

République Algérienne Démocratique et populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



Université ABOU BAKER BELKAID-Tlemcen

Faculté de technologie

Département de Génie Electrique et Electronique



Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de

Mastère

Filière : Génie Industriel

Spécialité : ingénierie de la production

Intitule :

**Contribution au pronostic de défaillances d'un système de production à base d'une approche neuro-flou (ANFIS).
Application au système CTA de l'unité SAIDAL.**

Travail effectué au sein d'entreprise SAIDAL(CONSTANTINE).

Présenter par :

BOUDJERDA Moncef

SAIDI Yakoub

Soutenu le 14 Juin 2017 devant le Jury

M. HASSAM Ahmed	MCB	Président
M. SARI Mouhammed	MCB	Examineur
M. MEKKAMCHA Khalid	MAA	Examineur
M. HADRI Abdelkader	MAA	Encadrent
Melle. GHOMRI Latifa	MCA	Co-encadrent
M. MKEDDER Amine	Ingénieur de recherche	Invité

2016/2017

REMERCIEMENT

Louanges à Dieu le tout puissant, grâce à qui nous avons pu faire tout ce travail.

Nos remerciements s'adressent à toute les personnes qui, d'une manière ou d'une autre nous ont permis de mener à son terme ce mémoire et plus particulièrement :

A notre encadrent, Mr Hadri Abdelkader qui nous a grandement aidées à définir avec circonspection le sujet de notre travail, et qui par ses conseils et idées innovantes, nous a permis d'améliorer la qualité du contenu. Son aide technique a été primordiale pour avancer dans notre projet.

A Melle Ghomri Latefa pour ses précieux conseils et remarques qui nous a beaucoup aidés pour l'avancement de notre travail.

Nos vifs remerciements vont aux membres de Jury, pour avoir accepté de juger notre travail.

A nos enseignants, à qui nous devons notre formation, qu'ils trouvent ici l'expression de nos sentiments les plus respectueux et de notre profonde gratitude pour leur gentillesse, leur disponibilité et leur soutien.

A tous les membres du labo de productique et plus précisément : Mr Mehyanie qui nous ont aimablement aidées et conseillées.

A nos chers parents, nos frères et sœurs et nos familles qui nous ont toujours soutenus le long de notre formation.

A tous nos amis, pour leurs soutiens moraux et aide précieuse.

A M. Mohamed et M. Bilel pour leurs aide précieuse et pour le temps qu'ils sont bien voulu nous accorder.

DÉDICACES

Moi B.Moncef, je dédie ce travail à tous ceux qui ont cru en moi et m'ont soutenue :

A mes chers parents, ma sœur Amira, que j'aime énormément.

A tous mes cousins et cousines.

A toute ma famille Boudjerda et Dous.

Mes amis : Adlan, Aziz, Oussama, Yaçoub, Rabeli, mostafa, toufik, L.Mohammed et T.Mohammed, Mono, Dahmoun, Yacine, AYSO, Brahim, lamba, Redouene, Houssam, Sofian, Younes, Saife, Ahmed, Houssine et jack que je n'oublierais jamais.

Moi SAIDI Yaçoub, je dédie ce travail à tous ceux qui ont cru en moi et m'ont soutenue :

A mon père Labidi, ma mère Boudraa Warda, mes trois sœurs Nouara, Assma et Aya, que j'aime beaucoup,

A Abdallah, Hamza, Badisse et mohamed Nore.

A mes petites cousines Hanine et Ranime et Rahma, que dieu les protègent.

A toute ma famille Saidi et Boudraa.

A mes tantes et à mes oncles.

A chaque cousins et cousines.

A la mémoire de ma tante Boudraa Nora et ma grand père Saidi Mohamed.

A mes meilleurs amis : Aziz, Moncef, Oussama, Adlan, L.Mohammed et T.Mohammed, Lamine, Yasser, Billel, Rami, Tabet, Dahmoun, Bichou, Brahim, Hammi, Baty, ,Racha, Sara, avec qui j'ai passé de bons moments.

RÉSUMÉ

Aujourd'hui reconnu comme un processus clef pour l'amélioration de la sûreté de fonctionnement des équipements industriels, le pronostic industriel joue un rôle important dans la diminution des coûts de maintenance et les dégâts industriels.

Notre mémoire a pour objectif de proposer un système de pronostic au sein de l'entreprise SAIDAL, qui nous permette de générer les indicateurs utiles à l'optimisation des stratégies de maintenance, et cela à l'aide des données capteurs ou les observations des experts. De plus, notre travail vise à pallier certains problèmes liés au manque de connaissance sur les événements de dégradation des biens, en utilisant le système neuro-flou (ANFIS) comme outil, qui nous a permis de prédire la dégradation d'un bien, à l'aide d'une procédure de sélection des données (entrées) du système prédictif.

L'approche est basée sur le principe de l'apprentissage, elle donne la possibilité de déterminer la structure de réseau neuro-flou en regard d'exigences de performance de prédiction. Ce mécanisme d'évaluation de la fiabilité d'un bien est adapté au cas prédictif afin de générer les métriques de pronostic permettant d'optimiser les stratégies de maintenance, notamment, le temps résiduel avant défaillances RUL (Remaining Useful Life).

Mots-clés : sûreté de fonctionnement, maintenance, prédictive, pronostic, neuro-flou, ANFIS, l'apprentissage, RUL, PHM.

Abstract

Today, recognized as a key process for improving the safe operation of industrial equipment, industrial prognosis plays an important role in reducing maintenance costs and industrial damage. The aim of our thesis is to propose a prognostic system within the SAIDAL company, which has enabled us to generate indicators useful for optimizing maintenance strategies, using sensor data or observations from experts. Moreover, our work aims to overcome some problems related to the lack of knowledge about the degradation of assets, using the neuro-fuzzy system (ANFIS) as a tool, which allowed us to predict the degradation of an asset Using a procedure for selecting the data (inputs) of the predictive system.

The approach is based on the principle of learning, it gives the possibility to determine the neuro-fuzzy network structure with regard to prediction performance requirements. This mechanism for assessing the reliability of a good is adapted to the predictive case in order to generate the prognostic metrics to optimize maintenance strategies, in particular the residual time before failures RUL (Remaining Useful Life).

Keywords: dependability, maintenance, predictive, prognosis, a neuro-fuzzy, ANFIS, learning, RUL, PHM.

ملخص

حالياً، وعلى العموم تلعب فكرة الإنذار دوراً هاماً في التقليل من مصاريف الصيانة والكوارث الصناعية، فهي عملية مفتاحية لتحسين مستوى سلامة التشغيل الخاص بالمعدات الصناعية.

تهدف مذكرتنا إلى اقتراح نظام الإنذار على مستوى شركة SAIDAL، الذي يسمح بتسيير المؤشرات المستعملة لتحسين استراتيجيات الصيانة، وهذا بمساعدة معطيات اللاقط أو ملاحظات اصحاب الاختصاص.

إضافة على هذا، يهدف عملنا إلى التغلب على المشكلات المرتبطة بنقص معرفة ظواهر تدهور المعدات باستخدامنا لنظام العصبية الغامض (ANFIS) الذي سمح لنا بتوقع مستوى التدهور الخاص بالمعدات، باستخدام إجراءات اختيار البيانات المعبئة في النظام التنبؤي.

و يستند هذا المنهج على عملية التعلم، فهو يعطي إمكانية هيكلة شبكة نظام العصبية الغامض، فهذه الآلية التي تقوم على تقييم الموثوقية للمعدات تتكيف مع الحالة التنبؤية في تسيير مقاييس النذر، التي تسمح بتحسين استراتيجيات الصيانة، خاصة: الوقت المتبقي لاهلاك المعدات.

الكلمات المفتاحية : الجدارة، صيانة، تنبؤي، إنذار، العصبية غامض ، ANFIS ، تعلم، RUL .

TABLE DES MATIERES

REMERCIEMENT	II
DÉDICACES	III
RÉSUME.....	IV
TABLE DES FIGURES	IX
LISTE DES TABLEAUX.....	X
ACRONYMES ET ABRÉVIATIONS	XI
INTRODUCTION GÉNÉRALE	12
CHAPITRE I : LA MAINTENANCE INDUSTRIELLE	3
I.1. INTRODUCTION	4
I.2. MAINTENANCE ET SURETE DE FONCTIONNEMENT	4
I.2.1. <i>La maintenance industrielle</i>	4
I.2.2. <i>La sûreté de fonctionnement (SDF)</i>	5
A. Définition.....	5
B. Les concepts F.M.D.S.....	5
I.3. LES DIFFERENTES FORMES DE MAINTENANCE	6
I.3.1. <i>La maintenance corrective</i>	6
a) Le dépannage	7
b) La réparation	7
I.3.2. <i>La maintenance préventive</i>	7
A. La maintenance systématique.....	7
B. La maintenance conditionnelle	8
C. Les opérations de surveillance dans la maintenance préventive.....	8
I.4. LES NIVEAUX DE MAINTENANCE	9
I.4.1. <i>Niveau 1</i>	9
I.4.2. <i>Niveau 2</i>	10
I.4.3. <i>Niveau 3</i>	10
I.4.4. <i>Niveau 4</i>	10
I.4.5. <i>Niveau 5</i>	10
I.5. LA MAINTENANCE PREDICTIVE	10
I.6. LES AVANTAGES DE LA MAINTENANCE PREDICTIVE	11
A. Avantages par rapport à la maintenance corrective	11
B. Avantages par rapport à la maintenance préventive systématique	11
I.7. ARCHITECTURE CBM « CONDITION-BASED MAINTENANCE »	11
I.8. CONCLUSION.....	13
CHAPITRE II : PRONOSTIC DE DÉFAILLANCE	14
II.1. INTRODUCTION	15
II.2. LE PRONOSTIC DES DEFAILLANCES	15
II.3. PROGNOSTIC AND HEALTH MANAGEMENT (PHM).....	17
II.3.1. <i>L'acquisition des données</i>	17
II.3.2. <i>Le traitement des données</i>	17

II.3.3.	<i>L'évaluation de l'état courant</i>	17
II.3.4.	<i>Le diagnostic</i>	18
II.3.5.	<i>Le pronostic</i>	18
II.3.6.	<i>L'aide à la décision</i>	18
II.3.7.	<i>L'interface homme-machine</i>	18
II.4.	DUREE DE VIE RESIDUELLE RUL (REMAINING USEFUL LIFE).....	18
II.5.	LIEN ENTRE DIAGNOSTIC ET PRONOSTIC	20
II.6.	LES APPROCHES DU PRONOSTIC	21
II.6.1.	<i>Approches basées sur un modèle physique</i>	22
II.6.2.	<i>Approches guidées par les données</i>	24
II.6.2.1.	Techniques et outils.....	25
II.6.2.2.	Applications	25
II.6.3.	<i>Approches basées sur l'expérience</i>	26
II.6.3.1.	Techniques et outils.....	27
II.6.3.2.	Applications	27
II.7.	METRIQUES DU PRONOSTIC	28
II.8.	CONCLUSION	29
CHAPITRE III : PRONOSTIC DE DÉFAILLANCES BASE SUR UN APPROCHE NEURO-FLOU ANFIS		30
III.1.	INTRODUCTION	31
III.2.	LE SYSTEME PREDICTIF NEURO-FLOUS	31
III.2.1.	<i>Réseau de neurones</i>	31
III.2.2.	<i>La logique floue</i>	32
III.2.3.	<i>Neuro-flou hybride et prédiction</i>	33
III.2.3.1.	Définition	33
III.2.3.2.	Principe de fonctionnement.....	33
III.2.4.	<i>Le Modèle ANFIS</i>	34
III.2.4.1.	Architecture de l'ANFIS.....	34
III.2.4.2.	Le principe d'ANFIS.....	34
III.2.4.3.	Apprentissage	35
III.2.4.4.	Types d'apprentissage	35
III.3.	CONCLUSION	37
CHAPITRE IV : APPLICATION DE LA PRONOSTIQUE PAR LA MÉTHODE ANFIS SUR LE SYSTÈME CTA DE L'UNITÉS SAIDAL.....		37
IV.1.	INTRODUCTION	38
IV.2.	ETUDE DE CAS.....	38
IV.2.1.	<i>Présentation de l'entreprise (Le groupe de SAIDAL)</i>	38
IV.2.2.	<i>Processus technologique de fabrication</i>	39
A.	Production forme sèche	39
B.	Production forme liquide	40
IV.2.3.	<i>Centrale de Traitement d'Air (CTA)</i>	41
A.	Le principe de fonctionnement de CTA.....	41
B.	L'importance de CTA dans l'industrie pharmaceutique.....	42
IV.3.	APPLICATION DE LA METHODE ANFIS SUR LE SYSTEME CTA « SAIDAL »	43
IV.3.1.	<i>L'acquisition des données</i>	43
IV.3.2.	<i>Traitement des données et Evaluation de l'état courant</i>	43

A.	Variation de la température	43
B.	Variation de l'humidité.....	44
IV.3.3.	<i>Application de la méthode ANFIS</i>	45
IV.3.3.1.	L'échantillonnage des données à traiter	45
IV.3.3.2.	La structure du modèle	45
IV.3.3.3.	Types de fonctions d'appartenance choisis	46
IV.4.	RESULTATS ET DISCUTIONS	51
IV.4.1.	<i>Résultat et analyse</i>	51
IV.4.1.1.	Résultats et analyse du paramètre « température »	51
IV.4.1.2.	Résultats du paramètre « Humidité »	53
IV.4.2.	<i>La prévision</i>	55
IV.4.2.1.	Récapitulation.....	58
IV.4.2.2.	Discutions des résultats.....	58
IV.5.	CONCLUSION	59
	CONCLUSION GÉNÉRALE	60
	BIBLIOGRAPHIES.....	61
	ANNEXE 01 : LES DONNEES DE LA TEMPERATURE ET L'HUMIDITE OBTENU PAR SAIDAL	65
	ANNEXE 02 : LE RESTE DES RESULTATS D'APPRENTISSAGE ET DE TEST	68

TABLE DES FIGURES

Figure I. 1 : Les formes de maintenance. [5].....	8
Figure I. 2 : Coûts associés à différentes approches de maintenance. [9]	12
Figure II. 1: Le pronostic comme l'estimation du RUL.....	16
Figure II. 2 : Probabilités d'états.....	16
Figure II. 3 : Les modules de PHM.....	17
Figure II. 4 : The remaining useful life	18
Figure II. 5 : Diagnostic Vs Pronostic	20
Figure II. 6: Cadre général du processus de diagnostic-pronostic.....	21
Figure II. 7 : Approches techniques des pronostics. [14]	22
Figure II. 8 : Structure d'un système de pronostic à base d'un modèle.	24
Figure II. 9 : Structure d'un système de pronostic orienté données.	26
Figure II. 10: Exemple de pronostic basé sur l'expérience	28
Figure III. 2 : principe de neuro flou	33
Figure III. 3 : Système ANFIS à deux entrées, une sortie et deux fonctions d'appartenance par entrées..	34
Figure IV. 1 : L'usine de SAIDAL Constantine.	38
Figure IV. 2 : production forme sèche.....	39
Figure IV. 3: production forme liquide	40
Figure IV. 4 : Centrale traitement d'air CTA.....	41
Figure IV. 5 : Schéma de fonctionnement de la CTA.....	42
Figure IV. 6 : Représentation de la variation de la température à 3 mois (février, mars, avril)	43
Figure IV. 7 : Représentation de la variation d'humidité à 3 mois (février, mars, avril)	44
Figure IV. 8 : la structure du modèle ANFIS	45
Figure IV. 9 : la courbe de la fonction « trimf ». [49]	46
Figure IV. 10 : courbe de la fonction d'appartenance « trapmf ». [49].....	47
Figure IV. 11 : la fonction d'appartenance « gbellmf ». [49].....	48
Figure IV. 12 : la courbe de la fonction « gaussmf ». [49]	48
Figure IV. 13 : courbe de la fonction « gauss2mf ». [49]	49
Figure IV. 14 : courbe de la fonction « pimf ». [49].....	49
Figure IV. 15 : la courbe de la fonction « dsigmf ». [49]	50
Figure IV. 16 : la courbe de la fonction « psigmf ». [49]	51
Figure IV. 17 : Résultat obtenu par la fonction « trimf ».....	52
Figure IV. 18 : Résultat obtenu par la fonction « disigmf ».....	52
Figure IV. 19 : Résultats obtenu par la fonction « gauss2mf ».....	53
Figure IV. 20 : Résultats obtenu par la fonction « gbellmf ».....	54
Figure IV. 21 : Résultat obtenu par la fonction « trapmf »	54
Figure IV. 22 : Résultat obtenu par la fonction « gaussmf »	55
Figure IV. 23 : les résultats obtenus de la prédiction à t+16 du paramètre « température »	56
Figure IV. 24 : les résultats obtenus de la prédiction à t+16 du paramètre « humidité »	57

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I. 1 : Classification des niveaux de maintenance. [6]	9
Tableau IV. 1 : le modèle ANFIS.....	46
Tableau IV. 2 : les résultats obtenus par le reste des fonctions	53
Tableau IV. 3 : les résultats obtenus par le reste des fonctions	55
Tableau IV. 4 : les résultats obtenus de la prédiction pour les deux paramètres la température et l'humidité.....	58
Tableau IV. 5 : La comparaison de RLU entre réel et le modèle ANFIS	59

ACRONYMES ET ABRÉVIATIONS

ALM:	Accelerated Life Model.
ANFIS:	Adaptive Neuro Fuzzy Inference System.
AR:	Auto Regressive models.
ARIMA:	Autoregressive Integrated Moving Average.
ARMA:	Auto Regressive Moving Average models.
CBM :	Condition-based maintenance.
CTA	Centrale de Traitement d'Air.
Dsigmf:	Sigmoidal Difference Membership fonction.
EKF:	Extended Kalman Filter.
Gauss2mf:	Gaussian 2 Membership fonction.
Gaussmf:	Gaussian Membership fonction.
Gbellmf:	Generalized bell Membership fonction.
HVAC:	Heating, Ventilation and Air-Conditioning.
IHM :	Interface Homme-Machine.
JAT :	Juste- à-Temps.
JITP:	just-In-Time-Point.
LES :	Least Square Estimate
LTI:	lead-Time Interval.
MF:	Membership fonction.
NF:	Neuro-Flous.
PHM:	Prognostics and Health Management.
Pimf:	Pi Membership fonction.
PoF:	Probability of Failure.
Psigmf:	Sigmoidal product Membership fonction.
RNA :	Réseau des Neurones Artificiels.
RUL :	Remaining Useful Life.
SDF :	La sûreté De Fonctionnement.
TOC:	Total Ownership Costs.
Trapmf:	Trapezoidal Membership fonction.
Trimf:	Triangular Membership fonction.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Avec l'augmentation de la complexité des systèmes industriels, nous remarquons l'apparition de nombreux incidents à l'origine de défaillances causant des dégâts considérables sur les biens, l'environnement et les personnes.

À Skikda, le 19 janvier 2004, une défaillance technique dans une chaudière du complexe GNL3 a provoqué une explosion ressentie dans un rayon de 7 km. C'est la plus grande catastrophe industrielle que l'Algérie n'ait jamais connue, 27 morts et 74 blessés parmi le personnel du complexe.

Pour ces raisons et afin d'optimiser les politiques d'interventions de maintenance, augmenter la durée de vie des équipements, leur fiabilité et leur disponibilité, et assurer la continuité des services amenés par les équipements, des nouvelles stratégies de maintenance sont étayées. Le but de ces politiques est d'évoluer la maintenance corrective et la maintenance préventive à une maintenance intelligente (maintenance prédictive), afin :

- De réduire les catastrophes industrielles, leur impact sur l'environnement et les êtres humains.
- D'optimiser les politiques d'intervention de maintenance.
- Augmenter la durée de vie des équipements, leur fiabilité et leur disponibilité.
- Assurer la continuité des services amenés par les équipements.

Étant donné que cette notion de maintenance prédictive est récente et peu connue dans le monde industriel, notre objectif par ce travail est d'étudier et de maîtriser cette nouvelle notion de diagnostic et ensuite l'appliquer sur un système de l'industrie pharmaceutique le système HVAC de SAIDAL.

Pourquoi SAIDAL ?

La nécessité de maîtriser cette notion et de l'appliquer sur le système HVAC de SAIDAL s'explique par l'enjeu très important qui s'impose ; toute défaillance dans le système de production, aussi minime qu'elle soit, pourrait engendrer de graves impacts et de pertes énormes à l'entreprise. De plus les médicaments de SAIDAL sont le résultat d'une production réalisée avec de grandes précautions et des conditions de température, d'humidité et de pression précises et idéales.

Par conséquent, le système HVAC, chargé d'assurer toutes les nécessités à la production, requiert une maintenance parfaite pour garantir une production de qualité et continue. C'est pourquoi,

nous nous sommes engagés à maîtriser la notion de maintenance prédictive et l'appliquer à SAIDAL pour la sécurité du matériel et du personnel.

Organisation de travail

Ce mémoire est divisé en quatre chapitres. Dans le premier chapitre une généralité sur la maintenance ses types et ses niveaux, sera présenté.

Le deuxième chapitre est dédié à la présentation de la nouvelle notion le pronostic, notre travail vise à montrer l'émergence du pronostic et à décrire en quoi il vient compléter les activités traditionnelles de maintenance. Le but est de donner des définitions de base liées au pronostic et de situer le pronostic dans son environnement à la croisée de plusieurs domaines des sciences de l'ingénieur.

Dans le troisième chapitre nous avons expliqué en détail les antécédents théoriques de réseau de neurones artificiel et système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS).

Dans le quatrième chapitre, nous allons présenter notre application de pronostic, basé sur la méthode ANFIS, sur le système HVAC de SAIDAL. Le choix de tel modèle de pronostique est effectué à l'aide de la comparaison entre plusieurs fonctions d'appartenance.

CHAPITRE I : LA MAINTENANCE INDUSTRIELLE

I.1. Introduction

Pour de nombreuses industries dans les pays où l'industrie est très développée, le mot « maintenance » évoque de plus en plus des activités modernes et porteuses de progrès dans le développement de la qualité totale, de la productivité et du juste-à-temps (JAT). Ces activités sont concernées par l'optimisation de la disponibilité des moyens de production, concourent à la productivité et à la compétitivité des entreprises. Les nouvelles méthodes de maintenance industrielle débouchent alors sur : Des stratégies et des modèles de maintenance, des métiers nouveaux créateurs d'emplois, des techniques de maintenance conditionnelle ou prédictive (analyse des fluides, des vibrations, analyse de changement des températures, etc...).

Ainsi, le responsable d'une procédure de « maintenance » renouvelée doit à la fois utiliser une approche technique, voire technologique, par ses machines et de plus en plus aussi une approche de gestionnaire à de multiples égards : organisation, prévention, gestion des coûts, formation et animation du personnel, ... etc.

Ces ajustements à caractère dynamique des activités de la maintenance qui s'appliquent surtout pour les grandes entreprises, permettent de traiter de nombreux problèmes de l'entreprise reliés aux déchets dans les usines, aux délais non respectés, aux différents types des pannes. En bref, à tous ses dysfonctionnements des machines qui entravent la performance de la ligne de fabrication.

Dans ce chapitre nous nous focalisons sur la maintenance industrielle. Nous allons présenter alors sa définition et sa relation avec la sûreté de fonctionnement, les différentes formes de la maintenance. Nous terminons ce chapitre par une définition générale de la maintenance prédictive qui représente l'élément essentiel de notre travail.

I.2. Maintenance et sûreté de fonctionnement

I.2.1. La maintenance industrielle

Selon la norme AFNOR la maintenance peut être définie comme : *« l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise »*. [1]

La maintenance industrielle représente aussi un ensemble d'actions de dépannage, de réparation, de contrôle et de vérification des équipements, et doit contribuer à l'amélioration des processus industriels. Dans la vision traditionnelle, la fonction maintenance permet de garantir les caractéristiques de sûreté de fonctionnement des matériels, notamment la disponibilité.

Le service maintenance doit suivre et appliquer une politique de maintenance définie par la direction de l'entreprise ; cette politique devant permettre d'atteindre le rendement maximal des systèmes de production et augmenter la fiabilité.

I.2.2. La sûreté de fonctionnement (SDF)

A. Définition

Selon AFNOR « *c'est l'ensemble des propriétés qui décrivent la disponibilité et les facteurs qui la conditionnent : fiabilité, maintenabilité et logistique de maintenance* ». [2]

Les préoccupations dites de « sécurité » sont très présentes dans le monde des machines-outils. Dans les applications de type manufacturier ou batch, les préoccupations sont plutôt liées à la disponibilité. Dès lors que la sécurité ou la « disponibilité » d'un système est mise en panne, on incrimine sa « fiabilité ». Enfin, en cas de dysfonctionnement, il convient de remettre le système en conditions de fonctionnement initial : c'est là qu'intervient la « maintenabilité ». Ces quatre caractéristiques constituent la sûreté de fonctionnement d'un système.

B. Les concepts F.M.D.S

a) Fiabilité

« *Aptitude d'un système à accomplir une fonction requise, dans des conditions données, pendant un intervalle de temps déterminé* ». [2]

La fiabilité d'un système c'est la probabilité que ce système s'accomplisse une fonction requise, dans des conditions données, pendant l'intervalle de temps (0, t).

$$R(t) = P [S \text{ non défaillant sur } (0, t)] \dots\dots\dots (1)$$

b) Maintenabilité

« *Aptitude d'un système à être maintenu ou rétabli, en un temps donné, dans un état de fonctionnement bien défini lorsque les opérations de maintenance sont accomplies avec des moyens donnés, suivant un programme déterminé* ». [2]

La maintenabilité est la probabilité que la maintenance d'un système S accomplie dans des conditions données, avec des procédures et des moyens prescrits, soit achevée au temps t, sachant que le système est défaillant à t = 0.

$$M(t) = P [S \text{ est réparé sur } (0, t)] \dots\dots\dots (2)$$

c) *Disponibilité*

« Aptitude d'un système à être en état d'accomplir une fonction requise, dans des conditions données, à un instant donné, en supposant que la fourniture des moyens extérieurs soit assurée ».

[2]

La disponibilité est la probabilité qu'un système S1 soit en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données et à un instant donné.

$$D(t) = P [S1 \text{ non défaillant à l'instant } t] \dots\dots\dots (3)$$

d) *Sécurité*

« Aptitude d'un système à ne pas générer, dans des conditions données, des événements critiques ou catastrophiques ». [2]

La sécurité est la probabilité qu'un système S évite de faire apparaître, dans des conditions données, des événements critiques ou catastrophiques.

I.3. Les différentes formes de maintenance

La maintenance permet de garder un système dans un état préalable défini (bon état) mais permet aussi la reconstitution et l'amélioration. L'entretien est une condition nécessaire mais insuffisante pour la maintenance.

Avant les années 60, le service maintenance avait pour principale mission d'intervenir sur les équipements en panne afin de les réparer le plus tôt possible. Ce type de maintenance appelé corrective, ensuite été peu à peu complété par une approche plus anticipative des phénomènes de défaillance, c'est à dire par une maintenance réalisée avant que la défaillance ne se produise. Cette deuxième forme de maintenance, dite préventive. Elle a été initialement mise en œuvre lors du développement du Boeing 747 (avion) en 1960. [2]

I.3.1. La maintenance corrective

« Maintenance corrective c'est la maintenance exécutée après défaillance et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise ». [2]

Ce concept couvre simplement les actions à engager après une défaillance. Elle correspond à une attitude défensive dans l'attente d'une défaillance subite. Elle correspond à deux types d'intervention ; le dépannage et la réparation.

a) Le dépannage

« *Le dépannage c'est une action sur un bien en panne, en vue de le remettre en état de fonctionnement.* » [1]

Compte tenu de l'objectif, une action de dépannage peut s'accommoder des résultats provisoires et de condition de réalisation hors règles de procédures, et dans ce cas il sera suivie avec la réparation.

b) La réparation

« *Intervention définitive et limitée de maintenance corrective après panne ou défaillance.* » [1]

L'application de la réparation peut être décidée soit immédiatement à la suite d'une défaillance, soit après un dépannage ou bien après une visite de maintenance préventive conditionnelle ou systématique.

I.3.2. La maintenance préventive

« *Maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien.* » [3]

Ce sont des actions de maintenances effectuées pour objectif de réduire la probabilité de défaillance d'un bien ou la dégradation d'un service de système rendu. Elle correspond à une attitude proactive c'est-à-dire on agit avant la défaillance.

On peut distinguer deux formes particulières de maintenance préventive :

A. La maintenance systématique

« *Maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien.* » [3]

C'est une maintenance préventive effectuée après un échéancier établi selon le temps ou le nombre d'unités d'usage.

A l'intérieur de cette maintenance, on trouve la maintenance effectuée pour satisfaire aux réglementations diverses (visites et contrôles obligatoires, épreuves, ...), la maintenance de ronde (vérifications précises, visuelles ou instrumentées, graissages périodiques, ...), la maintenance des deux premiers niveaux, de plus en plus intégrée dans les tâches des opérateurs les visites périodiques des machines importantes, le remplacement périodique des pièces.

C'est une maintenance qui coûte très cher, en particulier si l'on veut fixer une périodicité de visite qui fasse courir peu de risque d'avoir une défaillance avant l'intervention.

B. La maintenance conditionnelle

« Maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent. La surveillance du fonctionnement et des paramètres peut être exécutée selon un calendrier, ou à la demande, ou de façon continue ». [4]

Pour les équipements importants, on remplace la maintenance préventive systématique par la maintenance préventive conditionnelle : on ne déclenche pas les opérations sauf si certains paramètres arrivent à un seuil limite. La maintenance prédictive est subordonnée à un type d'évènement prédéterminé (information donnée par un capteur, autodiagnostic, échauffement des équipements, ...) révélateur de l'état de dégradation d'un bon rendement.

Une récapitulative des types de maintenance est présentée dans la Figure I.1

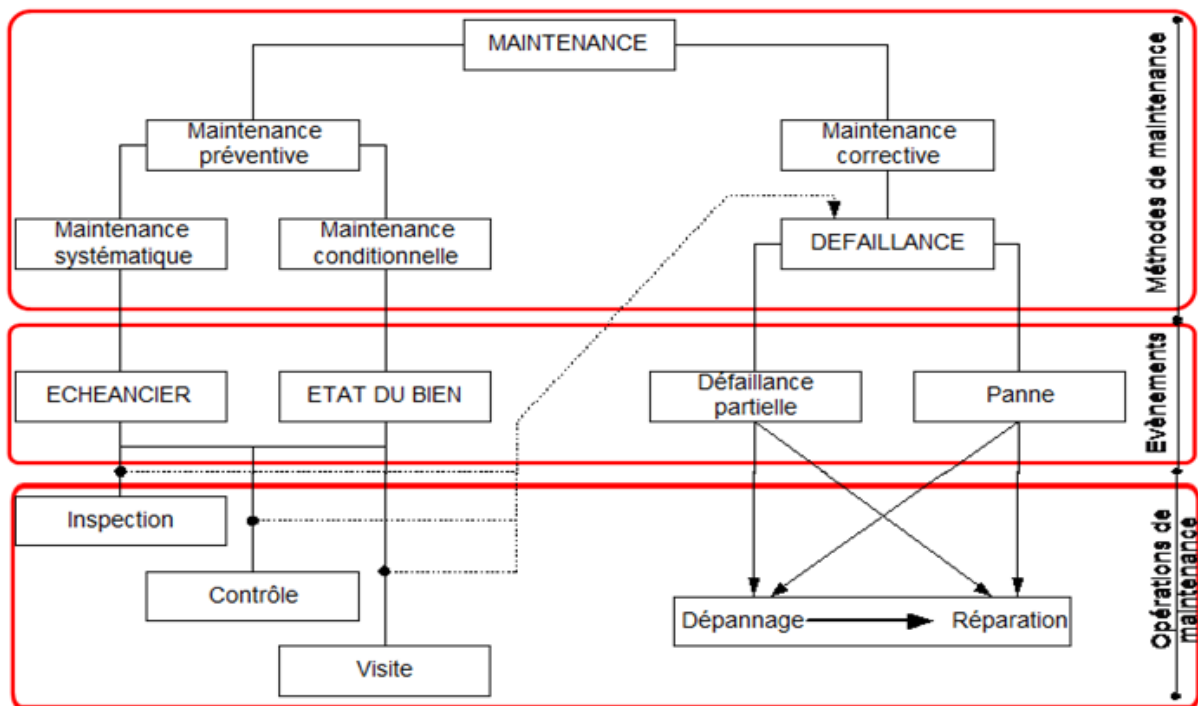


Figure I. 1 : Les formes de maintenance. [5]

C. Les opérations de surveillance dans la maintenance préventive

Les opérations de surveillance (contrôles, visites, inspections) sont effectuées de manière continue ou à des intervalles prédéterminés ou non, calculés sur le temps ou le nombre d'unités d'usage comme ils sont nécessaires pour maîtriser l'évolution de l'état réel.

- **Les inspections :** ce sont des activités de surveillance consistant à relever périodiquement des anomalies et exécuter des changements simples, pas d'outillage spécifique, ni d'arrêt de l'outil de production.

- **Visites** : opérations de surveillance dans le cadre de la maintenance préventive systématique, qui s'opèrent selon une périodicité définies. Ces interventions correspondent à une liste d'opérations qui peuvent entraîner des démontages d'organes et une immobilisation du matériel. Une visite peut pousser à une action de maintenance corrective.
- **Contrôles** : vérifications de conformité par rapport à des données préétablies suivies d'un jugement, le contrôle peut comporter une activité d'information et inclure une décision (acceptation, rejet, ajournement) aussi un déboucher comme les visites sur des opérations de maintenance corrective.

I.4. Les niveaux de maintenance

La maintenance d'un bien s'exerce à travers de nombreuses opérations, parfois répétitives, sinon occasionnelles, communément définies jusqu'alors en 5 niveaux de maintenance.

Les niveaux de maintenance définie par rapport à la nature de l'intervention ainsi la qualification de l'intervenant. Voilà une représentation des niveaux de maintenance (AFNOR) dans le tableau suivant (Tableau 1.1)

Tableau I. 1 : Classification des niveaux de maintenance. [6]

OPERATION	NIVEAU de maintenance	Classification AFNOR
Action simple	I	Utilisateur
Opération courante	II	Personnel Qualifié
Opération «Spécialisée»	III	Technicien Qualifié
Intervention spécifique	IV	Technicien ou équipe Spécialisée
Rénovation / Reconstruction	V	Constructeur, Service ou société Spécialisée

I.4.1. Niveau 1

Ce type d'intervention peut être effectué par l'exploitant du bien, sur place, sans outillage et à l'aide des instructions d'utilisation. Le stock de pièces consommables nécessaires est très faible. Il contient des réglages simples prévus par le constructeur au moyen d'éléments, comme il nécessite aucun démontage ou ouverture de l'équipement, ou échanges d'éléments consommables accessibles en toute sécurité tels que certains fusibles, etc.

I.4.2. Niveau 2

Il consiste à prouver des dépannages par échange standard des éléments prévus à cet effet et des opérations mineures de maintenance préventive comme le graissage ou le contrôle de bon fonctionnement de système.

On peut se procurer les pièces de rechange transportables nécessaires sans délai et à proximité immédiate du lieu d'exploitation. Ce type d'intervention peut être effectué par un technicien de moyenne qualification, sur Lieu, avec l'outillage portable et simple.

I.4.3. Niveau 3

Ce type d'intervention doit être effectué par un technicien spécialisé, sur place ou dans le local de maintenance, à l'aide de l'outillage prévu dans les instructions de maintenance et éventuellement des bancs d'essais et de contrôle des équipements tout ça en utilisant l'ensemble de la documentation nécessaire à la maintenance des systèmes.

Il consiste à faire l'identification et le diagnostic des pannes, les réparations par échange de composants ou d'éléments fonctionnels et toutes opérations courantes de maintenance préventive telles que le réglage général des appareils de mesure.

I.4.4. Niveau 4

Ce type d'intervention peut être effectué par une équipe comprenant un encadrement technique très spécialisé dans un atelier plus spécialisé.

Englobe Tous les travaux importants de maintenance corrective ou préventive à l'exception de la rénovation et de la reconstruction. Ce niveau comprend aussi le réglage des appareils utilisés pour la maintenance.

I.4.5. Niveau 5

Par définition, ce type de travaux est effectué par le constructeur, ou par le reconstruteur, avec des moyens définis par le constructeur et donc proches de la fabrication.

C'est la rénovation, la reconstruction ou l'exécution des réparations importantes confiées à un atelier central ou à une unité extérieure.

I.5. La maintenance prédictive

Le terme de maintenance prédictive n'est pas normalisé. On le trouve souvent employé pour définir les caractéristiques des prévisions de maintenance en fonction de la tendance d'évolution du dysfonctionnement ou de défaillance détectée, et de l'estimation du temps de fonctionnement correcte qui subsiste.

La valeur initiale et la valeur limite du paramètre sont fixées, cette dernière correspond à un seuil significatif pour la perte de fonction de l'équipement et sa dangerosité. La périodicité de mesure est définie et elle est suffisante pour saisir toutes les évolutions du paramètre, la surveillance du paramètre représentatif pourra se faire d'une manière périodique.

Les conditions de mise en place de la maintenance prédictive sur un équipement sont considérées. Cet équipement présente une dégradation remarquable et détectable, qui peut être saisie et mesurée à l'aide d'un paramètre. L'appareillage qui permet cette mesure doit être fiable et les résultats peuvent être interprétés par un personnel qualifié. La mise en œuvre de la maintenance prédictive repose généralement sur deux processus principaux qui sont le processus de supervision et le processus de pronostic. [7]

I.6. Les avantages de la maintenance prédictive

A. *Avantages par rapport à la maintenance corrective*

- Moins de défaillances imprévues, donc moins d'arrêts de production.
- Planification possible des interventions donc meilleure préparation, meilleure qualité du travail, moindre coût.
- Meilleures relations entre Service production et Service maintenance.
- Possibilité de mieux gérer le stock de pièces de rechange.

B. *Avantages par rapport à la maintenance préventive systématique*

- Utilisation des équipements au maximum de leurs possibilités.
- Diminution des défaillances et donc de la maintenance corrective résiduelle.
- Diminution des stocks de pièces de rechange.
- Meilleure surveillance des équipements suivis d'où corrections possibles des erreurs de conduite ou des petites anomalies qui peuvent générer des défaillances plus pénalisantes.
- Amélioration de la sécurité par détection en temps voulu, d'anomalies pouvant évoluer vers des accidents graves.

I.7. Architecture CBM « Condition-based maintenance »

La maintenance basée sur la condition implique une surveillance continue des données du système afin d'obtenir une évaluation précise de l'état d'un composant du système et d'effectuer une maintenance en fonction de son état. Cela implique l'utilisation de la surveillance en temps réel du système et du traitement des données. Une autre capacité qui peut faire partie d'un système CBM

est une capacité à fournir une estimation de la durée de vie résiduelle (RUL) du système ou du composant surveillé. Ce type d'actions fonctionnelles sont connus sous le nom de pronostics, par opposition aux diagnostics utilisés pour évaluer l'état actuel d'un système surveillé. [8]

Une approche de maintenance basée sur la condition promet une gamme d'améliorations par rapport aux approches existantes, avec une réduction des coûts de maintenance globale étant l'un des principaux moteurs du développement des organisations. Le coût associé à chacune des différentes approches de maintenance est illustré à la figure I.2. Une approche de maintenance corrective a un coût de maintenance relativement faible (minimales), mais des coûts de haute performance associés au coût élevé des pannes opérationnelles.

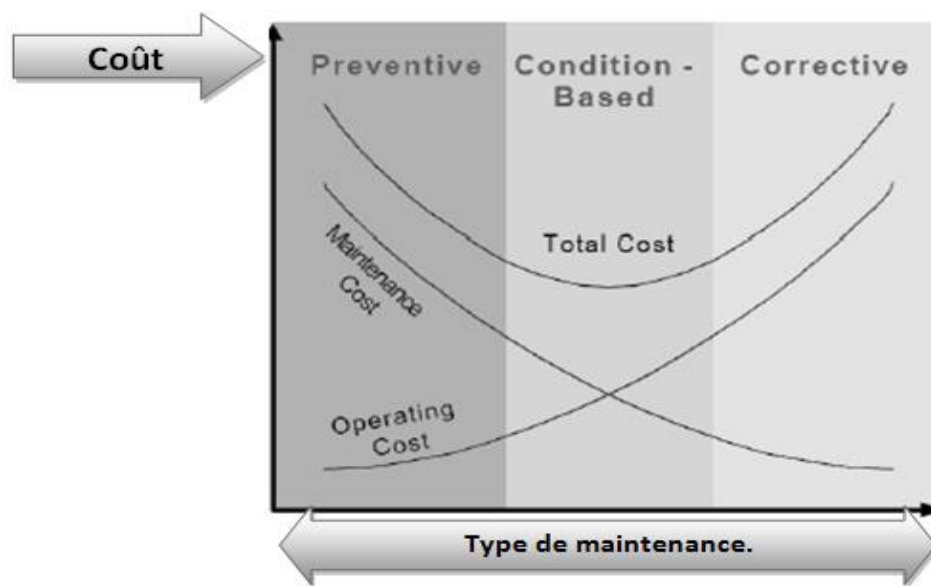


Figure I. 2 : Coûts associés à différentes approches de maintenance. [9]

En revanche, la maintenance préventive a généralement un faible coût d'exploitation, associée à des cas réduits de défaillances en cours d'emploi, mais elle utilise souvent des estimations très prudentes concernant la probabilité de défaillances de composants elle a donc un coût de maintenance élevé associé à l'élimination des composants avant qu'ils se dégradent. Donc la maintenance basée sur la condition c'est l'approche la plus rentable.

I.8. Conclusion

La maintenance opérationnelle des systèmes industriels à moindre coût est devenue un facteur critique. La performance des entreprises et les concepts traditionnels de maintenance préventive et corrective sont peu à peu complétés par une prise en compte plus réactive et proactive des défaillances (dégradation d'un bien).

Aussi, le pronostic se révèle être une activité tout à fait prometteuse pour ne pas engager de frais de maintenance inopportuns autrement dit réduire les coûts supplémentaires. Il fait l'objet d'une norme internationale récente, il est considéré aussi comme un processus clefs dans les stratégies et les plans de maintenance. Cette notion de pronostique et leur importance font l'objet du chapitre suivant.

CHAPITRE II : PRONOSTIC DE DEFAILLANCE

II.1. Introduction

Les industries tendent à renforcer leur capacité à anticiper et contrôler les défaillances afin de recourir à des actions préventives les plus justes possible dans un objectif de réduction des coûts et des risques. Aussi, la mise en œuvre des solutions de Pronostics and Health Management (PHM) prend une part grandissante dans les activités de maintenance et le processus de pronostic et on peut la considérer comme un des principaux animateurs d'action dans la recherche d'une performance globale et compatible.

Premièrement, sur le plan environnemental, le pronostic industriel s'inscrit dans une logique de développement durable c'est à dire il permet d'augmenter la disponibilité et d'augmenter la durée de cycle de vie des systèmes industriels. Ensuite, l'anticipation des défaillances des éléments critiques permet de prévenir les risques industriels et d'assurer la sécurité des personnes et des biens. Le pronostic permet en outre d'assurer une continuité des services et d'augmenter la qualité de ceux-ci. Enfin, la mise en œuvre de la maintenance prévisionnelle (fondée sur le pronostic) nécessite une qualification et participe à la valorisation du personnel technique de maintenance.

Avant d'avoir appliqué une telle approche une compréhension s'avère très nécessaire. Pour cette raison, ce deuxième chapitre est dédié à la présentation générale de la notion pronostique, sa relation avec d'autres termes ainsi que les différentes approches utilisées dans la pronostique.

II.2. Le pronostic des défaillances

Le pronostic des défaillances occupe une place très importante dans le domaine de la sûreté de fonctionnement (SDF). Beaucoup de définitions du terme pronostic ont été proposées et il n'en existe pas de totalement consensuelle. Le pronostic est souvent assimilé à un processus de prédiction (une situation future doit être prise en charge). Par suite, deux grandes acceptations du pronostic peuvent être considérées comme fédératrices, le pronostic désigne selon les cas un processus visant à déterminer la durée de vie restante d'un système, c'est-à-dire son RUL, ou la probabilité de bon fonctionnement d'un système jusqu'à une certaine date. [10]

Donc le processus de pronostic est considéré comme un processus de prédiction de l'évolution future de l'état du système considéré.

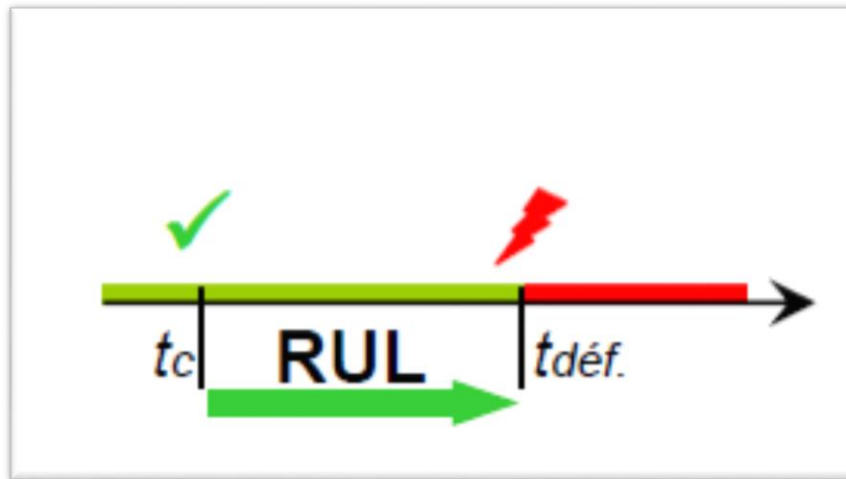


Figure II. 1: Le pronostic comme l'estimation du RUL

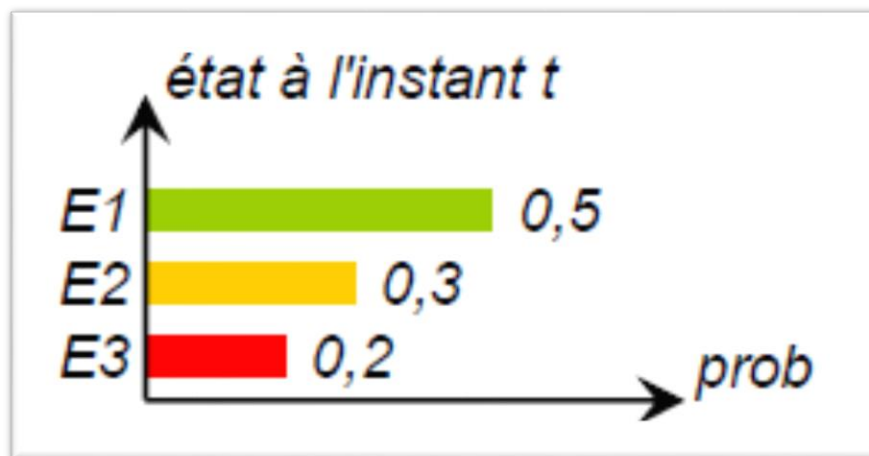


Figure II. 2 : Probabilités d'états

En 2004, la norme internationale ISO 13381-1 définit le pronostic comme « *l'estimation de la durée de fonctionnement avant défaillance et du risque d'existence ou d'apparition ultérieure d'un ou de plusieurs modes de défaillance* » et définit aussi trois niveaux de pronostic. [11]

- **Niveau 1 : Pronostic de mode de défaillance existant** : fournit une estimation de la durée de vie utile restante des systèmes en se basant sur les progressions de chaque mode de défaillance diagnostiqué.
- **Niveau 2 : Pronostic de future mode de défaillance** : évalue les effets possibles du mode de défaillance identifié sur les autres modes et modélise la progression possible de chaque dégradation potentielle afin d'estimer le pire des cas pour les systèmes affectés. Par conséquent, les modèles décrivant les interactions des modes de défaillance doivent être développés à ce niveau.
- **Niveau 3 : Pronostic de poste action** : évalue l'impact des actions de maintenance sur ces modèles. [12]

II.3. Prognostic and Health Management (PHM)

Le PHM est une discipline qui lie les études des mécanismes d'échec à la gestion du cycle de vie du système. Un PHM utilise des informations permettant de détecter rapidement les défauts imminents ou naissants, les calculs de vie utile restants et la prise de décision logistique basée sur des prédictions. [13]

Un système PHM a pour objectif de maximiser le retour sur l'investissement des équipements. Il optimisera la maintenance planifiée, la maintenance basée sur la condition prédictive et non prédictives.

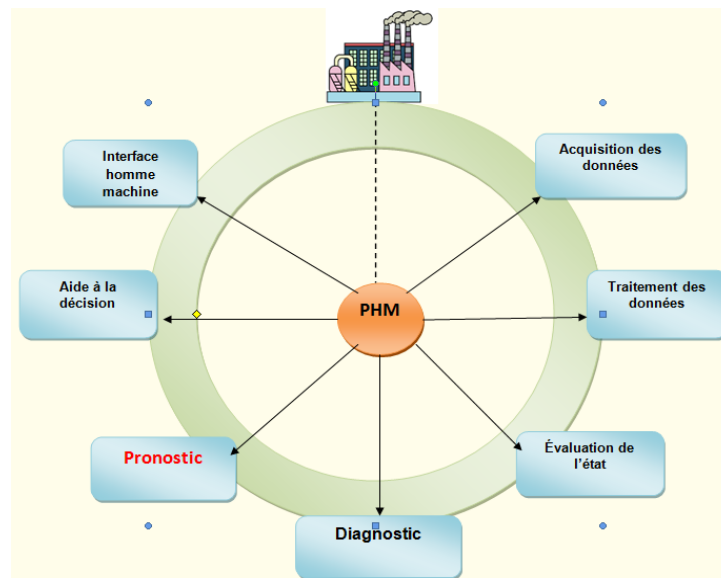


Figure II. 3 : Les modules de PHM

Comme représente la figure II. 3 les modules de PHM sont :

II.3.1. L'acquisition des données

Consiste à mesurer des grandeurs physiques telles que la tension, le courant, la pression, la température et l'humidité, tout ça à l'aide des capteurs, logiciels et bien sûr l'observations des experts. Ces données sont obtenues à l'aide d'un système d'acquisition qui collecte les données à envoyer aux autres unités et à stocker dans une base de données fiable et sûre.

II.3.2. Le traitement des données

Le traitement des données consiste à analyser et interpréter les signaux pour faire une extraction des informations qui caractérisent le comportement du système, en fonction de temps.

II.3.3. L'évaluation de l'état courant

Sera obtenue à partir de ces caractéristiques, elle permettra à l'aide de comportement nominal pour la détection des différentes anomalies possibles.

II.3.4. Le diagnostic

C'est la localisation et l'identification des causes des anomalies ou des défaillances.

II.3.5. Le pronostic

S'appuie sur l'état actuel du système et le résultat de la détection ou du diagnostic pour prédire la durée de vie avant défaillance.

II.3.6. L'aide à la décision

Concernant les stratégies de maintenance à mettre en œuvre pour maintenir en bon état le système. Ce module prend appui sur toutes les informations obtenues (état actuel du système, RUL, connaissance du contexte, etc.).

II.3.7. L'interface homme-machine

Offre un moyen de présenter et stocker sous différentes formes les informations utiles et de bien communiquer entre le cerveau-humain et le processeur de la machine.

II.4. Durée de vie résiduelle RUL (Remaininig Useful Life)

L'un des concepts clés dans le cadre du pronostic est le RUL. Qu'est la sortie générée par un algorithme de pronostic, décrivant la distribution dans (t) des temps probables d'échec de l'équipement. Considérez la Figure II.4, qui illustre les concepts clés d'un RUL Au moment t_P , une prédiction est faite et une estimation du RUL est générée. Une fois que le RUL a été généré, la question suivante consiste à décider quand effectuer des actions de maintenance corrective.

Idéalement, le temps choisi pour l'action de maintenance évite à la fois les défaillances de l'équipement et maximise la durée de vie utile de l'équipement. Cependant, il s'agit de conditions de conicité et en conséquence de sélectionner Quand effectuer une maintenance.

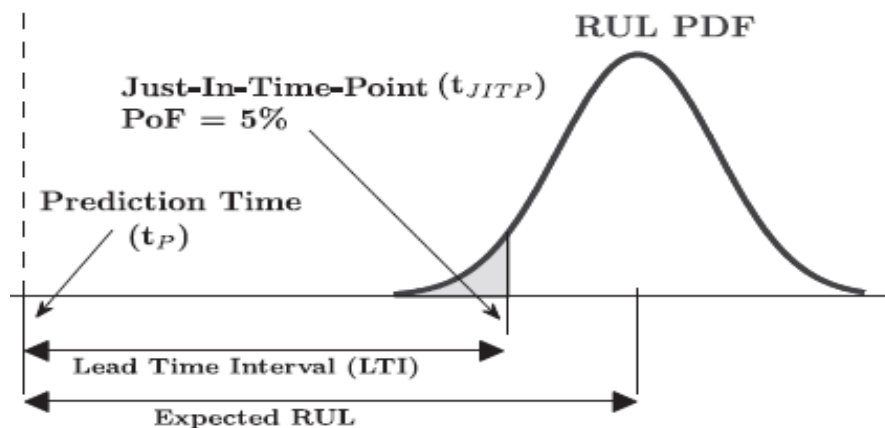


Figure II. 4 : The remaining useful life

Dans le développement d'une spécification d'exigences pour un algorithme de pronostic, une considération clé sera la probabilité d'échec maximale admissible PoF. Cette valeur montre le niveau maximal acceptable de risque d'échec du matériel, au-delà duquel l'équipement ne peut plus être utilisé car le risque d'échec de l'équipement est jugé excessif. En utilisant le PoF maximal admissible défini et le RUL estimé, une valeur importante connue sous le nom de JITP peut être identifiée.

Le JITP désigne le dernier point de temps avant lequel des actions de maintenance corrective doivent être effectuées pour éviter d'utiliser des équipements au-delà du PoF maximal admissible. Dans une application réactivée, la sélection du PoF maximal admissible prend généralement en compte un certain nombre de facteurs.

Les facteurs clés comprennent la sécurité, la criticité et les considérations économiques. Dans certains scénarios, où les considérations de sécurité sont primaires, l'exigence pourrait être d'éviter autant de défaillances en service que possible et par conséquent, une valeur conservatrice pour le PoF maximal admissible pourrait être choisie. Alternativement, un opérateur de l'installation peut accepter un maximum plus élevé de la valeur PoF dans les situations où la maximisation de la durée de vie des équipements coûteux pourrait être plus économique que d'éviter une panne occasionnelle. Un exemple d'un tel scénario pourrait être l'utilisation d'un outil de coupe à tête de diamant.

Dans la figure II.4, une valeur PoF admissible maximale de 5% est supposée à titre illustratif. Une fois que le JITP a été identifié, une autre mesure clé peut être calculée c'est l'intervalle de délai LTI. Ce dernier est défini comme l'intervalle de temps entre le moment où la prédiction est générée de sorte que :

$$t_{LTI} = t_{JITP} - t_P \dots\dots\dots (1)$$

Le LTI fournit une estimation en temps réel du temps restant avant qu'un système ne fonctionne au-dessus du PoF admissible maximal. Les actions de maintenance doivent être effectuées avant que ce temps ne s'écoule, afin d'éviter d'utiliser un équipement au-delà du PoF maximal admissible. Le RUL et la valeur LTI représentent des informations clés qui devraient être présentées à l'équipe de maintenance Dans le cadre de IHM. Cette information permet à l'équipe de maintenance à prendre des décisions opérationnelles éclairées, concernant le moment de la maintenance et éviter les cas d'échec de l'équipement. En outre, les valeurs RUL et LTI peuvent être utilisées comme entrées dans un système automatisé de prise en charge de la décision de maintenance, selon lequel les composants et les pièces de rechange sont commandés automatiquement lorsqu'une erreur prédite approche. Cela permettrait d'enregistrer un stock plus petit de pièces de rechange et de composants sur place, ce qui réduirait davantage les coûts totaux de possession (TOC).

II.5. Lien entre diagnostic et pronostic

Le diagnostic consiste à détecter l'occurrence de fautes sur un système, les identifier, les caractériser et les isoler. Un défaut est considéré comme une déviation d'au moins une propriété caractéristique du système ou de l'un de ses paramètres. De manière générale, comme illustré sur la figure II.5, le diagnostic est postérieur à l'apparition d'une faute ou d'une défaillance sur le système alors que le pronostic est antérieur à la survenue de la défaillance.

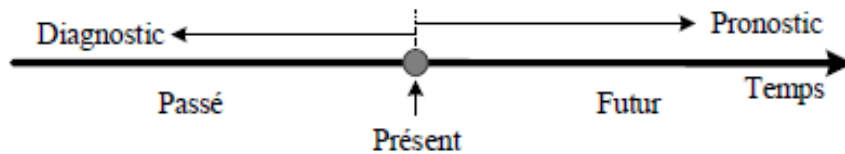


Figure II. 5 : Diagnostic Vs Pronostic

Un défaut ne conduit pas toujours à un arrêt de fonctionnement du système. Il peut apparaître aussi suite à la naissance et l'évolution d'un phénomène de dégradation. Une défaillance est systématiquement consécutive à un défaut.

Le terme diagnostic de défaut ou de défaillance est souvent connu par le regroupement, la détection, l'isolation et l'identification d'une défaillance.

- **La détection** : indique la présence ou non d'un défaut ou d'une défaillance sur le système surveillé.
- **L'isolation** : permet de faire la localisation du composant de système en défaut ou en panne.
- **L'identification d'une défaillance** : consiste à déterminer la nature du défaut ou de la défaillance à partir de l'instant où il a été détecté.

En pratique, l'objectif du diagnostic consiste non seulement à détecter un défaut ou une défaillance mais aussi à fournir de l'information sur l'état de santé actuel et l'historique du système pour le pronostic. Dans cette phase, ces deux activités peuvent être groupées dans un processus unique de diagnostic pronostic même si le diagnostic à lui-seul peut fournir des informations utiles pour la prise de décision.

Donc le diagnostic et le pronostic sont considérés comme deux phases d'un même cadre général diagnostic-pronostic. En effet, le système de surveillance de l'état permet d'évaluer l'état de santé du système (partie diagnostic) préalablement à l'estimation éventuelle la RUL du système (partie pronostic) comme l'illustre la figure II.6.

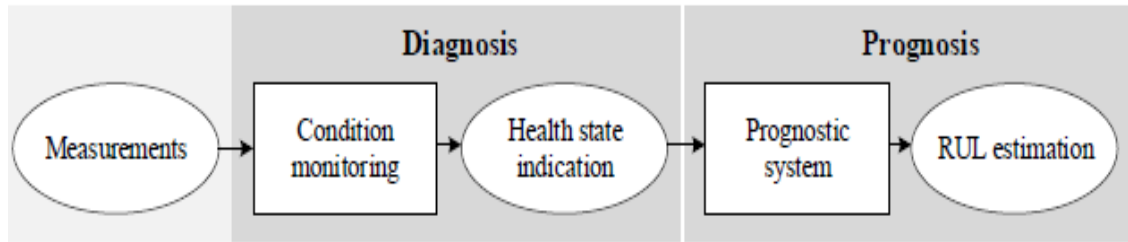


Figure II. 6: Cadre général du processus de diagnostic-pronostic.

L'intelligence des méthodes de diagnostic et de pronostic a augmenté au cours des dernières années. Après un diagnostic positif d'une panne ou d'une panne imminente dans le système ou le processus, le pronostic offre suffisamment de temps pour la rectification avant la rupture totale ou l'instabilité du système. Bien que cette fenêtre de temps et les mesures correctives correspondantes dépendent de l'application, les fonctions principales incluent, mais sans s'y limiter, la détection, l'isolement, la quantification, la prévision, l'anticipation et la correction, etc....

La vaste gamme d'applications s'étend maintenant à partir de l'utilisation manuelle, Automatisé ou entièrement automatisé, elle a été appliquée aux systèmes de fabrication, de commercialisation et de défense, etc. Généralement, ces applications peuvent être classées principalement dans le diagnostic et le pronostic paramétrique ou non paramétrique.

II.6. Les approches du pronostic

Ces derniers temps, une grande variété de techniques ont été appliquées à la prévision du RUL des systèmes surveillés, qui est réutilisé dans la diversité des applications. La catégorisation des différentes approches dans différentes classes est difficile en raison de la grande variété des techniques qui ont été appliquées aux problèmes de pronostic.

Vachtsevanos et al. [14] Catégorise les approches pronostiques dans l'une des trois classes, les approches basées sur l'expérience, les approches axées sur les tendances ou données et les approches basées sur des modèles.

La figure II.7 illustre comment, en passant d'une approche axée sur l'expérience à celle d'un modèle, avec des capacités et des performances accrues, il y a également une diminution de l'applicabilité des différentes approches. La réduction de l'applicabilité est une récurrence de la complexité ou coût croissant des approches différentes, car les capacités accrues sont réalisées en adaptant des solutions à des applications spécifiques au pronostic.

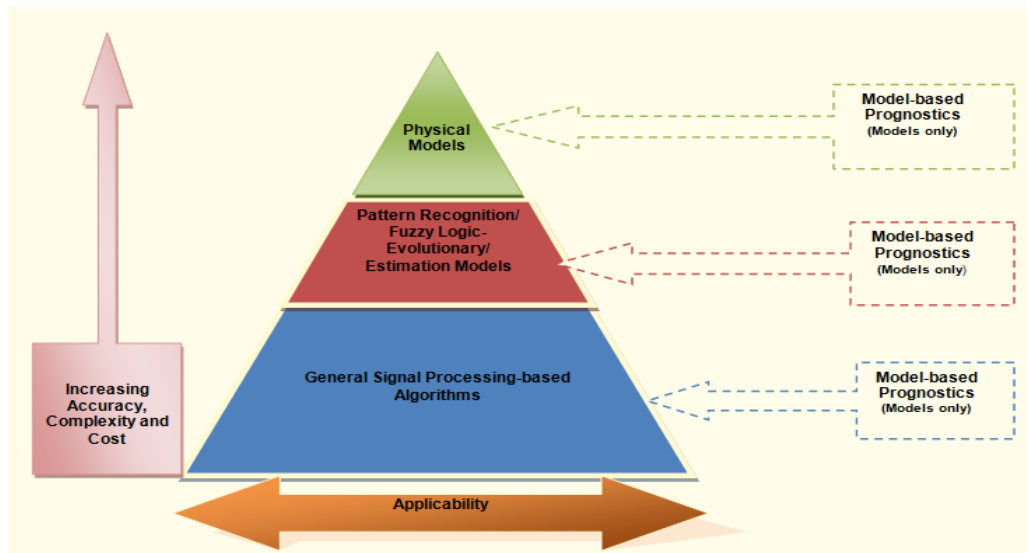


Figure II. 7 : Approches techniques des pronostics. [14]

Dans les sections suivantes, une revue des différentes approches techniques au sein de ces classes est présentée en référence aux applications pertinentes des différentes approches.

II.6.1. Approches basées sur un modèle physique

Les approches pronostiques les plus adaptées utilisent les modèles physiques de l'échec du système sous observation, dérivés des premiers principes. Le principal domaine d'application de telles approches, à ce jour, a impliqué l'utilisation de modèles de fatigue pour la modélisation de l'initiation et la propagation des fissures dans les composants structurels. [14]

Le principal avantage des approches basées sur les modèles, en utilisant les modèles de la faiblesse physique, est la capacité d'intégrer la compréhension physique du processus sous observation et, en outre, la capacité de prédire la dégradation sous différentes charges et conditions de fonctionnement.

Cependant, les approches de pronostic basées sur les modèles sont également limitées par la capacité à développer de tels modèles à grande échelle de systèmes et de processus souvent complexes. Dans de nombreuses situations, où les premiers modèles de principe complexes ne sont pas disponibles, il est possible d'assumer une certaine forme pour un modèle dynamique décrivant l'évolution d'un processus de dégradation. Ensuite, en utilisant les entrées et les sorties observées, les paramètres du modèle peuvent être identifiés dans une procédure appelée identité du modèle. [14]

Les approches pronostiques utilisant de tels modèles sont parfois décrites comme des approches hybrides, en franchissant les limites entre les pronostics basés sur des modèles et basés sur des données.

Avec la disponibilité de modèles suffisamment descriptifs d'un processus de dégradation, soit la physique des modèles de défaillance, soit des modèles dérivés pour décrire le comportement des exemples historiques d'échec, le développement d'algorithmes pronostiques basés sur l'application de techniques d'estimation bayésiennes récursives est possible. Les approches dynamiques de pronostic basées sur des modèles basés sur des techniques d'estimation bayésiennes récursives fournissent également un cadre pour aborder diverses sources d'incertitude dans les pronostics et ont été parmi les approches les plus réussies des pronostics. Les techniques d'estimation bayésiennes récursives combinent l'information du modèle, décrivant le processus de dégradation, avec des mesures prises à partir du système sous observation.

De cette façon, le niveau actuel de dégradation est modélisé en tant que variable aléatoire, ce qui permet de quantifier l'incertitude dans le niveau actuel de dégradation.

En outre, le niveau actuel d'incertitude peut ensuite être propagé dans l'avenir pour mieux décrire l'incertitude dans les prédictions générées.

Différentes techniques d'estimation bayésiennes récursives ont été étudiées pour des problèmes de pronostic, tels que le filtre de Kalman, le filtre de Kalman étendu et le filtre à particules. Le filtre de Kalman est un estimateur bayésien récursif optimal dans le cas où le processus peut être modélisé par un modèle linéaire d'espace d'état avec des processus de bruit gaussien. Cependant, la dynamique du processus de dégradation n'est pas généralement linéaire, avec des processus de bruit souvent non gaussiens [15]. Dans de telles situations, le filtre Kalman étendu, qui hiérarchise un modèle d'espace d'état non linéaire autour du point actuel, peut être utilisé [16]. Cependant, comme décrit par Saha et al. [17], si l'estimation initiale de l'état est incorrecte, ou si le processus est modélisé de manière incorrecte, le filtre peut diverger rapidement, ce qui entraîne la création de mauvaises prédictions.

Ces derniers temps, les méthodes séquentielles de Monte Carlo, plus connues sous le nom de particules, ont connu une popularité, en raison de leur flexibilité et de leur facilité de conception pour lutter contre les problèmes de filtrage non linéaire. [15]

En effet, le filtrage de particules a été décrit comme l'état de fait de la technique de l'art dans les pronostics d'échec. [18] Le principe de base de la filtration des particules consiste à approximer l'état de dégradation avec un ensemble de particules, représentant des valeurs d'état et un ensemble associé de poids de particules, qui représentent les masses de probabilité discrètes des particules individuelles. Les particules peuvent être générées et mises à jour récursivement en utilisant un modèle de transition d'état non linéaire, décrivant l'évolution du processus sous observation. Le

potentiel de la filtration des particules pour les pronostics a été démontré dans une thèse de PhD par Orchard, [19] et depuis lors, les méthodes de filtrage de particules ont été étudiées et appliquées à une variété d'applications pronostiques, y compris les prognathismes de la batterie au lithium-ion, [20] la prédiction de la croissance de la fissure [15], [21], [22] et les valeurs pneumatiques. [23] En outre, on a démontré que la réaction des particules a été supérieure à celle des méthodes alternatives telles que les modèles EKF et ARIMA pour prédire le RUL des batteries [19].

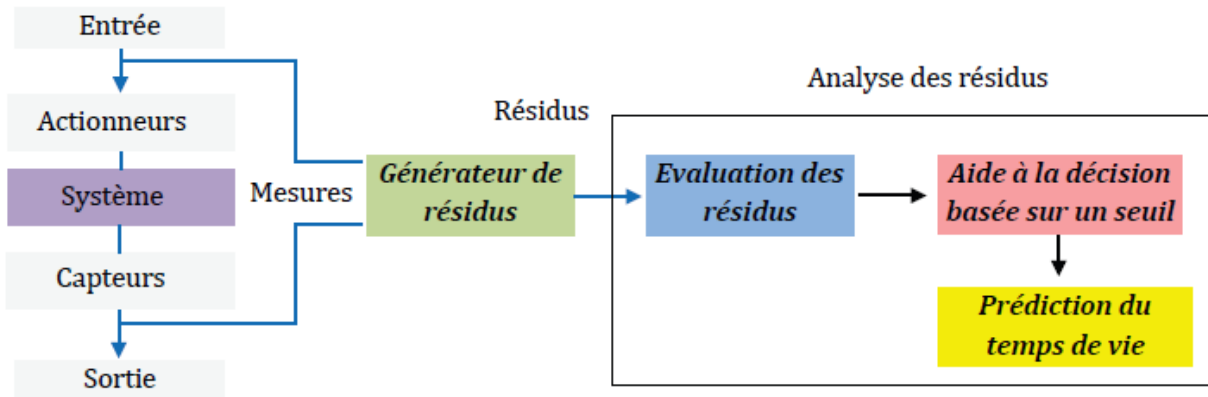


Figure II. 8 : Structure d'un système de pronostic à base d'un modèle.

II.6.2. Approches guidées par les données

Dans de nombreuses situations, la complexité des systèmes sous observation rend impossible de dériver des modèles robustes et précis qui peuvent être utilisés à des fins de pronostic. Cependant, il arrive souvent que des données historiques, qui captent le comportement du signal, des signaux mesurés ou des fonctions extraites de l'étape de défaut infantile à l'échec de l'équipement, sont disponibles. Dans de tels cas, des méthodes basées sur les données qui modèlent comment ces signaux et ces caractéristiques évoluent peuvent être utilisées pour générer des prédictions de RUL.

Les approches pronostiques basées sur les données suivent généralement l'une des deux stratégies. La première stratégie est un processus en deux étapes. Tout d'abord, une réduction appropriée de la dimensionnalité, une extraction de caractéristiques ou des techniques de correspondance de motifs sont utilisées pour cartographier les signaux ou les caractéristiques du système sur une dégradation ou un indice de santé de dimension unique. Techniquement, cette première étape relève du domaine des diagnostics de faute car elle concerne l'analyse d'événements postérieure. Une fois que le niveau actuel de dégradation est identifié, il est ensuite extrapolé dans le futur jusqu'à ce qu'une limite de seuil critique préalable soit dépassée. Une gamme de techniques

Peut être appliqué dans ces deux étapes. La deuxième stratégie consiste à modéliser directement la relation entre les signaux ou les caractéristiques surveillés et la durée de vie restante du système.

Dans cette situation, la durée de vie restante du système est la sortie générée par les modèles. Dans la section suivante, un bref aperçu de certaines des techniques basées sur les données qui ont été appliquées aux problèmes pronostiques sont présentés. Des examens plus complets des techniques de pronostic basées sur les données peuvent être trouvés dans [24], [25], [26].

II.6.2.1. *Techniques et outils*

Lorsque les seules informations disponibles sur le système sont les variables mesurables et que l'on ne peut utiliser la redondance physique, l'approche usuelle consiste à apprendre le comportement du système à l'aide de l'historique des données (les données d'apprentissage), le principe étant qu'une même cause aura toujours les mêmes effets. Dans cette optique, deux catégories de techniques sont distinguées dans la littérature : celles issues de l'intelligence artificielle et les techniques statistiques.

a) Techniques de l'intelligence artificielle

Les réseaux de neurones et les réseaux d'ondelettes (le perceptron multi couches, les réseaux de neurones probabilistes, les réseaux d'ondelettes à auto organisation, etc.) sont les principales classes d'outils de ce type. Leur force réside dans l'aptitude à apprendre et à capturer les relations subtiles entre données, même si ces relations sont inconnues ou difficile à décrire. [27] En revanche, leur principal inconvénient réside dans l'acquisition et la couverture des données d'apprentissage.

b) Techniques statistiques

Les techniques statistiques les plus populaires sont les techniques de lissage (tel que le lissage exponentiel) et les modèles de régression, notamment les modèles AR et ARMA. Ces techniques présentent l'intérêt d'être simple à programmer. Cependant, elles supposent que la dégradation du système est monotone, et ne permettent pas d'intégrer les variations de conditions d'utilisation du système : l'évolution de la dégradation à venir doit être similaire à celle qui a été apprise.

II.6.2.2. *Applications*

a) Pronostic par analyse de tendance

La gamme des outils utilisés dans cette catégorie inclut les outils de prévision de série temporelle (Box Jenkins, régression linéaire, lissage exponentiel) et les modèles de classification multi-variable plus perfectionnés (analyse en composantes principales, discrimination linéaire et quadratique...). [28]

b) *Pronostic par apprentissage*

Les applications récentes exploitent des réseaux de neurones sous toutes leurs formes : réseaux de neurones à ondelettes dynamiques. [29] Réseaux de neurones à fonctions de base radiales [30] ou réseaux neuro-flous. [31]

L'intégration de la logique floue dans la construction du modèle permet de définir la structure du modèle et d'assurer la convergence de l'apprentissage des paramètres.

Ces méthodes d'apprentissage automatique ont donné lieu à de multiples applications :

- Pronostic de la propagation de la détérioration de machines tournantes, avant qu'elles atteignent un niveau critique. [32]
- Pronostic de défaillances de roulements à billes. [33]

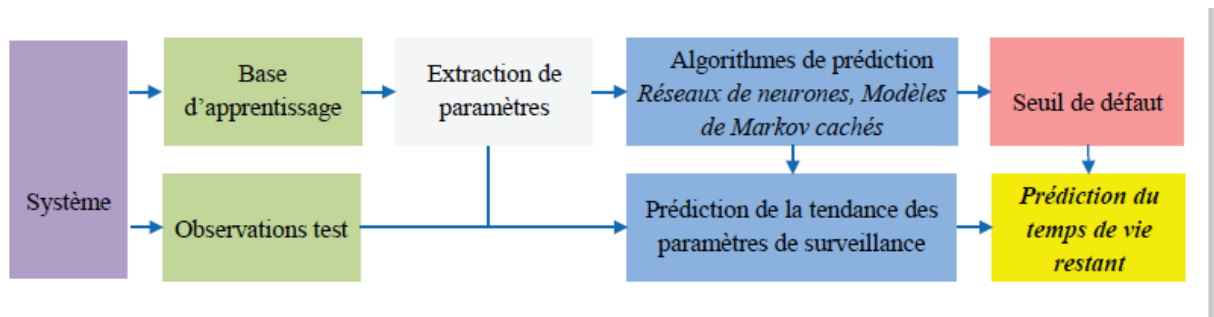


Figure II. 9 : Structure d'un système de pronostic orienté données.

II.6.3. Approches basées sur l'expérience

Le pronostic basé sur l'expérience est basé sur la formalisation des mécanismes physiques de détérioration des composants par modèles stochastiques (loi de fiabilité, processus markoviens ou non-markoviens) initiés par connaissances a priori et jugement d'expert.

Le principal avantage de ce type d'approches est qu'elles ne nécessitent pas de connaissance pointue des mécanismes physiques de dégradation. Aussi, elles sont relativement simples à mettre en œuvre et peu coûteuses.

Les principales limites des approches basées sur l'expérience sont les suivantes :

- Il existe fréquemment un décalage entre les modèles mis au point (mono-composant à 2 états) et la réalité industrielle (système multi-composants à multi-états).
- Il est difficile de disposer d'un historique d'expérience passée représentatif de toutes les conditions d'utilisation des systèmes.
- Le manque de réactivité face au changement de comportement d'un système ou de l'environnement.

II.6.3.1. Techniques et outils

Les approches basées sur l'expérience sont principalement issues des méthodes traditionnelles de modélisation et de traitement fiabilistes. Le pronostic est en ce sens assimilé à une étude de fiabilité prévisionnelle, l'objectif étant d'identifier les paramètres d'une distribution aléatoire décrivant le phénomène de dégradation ou de défaillance (loi de poisson, loi exponentielle, loi de weibull, loi log-normal). Dans cet ensemble, la loi de weibull reste la plus répandue, de plus, l'utilisation d'un modèle fiabiliste évolutif de type ALM, PHM (Proportional Hazard Model) ou la mise en œuvre d'une démarche bayésienne permettant d'actualiser les paramètres de la loi de dégradation à chaque nouvelle information disponible peut également représenter une solution. La simulation de Monte Carlo permet de combiner différents phénomènes aléatoires mais est confrontée au problème d'explosion du temps de la simulation. [34]

II.6.3.2. Applications

Parmi les travaux récents dans le domaine du pronostic basé sur l'expérience, nous pouvons mentionner les suivants :

- **A. Jardine et D. Banjevica** : proposé le logiciel EXAKT pour optimiser le remplacement d'équipements critiques (turbine, vanne, moteur...). [35] La méthodologie proposée combine le suivi du taux de défaillance obtenu par un modèle de Weibull et la prévision de l'évolution de Co variables suivant un processus markovien discret non homogène.
- **C. Clarotti, A. Lannoy, S. Odin et H. Procaccia** : a proposé la suite logicielle IBTV d'EDF en intégrant une méthodologie originale de pronostic où la stratégie de maintenance repose sur le déclenchement d'interventions suite à la détection du vieillissement d'un composant (vanne, relais électrique, structure mécanique, par exemple). [36] L'approche est basée sur une démarche bayésienne avec une modélisation a priori du comportement du taux de défaillance (composition loi exponentielle et Weibull). De plus, l'efficacité des actions de maintenance est prise en compte suivant l'avis d'expert, (figure II.10).
- **G. Ramos** a optimisé la périodicité d'interventions préventives sur des ventilateurs. **J.M. Van Noordwijk et H. E. Klatter** a modélisé la durée de vie de ponts en béton pour améliorer leur coût de maintenance et de remplacement. **V. Mijailovica** calculé la disponibilité moyenne d'un disjoncteur à air comprimé soumis à deux modes de défaillances. [37], [38], [39]

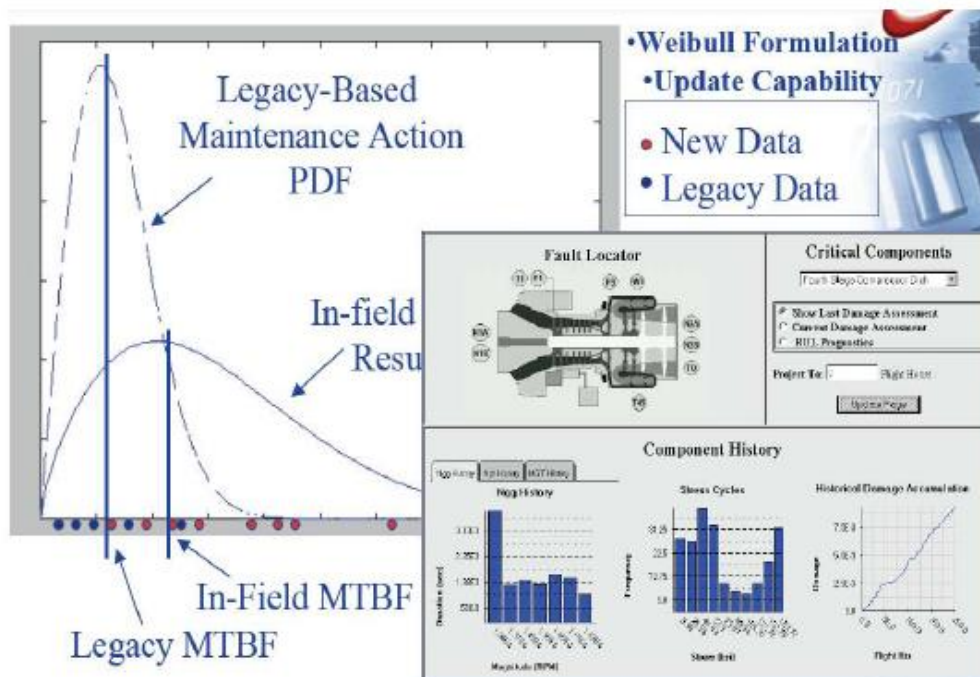


Figure II. 10: Exemple de pronostic basé sur l'expérience

II.7. Métriques du pronostic

Le développement de métriques en ligne et hors ligne pour évaluer et comparer la performance des différentes approches pronostiques a été un domaine de recherche active ces dernières années. Une grande partie de ce travail a été développé et documenté dans une série de publications de Saxena et al. [40]

Ces techniques ont été développées pour remédier aux insuffisances perçues dans ce domaine, en particulier l'inadéquation des mesures de prévision standard pour les problèmes de pronostic. Une grande partie de la recherche récente sur les indicateurs de performance pronostiques est concentrée sur le développement de techniques pour comparer les performances de différents algorithmes de pronostic, lorsqu'ils sont appliqués au même problème de pronostic. Un bref aperçu de certaines des mesures les plus utiles est fourni ci-dessous. [41]

- **Prognostic Horizon** évalue dans quelle mesure, avant l'échec du système, un algorithme peut générer des prédictions dans la plage de précision souhaitée, autour du temps d'échec réel. La précision est décrite en fonction d'un pourcentage de la durée de vie réelle du système.
- **Précision relative** évalue l'erreur de pourcentage d'une prédiction par rapport à l'actuel RUL. De cette façon, une exigence pour l'algorithme de devenir plus précis car les approches de défaillance sont intégrées dans la métrique.
- **La performance d'Alpha-Lambda ($\alpha - \lambda$)** Évalue si un algorithme reste conforme niveaux de performance, relativement le RUL réel à un moment donné.

II.8. Conclusion

Le pronostic des défaillances est un processus de prédiction très important dans le domaine industriel, il consiste à prédire la succession de modes de faute futurs qui est cohérent avec le résultat de diagnostic et déterminé les durées de vie résiduelle des systèmes RULs qui a pour but d'évité les pannes et minimisé les couts de maintenance.

Il y a plusieurs approches de pronostic, les approches basées sur les données, les approches basées sur l'expérience et les approches basée sur le model, les scientifiques ont catégorisé ces approches en raison de la grande variété des techniques qui ont été appliquées aux problèmes de pronostic.

**CHAPITRE III : PRONOSTIC DE DEFAILLANCES
BASE SUR UNE APPROCHE NEURO-FLOUS ANFIS**

III.1. Introduction

Dans la pratique, l'utilité d'un système de pronostic vise à prédire la dégradation d'un bien. Aussi, beaucoup des méthodes de prévision peuvent être distinguées pour supporter cette notion de prédiction

La majorité d'entre elles portent sur la construction de modèles capables de minimiser l'erreur de prédiction pour un horizon donné. Cependant, aucune ne traite du contrôle de la distribution de cette erreur en fonction de l'horizon de prédiction.

L'adaptation d'un outil de prédiction doit s'accommoder des spécificités des systèmes industriels surveillés.

Les installations réelles existant complexes et de comportement généralement non stationnaire et non linéaire, une étape de modélisation de leur comportement peut être difficile certainement impossible.

L'objectif de ce chapitre est de présenter un outil de pronostic basé sur l'exploitation des données de surveillance, et visant principalement à prédire l'évolution d'une dégradation au cours du temps. Ce sont les systèmes neuro-flous évolutifs, plus spécifiquement le système neuro-flou ANFIS.

III.2. Le système prédictif neuro-flous

III.2.1. Réseau de neurones

Un réseau de neurones est un graphe orienté et pondéré, chaque nœud est un neurone formel et chaque arrête représente un lien synaptique. [42]

Le premier modèle a été proposé en 1943 par "Warren Mc Colloch" et "Walter Pitts", ces derniers supposèrent que l'impulsion nerveuse était l'expression ou le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone, et que c'est grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurones interconnectés que naît la pensée.

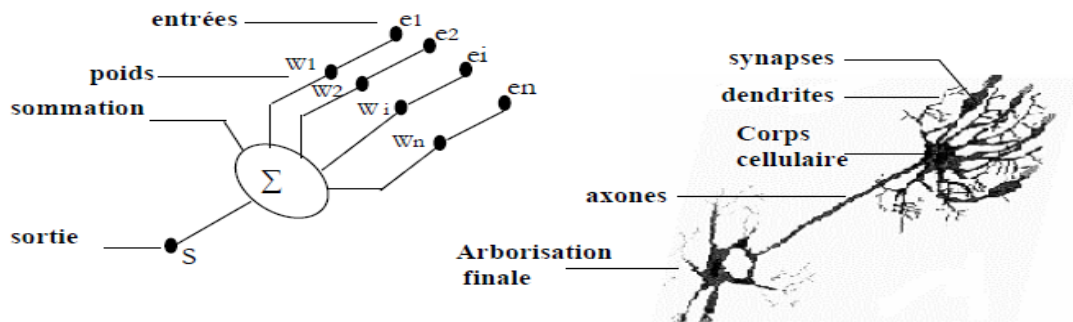


Figure II.1 : Neurone formel et Neuron biologique

III.2.2. La logique floue

La logique floue est une extension de la logique booléenne créée par Lotfi Zadeh en 1965 en se basant sur sa théorie mathématique des ensembles flous, qui est une généralisation de la théorie des ensembles classiques. En introduisant la notion de degré dans la vérification d'une condition, permettant ainsi à une condition d'être dans un autre état que vrai ou faux, la logique floue confère une flexibilité très appréciable aux raisonnements qui l'utilisent, ce qui rend possible la prise en compte des imprécisions et des incertitudes. [43]

La logique floue est bien connue des automaticiens pour ses applications dans le contrôle des procédés, elle est appelée « contrôle flou ». Le contrôleur flou s'insère dans la boucle de régulation et calcule la commande à appliquer au procédé suivant une ou plusieurs consignes et une ou plusieurs mesures effectuées sur celui-ci. [43]

Les bases de règles floues sont intéressantes en commande car elles permettent :

- ✓ De prendre en compte une expertise existante de nature qualitative.
- ✓ De prendre en compte des variables que l'on sait difficilement intégrer dans la boucle,
- ✓ D'améliorer le fonctionnement de contrôleurs classiques, par l'autorégulation hors ligne ou en ligne des gains de ces contrôleurs et la modification de leur sortie (feed forward) en fonction d'événements qui ne peuvent pas être pris en compte par une technique classique.

Les algorithmes basés sur la logique floue sont considérés comme une solution très intéressante pour la commande ou le réglage des systèmes non linéaires ou les systèmes pour lesquels il n'existe pas de modèle mathématique.

III.2.3. Neuro-flou hybride et prédiction

III.2.3.1. Définition

Un système neuro-flou hybride est un réseau de neurone avec un signal flou, des poids flous, une fonction de transfert floue et un module d'adaptation de la structure de RNF par un apprentissage d'un ensemble de données. [44]

III.2.3.2. Principe de fonctionnement

Les Réseaux de neuro-flous hybride apprennent des rapports et des modèles en utilisant un algorithme d'apprentissage supervisé qui examine les données dans un ensemble de la formation qui consiste en exemples d'entrées et leurs sorties associées. Pendant la phase d'apprentissage, un Réseau neuro-flou hybride modifie sa structure interne pour refléter le rapport entre les entrées et les sorties dans l'ensemble de la formation base de connaissance. L'exactitude d'un Réseau neuro-flou est vérifiée après que le cycle de d'apprentissage soit complet en utilisant un ensemble séparé d'entrées et sorties appelé l'ensemble de la validation "figure III. 1".

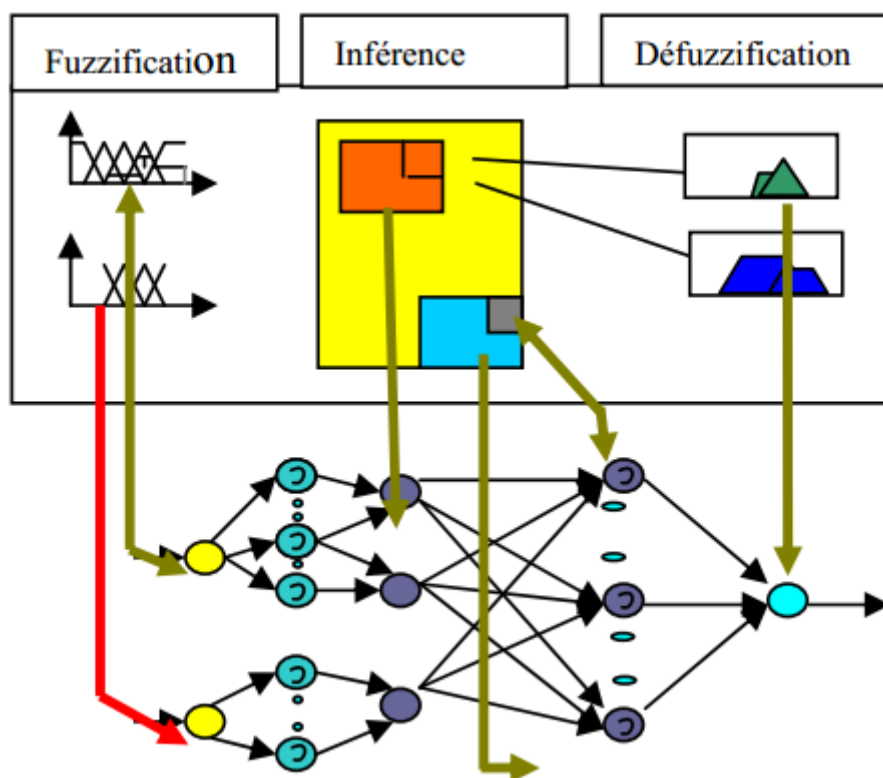


Figure III. 1 : principe de neuro flou

III.2.4. Le Modèle ANFIS

III.2.4.1. Architecture de l'ANFIS

Considérant la figure III.2, ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System) c'est un système d'inférence adaptatif neuro-flou qui consiste à utiliser un réseau neurone de type MLP à 5 couches pour lequel chaque couche correspond à la réalisation d'une étape d'un système d'inférence floue de type Takagi Sugeno. [45]

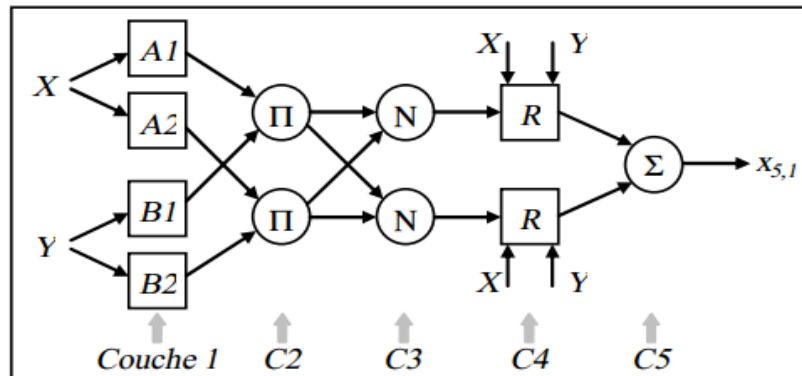


Figure III. 2 : Système ANFIS à deux entrées, une sortie et deux fonctions d'appartenance par entrées

III.2.4.2. Le principe d'ANFIS

Un système ANFIS est composé de 5 couches, chaque couche peut comprendre différents nœuds, nous notons $x_{1,k}$ la sortie du nœud k de la couche l .

La couche 1 : Chaque neurone calcule le degré d'appartenance des entrées X et Y aux différents ensembles flous A_k et B_{k-2} . [46]

Les paramètres inhérents à ces ensembles sont appelés paramètres prémisses du réseau.

Pour le système de la figure 1, nous avons :

$$x_{1,k} = \mu_{A(k)}(X) \text{ pour } k= 1 \text{ et } 2, \quad (1)$$

$$x_{1,k} = \mu_{B(k-2)}(Y) \text{ pour } k= 3 \text{ et } 4. \quad (2)$$

La couche 2 : sert à calculer le degré d'activation des prémisses. Chaque neurone dans (3) cette couche reçoit les sorties des neurones précédents de fuzzification et calcule son activation. La conjonction des antécédents est réalisée avec l'opérateur produit qui

utilise la contrainte de dérivabilité pour pouvoir déployer les algorithmes d'apprentissage, Chaque nœud réalise une T-norme floue. [46]

$$x_{2,k} = \prod_{(1,j) \in \text{Ant}(2,k)} (x_{1,j})$$

Ou, Ant (2, k) indiquant les nœuds antécédents du nœud (2, k).

La couche 3 : Chaque neurone calcul le degré de vérité normalisé d'une règle floue donnée. La valeur obtenue représente la contribution de la règle floue au résultat finale. [46]

$$x_{3,k} = \frac{x_{2,k}}{\sum_{(2,j) \in \text{Ant}(3,k)} x_{2,j}} \quad (4)$$

La couche 4 : Chaque neurone i de cette couche est relié à un neurone de normalisation correspondant aux entrées initiales du réseau. Il calcule le conséquent pondéré de la règle où est la sortie de la couche 3 et l'ensemble des paramètres de sortie de la règle i. [46]

$$x_{4,k} = x_{3,k} [m_{k0} + m_{k1} \cdot X + m_{k2} \cdot Y] \quad (5)$$

Ou, Les paramètres m_{k0} , m_{k1} et m_{k2} sont appelés paramètres conséquents du système neuro-flou.

La couche 5 : C'est la couche de sortie comprend un seul neurone qui fournit la sortie de ANFIS en calculant la somme des sorties de tous les neurones de sortie. [46]

$$x_{5,k} = \sum_{i=1}^n x_{4,k} \quad (6)$$

n désigne le nombre de règles floues.

III.2.4.3. Apprentissage

L'apprentissage vise à la correction des paramètres prémisses et conséquents afin de généraliser une fonction de transfert entre les entrées et la sortie du réseau.

III.2.4.4. Types d'apprentissage

a) Apprentissage Supervisé

L'utilisateur dispose d'un comportement de référence précis qu'il désire faire apprendre au réseau. C'est -à-dire on présente simultanément au réseau l'entrée et la sortie désirée, Le réseau est donc capable de mesurer la différence entre son comportement actuel et le comportement de référence, et de corriger ses poids de façon à réduire cette erreur. L'apprentissage supervisé utilise des

connaissances empiriques, habituellement représentées par des ensembles d'exemples étiquetés par la classe à laquelle ils appartiennent. [47]

b) Apprentissage Semi-Supervisé

L'utilisateur ne possède que des indications imprécises (par exemple, échec/succès du réseau) sur le comportement final désiré. Les techniques d'apprentissage semi-supervisé sont aussi appelées apprentissage par renforcement (reinforcement learning). En effet, on dispose souvent tout au plus d'une évaluation qualitative du comportement du système. Cela veut dire qu'en phase d'apprentissage, on indique seulement au réseau si l'apprentissage est correct ou non (réaction de l'environnement), induisant ainsi une variation sélective des connexions synaptiques. [47]

c) Apprentissage non-supervisé

Il consiste à détecter automatiquement des régularités figurant parmi les exemples présentés au réseau. Les poids du réseau sont modifiés en fonction de critères internes comme la Co-activation des neurones. Les comportements résultants de ces apprentissages sont en général comparables à des techniques d'analyse de données. [47]

d) Apprentissage par les algorithmes hybrides

En général, des algorithmes hybrides sont utilisés. Plus particulièrement, des travaux montrent que la combinaison de l'algorithme de descente du gradient et de l'algorithme LSE (Least Square Estimate – estimation des moindres carrés) permet de réduire la complexité de l'apprentissage et d'en améliorer l'efficacité. [48]

Phase une : propagation avant. Quand les paramètres prémisses du réseau sont fixés, la sortie du système ANFIS est linéaire. De fait, une fois les entrées propagées jusqu'à la couche 4, afin de déterminer les paramètres conséquents du réseau, en utilisant l'algorithme de l'estimation des moindres carrés.

Phase deux : propagation arrière. Lorsque Les paramètres conséquents optimaux sont fixés, les prémisses peuvent être obtenus par l'algorithme de descente du gradient simple.

III.3. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons expliqué une méthodologie vise à évaluer une perte de performance d'un système, cette méthodologie s'appuie sur l'utilisation d'un réseau de neurones flou de type ANFIS.

Le réseau de neurones flou de type ANFIS est exprimée sous formes de règles floues et de contraintes sur la fuzzification des entrées, alors que la phase d'apprentissage permet d'assembler les paramètres non définis (paramètres conséquents) à l'aide de données.

**CHAPITRE IV : APPLICATION DE LA PRONOSTIQUE
PAR LA METHODE ANFIS SUR LE SYSTEME CTA DE
L'UNITE SAIDAL**

IV.1. Introduction

Parmi les industries les plus connus en Algérie on a l'industrie pharmaceutique, elle consiste généralement à produire et commercialiser les produits pharmaceutiques et les médicaments. Cette industrie est en cours de développement dans notre pays et parce que ce domaine est très sensible elle doit être innover et contrôler à tous moments.

Pour ce faire notre étude consiste à améliorer le système de prévision à l'aide des réseaux inductibles, plus précisément du système neuro-flou ANFIS afin de déterminer la durée de vie résiduel avant la défaillance.

IV.2. Etude de cas

IV.2.1.Présentation de l'entreprise (Le groupe de SAIDAL)

SAIDAL (située à la zone industrielle Constantine, Algérie) est une Société par actions, au capital de 2 500 000 000 DA.80 % du capital du Groupe SAIDAL sont détenus par l'Etat et les 20 % restants ont été cédés en 1999 par le biais de la Bourse à des investisseurs institutionnels et à des personnes physiques.

Organisé en Groupe industriel, SAIDAL a pour mission de développer, de produire et de commercialiser des produits pharmaceutiques à usage humain.

Cette grande entreprise possède 3 filiale de production (pharma, biotique, antibiotique) fait dans plusieurs complexes et usines (complexe de MADEEA qui a une superficie de 25 HA, Usine de dar ALBAIDA, usine de Constantine, usine da Annaba).



Figure IV. 1 : L'usine de SAIDAL Constantine.

Usine de Constantine est considérée comme le seule producteur de produit massif en Algérie avec une capacité de production de plus de 18 million unité de vente, elle se compose en deux parties : l'une pour la fabrication des formes galéniques : suppositoires, ampoules et comprimés et l'autre pour la fabrication des solutés massifs avec une technologie très récente et spécialisée : flacon et poches dotée.

IV.2.2. Processus technologique de fabrication

Premièrement les opérateurs de la matière première sont stockés dans une zone de stockage pour chaque lot des produits soit secs ou liquides, ils ont commencé par la pesée pour définir le poids de chaque ingrédient. Dans cette étape les opérateurs utilisent un bloc de pesée, composé d'une balance pour calculer le poids et le flux laminaire pour filtrer les produits et nettoyer la poussière dans la salle et éviter la pollution des produits.

Les produits sont ensuite transportés soit vers la zone de fabrication sèche ou la zone de fabrication liquide selon le type de produits.

A. Production forme sèche

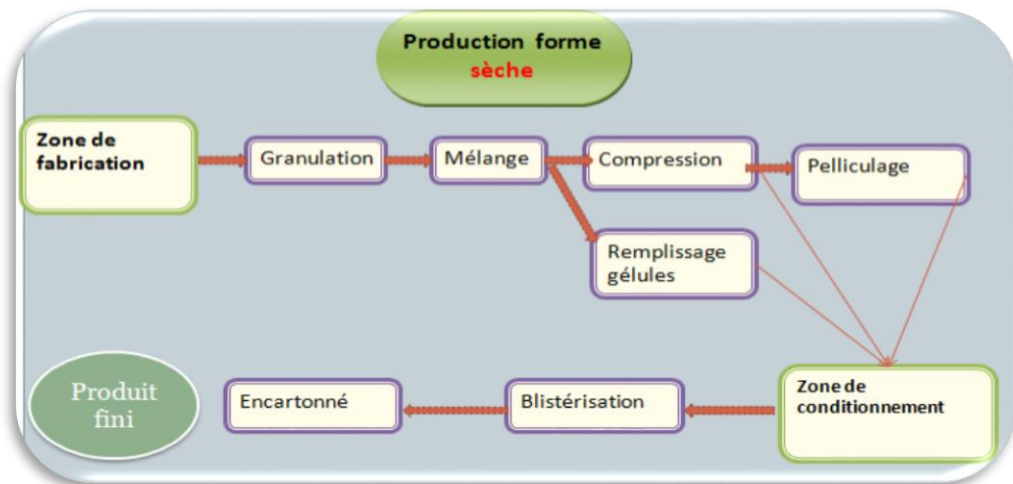


Figure IV. 2 : production forme sèche

Il y a deux zones pour la production forme sèche, zone de fabrication et zone de conditionnement. Dans la zone de fabrication les opérateurs commencent par l'étape de granulation ils ont déposé la matière première dans un granulateur pour but d'augmenter le diamètre des grains et après ils ont transporté le produit granulé avec une pompe au lit d'air fluidisé pour faire sécher avec l'air fluide, ensuite ils ont déposé le produit dans un calibre (broyeur) pour trouver un produit homogène, après cette étape, ils ont mélangé le produit granulé dans un mélangeur, à la fin de cette opération ils ont transporté le mélange pour la compression ou la mise en gélule.

Pour la zone de conditionnement les opérateurs conditionnent les comprimés et les gélules sous blistérisation avec une blistérisation qui colle le PVC et l'aluminium avec une température et une pression définies, après ils ont transporté les blistères avec un convoyeur pour la mise en étuis, inséré des notices et contrôlé le code à barres, enfin, ils ont mis en boîte manuellement.

B. Production forme liquide

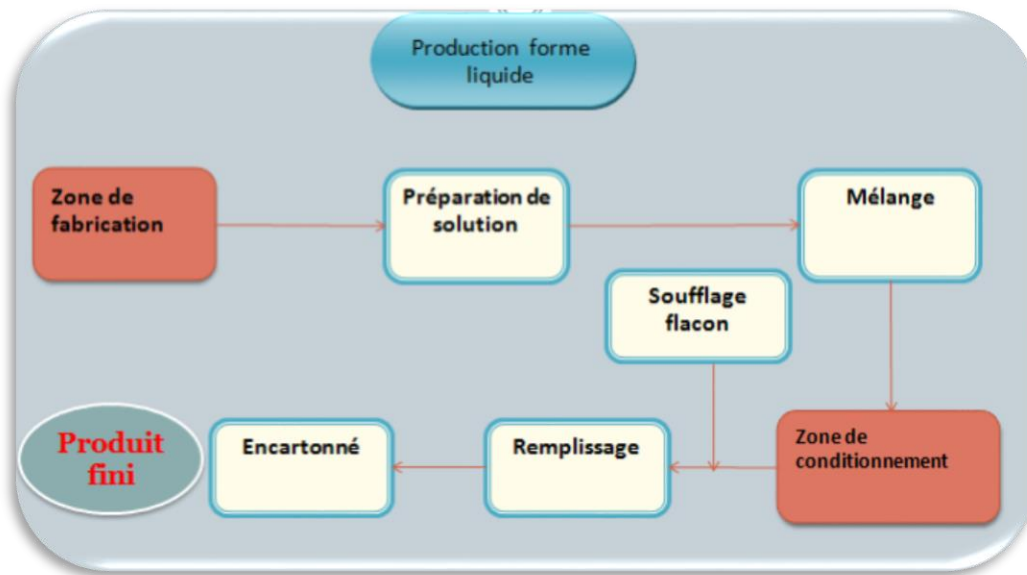


Figure IV. 3: production forme liquide

La production forme liquide aussi se compose de deux zone, zone de fabrication et zone de conditionnement.

Pour la zone de fabrication les opérateurs ont préparé la solution dans une petite cuve de préparation et après ils ont transporté la solution à une autre cuve de 3000L ensuite, ils ont ajouté l'eau purifiée et quelque autre ingrédient pour faire mélangé jusqu'à que le produit être fini (homogénéité, viscosité), Et après ils ont stocké le produit fini dans une autre cuve de stockage.

Dans la zone de conditionnement ils ont transporté le produit liquide par une pompe vers la cuve de remplisseuse et simultanément transporter les flacons avec un tapis roulant vers une souffleuse pour soufflé la poussière et après vers la remplisseuse pour le rempli avec le produit et fermé les flacons mécaniquement. Enfin les opérateurs mettre les flacons en étuis et mis en boîte manuellement.

A la fin de la production soit sèche ou liquide, ils ont stocké les boîtes de produit fini dans un stocke bien défini (pressions, température, humidité).

- *Remarque :* Le cycle de fabrication des médicaments se fait dans un environnement propre et bien déterminé.
- ✓ Température : entre 17C° et 21C°.
- ✓ Humidité : 50%.
- ✓ Pression : entre 10 bar et 15 bar.

Donc pour but de contrôlé tous ces paramètres il faut un système HVAC (heating, ventilation and air-conditioning) et précisément un CTA central de traitement d'air.

IV.2.3. Centrale de Traitement d'Air (CTA)

La centrale de traitement d'air (CTA) permet de maintenir une ambiance confortable dans une pièce en l'alimentant en air de qualité tout en assurant l'extraction des gaz carboniques. Dans les salles exigeants un confort particulier, comme par exemple pour les blocs opératoires, l'air soufflé à un rôle supplémentaire. Sous ces conditions, l'installation aéraulique doit permettre de définir un périmètre de sécurité, de réduire la concentration en microorganismes, de réguler la température, la pression et l'humidité et d'éliminer les odeurs et autres polluants.



Figure IV. 4 : Centrale traitement d'air CTA.

Le rôle de la CTA au sein de l'industrie pharmaceutique est de chauffer, refroidir et humidifier les chambres blanches et les hangars par air Conditionné, le chauffage de l'air est assuré par batterie d'eau chaude préparée en production frigorifique et L'humidification est réalisée par un humidificateur à vapeur.

A. *Le principe de fonctionnement de CTA*

La centrale de traitement d'air (CTA) est un équipement destiné à :

- Ventiler par l'introduction d'air neuf et l'extraction d'air vicié.
- Filtrer l'air.
- Chauffer par soufflage d'air chaud.
- Rafraîchir par soufflage d'air froid.
- Échanger les calories entre 2 flux d'air.

- Déshumidifier par condensation de la vapeur d'eau.
- Humidifier par vaporisation d'eau.
- Purifier à l'aide de lampe UV.

L'air traité sera ensuite diffusé dans les locaux desservis grâce à des réseaux de conduits, de matière, formes et section adaptées, avec des diffuseurs choisis en fonction des critères de confort recherchés.

Le chauffage de l'air est assuré par une batterie électrique ou une batterie d'eau chaude préparée en chaufferie.

Le refroidissement de l'air est assuré par l'évaporateur d'un groupe frigorifique (système à détente directe) ou avec l'eau glacée préparée par un groupe de production frigorifique.

L'humidification est réalisée par un humidificateur laveur d'air ou un humidificateur à vapeur .

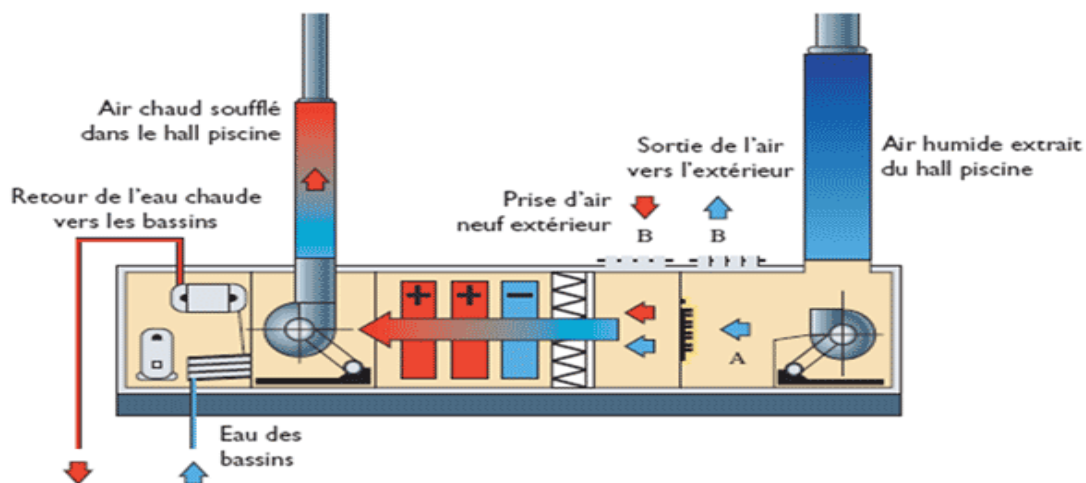


Figure IV. 5 : Schéma de fonctionnement de la CTA

B. L'importance de CTA dans l'industrie pharmaceutique

Il y a plusieurs utilités qui aident à la production pharmaceutique comme la chaudière, le groupe électrogène, la station d'eau purifiée mais la CTA est l'utilité primordiale.

Quand une défaillance se fait sur la CTA, ça provoque directement un changement sur le climat à l'intérieur des zones de production, c'est-à-dire un changement sur les paramètres de bonne pratique de fabrication : température, pression et humidité.

Ce changement incite une contamination de tous les produits à l'intérieur (matière première, produit fini), donc il provoque des pertes financières pour l'entreprise ou des dégâts humaines si le produit contaminé est vendu.

Comme une conclusion, la centrale de traitement d'air est le cœur de l'industrie pharmaceutique, il faut toujours surveiller, contrôler et améliorer le système de prévision pour éviter toutes ces défaillances.

IV.3. Application de la méthode ANFIS sur le système CTA « SAIDAL »

IV.3.1. L'acquisition des données

Cette partie consiste à mesurer des grandeurs physiques telles que la pression, l'humidité, la température, à l'aide de capteurs et les observations humaines. Ces données sont obtenues grâce à un système d'acquisition qui collecte, prétraite les données et les envoie aux autres unités et à stocker dans une base de données fiable et sûre.

Due la sensibilité et complexité de la phase de collecte, nous avons pu obtenir les données dès la température et l'humidité iniquement du mois de février, mars et avril 2016, cette opération a été faite à l'aide d'un expert dans le domaine. Les données récoltées sont représentées dans les tableaux :1,2 et 3 de l'Annexe 01.

IV.3.2. Traitement des données et Evaluation de l'état courant

Nous avons Analysé et interprété les données (température, humidité) afin d'extraire des informations caractérisant le comportement de la CTA, soit dans le domaine temporel ou fréquentiel.

A. Variation de la température

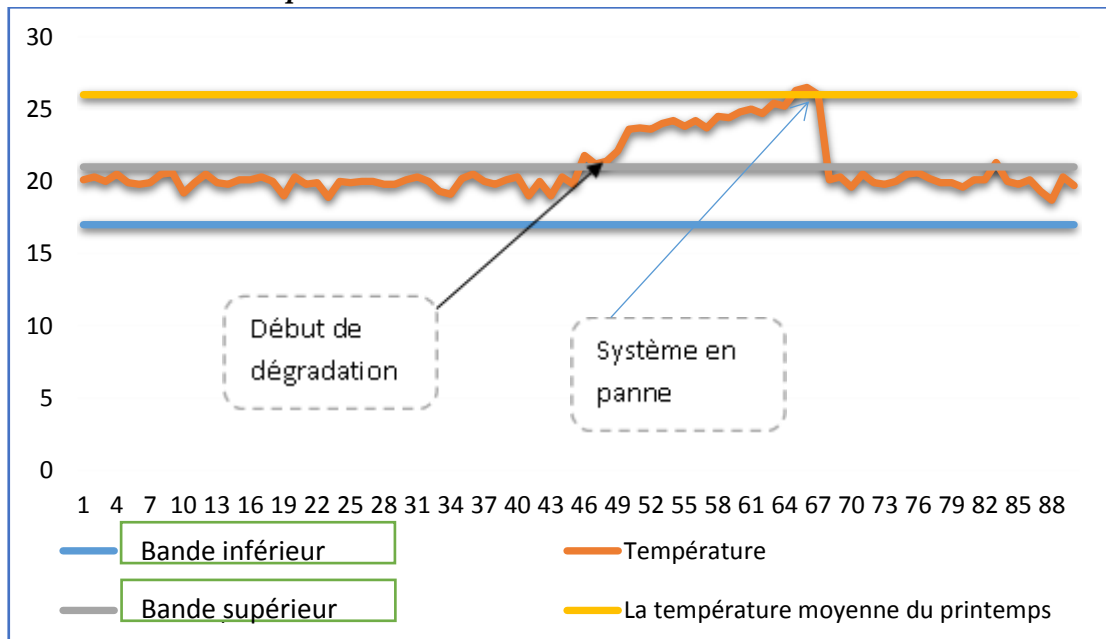


Figure IV. 6 : Représentation de la variation de la température à 3 mois (février, mars, avril)

D'après la courbe, La température idéale au lieu de production est 19 ± 2 °C comme elle est représentée dans la figure VI.6 (Bande inférieure, Bande supérieure).

Dans la première période allant du premier février jusqu'au 17 mars : Nous avons remarqué que la température restait entre 17 °C et 21 °C car la CTA était en bon fonctionnement dans cette période,

Deuxième période, du 18 mars jusqu'au 7 avril : la température dépassait la bande supérieure jusqu'à 26 °C, car le système était en dégradation dans cette période, ensuite il est tombé en panne le 7 avril.

Troisième période, du 7 avril jusqu'à la fin du mois : la température revient vers l'état initial, température idéale 19 ± 2 °C, parce que la CTA a été réparée après la défaillance.

Remarque : la température moyenne au printemps est 26 °C.

B. Variation de l'humidité

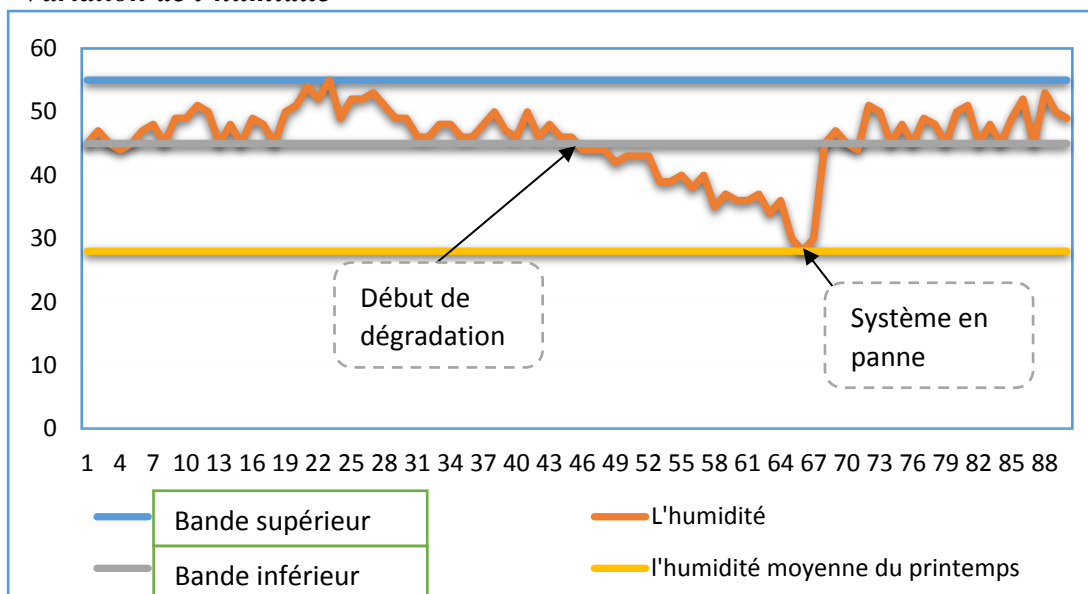


Figure IV. 7 : Représentation de la variation d'humidité à 3 mois (février, mars, avril)

Dans la première période allant du premier février jusqu'au 17 mars : nous avons remarqué que l'humidité est restée entre 45% et 55% car le système était en bon fonctionnement dans cette période.

Deuxième période, du 18 mars jusqu'au 7 avril : l'humidité a dépassé la bande inférieure, touchant les 30%, car le système était en dégradation pendant cette période ensuite il est tombé en panne le 7 avril.

Troisième période, du 7 avril jusqu'à la fin du mois : l'humidité revient vers l'état initial, $50 \pm 5\%$, parce que le système a été réparé après la défaillance.

Remarque : l'humidité moyenne au printemps est de 28%.

IV.3.3. Application de la méthode ANFIS

IV.3.3.1. L'échantillonnage des données à traiter

Nous avons des données correspondant à 3 mois (février, mars et avril), après l'évaluation de l'état courant nous avons choisis des données au cours de la dégradation du CTA de **12/03/2016** jusqu'à **07/04/2016**.

Pour la phase Apprentissage nous avons sélectionné les valeurs à partir du **12/03/2016** au **26/03/2016**, tandis que pour la phase Teste nous n'avons choisir que les valeurs du **27/03/2016** au **07/04/2016**.

IV.3.3.2. La structure du modèle

Dans cette étude, le modèle de base est construit par une entrée et une sortie. Les intrants sont des données sur la température et des données sur l'humidité du CTA au moment de la dégradation du système HVAC au cours de la production.

Le modèle de base a varié en 08 types différents de fonctions d'appartenance.

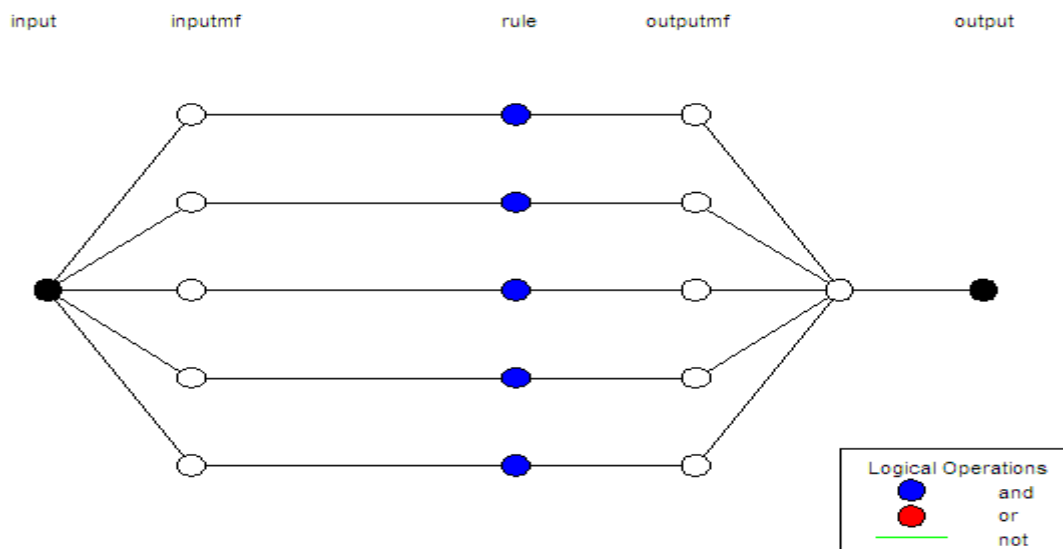


Figure IV. 8 : la structure du modèle ANFIS

Nous avons fixé le nombre des nœuds à 5 pour obtenir des meilleurs résultats (5 opérations traité les données) et aussi nous avons fixé le nombre des itérations à 500 pour assurer la conformité de traitement des données chargé (soi température soi l'humidité).

Le tableau suivant représente le modèle d'ANFIS qui nous a donné les déférentes paramètres que nous avons choisis :

Tableau IV. 1 : le modèle ANFIS

Les paramètres du modèle ANFIS	Température	Humidité
Number of nodes	24	24
Number of linear parameters	10	10
Number of nonlinear parameters	20	15
Total number of parameters	30	25
Number of training data pairs	14	14
Number of checking data pairs	0	0
Number of fuzzy rules	5	5

IV.3.3.3. *Types de fonctions d'appartenance choisies*

Les fonctions d'appartenance les plus simples sont formées à l'aide de lignes droites. En raison de leurs formules simples et de leur efficacité computationnelle, les MF triangulaires et les MF trapézoïdales ont été largement utilisés, en particulier dans les implémentations en temps réel. Cependant, puisque les MF sont composées de lignes droites Segments, ils ne sont pas lisses aux points d'angle spécifiés par les paramètres. [49]

- **La fonction d'appartenance en forme triangulaire « Trimf »**

Syntaxe : $y = \text{trimf}(x, [a \ b \ c])$, La courbe triangulaire est une fonction d'un vecteur, x , et dépend de trois paramètres scalaires a , b et c , tels que donnés par Ou, de manière plus compacte, par les paramètres a et c , localiser les "pieds" du triangle et le paramètre b localise le pic.

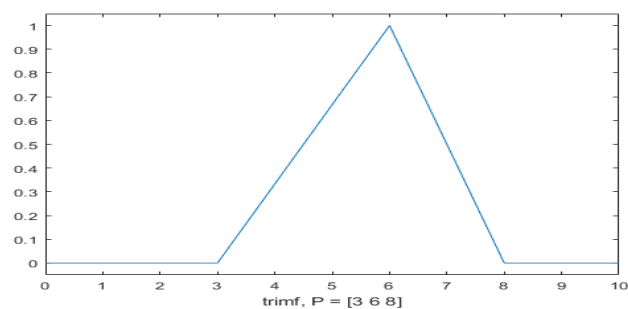


Figure IV. 9 : la courbe de la fonction « trimf ». [49]

- **La fonction d'appartenance en forme trapézoïdale « Trapmf »**

Syntaxe : $y = \text{trapmf}(x, [a \ b \ c \ d])$, La courbe trapézoïdale est une fonction d'un vecteur, x , et dépend de quatre paramètres scalaires a , b , c et d , tels que donnés par :

$$F(x, a, b, c, d) = \left[\begin{array}{ll} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{array} \right] \quad (1)$$

Ou plus compacte par :

$$f(x, a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}, 0\right)\right) \quad (2)$$

Les paramètres a et d localisent les "pieds" du trapèze et les paramètres b et c localisent les "épaules".

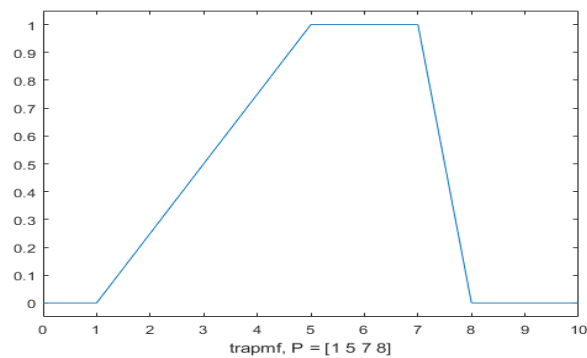


Figure IV. 10 : courbe de la fonction d'appartenance « trapmf ». [49]

- **La fonction d'appartenance en forme de cloche généralisée « Gbellmf »**

La fonction cloche généralisée dépend de trois paramètres a, b et c tels que donnés par :

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \quad (3)$$

Où le paramètre b est habituellement positif. Le paramètre c localise le centre de la courbe. Entrez les paramètres de vecteur de paramètres, le second argument pour gbellmf, en tant que vecteur dont les entrées sont a, b et c, respectivement.

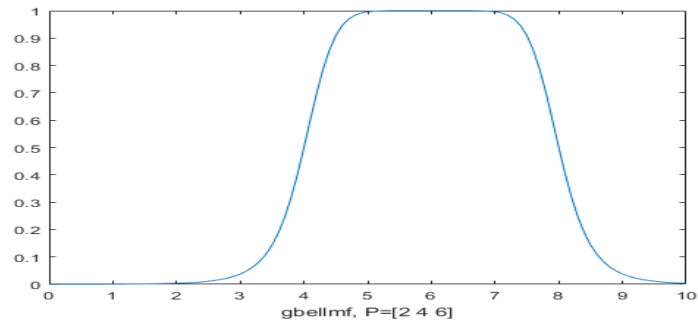


Figure IV. 11 : la fonction d'appartenance « gbellmf ». [49]

- **La fonction d'adhésion de la courbe gaussienne « Gaussmf »**

Syntaxe : $y = \text{gaussmf}(x, [\text{sig } c])$, La fonction gaussienne symétrique dépend de deux paramètres

σ et c donnés par :

$$f(x; \sigma, c) = e^{\frac{-(x-c) \times (-(x-c))}{2\sigma \times 2\sigma}} \quad (3)$$

Les paramètres de gaussmf représentent les paramètres σ et c répertoriés dans l'ordre dans le vecteur [sig c].

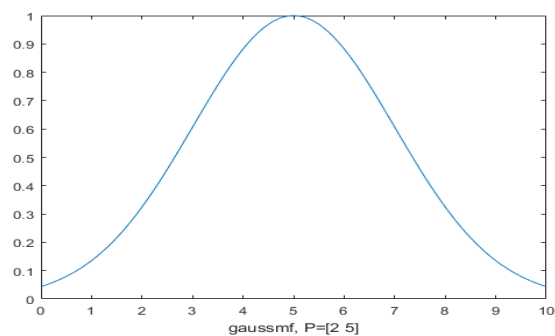


Figure IV. 12 : la courbe de la fonction « gaussmf ». [49]

- **La fonction d'appartenance gaussien « Gauss2mf »**

Syntaxe : $y = \text{gauss2mf}(x, [\text{sig1 } c1 \text{ sig2 } c2])$, la fonction gaussienne dépend de deux paramètres sig et c donnés par :

$$f(x; \sigma, c) = e^{\frac{-(x-c) \times (-(x-c))}{2\sigma \times 2\sigma}} \quad (4)$$

La fonction gauss2mf est une combinaison de deux de ces deux paramètres. La première fonction, spécifiée par sig1 et c1, détermine la forme de la courbe la plus à gauche. La deuxième fonction spécifiée par sig2 et c2 détermine la forme de la courbe la plus droite. Chaque fois que $c1 < c2$, la fonction gauss2mf atteint une valeur maximale de 1. Sinon, la valeur maximale est inférieure à une. Les paramètres sont répertoriés dans l'ordre : [Sig1, c1, sig2, c2].

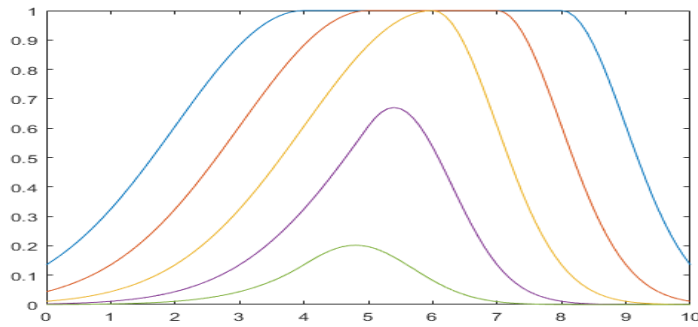


Figure IV. 13 : courbe de la fonction « gauss2mf ». [49]

• **La fonction d'adhésion en forme π « Pimf »**

Syntaxe $y = \text{pimf}(x, [a \ b \ c \ d])$, Cette courbe à base de spline est ainsi nommée en raison de sa forme π . La fonction d'appartenance est évaluée aux points déterminés par le vecteur x . Les paramètres a et d localisent les "pieds" de la courbe, tandis que b et c localisent ses "épaules". La fonction d'adhésion est un produit des fonctions d'appartenance smf et zmf et est donnée par :

$$f(x; a, b, c, d) = \left\{ \begin{array}{ll} 0, & x \leq a \\ 2 \left(\frac{x-a}{b-a} \right) \left(\frac{x-a}{b-a} \right), & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - 2 \left(\frac{x-a}{b-a} \right) \left(\frac{x-a}{b-a} \right), & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ 1 - 2 \left(\frac{x-a}{d-c} \right) \left(\frac{x-a}{d-c} \right), & c \leq x \leq \frac{c+d}{2} \\ 2 \left(\frac{x-d}{d-c} \right) \left(\frac{x-d}{d-c} \right), & \frac{c+d}{2} \leq x \leq d \\ 0, & x \geq d \end{array} \right. \quad (5)$$

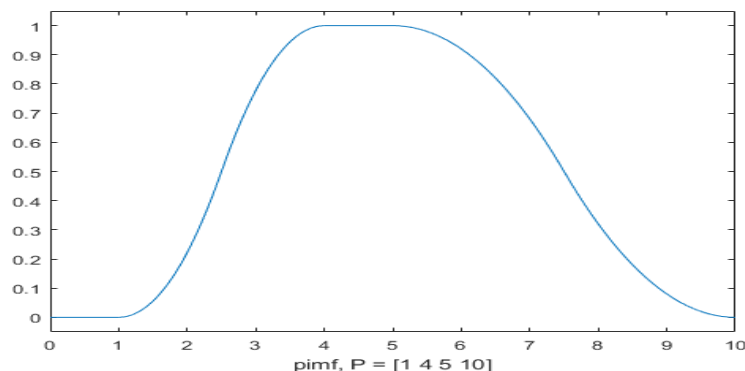


Figure IV. 14 : courbe de la fonction « pimf ». [49]

- **Différence entre deux fonctions d'appartenance sigmoïdale « dsigmf »**

Syntaxe : $y = \text{dsigmf}(x, [a1\ c1\ a2\ c2])$, La fonction d'appartenance sigmoïdale utilisée dépend des deux paramètres a et c et est donnée par :

$$f(x; a, c) = \frac{1}{1+e^{-a(x-c)}} \quad (6)$$

La fonction d'appartenance dsigmf dépend de quatre paramètres, $a1$, $c1$, $a2$ et $c2$, et c'est la différence entre deux de ces fonctions sigmoïdales.

$$F1(x; a1, c1) - f2(x; a2, c2)$$

Les paramètres sont répertoriés dans l'ordre : $[a1\ c1\ a2\ c2]$.

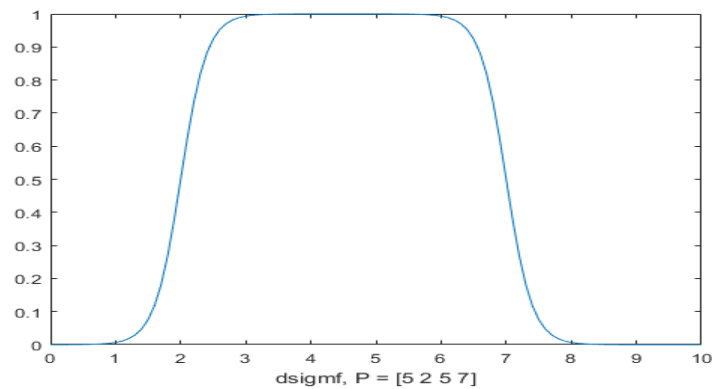


Figure IV. 15 : la courbe de la fonction « dsigmf ». [49]

- **Produit de deux fonctions d'appartenance sigmoïdale « psigmf »**

Syntaxe : $y = \text{psigmf}(x, [a1\ c1\ a2\ c2])$, La courbe sigmoïde tracée pour le vecteur x dépend de deux paramètres a et c donnés par :

$$f(x; a, c) = \frac{1}{1+e^{-a(x-c)}} \quad (7)$$

Psigmf est simplement le produit de deux de ces courbes tracées pour les valeurs du vecteur x . $F1(x; a1, c1) \times f2(x; a2, c2)$.

Les paramètres sont répertoriés dans l'ordre $[a1\ c1\ a2\ c2]$.

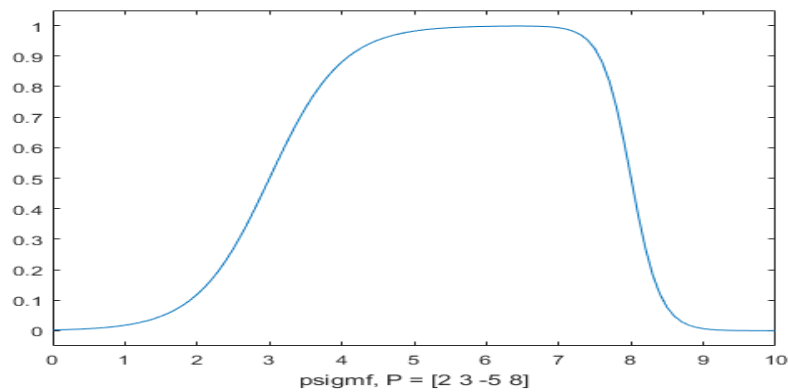


Figure IV. 16 : la courbe de la fonction « psigmf ». [49]

IV.4. Résultats et discussions

Pour notre application nous avons utilisé le logiciel Matlab qui est un logiciel très puissant de calcul numérique et de visualisation graphique. Destiné aux ingénieurs, aux techniciens et aux sceptiques, c'est un outil très utilisé, dans les universités comme dans le monde industriel, qui intègre des centaines de fonctions mathématiques et d'analyse numérique (calcul matriciel « le MAT de Matlab », traitement de signal, traitement d'images, visualisations graphiques, etc ...).

Selon le modèle et les combinaisons, le système ANFIS a produit des résultats différents. Pour trouver le modèle le plus adapté, les résultats sont comparés et discutés comme suit.

Les changements dans les MF avant et après l'entraînement sont indiqués dans les figures suivantes :

IV.4.1. Résultat et analyse

IV.4.1.1. Résultats et analyse du paramètre « température »

Les résultats obtenus à l'aide du logiciel en utilisant le premier paramètre sont représentés par les figures suivantes :

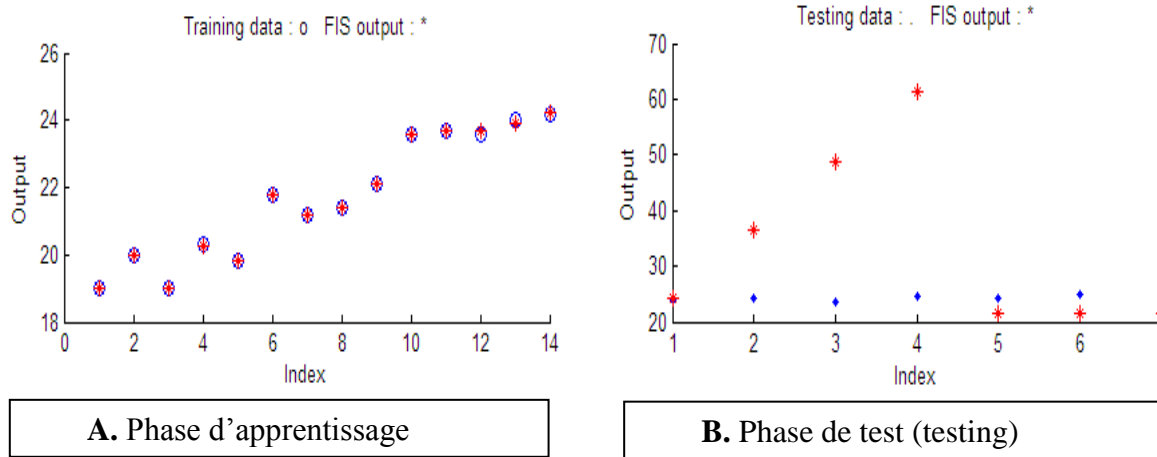


Figure IV. 17 : Résultat obtenu par la fonction « trimf »

Dans la Figure IV.17.A nous pouvons remarquer que, pour la phase d'apprentissage, le modèle utilisé a donné des valeurs de température (les points en rouges) presque semblables à celles du réel (les points en bleue) avec une erreur de 0.04.

Figure IV.17.B montre que dans la partie test le modèle a donné des valeurs de température (les points rouge) tout à fait dissemblables à celle du réel (les points bleues) avec une erreur de 17.60.

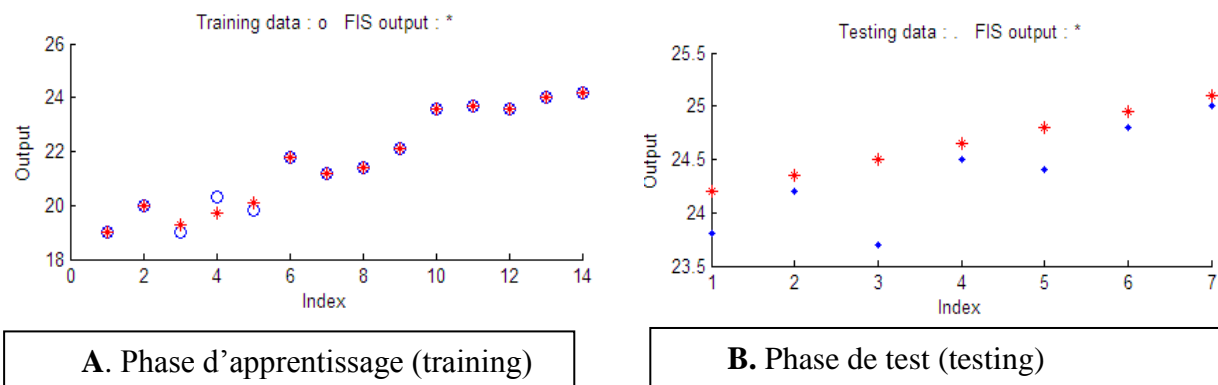


Figure IV. 18 : Résultat obtenu par la fonction « disigmf »

D'après la Figure IV.18 en remarquant que, le modèle a donné dans les deux phase (training, testing) des valeurs de température (les points rouges) presque similaires à celles du réel (les points bleues) avec une erreur d'apprentissage soit 0.1967 et d'erreur de test soit 0.3839.

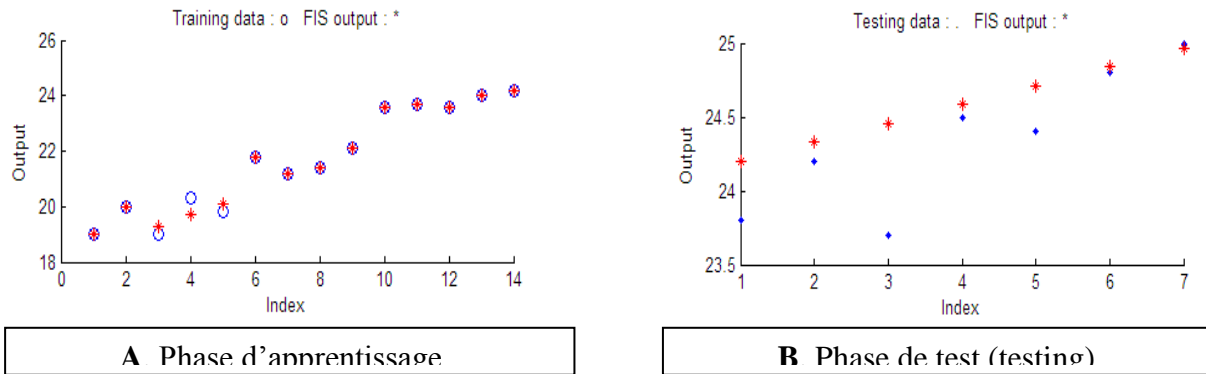


Figure IV. 19 : Résultats obtenu par la fonction « gauss2mf »

D'après la Figure IV.19 nous avons remarqué que la fonction gauss2mf a donné presque les mêmes résultats que la fonction dsigmf mais avec une erreur d'apprentissage soit 0.1964 et d'une erreur de test soit 0.35.

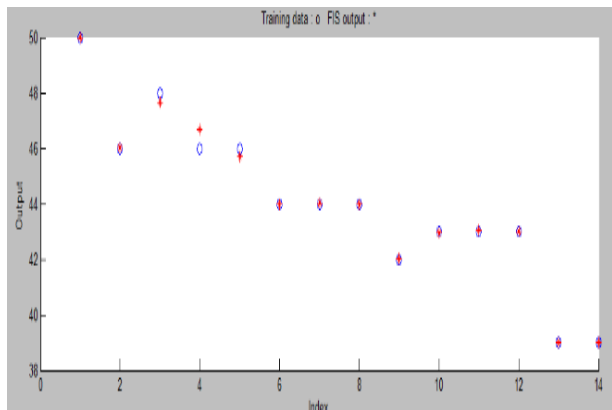
Tableau IV. 2 : les résultats obtenus par le reste des fonctions

Fonction	Erreur d'apprentissage	Erreur de test
Trapmf	0.2160	2.3623
Pimf	0.2160	2.3623
Gaussmf	0.1974	0.8568
Gbellmf	0.1988	0.4788
Psigmf	0.1967	0.3839

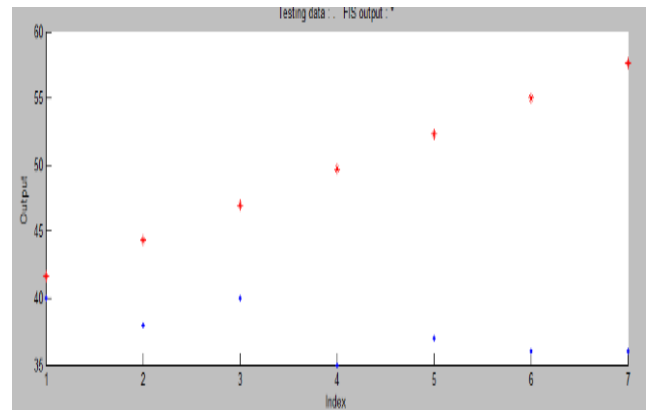
Selon le tableau nous avons remarqué que les fonctions « gaussmf », « gbellmf » et « psigmf » ont donné des valeurs de température presque semblables à celle du réel au cours de la phase d'apprentissage, car elles ont des faibles erreurs, même chose au cours de la phase de test.

IV.4.1.2. Résultats du paramètre « Humidité »

Les résultats obtenus à l'aide du logiciel en utilisant le premier paramètre sont représentés par les figures suivantes :



A. Phase d'apprentissage (training)

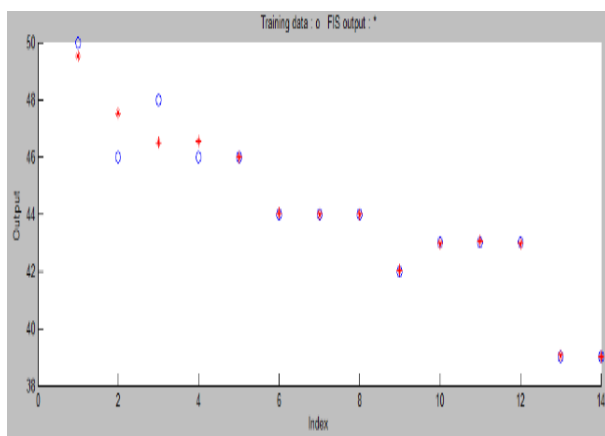


B. Phase de test (testing)

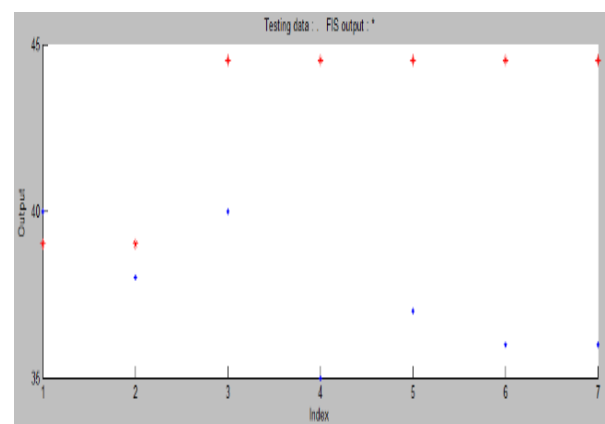
Figure IV. 20 : Résultats obtenu par la fonction « gbellmf »

D'après la Figure IV.20.G en remarquant que la fonction « gbellmf » a donné des valeurs d'humidité (les points rouges) presque semblables à celle du réel (points en bleue), mais selon la phase de test, elle a donné des valeurs totalement différentes à celle du réel.

L'erreur d'apprentissage soit 0.21991, l'erreur de test soit 13.9795.



A. Phase d'apprentissage (training)

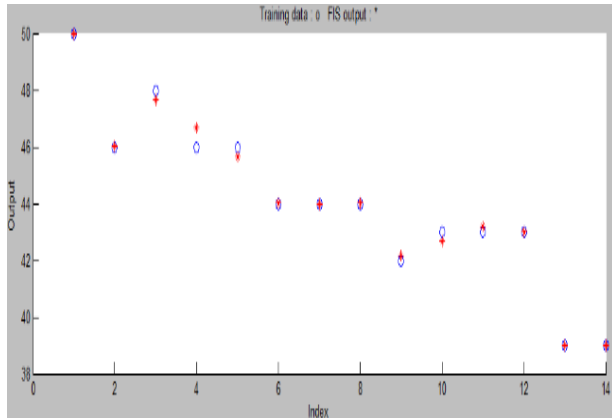


B. Phase de test (testing)

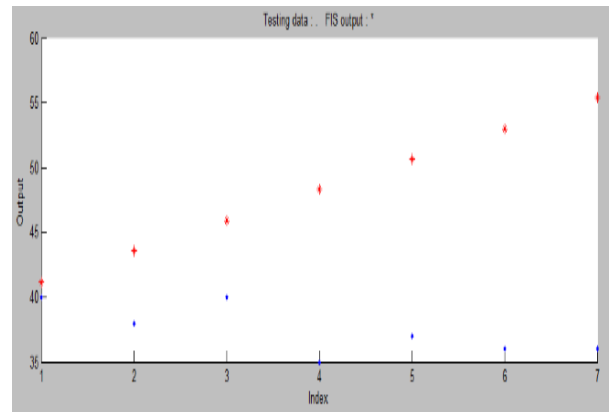
Figure IV. 21 : Résultat obtenu par la fonction « trapmf »

Selon la Figure IV.21, nous pouvons remarquer que, la fonction « trapmf » a donné des meilleurs résultats au cours de la phase d'apprentissage mais toujours des mauvais résultats au cours de la phase test, car l'erreur d'apprentissage soit 0.5982 et l'erreur de test soit 6.6896.

Même chose que le résultat obtenu par la fonction « gaussmf » comme représente la Figure IV.22.



A. Phase d'apprentissage (training)



B. Phase de test (testing)

Figure IV. 22 : Résultat obtenu par la fonction « gaussmf »

Le reste des résultats obtenu par le reste des fonctions sont représenté dans le tableau suivant :

Tableau IV. 3 : les résultats obtenus par le reste des fonctions

Fonction	Erreur d'apprentissage	Erreur de test
Trimf	0.5982	32.5865
Pimf	0.2440	6.6897
Gauss2mf	0.24391	3.9692
Dsigmf	0.24326	11.4034
Psigmf	0.24322	11.7614

D'après le tableau, en remarquant comme toujours, nous avons des résultats acceptables au cours de la phase d'apprentissage, le contraire au cours de la phase de test.

Le reste des essais selon le modèle ANFIS du paramètres « température » et « l'humidité » sont représentées dans L'annexe 2.

IV.4.2. La prévision

Nous avons fait une prévision de t à « t+16 »

Selon la température les résultats sont représentés dans les figures suivants :

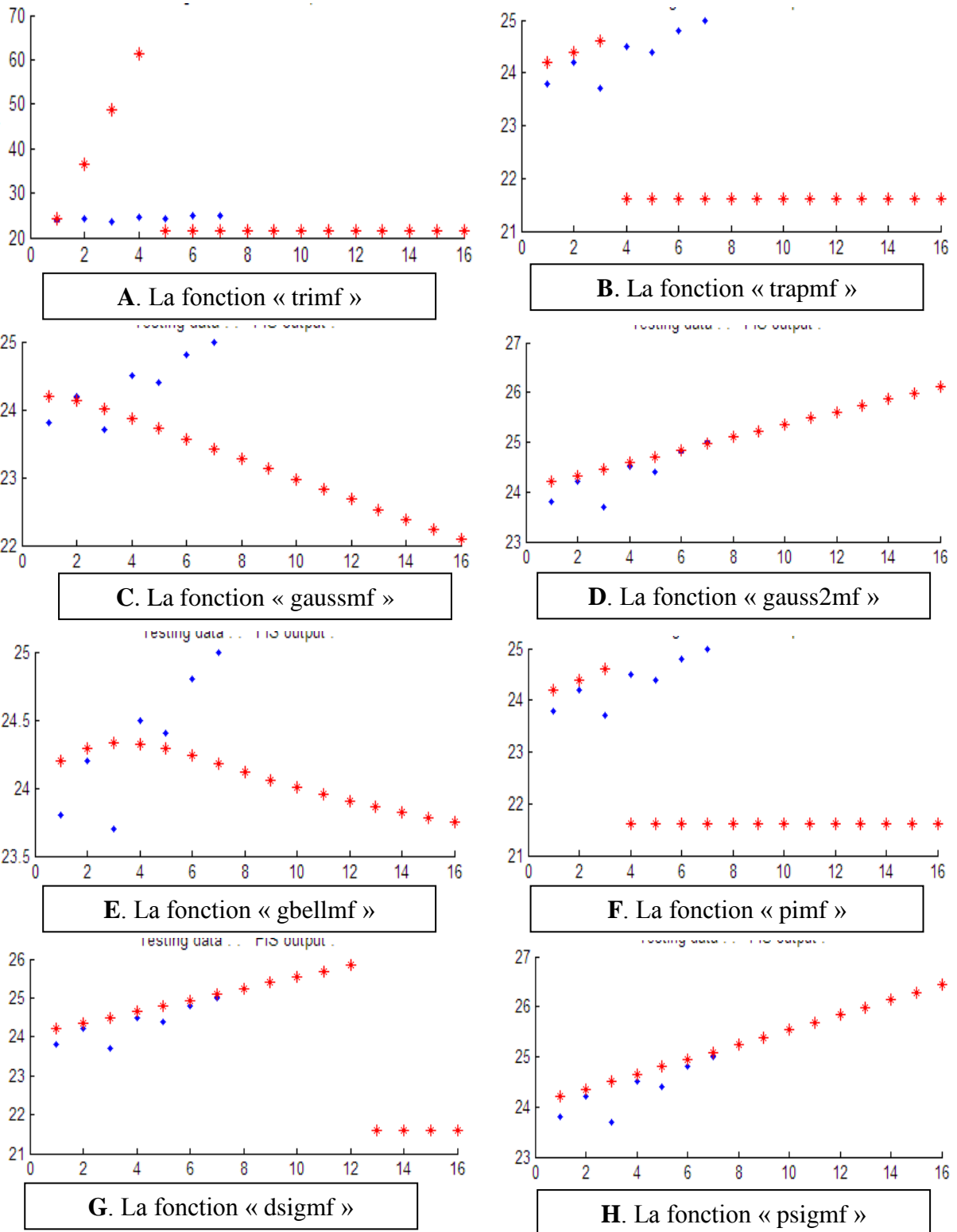
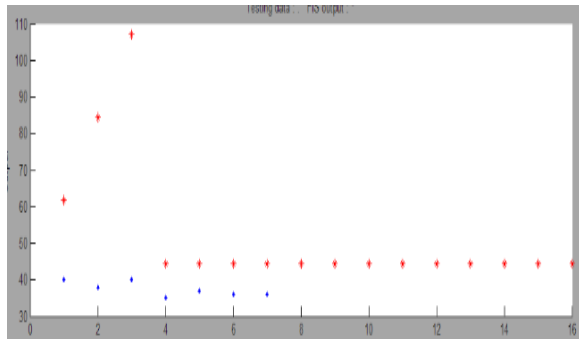
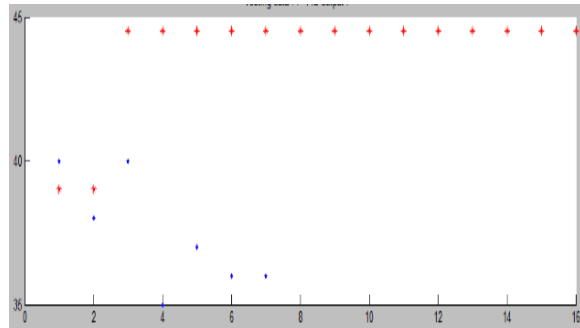


Figure IV. 23 : les résultats obtenus de la prédiction à t+16 du paramètre « température »

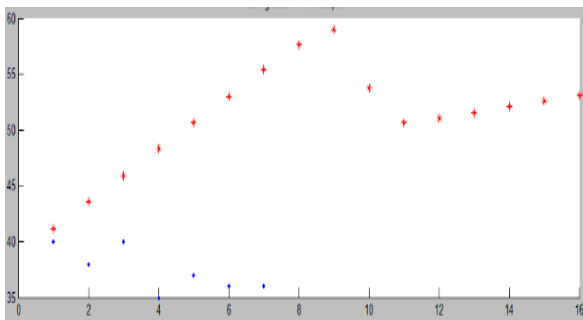
Selon l'humidité la prévision ça marche comme représente la figure IV.24 :



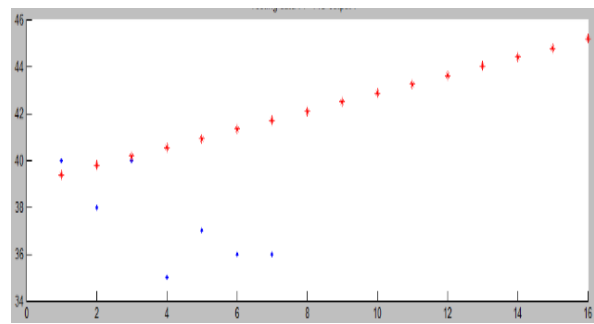
A. la fonction « trimf »



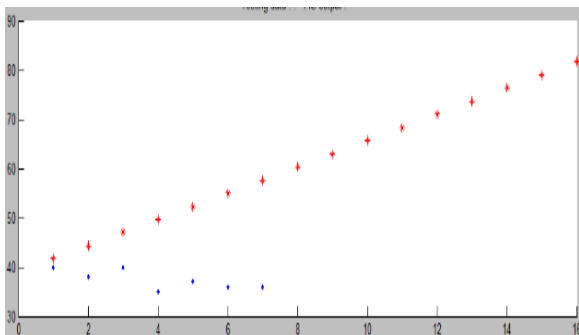
B. la fonction « trapmf »



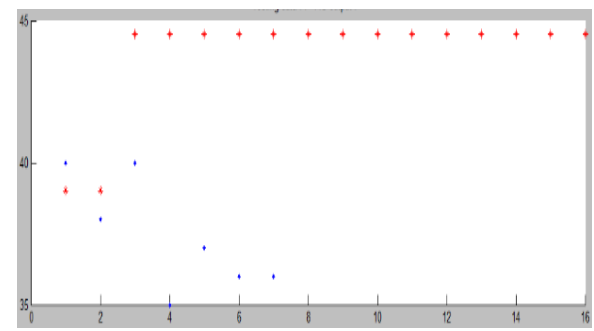
C. la fonction « gaussmf »



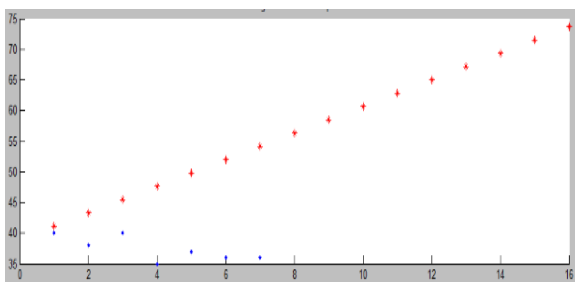
D. la fonction « gauss2mf »



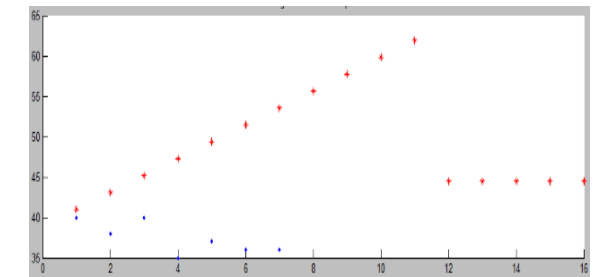
E. la fonction « gbellmf »



F. la fonction « pimf »



G. la fonction « psigmf »



H. la fonction « psigmf »

Figure IV. 24 : les résultats obtenus de la prédiction à t+16 du paramètre « humidité »

IV.4.2.1. Récapitulation

Donc le résultat obtenu à l'aide d'ANFIS concernant la prédiction et la durée de vie résiduelle avant la défaillance selon toutes les fonctions d'appartenance représentent dans le tableau suivant :

Tableau IV. 4 : les résultats obtenus de la prédiction pour les deux paramètres la température et l'humidité.

Température			Humidité		
Fonction	RMSE	Prédiction (°C/Jour)	Fonction	RMSE	Prédiction (%/Jour)
Trimf	17.6056	24.9°C après 1jour	Trimf	32.5865	42% après 4jour
Trapmf	2.3623	24.8°C après 2jour	Gbellmf	13.9795	42.5% après 1jour
Pimf	2.3623	24.7°C après 2jour	Gaussmf	12.5018	42% après 1jour
Gaussmf	0.85688	24.3°C après 1jour	Psigmf	11.7614	42.5% après 1jour
Gbellmf	0.47887	24.3°C après 3jour	Dsigmf	11.4034	42% après 1jour
Dsigmf	0.3839	26°C après 12jour	Pimf	6.6897	38% après 1jour
Psigmf	0.38392	26°C après 13jour	Trapmf	6.6896	38% après 1jour
Gauss2mf	0.35025	26°C après 14jour	Gauss2mf	3.9692	39.5% après 2jour

IV.4.2.2. Discussions des résultats

Tous les résultats RMSE, traités avec différents types de fonctions d'appartenance, sont classés par ordre décroissant dans le tableau 4 à des fins de comparaison. Il a été constaté que la prévision de la température et de l'humidité varie considérablement entre les différentes MF, mais la meilleure prédiction a été obtenue lors de l'utilisation du MF gaussiennes à deux faces pour la température et même chose que l'humidité.

La différence entre deux fonctions sigmoïdale MF (Dsigmf) et le produit de deux fonctions sigmoïdale (Psigmf) ne sont que légèrement plus déficient que le MF gaussiennes à deux faces selon la température.

La fonction d'appartenance en forme π MF (Pimf) et la fonction d'appartenance en triangulaire (Trapmf) ne sont que légèrement plus déficient que le MF gaussiennes à deux faces selon l'humidité.

Les MF restants sont plus inefficaces encore que les MF mentionnés ci-dessus. Le MF le plus pauvre est le MF trapézoïdal pour la température et le MF triangulaire pour l'humidité.

Le système ANFIS est sensible au nombre de fonctions d'adhésion. Donner un nombre supplémentaire de fonctions d'appartenance au système n'a pas toujours amélioré le résultat. Pour ces modèles, en augmentant le nombre de fonctions d'appartenance de 3 à 5, les résultats sont meilleurs.

Mais en augmentant le nombre de fonctions d'adhésion de 5 à 15, dans la plupart des cas, les performances diminuent. L'application de 5 nombre de fonctions d'adhésion et 500 itérations a donné les meilleurs résultats.

En remarque aussi que les données de la température ont donné les meilleurs résultats.

Tableau IV. 5 : La comparaison de RLU entre réel et le modèle ANFIS

La date de défaillance réelle	La date de défaillance selon modèle ANFIS (RUL)
07/04/2016	08/04/2016

Enfin le modèle ANFIS maintient son excellente précision de prédiction par rapport au cas réel, ce qu'a démontré notre étude après plusieurs essais c'est à dire le modèle ANFIS a une influence et un degré élevé de capacité de généralisation en cas d'une éventuelle panne.

IV.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous proposons l'utilisation d'un nouveau modèle Neuro Fuzzy, le système adaptatif d'infusion floue à base de réseau (ANFIS), pour construire un système de prévision du CTA.

ANFIS est un puissant réseau neuronal de logique floue, qui fournit une méthode pour la modélisation floue pour apprendre des informations sur l'ensemble de données qui permettent au système d'inférence floue associée de suivre les données entrées et les données sorties. Dans cette étude, la date de défaillance du CTA était prédite en utilisant la méthode ANFIS. Le modèle avec 5 fonctions d'appartenance de la fonction MF gaussiennes à deux faces a donné les meilleures performances et les résultats ont clairement illustré que ANFIS a le potentiel pour la modélisation en séries chronologiques pour prédire la date de défaillance de centrale de traitement d'air CTA en appliquant une fonction d'appartenance appropriée et le nombre de fonctions d'appartenance et le nombre d'itération.

Comme solution si les ingénieurs de la maintenance de SAIDAL maîtrisaient la notion de pronostic, ils auraient utilisé pour prévenir les pannes avant leur occurrence sur le CTA, et éviter toute défaillances et ainsi évité les pertes financière (les couts de réparation et les couts des produits défectueux a causé à la contamination).

CONCLUSION GÉNÉRALE

Le pronostic industriel est classé comme une phase indispensable dans une stratégie de maintenance prévisionnelle, son objectif est de suivre et d'anticiper le comportement des équipements afin de réduire toute marge d'erreur d'intervention et de minimiser les coûts de maintenance inutiles, cette notion absolument neuve est considérée comme une méthode philosophique n'est pas simple à mettre en œuvre.

L'objectif principal visé dans ce mémoire n'est pas le développement d'une nouvelle méthode de pronostic ou la comparaison entre celles existantes, mais bien de faire une présentation exhaustive de cette nouvelle notion de maintenance préventive et ces applications. De ce fait, notre travail est divisé en trois parties essentielles ;

Premièrement nous avons bien expliqué les stratégies de la maintenance prévisionnelle, ensuite nous avons positionné le processus de pronostic au sein de cette dernière.

Deuxièmement nous avons présenté le principe de fonctionnement, les avantages et les inconvénients des trois types d'approches de pronostic inspirées de la littérature : approches basées sur un modèle, les approches guidées par des données et les approches basées sur l'expérience.

Dernièrement nous avons choisi une des approches guidées par les données, c'est la méthode basée sur l'utilisation de réseau de neurones flou de type ANFIS, dont nous l'avons appliqué sur un système réel de l'industrie pharmaceutique. Ce système présenté par le système CTA (centrale traitement d'air), l'équipement le plus primordiale dans l'entreprise SAIDAL.

Les résultats obtenus par l'application de la méthode ANFIS, nous a permis de faire une prédiction plus ou moins précise sur l'état future de l'équipement critique (CTA) et de déterminer sa durée de vie résiduel avant la défaillance.

En effet, selon notre travail, nous pouvons dire que nous avons pu mener une étude importante sur la notion pronostic et ses applications dans le domaine industriel. Cette étude nous a ouvert plusieurs pistes de futurs travaux comme la contribution dans l'amélioration d'une méthode de pronostic qui existe déjà ou la contribution à la création d'une nouvelle méthode plus performante dédiée à ce type de maintenance.

BIBLIOGRAPHIES

- [1] **AFNORa**, Juin 2001 :« **Norme X 60-319** norme européenne ». Terminologie de la maintenance.
- [2] **AFNOR**, Mai 2002 :«NF X60-000, Maintenance industrielle, Fonction maintenance.
- [3] **D, Djurdjanovic, LEE, J., et NI, J:** « Based prognostics approach for product performance degradation assessment and prediction». Informatique d'ingénierie avancée.
- [4] **D. Dascau**, 2001 : « Méthodes probabilistes pour la modélisation de la maintenance préventive ». UT de Compiègne.
- [5] **G. Zwingelstein**, 1996 :« La maintenance basée sur la fiabilité ». (Paris).
- [6] **F. MONCHY**, 2000 : « Méthodes de maintenance et Organisations ». Edition DUNOD.
- [7] **M. Bengtsson**, 2004: « Condition based maintenance Systems an investigation of technical constituents and organization aspects». Thèse de doctorat, Département d'innovation, de conception et de développement de produits, Université de Mälardalen.
- [8] **K. Medjaher et R. Gouriveau N. Zerhouni**, 2009: « A procedure for failure prognostic in dynamic systems». In 13th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing, INCOM'09, 12.
- [9] **MME. Lebold, K. M. Reichard, D. Ferullo et D. Boylan**, 2003: « Open systems architecture for condition-based maintenance». Rapport technique, Université de Penn State /Laboratoire de recherche appliqué.
- [10] **D. Lin ET V. Makis** .2003: «Recursive filters for a partially observable system subject to random failure». Avances en probabilité appliquée, 207-227:35.
- [11] **ISO**, 2004: «Condition monitoring and diagnostics of machines, prognostics part 1: General guidelines». Organisation internationale de normalisation, ISO133811.
- [12] **Sikorska, J. Hodkiewicz, M., et Ma, L**, 2011: «Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry». Systèmes mécaniques et traitement du signal, 25(5) :1803–1836.
- [13] **Zio, E.** 2012: «Prognostics and health management of industrial equipment». Diagnostic et pronostic des systèmes d'ingénierie, méthodes et techniques, pages 333–356.
- [14] **G. Vachtsevanos, F. L. Lewis, M. Roemer, A. Hess, and B. Wu**, 2006: «Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems». Wiley.
- [15] **A. Ray and S. Tangirala**, July 1996: «Stochastic modeling of fatigue crack dynamics for on-line failure prognostics». Technologie des systèmes de contrôle, IEEE Transactions on.

- [16] **F. Cadini, E. Zio, and D. Avram**, 2009: «Monte Carlo-based filtering for fatigue crack growth estimation. *Mécanique d'ingénierie probabiliste*, 24(3): 367,373.
- [17] **B. Saha, K. Goebel, and J. Christophersen** 2009: « Comparison of prognostic algorithms for estimating remaining useful life of batteries». *Transactions de l'Institut de mesure et de contrôle*, 31 :293.
- [18] **D. Edwards, M. Orchard, L. Tiang, K. Goebel, and G. Vachtsevanos**, 2010: «Impact of input uncertainty on failure prognostic algorithms: Extending the remaining useful life of nonlinear systems». En conférence annuelle de la Société de pronostic et de gestion de la santé.
- [19] **M. E. Orchard**, 2007: «A Particle Filtering based Framework for On-Line Fault Diagnosis and Fault Prognosis». Thèse de PhD, Institut de Technologie, Georgia.
- [20] **B. Saha and K. Goebel**, 2009: « Modeling lion battery capacity depletion in a particle filtering framework». En conférence annuelle de la société de gestion des pronostics et de la santé.
- [21] **M. E. Orchard and G. J. Vachtsevanos**, 2009: «A particle filtering approach for on-line fault diagnosis and failure prognosis». *Transactions de l'Institut de mesure et de contrôle*.
- [22] **E. Zio and G. Peloni**, 2011: « Particle filtering prognostic estimation of the remaining useful life of nonlinear components». *Ingénierie de fiabilité et sécurité du système*.
- [23] **M. J. Daigle and K. Goebel**, 2011: « A model-based prognostics approach applied to pneumatic valves». *International Journal of Prognostics and Health Management*.
- [24] **X. S. Si, W. Wang, C. H. Hu, and D. H. Zhou**, 2011: « Remaining useful life estimation: A review on the statistical data driven approaches». *European Journal of Operational Research*.
- [25] **O. E. Dragomir, R. Gouriveau, F. Dragomir, E. Minca, and N. Zerhouni**, 2009: « Review of prognostic problem in condition-based maintenance». Dans la Conférence européenne de contrôle, ECC'09. pages 1585.
- [26] **A. Heng, S. Zhang, A. C. C. Tan, and J. Mathew**, 2009: « Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities». *Systèmes mécaniques et traitement du signal*.
- [27] **D.S.J. Veaux, J. Schweinsberg et J. Ungar**, 1998 : « Prediction intervals for neural networks via nonlinear regression ». *Techno metrics*, 40 :273_282.
- [28] **M. Azam, F. Tu et K. R. Pattipati**, 2002: « Condition based predictive maintenance of industrial power systems. Dans la Conférence sur le diagnostic des failles, le pronostic et la gestion de la santé du système, Orlando.
- [29] **X. Wang, G. Yu, M. Koç et J. Lee**, 2002: « Wavelet neural network for machining performance assessment and its implications to machinery prognostics». Dans la gestion de la

fabrication innovante "e-Manufacturing and e-Business Intégration" (MIM'2002), Milwaukee, États-Unis.

- [30] **R. Zemouri, D. Racoceanu et N. Zerhouni**, 2006: « Recurrent radial basis function network for time-series prediction, engineering applications of artificial intelligence». The International Journal of Intelligent Real-Time Automation, journal IFAC – (the International Federation of Automatic Control). Elsevier Science, 16:453_463.
- [31] **W. Wang, F. Golnaraghi et F. Ismail**, 2003: « A robust prognostic system for real-time industrial applications». Conférence internationale sur l'automatisation industrielle, Montréal, Canada.
- [32] **W.Q. Wang, M.F. Goldnaraghi et F. Ismail**, 2004: « Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems». Systèmes mécaniques et traitement du signal.
- [33] **P. Wang et G. Vachtsevanos**, 1999: «Fault prognosis using dynamic wavelet neural networks». Conférence sur la maintenance et la fiabilité (MARCON 99), Gatlinburg, États-Unis.
- [34] **A. Schömig, O. Rose Schömig et O. Rose**, 2003: «On the suitability of the weibull distribution for the approximation of machine failures». In Proceedings of the 2003 Industrial Engineering Research Conference, Portland OR.
- [35] **A. Jardine et D. Banjevic**, 2004: « Interprétation of inspection data emanating from equipment condition monitoring tools: Method and software». Dans la quatrième Conférence internationale sur les méthodes mathématiques en matière de méthodologie et de pratique en matière de fiabilité. Santa Fe, États-Unis.
- [36] **C. Clarotti, A. Lannoy, S. Odin et H. Procaccia**, 2004: « Detection of equipment aging and détermination of the eciency of a corrective measure». Ingénierie de la fiabilité et sécurité du système, 84:5764.
- [37] **G. Ramos**, 2004: «Mathematics modeling of the behavior in opération of induced draft fans for 350-mw fossil power units to predict its optimum maintenance time». Recherché sur les systems d'énergie électrique.
- [38] **J.M. Van Noortwijk et H. E. Klatter**, 2004: « The use of lifetime distributions in bridge maintenance and replacement modeling». Computers and Structures, 82:1091_1099.
- [39] **V. Mijailovic**, 2003: « Probabilistic method for planning of maintenance activities of substation components». Recherche sur les systèmes d'énergie électrique, 64 :53_58.
- [40] **A. Saxena, J. Celaya, B. Saha, S. Saha, and K. Goebel**, 2009: «On applying the prognostics performance metrics». En conférence annuelle de la Société de pronostic et de gestion de la santé.

- [41] **A. Saxena, J. Celaya, B. Saha, S. Saha, and K. Goebel**, 11 March 2010: «Evaluating prognostics performance for algorithms incorporating uncertainty estimates». Dans la conference Aérospatiale, pages 1.

- [42] **J.F. Jodouin**, 1994 : « Les réseaux neuromimétiques », HERMES, Paris.
- [43] **F. Chevie F. Guély**, mars 1998 : « Cahier technique n° 191 La logique floue ». Cahier technique n° 191.
- ^[44] **D. Nauck**, (sep.8.1997): « Neuro-fuzzy systems: review and prospects». Congrès européen sur la technique intelligente et le soft computing (EUFIT'97), Aachen, pp.1044-1053.
- ^[45] **Authors: Suparta, Wayan, Alhasa, Kemal Maulana**, 2016: «Modeling of Tropospheric Delays Using ANFIS».
- [46] **ADELINE, Rafael GOURIVEAU, Nouredine ZERHOUNI**, 2008 : « pronostic de défaillances : maîtrise de l'erreur de prédiction », Manuscrit auteur, publié dans 7ème Conférence Internationale de Mobilisation et Simulation, MOSIM'08, Paris, France.
- [47] **Mr. SELMA Boumediene**, 2013/2014 : « Contrôle d'un système non linéaire(véhicule) avec les réseaux neuro-flous ». Mémoire Pour l'obtention du diplôme de Magister en informatique, université de Batna.
- [48] **Li, C., and K.H. Cheng**, 2007: « Recurrent neuro-fuzzy hybrid-learning approach to accurate system modeling». Ensembles et systèmes flous, 158, p. 194-212.

- [49] **MASSOUD. Antoine**, Juin 1999 : « Fonction d'appartenance et programmation linéaire ». Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de maîtrise ÈS sciences appliquées (mathématiques appliquées), Département de mathématiques et de génie industriel, école polytechnique de Montréal, Université Montréal, canada

ANNEXE 01 : les données de la température et l'humidité obtenu par SAIDAL


Tableau 1. 1 : Les prélèvements de la température et de l'humidité mois Février



GROUPE SAIDAL CONSTANTINE /HVAC Team

Les prélèvements de la température et de l'humidité mois Février				
Jours	Temperature °C		Humidite %	
	Set Point	Actual Tem	Set Point	Actual Tem
01/02/2016	19,00	20,1	50	45
02/02/2016	19,00	20,3	50	47
03/02/2016	19,00	20	50	45
04/02/2016	19,00	20,5	50	44
05/02/2016	19,00	19,9	50	45
06/02/2016	19,00	19,8	50	47
07/02/2016	19,00	19,9	50	48
08/02/2016	19,00	20,5	50	45
09/02/2016	19,00	20,6	50	49
10/02/2016	19,00	19,2	50	49
11/02/2016	19,00	19,9	50	51
12/02/2016	19,00	20,5	50	50
13/02/2016	19,00	19,9	50	45
14/02/2016	19,00	19,8	50	48
15/02/2016	19,00	20,1	50	45
16/02/2016	19,00	20,1	50	49
17/02/2016	19,00	20,3	50	48
18/02/2016	19,00	20	50	45
19/02/2016	19,00	19	50	50
20/02/2016	19,00	20,3	50	51
21/02/2016	19,00	19,8	50	54
22/02/2016	19,00	19,9	50	52
23/02/2016	19,00	18,9	50	55
24/02/2016	19,00	20	50	49
25/02/2016	19,00	19,9	50	52
26/02/2016	19,00	20	50	52
27/02/2016	19,00	20	50	53
28/02/2016	19,00	19,8	50	51
29/02/2016	19,00	19,8	50	49

Tableau 1. 2 : Les prélèvements de la température et de l'humidité mois Mars




SAIDAL

GROUPES SAIDAL CONSTANTINE /HVAC Team

Les prélèvements de la température et de l'humidité mois Mars					
Jours	Temperature °C		Humidite %		
	Set Point	Actual Tem	Set Point	Actual Tem	
01/03/2016	19,00	20,1	50		49
02/03/2016	19,00	20,3	50		46
03/03/2016	19,00	20	50		46
04/03/2016	19,00	19,3	50		48
05/03/2016	19,00	19,1	50		48
06/03/2016	19,00	20,2	50		46
07/03/2016	19,00	20,5	50		46
08/03/2016	19,00	20	50		48
09/03/2016	19,00	19,8	50		50
10/03/2016	19,00	20,1	50		47
11/03/2016	19,00	20,3	50		46
12/03/2016	19,00	19	50		50
13/03/2016	19,00	20	50		46
14/03/2016	19,00	19	50		48
15/03/2016	19,00	20,3	50		46
16/03/2016	19,00	19,8	50		46
17/03/2016	19,00	21,8	50		44
18/03/2016	19,00	21,2	50		44
19/03/2016	19,00	21,4	50		44
20/03/2016	19,00	22,1	50		42
21/03/2016	19,00	23,6	50		43
22/03/2016	19,00	23,7	50		43
23/03/2016	19,00	23,6	50		43
24/03/2016	19,00	24	50		39
25/03/2016	19,00	24,2	50		39
26/03/2016	19,00	23,8	50		40
27/03/2016	19,00	24,2	50		38
28/03/2016	19,00	23,7	50		40
29/03/2016	19,00	24,5	50		35
30/03/2016	19,00	24,4	50		37
31/03/2016	19,00	24,8	50		36

Tableau 1. 3 : Les prélèvements de la température et de l'humidité mois Avril



SAIDAL

GRUPE SAIDAL CONSTANTINE /HVAC Team

Les prélèvements de la température et de l'humidité mois Avril				
Jours	Temperature °C		Humidite %	
	Set Point	Actual Tem	Set Point	Actual Tem
01/04/2016	19,00	25	50	36
02/04/2016	19,00	24,7	50	37
03/04/2016	19,00	25,4	50	34
04/04/2016	19,00	25,2	50	36
05/04/2016	19,00	26,3	50	30
06/04/2016	19,00	26,5	50	28
07/04/2016	19,00	26	50	30
08/04/2016	19,00	20,1	50	45
09/04/2016	19,00	20,3	50	47
10/04/2016	19,00	19,6	50	45
11/04/2016	19,00	20,5	50	44
12/04/2016	19,00	19,9	50	51
13/04/2016	19,00	19,8	50	50
14/04/2016	19,00	20	50	45
15/04/2016	19,00	20,5	50	48
16/04/2016	19,00	20,6	50	45
17/04/2016	19,00	20,2	50	49
18/04/2016	19,00	19,9	50	48
19/04/2016	19,00	19,9	50	45
20/04/2016	19,00	19,6	50	50
21/04/2016	19,00	20,1	50	51
22/04/2016	19,00	20,1	50	45
23/04/2016	19,00	21,3	50	48
24/04/2016	19,00	20	50	45
25/04/2016	19,00	19,8	50	49
26/04/2016	19,00	20,1	50	52
27/04/2016	19,00	19,3	50	45
28/04/2016	19,00	18,7	50	53
29/04/2016	19,00	20,3	50	50
30/04/2016	19,00	19,7	50	49

ANNEXE 02 : le reste des résultats d'apprentissage et de test

le reste des résultats obtenus par le reste des fonction d'appartenance sont représentées dans les figure suivants :

a. Paramètre du « température » :

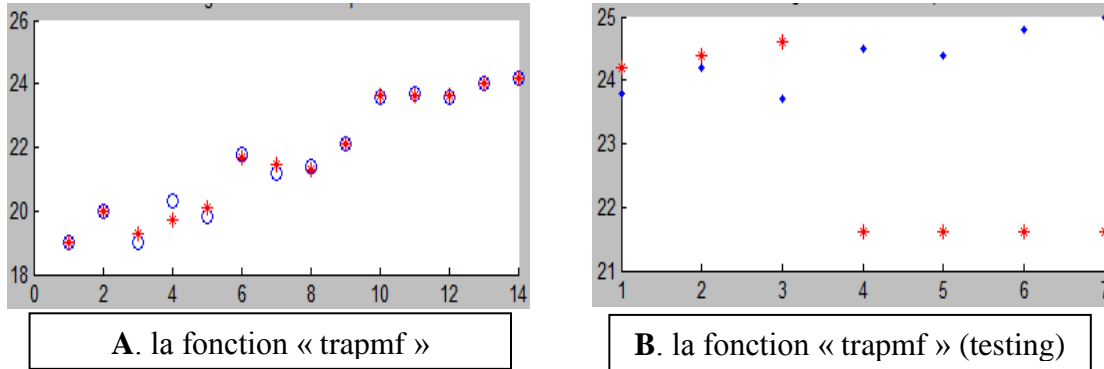


Figure 1. 1 : résultat de la fonction « trapmf » avec ANFIS

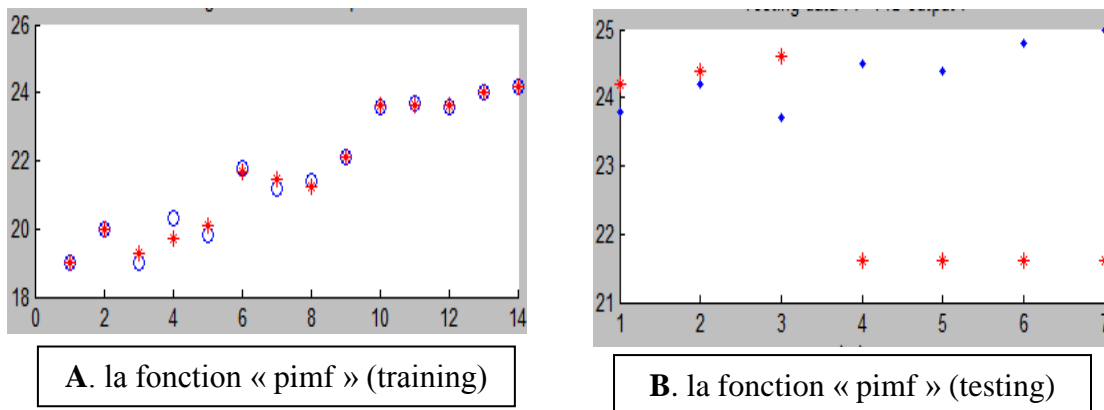


Figure 1. 2 : résultat de la fonction « pimf » avec ANFIS

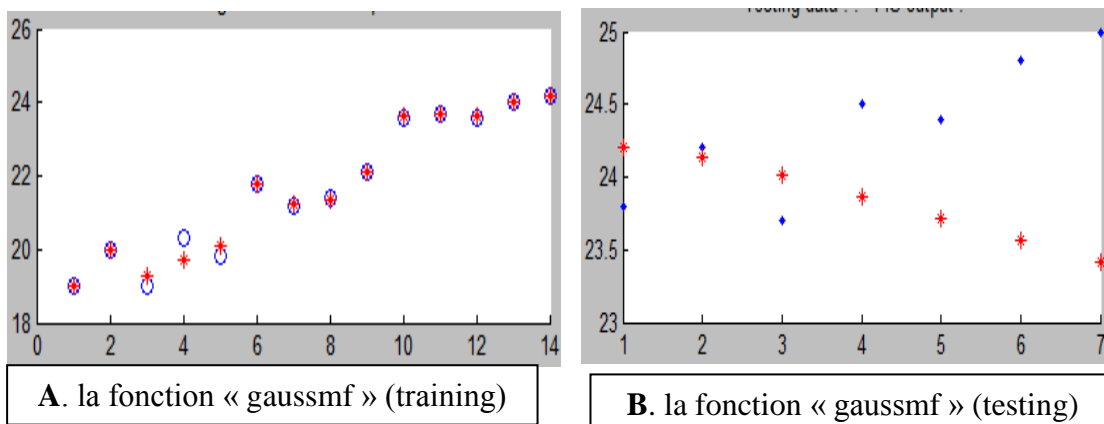
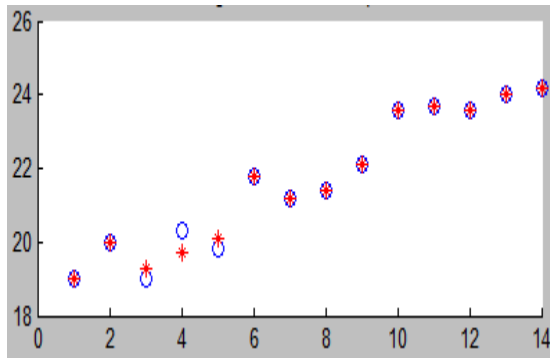
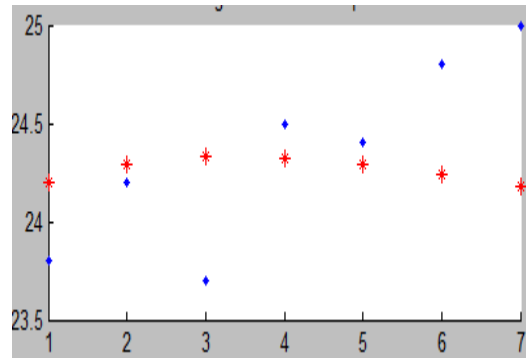


Figure 1. 3 : résultat de la fonction « gaussmf » à l'aide d'ANFIS

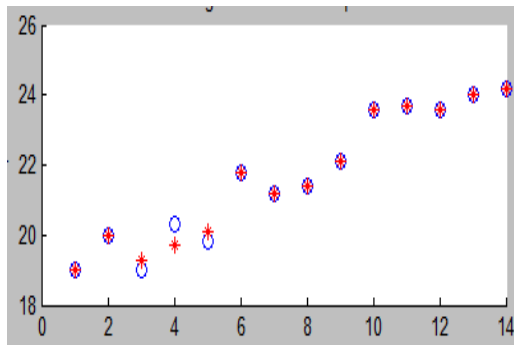


A. la fonction « gbellmf » (training)

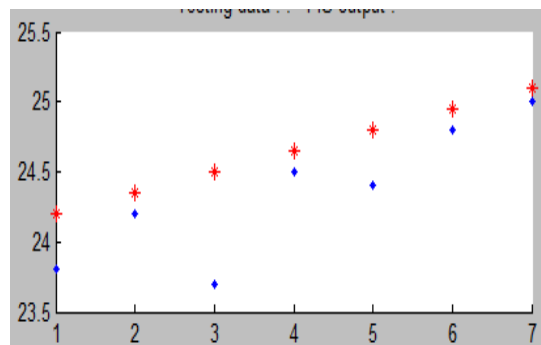


B. la fonction « gbellmf » (testing)

Figure 1. 4 : résultat de la fonction « gbellmf » à l'aide d'ANFIS



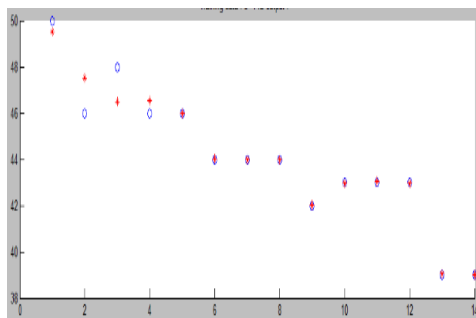
A. la fonction « psigmf » (training)



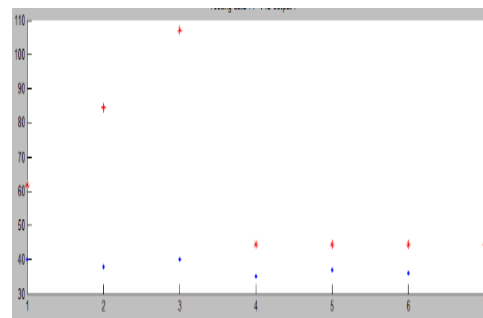
B. la fonction « psigmf » (testing)

Figure 1. 5 : résultat de la fonction « psigmf » à l'aide d'ANFIS

b. Paramètre d' « humidité » :

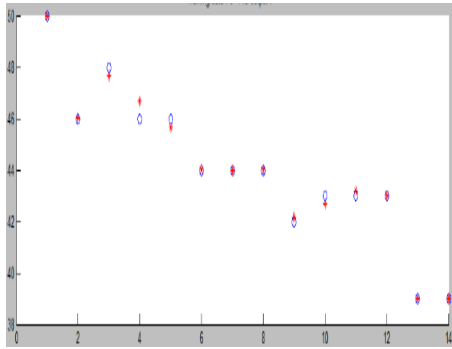


A. la fonction « trimf » (training)

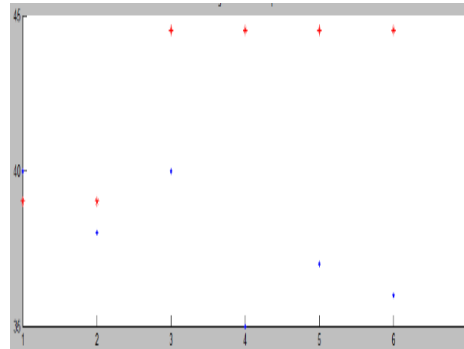


B. la fonction « trimf » (testing)

Figure 1. 6 : résultat de la fonction « trimf » à l'aide d'ANFIS

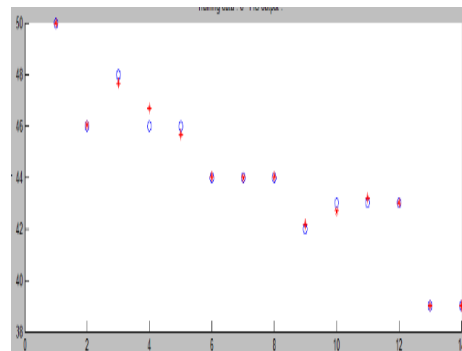


A. la fonction « pimf » (training)

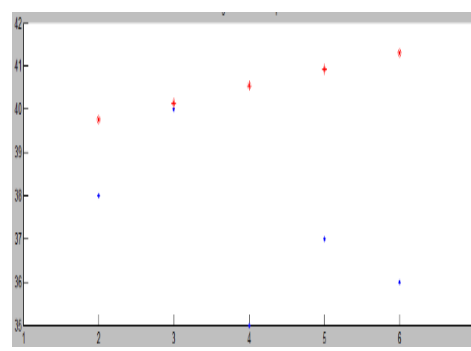


B. la fonction « pimf » (testing)

Figure 1. 7 : résultat de la fonction « trimf » à l'aide d'ANFIS

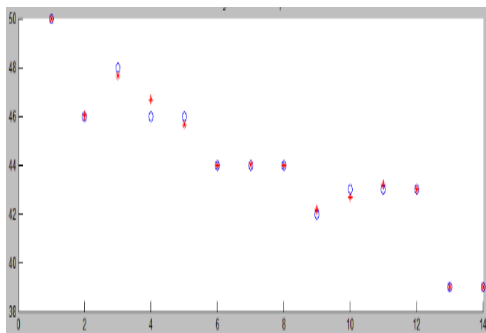


A. la fonction « pimf » (training)

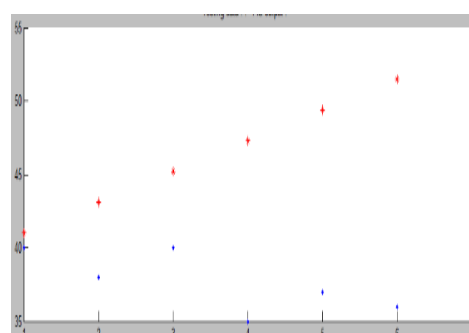


B. la fonction « pimf » (testing)

Figure 1. 8 : résultat de la fonction « trimf » à l'aide d'ANFIS

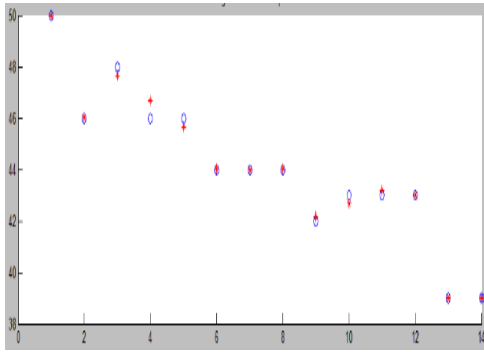


A. la fonction « dsigmf » (training)

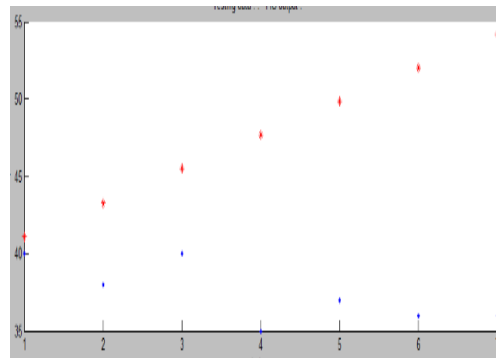


B. la fonction « dsigmf » (testing)

Figure 1. 9 : résultat de la fonction « dsigmf » à l'aide d'ANFIS



A. la fonction « psigmf »



B. la fonction « psigmf »

Figure 1. 10 : résultat de la fonction « psigmf » à l'aide d'ANFIS