13]. Derrouazin A., Aillerie M., Mekakia-Maaza N., Charles J.P., Multi input-output fuzzy logic smart controller for a residential hybrid solar-wind-storage energy system. *Energy Conversion and Management*, 2017, vol. 148, pp. 238-250.
- [14]. Du Guangqian, Kaveh Bekhrad, Pouria Azarikhah, Akbar Maleki, A hybrid algorithm based optimization on modeling of grid independent biodiesel-based hybrid solar/wind systems. *Renewable Energy*, 2018, Volume 122, Pages 551-560.
- [15]. Elhadidy M.A. and Shaahid S.M., Decentralized/standalone hybrid Wind–Diesel power systems to meet residential loads of hot coastal regions. *Energy Conversion and Management*, 2005, vol. 46, no. 15-16, pp. 2501-2513.
- [16]. Elyes Garoudja, Fouzi Harrou, Ying Sun, Kamel Kara, Aissa Chouder, Santiago Silvestre, Statistical fault detection in photovoltaic systems. *Solar Energy*, 2017, vol. 150, pp. 485-499.
- [17]. Faiza Belhachat, Cherif Larbes, Global maximum power point tracking based on ANFIS approach for PV array configurations under partial shading conditions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2017, vol. 77, pp. 875-889.
- [18]. Fouzi Harrou, Ying Sun, Bilal Taghezouit, Ahmed Saidi, Mohamed-Elkarim Hamlati, Reliable fault detection and diagnosis of photovoltaic systems based on statistical monitoring approaches. *Renewable Energy*, 2018, vol. 116, Part A, pp. 22-37.
- [19]. Haifei Chen, Jie Ji, Gang Pei, Jie Yang, Yang Zhang, Experimental and numerical comparative investigation on a concentrating photovoltaic system. *Journal of Cleaner Production*, 2018, vol. 174, pp. 1288-1298.
- [20]. Hannoun H., Minimisation de l'énergie consommée dans un véhicule hybride thermiqueélectrique. These de doctorat a l'Université de Pierre et Marie Curie, Paris 6, Supélec, 2005.

- [21]. Hao Chen, Chen Yang, Kangjie Deng, Nana Zhou, Haochuang Wu, Multi-objective optimization of the hybrid wind/solar/fuel cell distributed generation system using Hammersley Sequence Sampling. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2017, vol. 42, no. 12, pp. 7836-7846
- [22]. Hassan Fathabadi, Novel high-efficient large-scale stand-alone solar/wind hybrid power source equipped with battery bank used as storage device. *Journal of Energy Storage*. 2018, vol. 17, pp. 485-495.
- [23]. Hassan Fathabadi, Novel standalone hybrid solar/wind/fuel cell power generation system for remote areas. *Solar Energy*, 2017, vol. 146, pp. 30-43.
- [24]. Hassan Fathabadi, Utilizing solar and wind energy in plug-in hybrid electric vehicles. *Energy Conversion and Management*, 2018, vol. 156, pp. 317-328.
- [25]. Henry Louie, Operational analysis of hybrid solar/wind microgrids using measured data. *Energy for Sustainable Development*, 2016, vol. 31, pp. 108-117.
- [26]. Imad Eddine Kaid, Ahmed Hafaifa and Kouzou Abdellah, Performance analysis of a photovoltaic system based on solar irradiation values to obtain the optimum maximum power point. The 9th International Electrical Engineering Conference CEE'2016, October 2-4, 2016 Batna, Algeria.
- [27]. Imad Eddine Kaid, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Abdellah Kouzou, Mathematical modeling of a wind turbine used in energy conversion system. *Congres des Mathematiens Algeriens*, Boumerdes 12-13 Mai 2018, Algeria
- [28]. Imad Eddine Kaid, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana, Abdellah Kouzou and Lakhdar Mazouz, Comparative results of optimal power point tracking approaches applied to photovoltaic modules. *The International Conference on Applied Smart Systems (ICASS'18)*, Medea University, 24-25 November 2018.
- [29]. Imad Eddine Kaid, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana, Nadji Hadroug, Abdellah Kouzou and Lakhdar Mazouz, Photovoltaic system failure diagnosis based on adaptive neuro fuzzy inference approach: South Algeria solar power plant. *Journal of Cleaner Production*, 2018, vol. 204, pp. 169-182.
- [30]. Imad Eddine Kaid, Mouloud Guemana, Ahmed Hafaifa and Abdellah Kouzou, Identification and Modeling of Wind Turbine Variables for Efficient Energeticconversion. *IEEE SSD 2018*, on the

- International Conference on Power Systems & Smart Energies (PSE), 19-22 March 2018, Hammamet, Tunisia.
- [31]. Imad Eddine Kaid, Nadji Hadroug, Mosbah Laouamer, Ahmed Hafaifa, Modelisation et simulation de la machine asynchrone a double alimentation - MADA - . The 2nd International Workshop on Signal Processing Applied to Rotating Machinery Diagnostics, SIGPROMD'2018, 29-30 April 2018, Djelfa, Algeria.
- [32]. Jenitha P., Immanuel Selvakumar A., Fault detection in PV systems. *Applied Solar Energy*, 2017, vol. 53, no. 3, pp. 229-237.
- [33]. Jyh-Shing Roger Jang, ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1993, vol. 23, no. 3, pp. 665-685.
- [34]. Jyh-Shing Roger Jang, CT Sun, Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference systems. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1993, vol. 4, no. 1, pp. 156-159.
- [35]. Kamal Anoune, Mohsine Bouya, Abdelali Astito, Abdellatif Ben Abdellah, Sizing methods and optimization techniques for PV-wind based hybrid renewable energy system: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, vol. 93, pp. 652-673
- [36]. Kuei-Hsiang Chao, Chao-Ting Chen, A remote supervision fault diagnosis meter for photovoltaic power generation systems. *Measurement*, 2017, vol. 104, pp. 93-104.
- [37]. Lin Ye, Hai Bo Sun, Xu Ri Song, Li Cheng Li, Dynamic modeling of a hybrid wind/solar/hydro microgrid in EMTP/ATP. *Renewable Energy*, 2012, vol. 39, no. 1, pp. 96-106.
- [38]. Liyan Zhang, Alex Q. Huang, Model-based fault detection of hybrid fuel cell and photovoltaic direct current power sources. *Journal of Power Sources*, 2011, vol. 196, no. 11, pp. 5197-5204.
- [39]. Mahmoud Dhimish, Violeta Holmes, Bruce Mehrdadi, Mark Dales, Comparing Mamdani Sugeno fuzzy logic and RBF ANN network for PV fault detection. *Renewable Energy*, 2018, vol. 117, pp.257-274.
- [40]. Mahmoud Dhimish, Violeta Holmes, Bruce Mehrdadi, Mark Dales, Diagnostic method for photovoltaic systems based on six layer detection algorithm. *Electric Power Systems Research*, 2017, vol. 151, pp. 26-39.



- [41]. Mahmoud Dhimish, Violeta Holmes, Bruce Mehrdadi, Mark Dales, Peter Mather, Photovoltaic fault detection algorithm based on theoretical curves modelling and fuzzy classification system. *Energy*, 2017, vol. 140, Part 1, pp. 276-290.
- [42]. Mahmoud Dhimish, Violeta Holmes, Fault detection algorithm for grid-connected photovoltaic plants. *Solar Energy*, 2016, vol. 137, pp. 236-245.
- [43]. Mahmoud Dhimish, Violeta Holmes, Mark Dales, Parallel fault detection algorithm for gridconnected photovoltaic plants. *Renewable Energy*, 2017, vol. 113, pp. 94-111.
- [44]. Makbul A. M. Ramli, Ayong Hiendro, Yusuf A. Al-Turki, Techno-economic energy analysis of wind/solar hybrid system: Case study for western coastal area of Saudi Arabia. *Renewable Energy*, 2016, vol. 91, pp. 374-385.
- [45]. Mamdani E.H. and Assilian S., An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 1975, vol. 7, no. 1, pp. 1-13.
- [46]. Mamdani E.H., Advances in the linguistic synthesis of fuzzy controllers. *International Journal of Man-Machine Studies*, 1976, vol. 8, pp. 669-678.
- [47]. Matthew J. Daigle, Anibal Bregon, Xenofon Koutsoukos, Gautam Biswas, Belarmino Pulido, A qualitative event-based approach to multiple fault diagnosis in continuous systems using structural model decomposition. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, vol. 53, pp. 190-206.
- [48]. Mohamed Hassan Ali, Abdelhamid Rabhi, Sofiane Haddad, Ahmed El Hajjaji, Real time determination of solar cell parameters. *Journal of Electronic Materials*, 2017, vol. 46, no. 11, pp. 6535-6543.
- [49]. Mohammad S. Widyan, Majdi M. Alomari, Rolf E. Hanitsch, Loss of excitation of SMIB power system equipped with high photovoltaic penetration with constant injected voltage. *Electrical Engineering*, 2017, vol. 99, no. 1, pp. 19-31.
- [50]. Mohd A. Al-Nimr, Suhil M. Kiwan, Samer Talafha, Hybrid solar-wind water distillation system. *Desalination*, 2016, vol. 395, pp. 33-40.
- [51]. Monaaf D. A. Al-falahi, Jayasinghe S.D.G., Enshaei H., A review on recent size optimization methodologies for standalone solar and wind hybrid renewable energy system. *Energy Conversion and Management*, 2017, vol. 143, pp. 252-274.

- [52]. Mostafa Rezaei, Ali Mostafaeipour, Mojtaba Qolipour, Reza Tavakkoli-Moghaddam, Investigation of the optimal location design of a hybrid wind-solar plant: A case study. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2018, vol. 43, no. 1, pp. 100-114.
- [53]. Mouloud GUEMRI, Heuristiques optimisées et robustes de résolution du problème de gestion d'énergie pour les véhicules électriques et hybrides, Thèse en systèmes embarqués, Laboratoire Plasma et conversion d'Energie, 2013.
- [54]. Nadia AL Rousan, Nor Ashidi Mat Isa, Mohd Khairunaz Mat Desa, Advances in solar photovoltaic tracking systems: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, vol. 82, Part 3, pp. 2548-2569.
- [55]. Pereira G., P. Bartholomeus, P. le Moigne, C. Rombaut, P. van Berten, Structures de conversion d'énergie d'un engine de transport en commun urbain à supercondensateurs. EFP'00, Lille, Nov.-Dec. 2000, pp. 225-230.
- [56]. Poulsen N. K. and Niemann H. H., Active fault diagnosis based on stochastic tests. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2008, vol. 18, pp. 487-496.
- [57]. Pouya Ifaei, Abdolreza Karbassi, Gabriel Jacome, ChangKyoo Yoo, A systematic approach of bottom-up assessment methodology for an optimal design of hybrid solar/wind energy resources – Case study at middle east region. *Energy Conversion and Management*, 2017, vol. 145, pp. 138-157.
- [58]. Prashanth B.N., Pramod R., Veeresh Kumar G.B., Design and Development of Hybrid Wind and Solar Energy System for Power Generation. *Materials Today: Proceedings*, 2018, vol. 5, no. 5, Part 2, pp. 11415-11422.
- [59]. Qingqing Yang, Jianwei Li, Simon Le Blond, Cheng Wang, Artificial Neural Network Based Fault Detection and Fault Location in the DC Microgrid. *Energy Procedia*, 2016, vol. 103, pp. 129-134.
- [60]. Romaus C., Bocker J., Witting K., Seifried A., and Znamenshchikov O., Optimal energy management for a hybrid energy storage system combining batteries and double layer capacitors. 2009 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition, 2009, pp. 1640–1647.
- [61]. Setnes M., Babuška R., Verbruggen H.B., Complexity reduction in fuzzy modeling. *Mathematics and Computers in Simulation*, 1998, vol. 46, no. 5-6, pp. 507-516.

- [62]. Zhicong Chen, Lijun Wu, Shuying Cheng, Peijie Lin, Yue Wu, Wencheng Lin, Intelligent fault diagnosis of photovoltaic arrays based on optimized kernel extreme learning machine and I-V characteristics. *Applied Energy*, 2017, vol. 204, pp. 912-931.
- [63]. Silvio Simani, Stefano Alvisi, Mauro Venturini , Data driven design of a fault tolerant fuzzy controller for a simulated hydroelectric system. *IFAC*,2015, pp. 1090-1095.
- [64]. Siva Ramakrishna Madeti, Singh S.N., A comprehensive study on different types of faults and detection techniques for solar photovoltaic system. *Solar Energy*, 2017, vol. 158, pp. 161-185.
- [65]. Siva Ramakrishna Madeti, Singh S.N., Modeling of PV system based on experimental data for fault detection using kNN method. *Solar Energy*, 2018, vol. 173, pp. 139-151.
- [66]. Siva Ramakrishna Madeti, Singh S.N., Online fault detection and the economic analysis of gridconnected photovoltaic systems. *Energy*, 2017, vol. 134, pp. 121-135.
- [67]. Takagi T. and Sugeno M., Fuzzy identification of systems and its applications to modelling and control. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 1985, vol. SMC-15, no. 1, pp. 116-132.
- [68]. Tao Ma, Hongxing Yang and Lin Lu, A feasibility study of a stand-alone hybrid solar–wind–battery system for a remote island. *Applied Energy*, 2014, vol. 121, pp. 149-158.
- [69]. Vernieuwe H., De Baets B. and Verhoest N.E.C., Clustering-based identification of TS-models: comparison on a groundwater model case study. *Proceeding of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 2004, vol. 3, pp. 1685-1690.
- [70]. Vikas Khare, Savita Nema, Prashant Baredar, Solar–wind hybrid renewable energy system: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, vol. 58, pp. 23-33.
- [71]. Wanxi Peng, Akbar Maleki, Marc A. Rosen, Pouria Azarikhah, Optimization of a hybrid system for solar-wind-based water desalination by reverse osmosis: Comparison of approaches. *Desalination*, 2018, Volume 442, Pages 16-31.
- [72]. Willsky Alan S., A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica*, 1976, vol. 12 no. 6, pp. 601-611.
- [73]. Willsky Alan S., A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica*, 1976, vol. 12 no. 6, pp. 601-611.

- [74]. Xi WEI, Vadim UTKIN, Giorgio RIZZONI, Lino GUZZELLA, Model-based fuel optimal control of hybrid electric vehicle using variable structure control systems. *Journal of dynamic systems, measurement, and control*, 2007, vol. 129, no. 1, pp. 13-19.
- [75]. Yahia Bouzelata, Necmi Altin, Rachid Chenni, Erol Kurt, Exploration of optimal design and performance of a hybrid wind-solar energy system. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2016, vol. 41, no. 29, pp. 12497-12511.
- [76]. Yang L., Entchev E., Performance prediction of a hybrid micro-generation system using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) technique. *Applied Energy*, 2014, vol. 134, pp. 197-203.
- [77]. Yang L., Entchev E., Performance prediction of a hybrid microgeneration system using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) technique. *Applied Energy*, 2014, vol. 134, pp. 197-203.
- [78]. Yihua Hu, Bin Gao, Xueguan Song, Gui Yun Tian, Kongjing Li, Xiangning He, Photovoltaic fault detection using a parameter based model. *Solar Energy*, 2013, vol. 96, pp. 96-102.
- [79]. Zadeh L.A., Fuzzy sets. *Information and Control*, 1965, vol. 8, pp. 338-353.
- [80]. Zadeh L.A., Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, vol. 3, no. 1, pp. 28-44.
- [81]. Zandi M., Contribution au pilotage des sources hybrides d'énergie électrique. These de doctorat a l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 2010.