



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
People's Democratic Republic of Algeria

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministry of Higher Education and Scientific Research

المدرسة الوطنية العليا للتكنولوجيات المتقدمة
National Higher School of Advanced Technologies



Département Génie Industriel et Maintenance

Mémoire de fin d'étude en vue de l'obtention du diplôme

D'Ingénieur d'État

-Filière-

Génie Industriel

-Spécialité-

Management et Ingénierie de la Maintenance Industrielle

-Thème-

Surveillance de la presse à comprimés Fette 2200i (SAIDAL) par la logique floue et suivi des performances par un tableau de bord Power BI

Réalisé par

Hadjer ELMAOUHAB et Roumaissa AIT DJIDA

Soutenu le 24/06/2025

Membres de Jury :

Prénom NOM	Université	Grade	Qualité
M. Mohamed Amrani	ENSTA	MCB	Président
Mme.Nedjma SALHI	ENSTA	MCB	Promoteur
M. Nadir Maghlaoui	ENSTA	MCA	Examineur

Dédicace

Avant tous, je remercie Allah le tout puissant qui m'a permis d'arriver à cette étape importante de mon parcours académique.

Je dédie ce modeste travail à :

Ceux qui m'ont toujours soutenue avec amour et bienveillance. Qui m'accompagne à chaque étape de ma vie.

À ma cher Maman, la première qui m'a guidé dans mon chemin, à la source de ma force et de mon courage, merci pour ton amour inconditionnel, pour tes prières, tes sacrifices, et ta patience, cette réussite est avant tout la tienne.

A mon père, pour ton amour discret, et tes sacrifices, merci d'avoir cru en moi, et merci d'avoir été là.

À mes chères sœurs, mes confidentes, pour leur présence, leur amour et leurs soutient tout au long de mon parcours. Merci d'être à mes coté a tous moment.

À mes frères, pour leurs soutient et leurs encouragements qui m'ont donné la force.

À ma belle-sœur, pour son soutien précieux, et ses paroles rassurantes, qui ont souvent été une source de motivation même dans les périodes de doute.

A ma chère amis « Rihab », qui a été l'a chaque étape, dans mes réussites et dans mes périodes de faiblesse.

A mon binôme de ce projet « Hadjer », pour sa présence tout au long de cette aventure, merci pour ta présence à mes coté. Le travaille avec toi été une belle expérience.

A la jeune fille que j'étais, a Roumaissa de 17, qui pensait parfois qu'elle n'en serait pas capable d'arriver, merci de ne pas avoir abandonné, tu peux être fière aujourd'hui.

À tous ceux que j'ai omis de mentionner, cette réussite est aussi la vôtre.

"واخر دعواهم ان الحمد لله ربي العالمين ."

AIT DJIDA Roumaissa

Dédicace

Avant tout, je remercie Allah le tout puissant qui grâce à lui je suis arrivée là où je suis maintenant.

*À ma famille,
À mon père ma source d'inspiration éternelle,
À ma mère, le soleil de ma vie et ma source de motivation,
Vos sacrifices et bienveillance après Allah, ont tracé ma voie,
À mes sœurs Asma, Meriem et Sarah et ma grand-mère Halima que j'aime,
À mes tantes et oncles, qui d'une parole ou d'un geste m'ont soutenue
À mes amies, qu'Allah, par sa sagesse a placé sur ma voie, ceux qu'avec j'ai partagé des moments hauts et bas tout au long de cette expérience inoubliable,
Particulièrement mon binôme Roumaïssa, la meilleure des binômes avec qui j'ai vécu des bons moments,
À moi-même, pour avoir tenue jusqu'au bout même quand tout semblait gris,
À mes enseignants depuis mon tout premier pas à l'école primaire jusqu'à mon dernier en études supérieures auprès desquels j'ai appris les valeurs morales avant les connaissances,*

Une sincère pensée pour les êtres chers qui nous ont quittés, mais que leurs souvenirs m'ont accompagné durant chaque étape,

À tous, je vous dédie ce modeste travail, ma réussite est la vôtre.

ELMAOUHAB Hadjer

Remerciements

Avant tous, nous remercions Dieu le tout puissant de nous avoir donné la force, la patience, et la volonté pour mener à bien ce projet de fin d'étude.

Nous exprimons notre profonde gratitude à l'entreprise **SAIDAL** pour nous avoir donné l'opportunité d'effectuer notre stage de fin d'études au sein de son équipe, et à notre encadrant au sein de l'entreprise Monsieur **N. Heraoui** pour son accompagnement et sa disponibilité tout au long de notre projet.

Nos chaleureuses remerciements à Madame **SALHI Nedjma** notre encadrante à l'École Nationale Supérieure des Technologies Avancées pour son encadrement, sa gentillesse, ses précieuses conseils, orientations et son soutien qui ont contribué à la réussite de ce travail.

Nous tenons à remercier les membres de jury, d'avoir accepté d'évaluer ce travail, ainsi que nos enseignants de l'ENSTA pour leur contribution à notre parcours académique enrichi.

Nous tenons également à remercier nos familles et nos proches pour leur soutien et leurs encouragements tout au long de notre parcours, et à ceux qui nous ont aidé de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.

Résumé :

Ce projet de fin d'étude porte sur la surveillance des performances d'une presse à comprimés, un équipement stratégique de l'entreprise pharmaceutique S Vidal site de production de Chercell. L'objectif de l'étude est développer un système de surveillance basé sur la logique floue qui a pour but l'orientation de la prise de décision pour la maintenance préventive. Un autre axe de ce projet est l'élaboration d'un tableau de bord interactif en utilisant Power BI desktop permettant une visualisation claire des indicateurs clés de performances et facilitant la prise de décision en maintenance. Le modèle a été simulé sous Matlab, constituant ainsi une base exploitable pour une future intégration industrielle.

Mots clés :

Surveillance industriel, Logique flou, Tableau de bord, Performance, Maintenance préventive, Indicateurs de performances, Intelligence artificiel.

ملخص:

يركز هذا المشروع على مراقبة أداء مكبس أقراص، وهو جهاز استراتيجي في موقع إنتاج شركة صيدال للأدوية في شرشال. يهدف هذا المشروع إلى تطوير نظام مراقبة قائم على المنطق الضبابي لتوجيه عملية اتخاذ القرارات المتعلقة بالصيانة الوقائية. كما يركز هذا المشروع على تطوير لوحة معلومات تفاعلية باستخدام Power BI desktop، مما يتيح عرضًا واضحًا لمؤشرات الأداء الرئيسية وتسهيل عملية اتخاذ القرارات المتعلقة بالصيانة. تمت محاكاة النموذج باستخدام Matlab، مما يشكل أساسًا عمليًا للتكامل الصناعي المستقبلي.

الكلمات المفتاحية:

المراقبة الصناعية، المنطق الضبابي، لوحة المعلومات، الأداء، الصيانة الوقائية، مؤشرات الأداء، الذكاء الاصطناعي

Abstract :

This project focuses on monitoring the performance of a tablet press, a strategic piece of equipment at the pharmaceutical company S Vidal's Chercell production site. The objective of the study is to develop a monitoring system based on fuzzy logic to guide maintenance decision-making. Another focus of this project is the development of an interactive dashboard using Power BI desktop, enabling clear visualization of key performance indicators and facilitating maintenance decision-making. The model was simulated in Matlab, thus providing a usable basis for future industrial integration.

Key words:

Industrial Monitoring, Fuzzy Logic, Dashboard, Performance, Preventive Maintenance, Performance Indicators, Artificial Intelligence.

Table des matières

LISTE DES FIGURES	8
LISTE DES TABLEAUX.....	9
LISTE DES ABREVIATIONS.....	10
INTRODUCTION GENERALE	11
CHAPITRE 1 : ETUDE BIBLIOGRAPHIQUE SUR LA SURVEILLANCE DES SYSTEMES MAINTENABLE	12
1.1 Introduction	13
1.2 Notion d'un système industriel	13
1.2.1 Définition d'un système industriel.....	13
1.2.1.1 Système maintenable et non maintenable	13
1.3 Concepts fondamentaux de la performance	13
1.3.1 La performance des systèmes industriels.....	13
1.4 La surveillance d'état des systèmes maintenable.....	14
1.4.1 Définition	14
1.4.2 Méthodes et techniques de la surveillance industrielle.....	14
1.4.2.1 Méthodes de surveillance basées sur un modèle.....	15
1.4.2.2 Méthodes de surveillance sans modèle	16
1.4.3 Outils et technologies utilisés pour la surveillance des performances des systèmes	17
1.4.3.1 Outils pour la collecte des données	17
1.4.3.2 Outils d'analyse et de visualisation.....	17
1.4.4 Surveillance des performances : KPI et tableau de bord	17
1.4.4.1 Les indicateurs de performance	18
1.4.4.2 Les types des KPI.....	18
1.4.4.3 Les formes des KPI	18
1.4.5 Les tableaux de bord	19
1.4.5.1 Types de tableau de bord.....	19
1.4.5.2 Intégration de l'intelligence dans les tableaux de bord de maintenance ...	20
1.5 Conclusion.....	20
CHAPITRE 2 : ETUDE TECHNOLOGIQUE ET FONCTIONNELLE DU SYSTEME SELECTIONNE	21
2.1 Introduction	22
2.2 Présentation de l'organisme d'accueil.....	22
2.3 Présentation des équipements industriels.....	22
2.4 Description des processus de fabrication	24
2.5 Évaluation de la criticité.....	24

2.5.1	La criticité	24
2.5.2	La méthodologie de sélection des équipements critique.....	24
2.5.2.1	Application de la matrice pour évaluation de la criticité des équipements : 24	
2.5.2.2	Évaluation du taux de rendement synthétique (TRS)	25
2.5.2.3	Méthodologie de calcul	27
2.6	Présentation du système étudié	31
2.6.1	Présentation des composants et sous-systèmes.....	32
2.6.1.1	Principe de fonctionnement.....	32
2.6.1.2	Caractéristiques techniques de système :	33
2.6.2	Analyse Fonctionnelle du Système.....	33
2.6.2.1	Définition et importance de l'analyse fonctionnelle	33
2.7	Analyse des causes des rebuts Fette 2200i.....	35
2.8	Conclusion.....	36
CHAPITRE 3 : ETAT DE L'ART SUR LES TECHNIQUES DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE DEDIEES A LA SURVEILLANCE DES SYSTEMES INDUSTRIELS.....		37
3.1	Introduction	38
3.2	Apport de l'intelligence artificielle à la surveillance	38
3.2.1	Les défis et limites d'intégration de l'IA et IOT.....	39
3.3	Techniques de l'intelligence artificielle dédiées à la surveillance des performances 39	
3.3.1	L'approche floue et neuro-floue pour la surveillance des systèmes industriels 39	
3.3.1.1	L'architecture d'un système de logique floue.....	40
3.3.1.2	Avantages de la logique floue [32]	41
3.3.1.3	Limitations de la logique floue	41
3.3.1.4	Forces de système d'inférence ANFIS.....	41
3.3.1.5	Limitations de système d'inférence ANFIS	42
3.3.1.6	Travaux de recherche	42
3.3.2	Modèles d'apprentissage automatique Machine learning.....	43
3.3.2.1	Les algorithmes d'apprentissage automatique	44
3.3.2.2	Travaux et résultats :	45
3.3.2.3	Les réseaux de neurone et réseaux de neurones profonds.....	46
3.3.3	Modèles hybrides pour la surveillance	48
3.3.4	Technologies de support à la surveillance	49
3.3.4.1	Les technologies de pronostic et la surveillance des systèmes industriels	49
3.3.4.2	Les Jumeaux numériques pour la surveillance industrielle.....	51
3.3.5	Étude comparative entre les techniques	54

3.3.5.1	Critères de choix de la méthode de surveillance	54
3.3.5.2	Choix de la technique appropriée.....	55
3.4	Conclusion.....	55
CHAPITRE 4 : PROPOSITION D'UN MODELE DE SURVEILLANCE FLOU ET LA MISE EN ŒUVRE D'UN TABLEAU DE BORD POWER BI POUR LA PRESSE A COMPRIMES FETTE 2200I DE SAIDAL		56
4.1	Introduction	57
4.2	Proposition du modèle flou pour la surveillance.....	57
4.2.1	Définition des entrées et sorties du système flou.....	57
4.2.1.1	Les entrées.....	58
4.2.1.2	Les sorties.....	59
4.2.2	Fuzzification des entrées et sorties	59
4.2.2.1	Fuzzification des entrées :.....	59
4.2.2.2	Fuzzification des sorties :.....	59
4.2.3	Les fonctions d'appartenance	59
4.2.4	Les règles d'inférence floues	60
4.2.4.1	Agrégation	61
4.2.5	Défuzzification.....	62
4.2.6	Les gammes de maintenance préventive à appliquer.....	62
4.3	Implémentation du modèle flou sous Matlab 2014.....	62
4.3.1	Fuzzification	62
4.3.1.1	Définition des variables d'entrées	62
4.3.1.2	Variables linguistiques	63
4.3.1.3	Définition des variables de sortie	64
4.3.2	Base de règles (les règles floues).....	66
4.4	Simulation du système flou	66
4.5	Proposition d'un tableau de bord pour le suivi des KPIs	71
4.5.1	La conception d'un tableau de bord sous Power BI desktop	71
4.5.1.1	Collecte et préparation des données	71
4.5.1.2	Développement des indicateurs clés de performance (Kpi).....	72
4.5.2	Réalisation de l'interface du tableau de bord intelligent	74
4.5.3	Evaluation de la valeur ajoutée	77
4.6	Recommandations	77
4.7	Perspectives de développement du projet	78
4.8	Conclusion.....	78
CONCLUSION GENERALE		79
ANNEXES		80
BIBLIOGRAPHIE.....		103

Liste des figures

Figure 1: Résumé des méthodes de surveillance.	15
Figure 2: Exemple de calcul du TRS à l'aide de logiciel « infodev ».	29
Figure 3: Résultat d'analyse Pareto du TRS.	30
Figure 4: Résultat d'analyse Pareto des rebuts.	31
Figure 5: Presse à comprimés Fette 2200i.	32
Figure 6: Groupe de tourelle [26].	32
Figure 7: Diagramme « bête a corne ».	34
Figure 8: Diagramme Pieuvre.	35
Figure 9: Diagramme Ishikawa pour le problème des rebuts.	36
Figure 10: L'application de l'IA et l'IoT entre 2019 et 2023 [28].	38
Figure 11: Fuzzy Inference Architecture [33].	40
Figure 12: Exemple des fonctions d'appartenance pour la variable linguistique Taille.	41
Figure 13: Les différents modèles et techniques de Machine Learning.	45
Figure 14: Les approches du pronostic [61]	50
Figure 15: Macro-architecture d'un Digital Twin [38].	52
Figure 16: Architecture d'implémentation [31].	53
Figure 17 : Variables d'entrées du modèle.	62
Figure 18: Fonction d'appartenance température de l'armoire électrique.	63
Figure 19: Fonction d'appartenance vitesse de rotation de la matrice.	63
Figure 20: Fonction d'appartenance pression pneumatique.	64
Figure 21: Fonction d'appartenance état de système (output).	64
Figure 22: Fonction d'appartenance de gamme de vitesse.	65
Figure 23: Fonction d'appartenance de gamme de pression.	65
Figure 24: Fonction d'appartenance de gamme de température.	65
Figure 25: Base de règles d'inférence.	66
Figure 26: Résultat du simulation du Cas 1.	67
Figure 27: Résultat du simulation du Cas 2.	68
Figure 28: Résultat du simulation du Cas 3.	69
Figure 29: Résultat du simulation du Cas 4.	70
Figure 30: Calcul MTBF mois courant.	72
Figure 31: Seuil MTBF.	72
Figure 32: Programmes DAX de calcul des KPIs.	74
Figure 33: Tableau de bord de suivi des KPIs de maintenance.	75
Figure 34: Suivi du MTBF.	75
Figure 35: Suivi du MTTR.	76
Figure 36: Suivi du TRS.	76
Figure 37: Suivi de disponibilité asymptotique.	77
Figure 38 : Sites de production de SAIDAL.	82
Figure 39: Organisation de la sous-direction maintenance.	84
Figure 40: Organisation de la sous-direction maintenance. Service.	84
Figure 41: Modèles de base d'apprentissage automatique.	95
Figure 42: Interface Power BI.	99
Figure 43: Les trois composantes de base de Power BI.	100

Liste des tableaux

Tableau 1: Liste des équipements critique.....	25
Tableau 2: Définition des temps de TRS.....	28
Tableau 3: Valeurs du TRS.....	29
Tableau 4: Analyse Pareto des rebuts.....	30
Tableau 5: Caractéristiques techniques de la presse à comprimés Fette 2200i.....	33
Tableau 6: Table des dimensions de la presse à comprimés Fette 2200i [30].....	33
Tableau 7: matrice d'analyse comparative.....	55
Tableau 8: Les problèmes liés aux écarts par rapport aux intervalles moyens.....	58
Tableau 9: Tableau récapitulatif de la Fuzzification des entrées et sorties.....	60
Tableau 10 : Les règles flous.....	61
Tableau 11: Matrice de criticité.....	90
Tableau 12: Paramètres de production et arrêts machines utilisé.....	94

Liste des abréviations

ADD	Arbre de défaillance.
AFE	Analyse Fonctionnelle externe.
AFNOR	Association Française de Normalisation.
AMDEC	Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets et de leur Criticité
ANFIS	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System.
ANN	Artificial Neural Network.
BPF	Bonnes Pratiques de Fabrication.
CdCF	Cahier des Charges Fonctionnelle.
CND	Contrôle Non Destructif.
CNN	Convolutional Neural Network.
CPS	Cyber-Physical System.
CVAE	Variational Conditional Auto Encodeur.
DBN	Deep Belief Network.
DT	Digital Twin.
FMD	Fiabilité, Maintenabilité, Disponibilité.
GAN	Generative Adversarial Network.
GMAO	Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur.
HDR	Habilitation à Diriger des Recherches.
IA	Intelligence Artificielle.
IEC	International Electrotechnical Commission.
IHM	Interface Homme-Machine.
IIoT	Industrial Internet of Things.
JIPM	Japanese Institute of Plant Maintenance.
KPI	Key Performance Indicators
MTBF	Mean Time Between Failures.
MTTR	Mean Time to Repair.
PHM	Prognostic and Health Management.
PLC	Programmable Logic Controller.
REI	Réseaux Électrique Intelligent
RNN	Recurrent Neural Network.
RUL	Remaining Useful Life (Durée de vie restante).
SADT	Structured Analysis and Design Technique.
SCADA	Supervisory Control And Data Acquisition.
TB	Tableau de Bord.
TPM	Total Productive Maintenance.
TRS	Taux de Rendement Synthétique.

Introduction générale

De nos jours, la performance et la fiabilité des systèmes industriels sont devenues un axe majeur pour assurer la sécurité, la qualité et la continuité de la production dans tous les secteurs industriels, particulièrement le secteur pharmaceutique qui est soumis à des exigences réglementaires et normatives strictes.

Dans ce contexte, la surveillance des systèmes industriels occupe une place essentielle dans les stratégies de maintenance, elle permet de suivre l'état de santé des équipements en temps réel, de détecter les défaillances, et d'agir d'une manière proactive afin de garantir un niveau élevé de disponibilité et de fiabilité.

Dans l'industrie pharmaceutique où une erreur minime peut compromettre la qualité des médicaments, mettre en danger la santé des patients ainsi, une précision rigoureuse est imposée à chaque étape du processus, ce qui rend la surveillance des performances des équipements indispensables. Cette dernière permet d'assurer la qualité des médicaments, le respect des normes réglementaires et de prévenir les arrêts de production pouvant compromettre la disponibilité des produits pharmaceutiques [1].

C'est dans cette optique que s'inscrit notre projet de fin d'études, réalisé au sein de l'entreprise 100% Algérienne SAIDAL, le premier laboratoire pharmaceutique et leader de production des médicaments génériques et un acteur clé de l'industrie pharmaceutique en Algérie. Ce travail, s'intéresse à la surveillance et l'amélioration des performances d'une presse à comprimés au sein de l'entreprise.

L'objectif est de concevoir un système de surveillance fiable et efficace adapté aux contraintes de qualité et de fiabilité des systèmes industriels pharmaceutiques.

Ce travail s'organise en quatre chapitres :

- *Le premier pose le cadre théorique et méthodologique du projet et les concepts fondamentaux de la surveillance industrielle.*
- *Le deuxième chapitre présente une étude technologique du système industriel sélectionné par une étude de criticité.*
- *Le troisième chapitre représente un état de l'art sur les différentes méthodes et techniques de l'intelligence artificielle dédiées à la surveillance des systèmes afin de sélectionner la méthode de surveillance adéquate pour notre cas d'étude.*
- *Le dernier chapitre propose un modèle de surveillance accompagné d'un tableau de bord pour le suivi des indicateurs clés de performance en maintenance, afin de garder les performances souhaitées.*

Chapitre 1 : Etude bibliographique sur la surveillance des systèmes maintenable

1.1 Introduction

Dans une entreprise où les arrêts non programmés sont presque inexistantes et non fréquents, ce qui signifie un niveau de fiabilité et de disponibilité élevé et un minimum d'actions de maintenance. D'où la nécessité accrue d'une surveillance des paramètres clés des équipements pour but de garder ou améliorer le niveau de performance de ces derniers.

La surveillance intervient alors comme un outil stratégique, qui permet de détecter les écarts entre le fonctionnement réel et le comportement attendu du système, en fournissant à l'opérateur les informations nécessaires à une prise de décision rapide et efficace afin de garantir un fonctionnement et un niveau de fiabilité souhaitable. Ce premier chapitre aborde les concepts fondamentaux liés à la surveillance des systèmes réparables, nous aborderons successivement les définitions, les objectifs, en explorant les différents outils de surveillance utilisés dans ce cadre. Enfin, ce chapitre mettra en avant les différentes méthodes et techniques utilisées dans la surveillance industrielle, afin de construire une base pour les chapitres suivants.

1.2 Notion d'un système industriel

Avant d'entamer les concepts de la surveillance et de performance, il est essentiel d'aborder en premier la notion des systèmes et leurs différents types.

1.2.1 Définition d'un système industriel

Un système est défini selon l'IEC 351-42-08 comme « *un ensemble d'éléments reliés entre eux, considéré comme un tout dans un contexte défini et séparé de son environnement* ».

Un système est conçu pour répondre à un objectif déterminé à travers sa fonction ou ses fonctions requises. On peut distinguer deux types de systèmes :

1.2.1.1 Système maintenable et non maintenable

Un **système maintenable** est un système dont le fonctionnement peut être restauré par des actions de maintenance telles que l'ajustement de paramètres réglables ou en réparant les composants défectueux. Après une défaillance, ces actions permettent au système à reprendre son fonctionnement normal [2].

Tandis qu'un **système non maintenable** est un système qui est généralement mis au rebut une fois qu'il a tombé en panne, donc il ne peut pas être restauré à son état de fonctionnement initial.

Ces équipements sont conçus pour être remplacés, ils sont souvent plus simples et économiques [3].

1.3 Concepts fondamentaux de la performance

Cette partie présente les concepts théoriques de la performance et la fiabilité des systèmes industriels réparables.

1.3.1 La performance des systèmes industriels

La notion de performance varie d'un domaine à un autre. Chaque acteur, quel que soit son secteur d'activité, peut l'interpréter selon ses propres critères et priorités. Cela rend le concept

à la fois vaste et parfois ambigu. À ce propos, Salgado [4] souligne que « *La notion de performance est au cœur de toutes les démarches d'évaluation des entreprises et des organisations* ».

Dans ce travail, nous nous concentrerons sur la performance industrielle, que Neely, Gregory et Platts [5] définissent comme « *l'efficacité et l'efficience avec lesquelles une entreprise ou un secteur industriel atteint ses objectifs stratégiques et opérationnels, en utilisant de manière optimale les ressources disponibles afin de maximiser la valeur ajoutée* ».

Selon des études récentes [6], la performance industrielle peut être définie comme la capacité d'une organisation à optimiser ses ressources internes et externes, en s'appuyant sur des méthodes statistiques et analytiques avancées pour évaluer l'efficacité et la pertinence des résultats obtenus.

Par ailleurs, selon la norme ISO 11620, la performance repose sur deux principes fondamentaux :

L'efficacité, qui reflète le degré d'atteinte des objectifs fixés.

L'efficience, qui mesure la manière dont les ressources sont utilisées pour atteindre ces objectifs.

Pour pouvoir garder un niveau de performance élevé, cette dernière doit être surveillée à travers des outils et des indicateurs.

1.4 La surveillance d'état des systèmes maintenable

Cette partie traite les concepts de base de la surveillance des systèmes réparables, ses méthodes et techniques.

1.4.1 Définition

La surveillance est une tâche continue en temps réel déterminant l'état d'un système physique, tout en reconnaissant et en indiquant des anomalies du comportement. Un système de surveillance peut détecter les défaillances en observant l'évolution du système, puis les diagnostiquer en localisant les éléments défaillants et enfin identifier les causes premières [7]. Elle est définie selon la norme IEC comme « *l'obtention d'informations relatives à l'état physique ou à des paramètres opérationnels* ». Cette surveillance peut être une surveillance online pendant que le système fonctionne ou offline à des intervalles prédéfinis.

1.4.2 Méthodes et techniques de la surveillance industrielle

Comme il est illustré dans la figure, les méthodes de surveillance industriel sont divisées en deux catégories, cette classification dépend de l'existence d'un modèle formel ou mathématique de l'équipement. Cette dernière détermine la méthode de surveillance à utiliser.

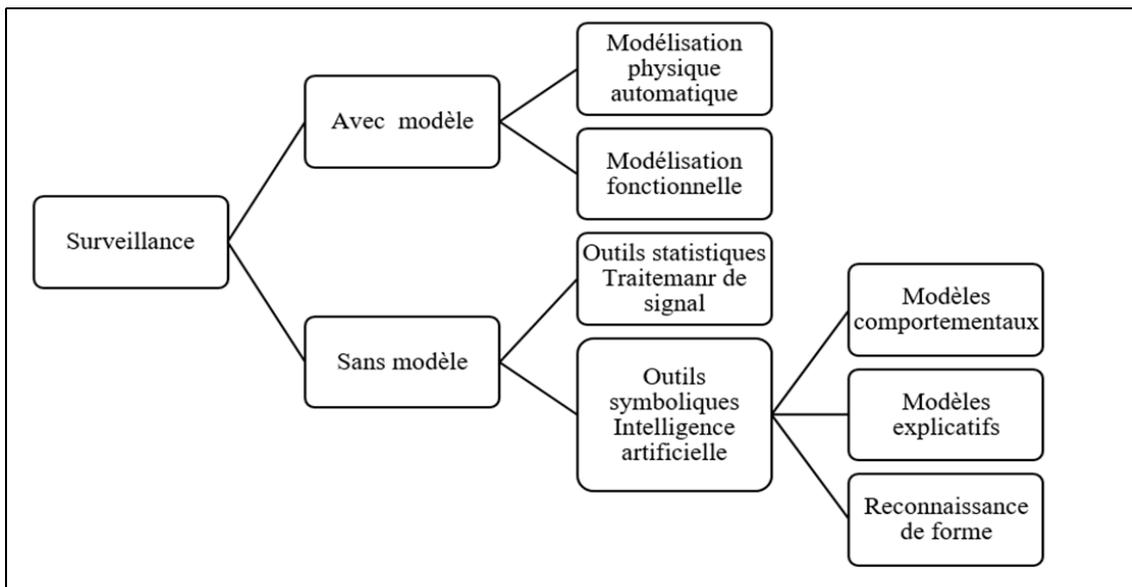


Figure 1: Résumé des méthodes de surveillance.

1.4.2.1 Méthodes de surveillance basées sur un modèle

Ces méthodes s'appuient sur un modèle formel du système. La surveillance avec modèle est assurée essentiellement par deux techniques :

- Modélisation Fonctionnelle.
- Modélisation physique automatique.

1.4.2.1.1 Modélisation Fonctionnelle

Cette catégorie comprend des outils industriels comme l'AMDEC et l'arbre de défaillances (AdD) qui sont utilisés essentiellement pour le diagnostic.

Le principe consiste à établir à priori et de la manière la plus complète possible, les liens entre les causes initiales des défaillances et leurs effets mesurables.

- *AMDEC* : Elle identifie les risques liés à chaque composant et leurs conséquences. Il consiste à examiner comment et pourquoi les fonctions du système étudié risquent de ne plus être assurées correctement.
- *Arbre de défaillance (AdD)* : Elle consiste à construire des combinaisons (logiques) d'événements élémentaires qui aboutissent à la panne.

1.4.2.1.2 Modélisation physique automatique

Le principe est de comparer les mesures effectuées sur le système aux informations fournies par le modèle. Tout écart est alors synonyme d'une défaillance.

- *Redondance physique analytique*

La **redondance physique** consiste à multiplier les dispositifs de mesure identiques dans le même environnement. Si leurs signaux sont concordants, le fonctionnement est jugé normal, sinon, une défaillance capteur est suspectée.

On outre, la **redondance analytique** consiste à établir un modèle mathématique du système. Ce modèle, basé sur des paramètres connus en fonctionnement nominal, permet de comparer

les mesures réelles aux valeurs théoriques prévues. Lorsqu'une divergence est observée, une anomalie peut être décelée, le but des méthodes de redondance analytique est d'estimer l'état du système afin de le comparer à son état réel.

- *Estimation paramétrique*

Cette méthode repose sur la connaissance du comportement nominal du système. Elles consistent alors à identifier les paramètres caractérisant le fonctionnement réel à partir des mesures d'entrée et de sortie, puis à comparer ces estimations aux valeurs théoriques. Pour détecter l'apparition de défaillances dans le système, il faut effectuer la comparaison entre les paramètres estimés et les paramètres théoriques. Une divergence entre les deux indique une défaillance possible.

1.4.2.2 Méthodes de surveillance sans modèle

Nombreuses sont les applications industrielles dont la construction d'un modèle est difficile à cause de sa complexité, pour ce type d'applications industrielles, seules les méthodes de surveillance sans modèle sont applicables, notamment les outils statistiques, traitement du signal et outils symboliques (intelligence artificielle), qui inclut trois approches principales : méthodes à base de modèles explicatifs, méthodes à base de modèles comportementaux et les méthodes de reconnaissance de forme.

1.4.2.2.1 Surveillances avec outils statistiques

Dans un cadre industriel, les outils statistiques sont utilisés pour surveiller en continu les données collectées par les capteurs. Ils évaluent, via des tests, si les signaux restent dans les limites statistiques définies pour un fonctionnement nominal [8].

- *Test de franchissement de seuil.*
- *Test de variance.*
- *Test de moyenne.*

1.4.2.2.2 Méthodes par outils symboliques

Ces méthodes s'appuient sur les techniques de l'IA, l'utilisation de l'IA permet de gérer la complexité des systèmes à surveiller.

Ces méthodes sont regroupées en trois catégories :

- *Les méthodes à base de modèles comportementaux*

Elles simulent le comportement du système, à partir d'un modèle, ils ne sont pas basés sur le physique du système mais sur les modes de fonctionnement, elles regroupent notamment des outils tels que les réseaux de Petri et les automates à états finis.

- *Méthodes à base des modèles explicatifs*

Ces méthodes utilisent principalement des outils tels que les réseaux de neurone, la logique floue, les réseaux neuroflous et les systèmes experts afin d'analyser les relations causales entre les défaillances, leurs causes et leurs effets observables.

- *Méthodes de reconnaissance de forme*

Trois techniques de reconnaissance des formes sont présentées. La première est une technique classique basée sur les outils probabilistes qui suppose la connaissance de tous les états possibles du système [9]. Les deux autres reposent sur la théorie de l'intelligence artificielle. Ces techniques ont l'avantage de ne pas se baser sur les connaissances à priori des états de fonctionnement mais plutôt sur une phase d'apprentissage. Ces deux techniques sont la reconnaissance des formes par la logique floue et la reconnaissance des formes par réseaux de neurones.

1.4.3 Outils et technologies utilisés pour la surveillance des performances des systèmes

Les outils de collecte des données, de visualisation et d'analyse jouent un rôle important dans la surveillance des systèmes industriels.

1.4.3.1 Outils pour la collecte des données

La collecte des données est une étape nécessaire pour la surveillance des états des systèmes, parmi ses outils :

Les capteurs IIoT : les capteurs sont des dispositifs installés sur les équipements pour mesurer en continu les paramètres significatifs et critiques (vibration, température, pression...etc.) de ces derniers. Ces données permettent de détecter les signes de dégradation des équipements en temps réel. Les capteurs IIoT (Industrial IoT) connectés permettent de collecter et de transférer ces données d'une manière sécurisée à des systèmes et plateformes Cloud d'analyse pour le traitement avancé de ces données.

PLC : Programmable Logic Controller ou automates programmables industriels sont utilisés pour l'automatisation des processus manufacturiers. Ils assurent la commande des systèmes par un traitement séquentiel selon ses entrées issues des capteurs.

1.4.3.2 Outils d'analyse et de visualisation

Une fois les données collectées, elles sont traitées et visualisées pour la prise de décision :

- *Outils d'analyse : Plusieurs outils, plateformes et logiciels de traitement des données sont utilisés pour l'analyse des données notamment, les outils statistiques et Big data (Python, MATLAB...etc.) et les outils d'apprentissage automatique.*
- *Outils de visualisation : tableau de bord : Il donne une visualisation des indicateurs de performances pertinents qui donnent une vision sur l'état des systèmes. Cet outil peut être analytique ou intelligent qui permet d'intégrer les données historiques pour identifier les tendances des KPIs. Ils peuvent être liés à un algorithme d'IA pour la prédiction des anomalies.*

1.4.4 Surveillance des performances : KPI et tableau de bord

Cette section présente avec plus de détail deux outils d'analyse et de visualisation de la performance dans le cadre de la surveillance des systèmes industriels réparables.

1.4.4.1 Les indicateurs de performance

Les indicateurs de performance clés KPI sont des mesures quantitatives qui indiquent la performance des entreprises au long terme. En maintenance, ils permettent d'évaluer les résultats, la fiabilité et l'efficacité des activités de maintenance [10]. Les KPI présentent l'ensemble des indicateurs qui apportent une valeur ajoutée à l'entreprise, d'où, ils doivent être soigneusement collectés et analysés pour répondre aux besoins spécifiques des organismes [11].

1.4.4.2 Les types des KPI

La classification des KPI varie selon les perspectives et les objectifs. En maintenance on distingue deux catégories d'indicateurs :

- **Indicateurs clés de performance KPI** : ce sont des métriques utilisées par les entreprises pour évaluer et analyser en temps réel la performance de ces dernières par rapport aux objectifs stratégiques.
- **Indicateurs de résultats** : ce sont des indicateurs financiers ou non financiers qui permettent d'évaluer les résultats quantitatifs des actions d'une entreprise pour fournir une vision globale sur les performances réelles de cette dernière. Ils sont un moyen de prise de décisions futures. Parmi eux, le temps de cycle et les coûts de services [12, 13, 14].

1.4.4.3 Les formes des KPI

Les KPI sont présentés sous forme :

- **Ratios** : Ils mesurent l'efficacité relative des composants.
- **Nombres définis** : Ce sont des valeurs absolues qui présentent des quantités.
- **Probabilités** : pour observer les tendances et les fréquences relatives des indicateurs.
- **Moyenne** : Elle permet d'identifier des tendances centrales.
- **Comparaisons** : pour une analyse comparative entre les KPI.

1.4.4.3.1 Les principaux KPI maintenance

La norme NF X 60-020 établie une liste des principaux indicateurs de performance clés en maintenance bien que ces derniers peuvent être variés d'une entreprise à une autre selon son besoin.

- *Indicateurs de maintenance et de performance générale de l'entreprise.*
- *Indicateurs de maintenance et gestion des biens durables : analyse des coûts de maintenance.*
- *Indicateurs de maintenance et gestion des biens durables : suivi des activités de maintenance.*
- *Indicateurs de maintenance et gestion des biens durables : suivi des performances et de l'exploitation des biens.*
- *Indicateurs de gestion du personnel de maintenance : sécurité des personnes.*
- *Indicateurs de gestion du personnel de maintenance : absentéisme et présentéisme.*

Parmi les indicateurs les plus utilisés, et ceux qui répondent au mieux au cas d'étude sont MTBF, MTTR, TRS et disponibilité asymptotique, ces dernières sont détaillées dans L'Annexe 1.

1.4.5 Les tableaux de bord

D'après les articles [15,16], le tableau de bord représente un ensemble essentiel d'indicateurs et d'informations permettant d'évaluer la performance globale de l'entreprise.

Il facilite l'identification d'éventuelles perturbations dans l'exécution des décisions stratégiques de gestion, tout en orientant les actions vers l'atteinte des objectifs fixés par la stratégie de l'organisation.

Par ailleurs, le tableau de bord joue un rôle important dans la communication entre les différents membres de l'entreprise en favorisant la coordination et la compréhension partagée. Ainsi, il assure une cohérence entre la stratégie globale de l'organisation et la gestion du contrôle.

D'après [17], le tableau de bord représente le pivot de la gestion prévisionnelle et de contrôle en assurant une comparaison continue entre les réalisations et les prévisions, afin de susciter la réaction des managers.

En somme, le tableau de bord est un outil performant permettant aux décideurs de surveiller, piloter et de gérer leurs activités en s'appuyant sur des données fiables et des indicateurs clés de performance [18].

1.4.5.1 Types de tableau de bord

Selon [19], il existe quatre types de tableaux de bord : stratégiques, tactiques, opérationnels et analytiques.

- **TB stratégique** : connu sous le nom le Balanced Scorecard, ce type de tableau a pour objectif de mettre en avant l'objectif stratégique d'une entreprise et la façon dont la situation actuelle se rapporte à cet objectif.

- **TB opérationnel** : a pour objectif de fournir des données en temps réel sans attendre le rapport de fin de mois ou de fin de trimestre pour comprendre la situation actuelle. Grâce à ces données, il est possible de réagir rapidement, de faire des ajustements et de constater l'incidence de ces changements en temps réel également.

- **TB Analytiques (décisionnel)** : ce type utilisé généralement par les analystes et responsables de performance, c'est un rapport interactif qui contient des données historiques et tendances, il fournit une analyse approfondie pour comprendre les causes et tendances et anticiper les objectifs futurs.

- **TB Tactiques** : destiné généralement aux gestionnaires, il combine les tableaux de bord stratégique et analytique Il intègre les objectifs de l'entreprise tout en analysant en détail l'incidence des tâches individuelles.

1.4.5.1.1 Avantage de tableau de bord de maintenance

Grâce à ces données, un tableau de bord permet aux responsables de maintenance de suivre l'état des équipements, d'identifier les problèmes avant qu'ils ne deviennent critiques et de prendre des décisions éclairées pour assurer une performance optimale des installations [20].

- *Optimisation de temps et d'efficacité* : Cet outil regroupe toutes les informations concernant la maintenance facilitant ainsi la prise de décision rapide
- *Prédire les défaillances* : En analysant les données et surveillant les indicateurs cruciaux, le système est capable d'alerter sur des évolutions qui pourraient indiquer qu'un appareil est susceptible de se défaillir. Ceci favorise la maintenance préventive.
- *Suivi en temps réel des actions entreprises* : Il assure une traçabilité des actions réalisées. Cela rend plus aisé de contrôler l'efficacité des actions entreprises et de garantir que les équipes respectent les échéances.
- *Améliorer le processus de prise de décision* : Cet outil fournit une vision globale qui offre la possibilité de faire des choix stratégiques fondés sur des informations précises et mises à jour.
- *Meilleure gestion des coûts et des ressources* : Le tableau de bord de maintenance offre aussi la possibilité de surveiller les dépenses liées aux opérations de maintenance, ces données contribuent à une meilleure gestion des moyens disponibles.

1.4.5.2 Intégration de l'intelligence dans les tableaux de bord de maintenance

Un tableau de bord intelligent est un outil avancé de visualisation et d'analyse de données en temps réel, il permet de visualiser des indicateurs clés de performance (KPI) de manière intuitive. Les utilisateurs peuvent facilement filtrer des informations pertinentes, ce qui leur permet d'identifier rapidement les zones d'amélioration potentielles, se concentrer sur des tâches à forte valeur ajoutée et d'adapter leurs stratégies en conséquence.

Les tableaux de bord intelligents intègrent des fonctionnalités avancées telles que l'analyse prédictive. Ces caractéristiques aident les décideurs à anticiper des tendances futures et à prendre des décisions. En outre, la capacité de connecter différents systèmes de manière fluide facilite l'accès à des informations diversifiées. Ainsi, il contribue à l'amélioration de la prise de décision. Ces outils permettent aux équipes de suivre en permanence les performances de divers systèmes et de réagir rapidement face à toute déviation par rapport aux objectifs [21].

1.5 Conclusion

En conclusion, ce premier chapitre a permis d'englober les concepts fondamentaux liés à la surveillance des systèmes industriels, en exploitant ses différents outils et méthodes adaptées, tels que les méthodes basées sur un modèle, les méthodes sans modèle et les méthodes basées sur l'intelligence artificielle avec une illustration de ses outils de collecte des données et de visualisation et analyse. Enfin, le chapitre met l'accent sur la surveillance des performances des systèmes réparables par les KPIs et tableau de bord.

Ce chapitre constitue ainsi une base théorique pour les études pratiques qui vont faire l'objet de la suite des chapitres.

Chapitre 2 : Etude technologique et fonctionnelle du système sélectionné

2.1 Introduction

Dans un environnement industriel, la fiabilité et la performance des équipements ont une importance accrue pour l'efficacité et la rentabilité globale de l'entreprise.

Par ailleurs, chaque équipement a une criticité unique qui définit son impact sur les processus de fabrication, certains ont un impact majeur sur la continuité des opérations et qui peuvent entraîner des arrêts ou des impacts significatifs sur la production, tandis que d'autres sont moins stratégiques, donc il est essentiel d'identifier les équipements les plus critiques afin de concentrer les efforts d'améliorations et de surveillance sur ceux ayant le plus d'influence sur la performance globale.

Ce chapitre est consacré à la méthodologie utilisée pour identifier l'équipement critique d'unité de production de Cherchell du groupe SAIDAL qui sera au centre de notre étude. Pour cela nous adoptant une approche méthodique qui concentre sur l'évaluation de la criticité des équipements en utilisant la matrice de criticité et le calcul du taux de rendement synthétique (TRS) des équipements sélectionnés et finaliser le chapitre par une étude technique approfondie du système le plus critique identifié.

2.2 Présentation de l'organisme d'accueil

Saidal est le premier laboratoire pharmaceutique producteur de médicaments génériques en Algérie. Fondé en 1982 pour répondre au besoin d'asseoir une industrie pharmaceutique locale à même de garantir la disponibilité des médicaments. Saidal est aujourd'hui organisée en groupe industriel spécialisé dans le développement, la production et la commercialisation des produits pharmaceutiques à usage humain [22].

Saidal est une Société Par Actions, au capital de 2 500 000 000 dinars algériens. Cotée en bourse depuis 1999, son capital est à 80% détenu par l'état et les 20 % restants sont détenus par des investisseurs institutionnels et des personnes physiques.

Le Groupe Saidal compte actuellement huit (08) sites de production situés à Alger, Médéa, Constantine, Annaba et Cherchell. Ces usines totalisent une production moyenne annuelle de 250 millions d'unités vente. Parmi ces usines, trois nouvelles unités spécialisées ont été réceptionnées dans le cadre du plan de développement. Ces usines réalisées selon les

Standards internationaux de l'industrie pharmaceutique, sont situées à El Harrach (formes sèches), Cherchell (forme sèches) et Constantine (sirops).

Saidal assure une gamme de 200 produits de type : comprimé, gélule, pommade, ampoule, sirop, injectable et sachet.

La présentation détaillée de l'entreprise est disponible en **Annexe 2**.

2.3 Présentation des équipements industriels

Dans le secteur pharmaceutique, la production est encadrée par des normes strictes de Bonnes Pratiques de Fabrication (BPF), chaque étape est conditionnée, de l'arrivée des matières premières à la délivrance des produits finis. Un ensemble de machines et d'équipements assurent les étapes de la production, tout en respectant les exigences de qualité, sécurité et de conformité réglementaire.

Ces équipements sont classés essentiellement en deux catégories : les utilités et process.

- **Les utilités**

Les utilités autrement dit les énergies ou fluides auxiliaires, sont les équipements qui ne s'impliquent pas directement dans la fabrication des médicaments, mais elles sont nécessaires au bon fonctionnement du process de fabrication, à la sécurité, et au respect des normes de qualité.

On trouve deux types d'utilités :

Les utilités en contact avec les produits : l'eau purifiée qui entre dans la fabrication des solutions et excipients ou utilisée pour le nettoyage des équipements, et l'air comprimée utilisé pour alimenter les équipements plus essentiellement, le transport pneumatique des poudres.

Les utilités qui ne sont pas en contact direct avec les produits comme l'eau glacée, l'eau chaude, l'eau adoucie et la vapeur industrielle, et les centrales du traitement d'air CTA qui sont utilisées pour assurer la ventilation et la filtration d'air dans les blocks de production pour éviter la contamination d'air.

- **Machines de fabrication**

Ce sont les machines qui sont directement impliquées dans la fabrication des médicaments. Ces équipements ont un impact direct sur la qualité des produits. Elles sont réparties sur les différentes zones et étapes de fabrication et elles transforment les matières premières en produits finis (comprimés et sachets).

Chaque ligne de production intègre un ensemble des équipements :

- **Granulation** : le mélangeur-granulateur, sécheur à sec et calibreur à sec ainsi que le transport pneumatique.
- **Compression** : la presse à comprimées et ses accessoires (le détecteur des métaux).

En addition, d'autres équipements essentiels pour le bon fonctionnement des processus de fabrications on site :

- **Conditionnement blister** : pelliculeuse et blistéreuse.
- **Conditionnement sachets** : remplisseuse.
- **Conditionnement secondaire** : les blisters et les sachets sont conditionnés par l'étuyeuse et étiquetés par une étiqueteuse.
- **Systèmes de manutention** : Ces équipements (charriots élévateurs) sont utilisés pour le transport des matières premières et des produits finis encartonnés.
- **Systèmes de nettoyage** : pour les équipements de fabrication, annoncés par les bonnes pratiques de fabrication.
- **Les systèmes de pesés et balances.**
- **Systèmes de contrôle qualité** : dans les laboratoires de contrôle des produits finis ou semi finis.

L'inventaire des équipements est présenté dans l'**Annexe 3**.

2.4 Description des processus de fabrication

Les processus de production des comprimés, et sachets commence par la pesée des matières premières. Les matières pesées sont introduites dans des bins de remplissage et ensuite elles sont transférées vers l'atelier de mélange et granulation. Les comprimés suivent les étapes suivantes :

- Granulation.
- Compression.

Puis, ils sont soumis au conditionnement primaire (remplissage des blisters).

Pour les sachets, le mélange passe de granulation au conditionnement primaire (remplissage sachets).

Après le conditionnement primaire, les comprimé et sachets sont soumis au conditionnement secondaire qui consiste le remplissage des étuis ou les notices sont introduites. La cartographie des processus est présente dans l'**Annexe 4**.

2.5 Évaluation de la criticité

Cette évaluation vise à identifier l'équipement qui impacte la qualité des produits et la sécurité s'il est défaillant.

2.5.1 La criticité

La criticité selon la norme NF EN 60812 est la combinaison de la sévérité d'un effet et de la fréquence de son apparition, ou d'autres attributs d'une défaillance prise comme une mesure de la nécessité d'un traitement ou d'une atténuation. Ceci dit que la criticité est un concept fondamental en maintenance qui permet de mesurer l'impact de la défaillance des équipements sur la sécurité, production, environnement et cout de maintenance [23].

2.5.2 La méthodologie de sélection des équipements critique

La matrice utilisée dans l'étude de criticité des équipements a été élaboré par l'équipe de l'entreprise dans son plan directeur de production, elle est basée sur une évaluation de l'impact de chaque équipement en fonction de plusieurs critères. La matrice de criticité est disponible dans l'**Annexe 5**.

2.5.2.1 Application de la matrice pour évaluation de la criticité des équipements :

Après l'application de la matrice de criticité, les équipements ayant un impact direct et une criticité élevée ont été identifiés afin de calculer leur taux de rendement synthétique (TRS) pour une sélection plus affinée.

Tableau 1: Liste des équipements critique.

Catégories	Équipements
Production	Mélangeur granulateur
	Sécheur à lit fluidisé
	Mélangeur de bins
	Presse à comprimés (comprimeuse)
	Pelliculeuse
	Blistéreuse
	Encartonneuse
	Vignetteuse
	Encaisseuse semi-automatique
Utilité	Vapeur industrielle
	Eau purifiée

2.5.2.2 Évaluation du taux de rendement synthétique (TRS)

Cette partie englobe les concepts fondamentaux de taux de rendement synthétique :

2.5.2.2.1 Définition et importance du TRS

Parmi les indicateurs qui évaluent la performance des équipements industriels Le taux de rendement synthétique (TRS). Il est normé par l'AFNOR depuis 2002. Cet indicateur est devenu incontournable dans le secteur industriel, car il représente de manière synthétique le rendement d'un outil de production à travers trois indicateurs : le taux de disponibilité opérationnelle, le taux de performance, et le taux de qualité [24].

Le TRS représente ainsi la performance nominale la plus grande possible, en mettant en relation le temps utile (temps pendant lequel la machine produit de bonnes pièces à sa cadence nominale) et le temps d'ouverture de l'usine [25].

2.5.2.2.2 Les composantes du TRS

Le TRS se compose de trois facteurs essentiels [24]:

- *La disponibilité opérationnelle*

La disponibilité opérationnelle évalue le rapport entre le temps réellement productif et le temps de production planifié. Autrement dit, il s'agit du pourcentage de temps durant lequel l'équipement est en mesure de fonctionner. On distingue deux catégories : les arrêts planifiés et non-planifiés.

Les arrêts planifiés : Englobe tous les arrêts programmés notamment :

- **Maintenance préventive** : Entretien régulier et programmé des machines pour prévenir les pannes.

- **Changement de série** : Ajustement ou reconfiguration des équipements pour produire différents produits.
- **Inventaire** : Comptage et vérification des stocks de matières premières et de produits finis.
- **Formation des employés** : Sessions de formation programmées pour améliorer les compétences du personnel.
- **Mises à jour logicielles** : Installation de nouvelles versions ou correctifs des systèmes informatiques de production.

Les arrêts non-planifiés :

- **Panne d'équipement** : Dysfonctionnement ou défaillance soudaine des machines.
- **Pénurie de matières premières** : Rupture inattendue d'approvisionnement en matière nécessaires à la production ou à la maintenance.
- **Problèmes de qualité** : Défauts de fabrication nécessitant l'arrêt pour inspection et correction.
- **Accidents de travail** : Incidents impliquant des blessures ou des risques pour la sécurité des travailleurs.
- **Défaillance électrique** : Coupure de courant ou problème électrique imprévu affectant la production.

- *La performance*

Elle mesure la vitesse de production par rapport à la vitesse théorique optimale. Les micros arrêts et les ralentissements affectent cette composante en impactant directement le rythme de production.

Micros Arrêts

- *Petits ajustements de machine* : Réglages mineurs pour corriger des écarts ou des défauts.
- *Nettoyage rapide* : Courtes interruptions pour nettoyer les équipements ou les surfaces de travail.
- *Changement d'outils* : Remplacement rapide d'outils usés ou endommagés.
- *Micro-pannes* : Arrêts momentanés et réparables rapidement.
- *Inspection de qualité ponctuelle* : Vérifications rapides de la qualité en cours de production.

Ralentissements :

- *Problèmes de synchronisation* : Déséquilibres dans le flux de travail causant des retards.
- *Formation en cours de production* : Personnel apprenant de nouvelles tâches, ralentissant le rythme.
- *Variations de la vitesse des machines* : Machines opérant en dessous de leur capacité optimale.
- *Attente de matières premières* : Retards dus à l'arrivée tardive de matériaux nécessaires.
- *Incohérences dans la main-d'œuvre* : Variabilité des compétences et le rendement de travail des opérateurs.

- *La qualité*

La qualité mesure le ratio entre le nombre de produits conformes et le nombre total de produits fabriqués. Cette composante examine les pertes liées à la non-qualité, notamment les rebuts en cours de production ou au démarrage.

Problèmes de Qualité en Cours de Production

- *Défauts de fabrication* : Défauts ou imperfections apparaissant pendant le processus de production.
- *Non-conformité aux spécifications* : Produits ne respectant pas les standards ou les tolérances établies.
- *Problèmes de calibration* : Équipements mal calibrés, entraînant des variations de qualité.
- *Contaminations* : Impuretés ou corps étrangers entrant dans le produit fini.
- *Usure des outils* : Outils de production usés affectant la qualité du produit.

Problèmes de Qualité au Démarrage

- *Problèmes de configuration* : Paramètres de machines mal réglés lors du démarrage de la production.
- *Temps de rodage* : Période initiale où les machines atteignent leur performance optimale, causant des variations de qualité.
- *Défauts initiaux* : Défauts apparaissant lors des premiers lots produits avant que les ajustements soient faits.
- *Problèmes de matières premières* : Utilisation de matière de qualité inférieure ou incorrecte lors du démarrage.
- *Formation du personnel* : Erreurs commises par des opérateurs encore en phase d'apprentissage ou de familiarisation avec le processus.

2.5.2.3 Méthodologie de calcul

La méthodologie de calcul du Taux de Rendement Synthétique TRS passe par plusieurs étapes, combinant les mesures quantitatives avec une analyse qualitative pour la sélection des équipements critiques.

2.5.2.3.1 Collecte et Préparation des Données

La première étape consiste à collecter les données nécessaires pour chaque machine sélectionnée dans la première phase par l'analyse de criticité préliminaire notamment :

- Le temps d'ouverture (temps théorique de fonctionnement).
- Le temps de fonctionnement.
- Le temps requis.
- Les arrêts imprévus et planifiés.
- La production réelle et la production théorique.
- Le nombre et le taux de produits conformes (pour évaluer la qualité).

Ces informations proviennent des rapports de maintenance mensuels, des journaux de production et des systèmes de contrôle.

Tableau 2: Définition des temps de TRS.

Tt=Temps total (24h/jours...)				
To=Temps d'ouverture (ex 16h en 8*2)				Fermeture
Tr=Temps requis			Nettoyage	
Tf=Temps de Fonctionnement		Écarts de cadence	Pannes	Sous charge
Tn=Temps net			Changeement de Série	Essais
Tu= Temps utile	Non qualité		Réglage	Maintenance
			absence personnel	Programmée
			Réunion	
			Pause	

2.5.2.3.2 Application de la formule du TRS

Le TRS est calculé selon la formule classique :

$$\text{TRS} = \text{Disponibilité} \times \text{Performance} \times \text{Qualité}$$

Où :

$$\text{Disponibilité opérationnelle} = \frac{\text{Temps de fonctionnement net}}{\text{Temps d'ouverture}}$$

$$\text{Performance} = \frac{\text{Production réelle}}{\text{Production théorique}}$$

$$\text{Qualité} = \frac{\text{Nombre de produits conformes}}{\text{Nombre de produit totaux}}$$

L'évaluation de ces trois axes permet de déterminer les sources des pertes ou le facteur qui influe l'efficacité globale de chaque équipement.

2.5.2.3.3 Données utilisées pour l'évaluation du TRS

Les données sont détaillées dans Annexe 6.

2.5.2.3.4 Calcul du TRS par « INFODEV »

Les calculs sont automatisés via le logiciel en ligne "Infodev" pour garantir une analyse rapide et fiable. Ce logiciel permet de centraliser les données et d'appliquer les formules selon la norme NF E 60-182.

La méthodologie reste adaptable et peut être reproduite à l'aide d'outils standards tels qu'Excel.



Figure 2: Exemple de calcul du TRS à l'aide de logiciel « infodev ».

Le tableau suivant présente les équipements étudiés ainsi que leurs valeurs de TRS, servant de base pour sélectionner l'équipement à améliorer en priorité.

Tableau 3: Valeurs du TRS.

Équipements	Taux de Qualité%	Taux de Performance%	Taux de Disponibilité%	TRS
Mélangeur granulateur	100	75.9	100	75.9%
Sécheur à lit fluidisé	100	67.7	100	67.7%
Comprimeuse	99.7	73.8	100	73.6%
Pelliculeuse	100	68.1	100	68.1%
Blistéreuse	100	35.9	100	35.9%
Encartonneuse	99.6	37.5	100	37.5%
Encaisseuse automatique	98.9	39.9	100	59.8%
Système d'épuration d'eau	100	17.9	100	17.9%

On effectue une analyse Pareto pour identifier les machines qui présentent 80 % du total de TRS.

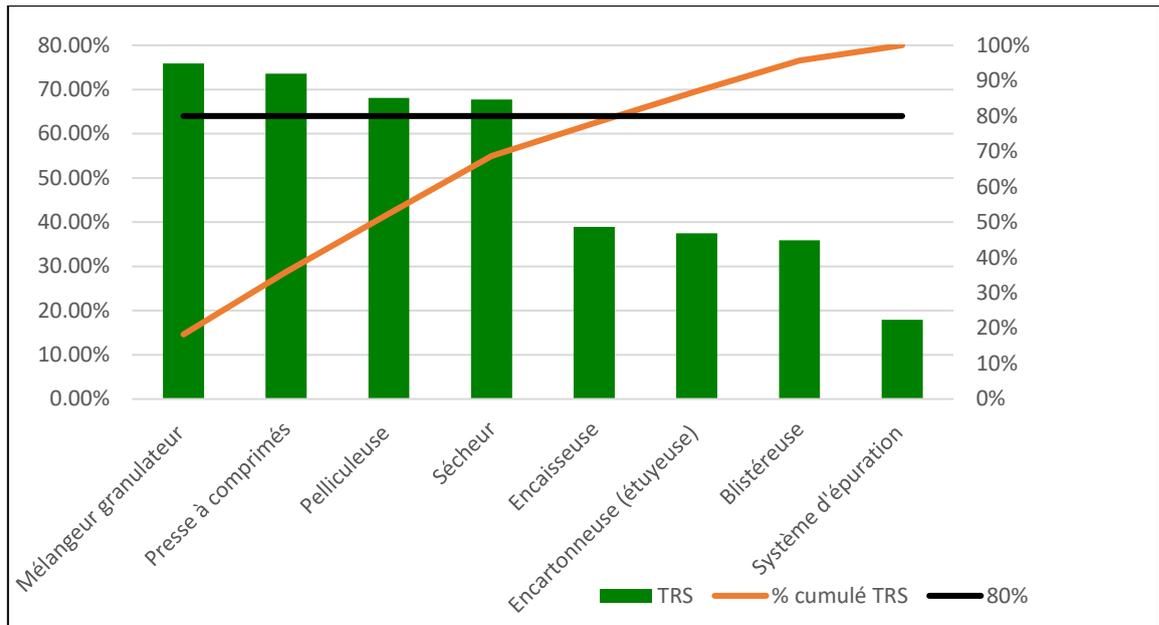


Figure 3: Résultat d'analyse Pareto du TRS.

- *Interprétation*

Après avoir contacté le JIPM (Japanese Institute of Plant Maintenance) par mail (GLOBAL@jipm.or.jp) et la consultation des rapports des entreprises qui ont remportées leur prix (TPM award winners 2024), on a remarqué que la valeur de TRS de ces entreprises varie entre 84% et 87%, ce qui signifie que les valeurs du TRS qui varient entre 17.9% (la station d'épuration d'eau) à 75.9% sont faibles par rapport au JIPM, et que les machines qui ont le TRS le plus faible sont l'encartonneuse et la blistéreuse. Cependant, ces valeurs ne reflètent pas réellement la performance des équipements. En effet le TRS est influencé par le taux de performance et ces valeurs sont justifiées par l'ordonnancement de production (production sur commande) où les équipements fonctionnent avec leurs cadences minimales par rapport aux cadences théoriques.

Donc, pour faire face à cette situation et étant donné que la disponibilité des équipements est satisfaisante, la criticité doit être évaluée par le taux de qualité. Une autre étude en utilisant l'outil de Pareto permet d'identifier les équipements qui présentent des pertes par qualité. Les résultats sont montrés dans la figure suivante :

Tableau 4: Analyse Pareto des rebuts.

Équipements	Rebuts	Pourcentage cumulé
comprimeuse	5000	79,9%
Encartonneuse (étuyeuse)	1020	96,2%
Blistéreuse	200	99,4%
Encaisseuse	35	100,0%
Mélangeur granulateur	0	100,0%
pelliculeuse	0	100,0%
sécheur	0	100,0%
Utilité: eau purifié	0	100,0%
TOTAL	6255	

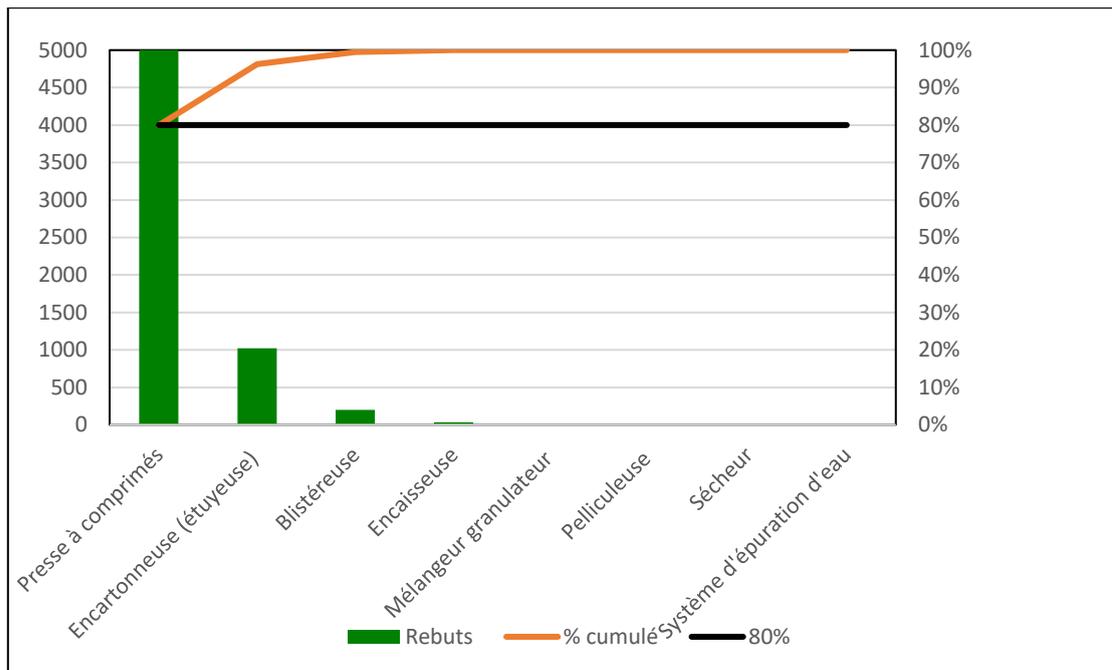


Figure 4: Résultat d'analyse Pareto des rebuts.

- *Interprétation*

En prenant en compte les rebuts et les pertes par qualité, on remarque bien que la presse à comprimés est responsable de 79,9 % des rebuts malgré un TRS relativement élevé de 73,8%, suivie par l'étuyeuse (encartonneuse) puis par la Blistéreuse.

Cette deuxième analyse nous a permis d'identifier l'équipement qui influe sur la performance de la production, on remarque bien que le système d'épuration qui a le TRS le plus faible en terme de qualité il ne pose pas de problèmes ou des pannes (bien qu'il soit critique pour la production). Ses performances en terme de qualité sont satisfaisant.

2.6 Présentation du système étudié

L'étude précédente nous a permis de sélectionner l'équipement le plus critique qui est la presse à comprimés Fette 2200i, c'est une machine conçue pour comprimer une poudre en utilisant deux poinçons et un moule, lui donnant les caractéristiques souhaitées en terme de forme, épaisseur et dureté. Son fonctionnement exige un entretien régulier ainsi qu'une vérification fréquente de l'état des poinçons [26].

Dans le site de Cherchell du groupe Saidal, la presse à comprimés utilisé est la presse à comprimés Fette 2200i, une presse à comprimés rotative mono face de haute performance, conçue pour fabriquer des comprimés ou des préparations à comprimer de matières poudreuses, qui sont introduites pré mixées dans la presse.

Cet équipement est capable de produire jusqu'à 256000 comprimés par heure. Reconnue pour sa haute performance et sa rentabilité. Conçue avec des composants standards éprouvés et des tourelles rotatives hautes performances, elle permet d'augmenter considérablement la production annuelle.

Cette presse se distingue par plusieurs caractéristiques techniques qui sont résumés dans les points suivants [27, 31] :

- Presse à comprimés rotative fiable et performante.
- Tourelle interchangeable.
- Vitesse, productivité et précision maximales
- Terminal opérateur avec écran tactile 15.
- Large gamme d'accessoires et d'équipements de traitement.
- Compactage Fette de haute qualité.
- Excellent rapport qualité/prix.
- Changement rapide de format et de produit pour des rendements annuels élevés.



Figure 5: Presse à comprimés Fette 2200i.

2.6.1 Présentation des composants et sous-systèmes

Après avoir présenté la vue macro de système à travers l'analyse fonctionnelle externe, cette partie donne une vision micro des sous-systèmes et composants essentiels de la presse à comprimés Fette 2200i.

2.6.1.1 Principe de fonctionnement

La presse rotative Fette 2200i fonctionne selon un cycle continu, assurant la compression de poudre en comprimés de manière précise et à haute cadence. Le processus débute par l'introduction de la matière première sous forme de poudre dans une trémie de remplissage. Celle-ci est ensuite acheminée vers le système de dosage, généralement composé d'un fil o-matic muni de palettes rotatives, qui homogénéisent et distribuent la poudre de manière uniforme dans les matrices. Ces matrices sont réparties sur une tourelle rotative fixée au rotor central. Lors de la rotation de cette tourelle, les poinçons supérieurs et inférieurs suivent des trajectoires guidées par des cames fixes, décrivant des mouvements verticaux synchronisés. Le poinçon inférieur descend d'abord pour permettre le remplissage de la matrice, puis



Figure 6: Groupe de tourelle [26].

remonte légèrement pour ajuster la dose avant d'atteindre la station de précompression. À ce stade, une pression modérée est appliquée pour éliminer l'air et préformer le comprimé. Ensuite, la matrice se déplace vers la station de compression finale, où une pression élevée est exercée par les galets pour former le comprimé à ses dimensions et caractéristiques mécaniques finales. Après compression, le poinçon inférieur est soulevé progressivement pour éjecter le comprimé, qui est ensuite dirigé par un racleur vers un système d'évacuation. Un dispositif de contrôle en ligne permet d'identifier et de rejeter automatiquement les comprimés non conformes. La machine est conçue pour permettre des ajustements précis en cours de production, notamment sur le dosage, la force de compression et l'épaisseur des comprimés.

2.6.1.2 Caractéristiques techniques de système :

Le tableau suivant représente les caractéristiques techniques de la presse Fette 2200i :

Tableau 5: Caractéristiques techniques de la presse à comprimés Fette 2200i.

Fabricant	FETTE Compacting GmbH
Type	2200i---X06
Tension de service	400/440/480 V 50/60 Hz, 3Ph+PE
Puissance connectée	13KW
Protection totale	35A
Approvisionnement en air comprimé:(maximum) pour $\varnothing = 9\text{mm}$ tube	6bar (9 bar)
Courant de volume d'air (minimum)	5dm cube/s

2.6.1.2.1 Dimensions

Tableau 6: Table des dimensions de la presse à comprimés Fette 2200i [30].

Surface de fond projetée	1220x1220mm
Hauteur de la machine	2031 mm
Poids net de la machine	3500kg

2.6.2 Analyse Fonctionnelle du Système

L'analyse fonctionnelle est une démarche qui permet d'étudier le besoin et le comportement d'un système. Elle permet de traduire le besoin des clients à des exigences opérationnelles.

2.6.2.1 Définition et importance de l'analyse fonctionnelle

L'analyse fonctionnelle est une approche structurée au service de l'équipe en charge de la création ou de l'amélioration d'un produit ou d'un système. Elle vise à comprendre en détail le fonctionnement d'un système ou d'une partie spécifique d'un processus.

Avant d'explorer les solutions techniques et technologiques adaptées, plusieurs outils servent de support à l'analyse fonctionnelle, notamment les diagrammes « bête à cornes » et « Pieuvre », le diagramme FAST (Functional Analysis System Technique) et SADT (Structured Analysis and Design Technique).

Il existe deux types d'analyse fonctionnelle :

- Analyse fonctionnelle externe.
- Analyse fonctionnelle interne.

2.6.2.1.1 L'analyse fonctionnelle Externe

Également connue sous le sigle AFE, est une méthode d'analyse systématique utilisée dans le domaine de l'ingénierie. Elle vise à comprendre et à décrire les fonctions essentielles d'un système ou d'un produit du point de vue utilisateur.

Elle permet de déterminer les éléments du cahier des charges fonctionnelles (CdCF) qui inclut toutes les fonctions de service nécessaires et attendues d'un produit par les utilisateurs.

2.6.2.1.1.1 Définition du besoin par le diagramme "Bête à corne"

Un diagramme bête à cornes est un outil utilisé pour la définition du besoin. Il permet de savoir si un produit ou service répond aux besoins des utilisateurs.

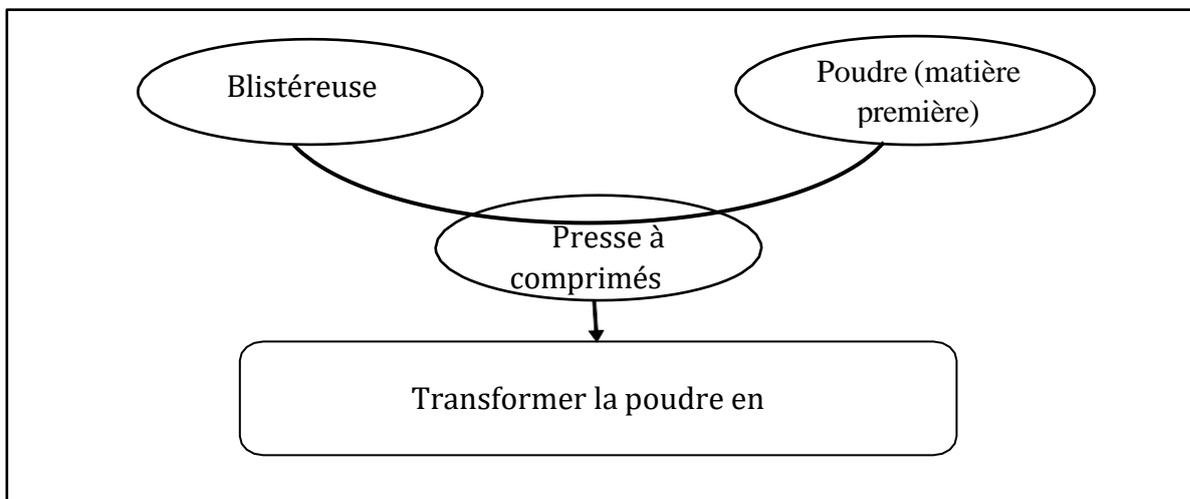


Figure 7: Diagramme « bête à corne ».

Questions	Reponses
A qui le produit rend-il service ?	Blistéreuse (systèmes suivant)
Sur quoi le produit agit-il ?	Sur la poudre de médicaments
Dans quel but ?	Pour transformer la poudre en comprimés

La presse à comprimés agit sur la poudre pour la transformer en comprimés.

2.6.2.1.1.2 Expression du besoin par le diagramme "Pieuvre"

Le diagramme pieuvre ou graphe des interactions est un schéma qui représente la relation entre un produit/service et son environnement.

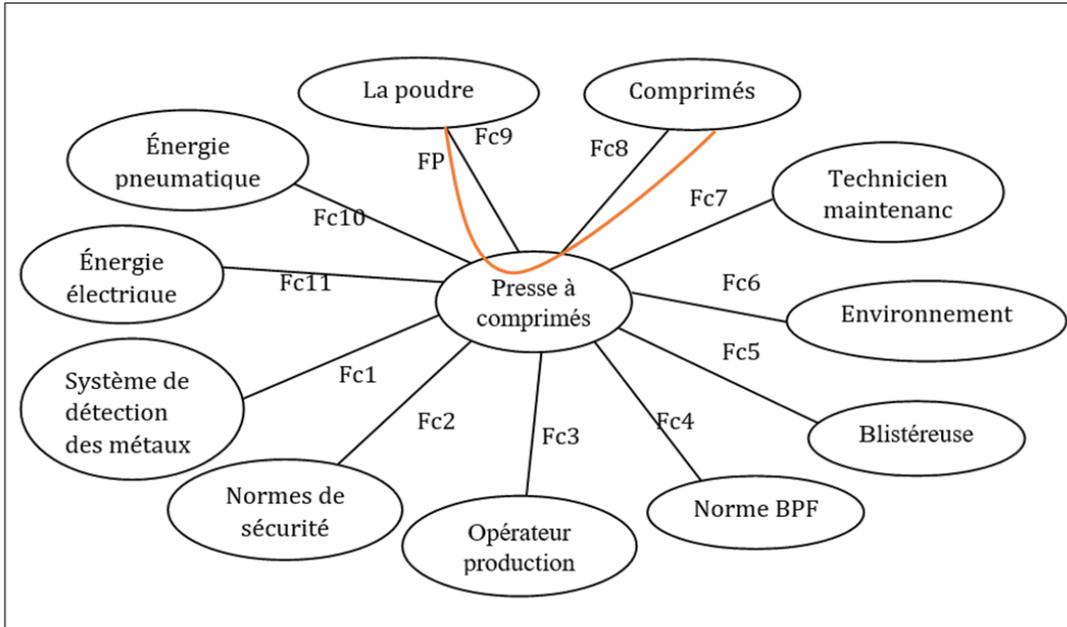


Figure 8: Diagramme Pieuvre.

Fonctions	Désignation
FP	Transformer la poudre en comprimées
Fc1	Alimenter le système de détection des métaux
Fc2	Respecter les normes de sécurité
Fc3	Commander le système
Fc4	Respecter les exigences de BPF
Fc5	Fournir les comprimés à la Blistéreuse pour l’emballage
Fc6	Agir sur le système
Fc7	Maintenir le système
Fc8	Former les comprimés
Fc9	Transformer la poudre en comprimés
Fc10	Assurer la fonction de compression
Fc11	Alimenter le système

2.7 Analyse des causes des rebuts Fette 2200i

Pour pouvoir proposer une solution de surveillance, il est impératif de connaître les différentes causes qui peuvent être la source des rebuts mensuelles générés par la presse. Pour en faire, l’outil Ishikawa autrement dit, le diagramme de causes-effets ou les 5M est utilisé pour

classifier les causes de problème selon cinq axes majeurs : Machine, Matière, Méthode, Main d’œuvre et Milieu. Le diagramme a été créé par l’outils canava.

Cette classification combinée avec une analyse de la documentation technique de la presse à comprimés permet d'orienter la proposition des solutions selon plusieurs échelles. Le diagramme d'Ishikawa suivant résume les causes probables de problème des rebuts des comprimés.

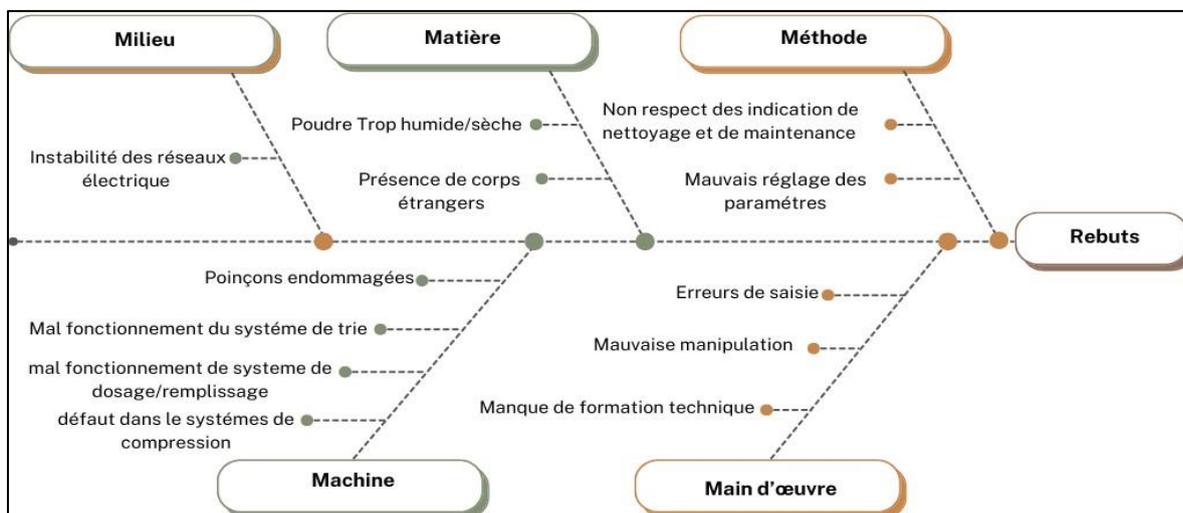


Figure 9: Diagramme Ishikawa pour le problème des rebuts.

1. Discussion des résultats et solutions proposées :

Afin de réduire les rebuts identifiés dans le diagramme précédent, plusieurs solutions peuvent être envisagées. Pour les causes des problèmes de **Machine** et **Milieu**, un système de surveillance des paramètres qui influencent la qualité de production va être proposée dans le dernier chapitre. Concernant les causes des problèmes de **Matière**, il est recommandé de mettre en place des contrôles renforcés réalisés par le service de qualité sur les matières premières et revoir le réglage des paramètres de sécheur. En ce qui concerne les causes des problèmes de **Méthode**, des gammes de nettoyage et de maintenance claire et lisible doivent être affichées dans les zones de production. Enfin pour la main d'œuvre, la mise en œuvre de programme de formations technique pour les opérateurs peut limiter les erreurs de manipulation et améliorer le reflexe face aux anomalies.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié en détail le système industriel concerné, en analysant ses performances et les principaux dysfonctionnements rencontrés. La sélection du système à améliorer est basée sur une évaluation approfondie des équipements et leur efficacité en utilisant l'indicateur clé : Taux de Rendement Synthétique (TRS). L'analyse Pareto nous a permis d'identifier l'équipement qui génère le plus de rebuts, ainsi de sélectionner l'équipement le plus critique qui sera traité dans la suite des chapitres.

Chapitre 3 : Etat de l'art sur les techniques de l'intelligence artificielle dédiées à la surveillance des systèmes industriels

3.1 Introduction

La continuité de la production et la conformité des produits impose des exigences majeures en terme de qualité, traçabilité, fiabilité et performances. Avec les avancées technologiques, l'intelligence artificielle et ses techniques répondent à ces exigences par des moyens d'optimisation et de surveillance efficaces en temps réel des performances des systèmes industriels.

Dans ce contexte, ce chapitre constitue un état de l'art pour identifier les méthodes et les techniques récentes de l'intelligence artificielle pour la surveillance des performances des systèmes et de sélectionner parmi ces dernières la technique adaptée à notre cas d'étude pour but d'assurer un niveau de performance et fiabilité élevé.

3.2 Apport de l'intelligence artificielle à la surveillance

Le développement rapide des technologies numériques a contribué à introduire l'intelligence artificielle (IA) dans divers domaines, particulièrement le domaine industriel, notamment dans la surveillance et l'optimisation des performances des équipements. L'IA permet aujourd'hui de passer d'une approche réactive ou préventive à une approche prédictive, et intelligente, en exploitant les données générées en temps réel par les machines.

Cependant l'intelligence artificielle intervient à plusieurs niveaux dans le contexte de la surveillance, notamment dans la collecte, l'exploitation, le traitement et l'analyse des données, la détection des anomalies, la prédiction des pannes et facilite la prise de décision.

Des travaux de recherche ont été effectués par Reshma Kodumuru et autres dans leur revue [28] dans le cadre d'intégration l'IA et l'IoT dans le domaine pharmaceutique.

Comme la figure suivante montre, l'IoT et l'IA sont les technologies les plus utilisées dans l'industrie pharmaceutique entre 2019 et 2023.

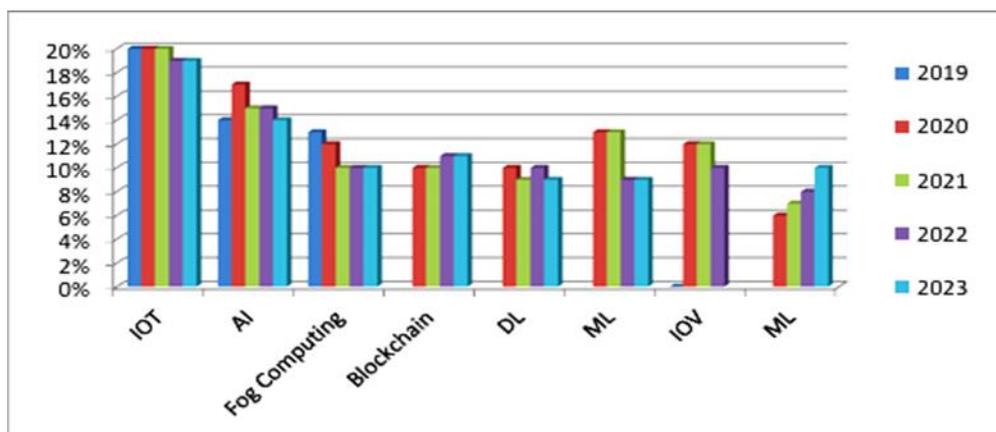


Figure 10: L'application de l'IA et l'IoT entre 2019 et 2023 [28].

L'intégration de l'IoT permet une surveillance en temps réel des paramètres de production ainsi que le contrôle qualité, tandis que les algorithmes de l'intelligence artificielles présentent un moyen d'analyse prédictive de la maintenance et l'assurance qualité d'où, l'amélioration de la fiabilité et la réduction des temps d'arrêts non prévus. Des technologies comme les techniques

d'apprentissage supervisé et non supervisé permettent de minimiser les pannes de 30% et d'améliorer le TRS d'une ligne de production des comprimés.

Novaris, une entreprise pharmaceutique a minimisé les temps d'arrêts et elle a amélioré le TRS de ses équipements par l'utilisation des algorithmes d'IA pour l'analyse des données issues des capteurs IoT.

Les chercheurs concluent que l'intégration de l'IA et l'IoT permet de minimiser les pannes par 30% à 50% et les coûts opérationnels par 15% à 20% annuellement.

Ces technologies sont explorées par Patil.D dans son article [29] où il a souligné leur importance dans le cadre de la maintenance prédictive pilotée par l'intelligence artificielle notamment dans la surveillance et l'évaluation des performances des systèmes manufacturiers en temps réel. L'application de ces techniques permet de minimiser les temps d'arrêts non planifiés de 50%. À titre d'exemple, Siemens utilise l'IA et l'IoT pour la surveillance des équipements manufacturiers et la prédiction des pannes. GE Aviation utilise l'IA pour la surveillance des moteurs à réaction

3.2.1 Les défis et limites d'intégration de l'IA et IOT

- Investissement élevé en infrastructure et capteurs IoT et formations.
- Conditions réglementaires : validation des systèmes par les autorités.
- Coûts d'implémentation élevés.
- Problèmes d'intégration des données des systèmes et compatibilité.
- Complexité opérationnelle.
- Biais des algorithmes et conformité des prédictions.

3.3 Techniques de l'intelligence artificielle dédiées à la surveillance des performances

Les outils et techniques de l'intelligence artificielle présentent un axe de recherche important dans le domaine de surveillance des performances des systèmes et permet de passer du diagnostic traditionnel au diagnostic prédictive (pronostic).

3.3.1 L'approche floue et neuro-floue pour la surveillance des systèmes industriels

La logique floue est une méthode de l'intelligence artificielle qui permet de modéliser le raisonnement humain. Elle est utile dans les systèmes de surveillance et de maintenance conditionnelle des équipements industriels. Cette méthode a été reconnue pour sa capacité robuste à gérer la complexité des données afin d'optimiser l'analyse et l'interprétation [30].

La logique floue ne se limite pas à des valeurs binaires comme la logique booléenne (0,1) mais elle utilise une échelle continue de vérité comprise entre 0 et 1. Elle est adaptée aux environnements complexes et incertains, tels que les systèmes critiques, en permettant des décisions plus précises et plus proches du raisonnement humain [31].

Ceci apparaît clairement dans le cas d'étude industriel (entreprise de boissons) [32] où un système de control Fuzzy est utilisé pour contrôler la vitesse de rotation en utilisant des ensembles flous (le niveau d'huile, le couple de rotation). Le système est ensuite simulé sous MATLAB avec Fuzzy Logic Toolbox.

3.3.1.1 L'architecture d'un système de logique floue

Un système de logique floue se compose de quatre composants différents, ou chacun joue un rôle important [30].

- *Base de règles* : La base de règles est un composant utilisé pour stocker l'ensemble des règles et les conditions « Si-Alors » données par les experts et qui sont utilisées pour contrôler les systèmes de prise de décision.
- *Fuzzification* : Transformation des données d'entrée (valeurs « nettes ») en degrés d'appartenance à des ensembles flous via des fonctions d'appartenance. Les fonctions d'appartenance sont des éléments constitutifs de la théorie des ensembles flous, qui mappe chaque point d'entrée dans l'espace à un degré d'appartenance variant entre 0 et 1, donc elle permet aux utilisateurs de quantifier le terme linguistique.
- *Moteur d'inférence* : Un moteur d'inférence floue est un cadre décrivant le processus de conversion des entrées en sorties à l'aide de la logique floue. Cette étape consiste à appliquer des règles floues de type « SI... ALORS... » avec seuils, établies sur la base de l'expertise, pour évaluer la situation. Les conditions sont des expressions booléennes utilisées pour évaluer si certaines conditions ont été dépassées. L'objectif est d'améliorer les possibilités d'identifier et de prendre des mesures correctives avant qu'une défaillance ne survienne.
- *Défuzzification* : Le composant défuzzificateur convertit l'ensemble flou du moteur d'inférence en une valeur discrète représentative.

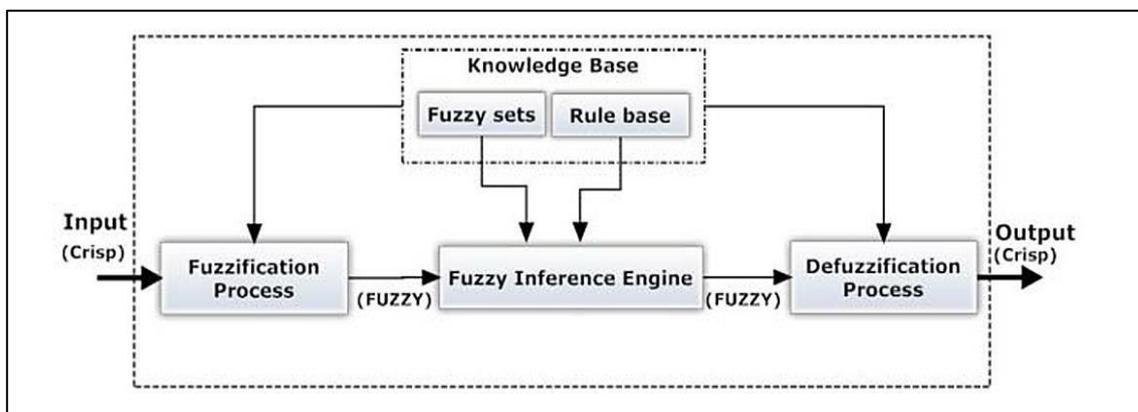


Figure 11: Fuzzy Inference Architecture [33].

La figure ci-dessous illustre un exemple des fonctions d'appartenance de la variable floue "Taille" exprimée en pieds, selon trois catégories linguistiques : Short, Average, Tall.

- ✓ L'axe horizontal représente la taille en pieds (Height), allant de 0 à 8 pieds.
- ✓ L'axe vertical représente le degré d'appartenance à une catégorie, appelé valeur de vérité (Truth), variant de 0 à 1.

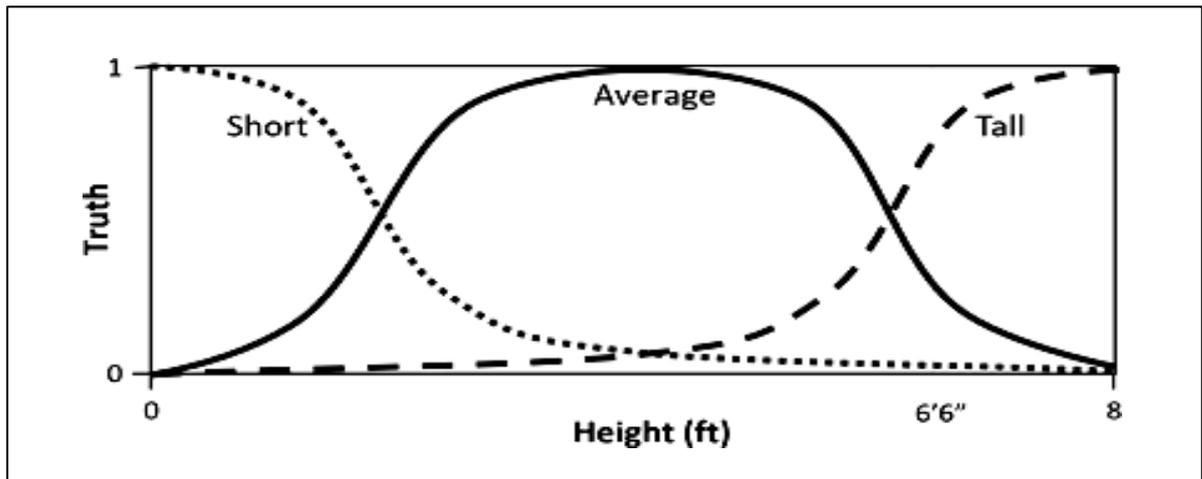


Figure 12: Exemple des fonctions d'appartenance pour la variable linguistique Taille [32].

3.3.1.2 Avantages de la logique floue [32]

- La logique floue permet d'anticiper les défaillances en identifiant les tendances progressives dans l'état du système.
- Elle est moins sensible aux variations brutales, ce qui rend les systèmes plus robustes et capables de réagir avant qu'une panne ne survienne.
- C'est la meilleure méthode pour trouver la solution aux problèmes qui se prêtent à un raisonnement approximatif ou incertain.

3.3.1.3 Limitations de la logique floue

- Il n'existe pas de méthode standard pour définir les paramètres (fonctions d'appartenance, règles...etc.).
- Les interdépendances entre paramètres peuvent affecter la performance du système d'inférence.
- L'augmentation du nombre de fonctions d'appartenance augmente non seulement la précision du système, mais aussi le temps de calcul [30].

Pour surmonter ces contraintes et rendre les systèmes plus autonomes, des approches hybrides ont été développées. Parmi celles-ci, les réseaux neuroflous.

L'un des systèmes neuro-flous, le système d'inférence neuro-flou adaptative (ANFIS), introduit par Jang en 1993, il est présenté par les auteurs d'un article de conférence [34].

Ce modèle combine les principes des réseaux de neurones et la logique floue est un moyen d'approximation et de contrôle des systèmes complexes. Il utilise une structure Sugeno (Si...Et...Alors...) et les règles floues sont optimisées par un apprentissage de réseau de neurones.

3.3.1.4 Forces de système d'inférence ANFIS

- La robustesse des résultats qu'il fournit.
- Une capacité de généralisation élevée que les réseaux de neurones.
- Il est capable de générer des nouvelles sorties nettes à partir des règles floues.

3.3.1.5 Limitations de système d'inférence ANFIS

- Les couts des calculs sont élevés à cause de la structure complexe de système, et le nombre des paramètres.
- Le compromis entre la clarté et la précision est pris en compte comme un problème crucial.

Les auteurs ont proposé des solutions issues de la littérature pour adresser les limitations de la méthode et ils ont proposé des solutions [34] :

- Réduction de la base de règles : pour réduire le nombre de paramètres.
- Réduction du nombre de paramètres.

3.3.1.6 Travaux de recherche

Plusieurs travaux ont été inscrits dans le développement des méthodes basées sur la logique floues et l'approche hybride neuro-floue pour la détection d'anomalies et la prise de décision dans divers domaines d'industrie.

La recherche [35] consiste à utiliser la logique floue pour améliorer la maintenance prédictive des systèmes industriels et minimiser les temps d'arrêt imprévus.

L'approche développée s'appuie sur des étapes clés telles que le prétraitement des données, la sélection des variables, la génération de règles floues, et la classification floue pour prédire les besoins en maintenance. Le système repose sur une représentation linguistique des variables (température, vibrations, niveau d'huile) permettant une prise de décision plus souple et intuitive. Les résultats de cette recherche montrent le rôle de la logique floue dans un contexte Industrie 4.0, en renforçant la fiabilité, et l'intelligence décisionnelle des systèmes de surveillance industriels.

Dans l'étude de Saini et al [36], les chercheurs ont développé un système de contrôle intelligent destiné à la surveillance, la prédiction et l'optimisation de la production de biogaz et ainsi surmonter les obstacles et les faiblesses actuels de la production. Le système développé repose sur l'intégration de l'Internet des Objets (IoT) et de la logique floue, permettant une prise de décision en temps réel, en utilisant des capteurs intelligents pour la collecte des données. Ces dernières sont ensuite traitées par un moteur d'inférence flou basé sur un ensemble de règles d'experts. Les résultats obtenus par cette recherche montrent le rôle de cette combinaison dans la surveillance avancée des procédés industriels.

D'autre part, la thèse de F. Gougam [37] consiste à étudier l'application de la logique floue comme méthode de surveillance avancée pour le diagnostic des défauts des systèmes industriels. Cette méthode est utilisée comme un outil d'aide à la surveillance et au diagnostic des machines tournantes. Ces équipements sont soumis à des défaillances qui se manifestent par des anomalies dans les signaux vibratoires.

Les résultats de la recherche [38] montrent l'efficacité de l'approche de la logique floue pour améliorer la détection des défauts des systèmes industriels, offrant des implications importantes pour l'avancement des méthodologies de diagnostic des défauts. La méthodologie suivie dans cette recherche consiste à identifier l'équipement critique de la ligne de production de pâte courte au sein de l'entreprise d'Omar Benamour en utilisant la méthode ABC. Cette étude préconise l'intégration des principes de la logique floue dans la surveillance opérationnelle des machines industrielles, afin de limiter les défaillances potentielles et d'optimiser l'efficacité de la production.

Quant à l'approche neuro-floue, plusieurs recherches ont été abordées.

L'article [39] développe une approche basée sur les réseaux neuro-flous afin de diagnostiquer et de surveiller des défauts des entrainements électriques à base de la machine asynchrone a cage d'écureuil en présence de divers défauts (défauts de court-circuit entre spires, défauts de cassure des barre rotorique et les défauts mixtes). Cette combinaison permet non seulement de détecter la présence des défauts, mais également d'évaluer le nombre de barres défectueuses et la localisation précise des spires en court-circuit.

Des chercheurs dans leur article [40] présentent leur étude comparative d'une commande floue et neuro-floue d'un dispositif FACTS (Flexible AC Transmission System) pour améliorer la stabilité transitoire des réseaux électriques. La méthode floue (Fuzzy Control) utilise des règles floues basées sur des connaissances humaines pour générer un signal de commande des systèmes non linéaires complexes. Cette méthode ne nécessite pas un modèle mathématique mais elle est limitée face aux grandes perturbations à cause de la rigidité des fonctions d'appartenance et ces performances sont inférieures à la commande neuro-floue pour des défauts prolongés (ex : instabilité pour un défaut de 0,16 s). Le régulateur neuro-flou (ANFIS) combine un système flou et un réseau de neurones pour optimiser les règles via l'apprentissage. Ce dernier nécessite des données d'entraînement pour l'apprentissage et nécessite un temps de traitement et d'entraînement des réseaux de neurones. L'étude présentée par les auteurs montre l'efficacité de la méthode Neuro-Floue par rapport à la méthode floue car :

- *Elle a une meilleure stabilité transitoire.*
- *Elle retourne à son état d'équilibre même pour un défaut de plus de 0,16 s.*

Vu ses avantages, les auteurs de l'article [40] présentent un système neuro-flou temporel (TNFS) pour la détection et l'isolation des défauts dans les systèmes industriels d'une cimenterie SCIMAT. Les chercheurs ont développé un logiciel NEFDIAG (Neuro Fuzzy Diagnosis) version 1.0 pour la création, l'entraînement et le test d'un système de classification neuro-flou des défaillances dans le cadre de pronostic.

Le système d'inférence neuro-flou montre son efficacité en présence des données historiques fiables pour la surveillance et l'estimation de la durée de vie restante des turbines à gaz et de modéliser leurs comportements [41]. Ce modèle est validé par des méthodes standards et permet d'améliorer la fiabilité, la maintenabilité et la disponibilité de ces turbines. Dans le même cadre, la vitesse et la température d'échappement d'une turbine à gaz sont contrôlés par un système ANFIS pour un rendement maximal [42].

Les modèles neuroflous montrent une efficacité accrue dans le domaine de la surveillance et de maintenance de différents systèmes industriels.

3.3.2 Modèles d'apprentissage automatique Machine learning

Tandis que la logique floue repose sur des règles humaines pour modéliser des systèmes complexes, l'apprentissage automatique propose une approche complémentaire en permettant aux algorithmes d'apprendre automatiquement à partir des données disponibles.

L'apprentissage automatique présente un axe de recherche important dans l'amélioration des performances des system et la détection des anomalies où ses modèles montrent une efficacité accrue dans ce cadre [43].

Des techniques comme les réseaux de neurones généralisés et l'apprentissage automatique piloté par les données présentent une capacité élevée de traitement des données complexes et

d'extraction des informations nécessaires pour la détection des anomalies et l'anticipation des défaillances.

3.3.2.1 Les algorithmes d'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique ou le Machine Learning est composé de l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé, l'apprentissage semi supervisé et l'apprentissage par renforcement. Chaque type a ses propre caractéristiques et applications.

3.3.2.1.1 *Apprentissage supervisé*

Il est caractérisé par ses données étiquetées ou chaque entrée est associée à une sortie et que toutes les données sont représentatives ce que signifie que ce type d'apprentissage est moins réaliste et qu'il est difficile d'être appliqué en industrie (généralement pour l'estimation de la durée de vie restante RLU). Il regroupe un ensemble de méthodes comme la SVM, forets aléatoires et autre.

3.3.2.1.2 *Apprentissage non supervisé*

Ce type d'apprentissage est plus applicable contrairement à l'apprentissage supervisé vu qu'il ne nécessite pas des données étiquetées. Il cherche à identifier des clusters et classification des données. Ce type d'apprentissage en particulier est souhaitable pour l'optimisation des performances des systèmes.

3.3.2.1.3 *L'apprentissage semi supervisé*

C'est une approche qui regroupe l'apprentissage supervisé et non supervisé. Des données étiquetées et non étiquetées sont utilisé pour l'entraînement et la détection des anomalies.

3.3.2.1.4 *L'apprentissage par renforcement*

C'est une approche qui permet d'optimiser les stratégies de maintenance. C'est une technique qui permet à un agent ou logiciel de prendre des décisions optimales et de résoudre les problèmes par essais et erreurs dans des environnements imprévisibles.

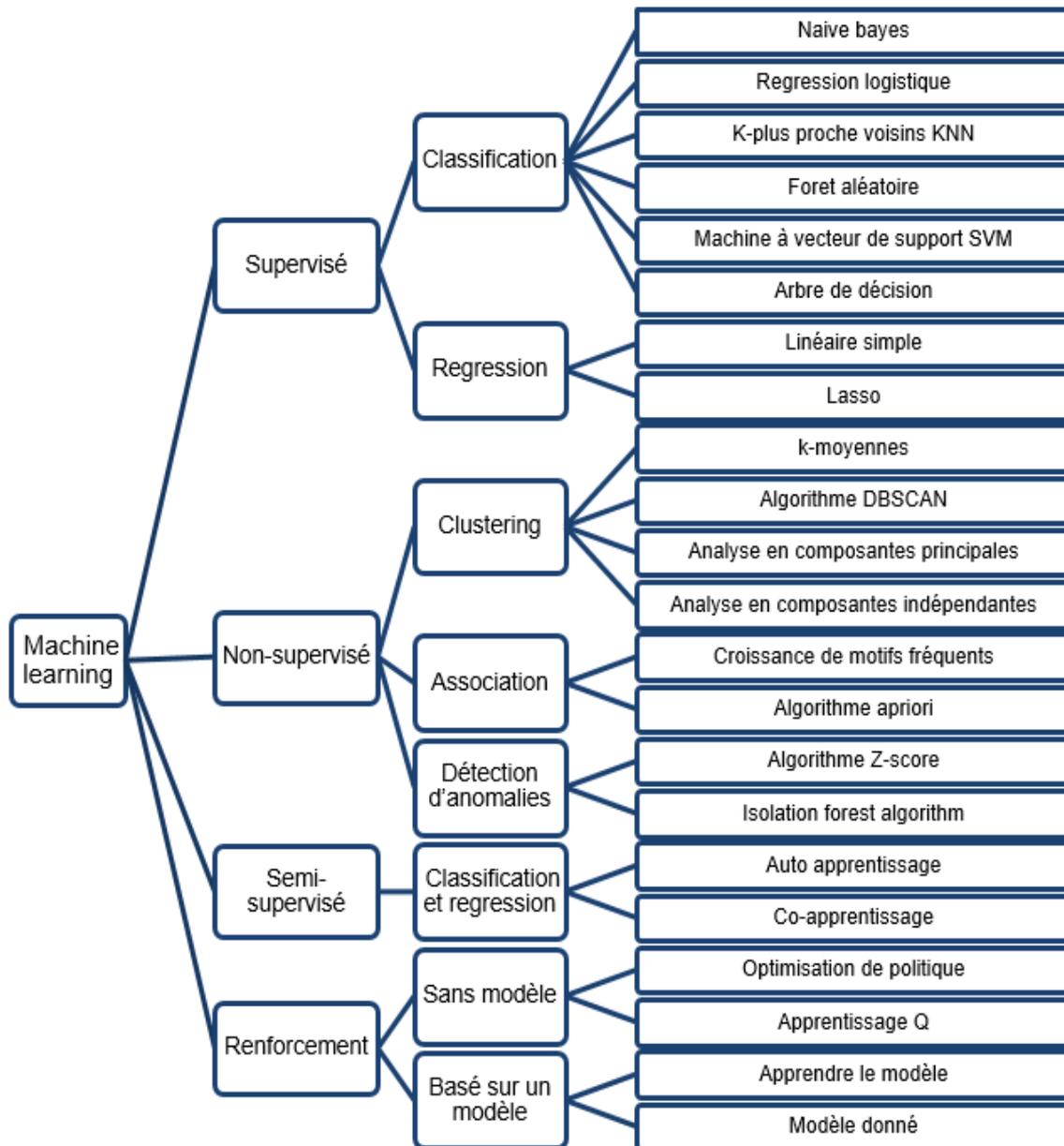


Figure 13: Les différents modèles et techniques de Machine Learning.

3.3.2.2 Travaux et résultats :

Les forêts aléatoires sont un ensemble d'arbres de décision qui permettent d'améliorer la précision des prédictions lors de surveillance d'état des équipements en analysant plusieurs caractéristiques et paramètres en parallèle.

Les chercheurs du travail [44] proposent un modèle d'estimation de la durée de vie restante en combinant trois techniques d'estimation notamment : la régression linéaire, les forêts aléatoires et le deep LSTM networks. Le modèle proposé : AT_RLU (Anomaly Triggered-RUL) permet d'améliorer la précision de l'estimation tout en réduisant les coûts de simulation.

L'apprentissage automatique est exploité par les auteurs de l'article [45] pour proposer un système d'aide à la décision pour la sélection de la stratégie de maintenance optimale. Ils utilisent la classification par « fine-tuned kNN » qui ont des bons résultats par rapport aux kNN traditionnels avec un algorithme génétique.

Le problème de la rareté de données est un problème fréquent en industrie d'où un groupe de chercheurs [37] présentent un modèle avancé de regroupement temporel profond pour le diagnostic, un modèle qui combine plusieurs méthodes d'apprentissage non supervisé. Dans cette étude, les données d'apprentissage sont issues de spectrogramme MEL pour faire face au problème de rareté de données. Un réseau de neurones Convolutifs (2D CNN) est utilisé pour extraire les données spatiales du spectrogramme et un auto-encodeur LSTM est utilisé pour compresser les données et garder celles qui sont pertinentes.

L'algorithme K-means permet de classer les données dans des clusters et isoler les données latentes. Pour améliorer la représentation des données, un apprentissage incrémental par un modèle de réseau de neurones profond basé sur les centroides obtenus par l'algorithme K-means est réalisé. Finalement elles sont classées par un réseau SVM profond pour identifier les signaux anormaux.

3.3.2.3 Les réseaux de neurone et réseaux de neurones profonds

Les réseaux de neurone artificiels ANN est l'une des techniques de l'intelligence artificiel utilisées pour la résolution des problèmes d'association, regroupement (clustering), classification, traitement d'image, contrôle, optimisation et modélisation [46].

Cette technique s'inspire de cerveau humain, il est structuré sous forme de trois principales couches : la couche d'entrées, une couche dissimulée qui peut être composée de plusieurs couches selon la complexité de problème, et une couche des sorties ainsi qu'une fonction d'activation et de cout et des paramètres optimisés (les poids et le biais). Il permet de manipuler des bases de données énormes d'où la nécessité d'un software et hardware puissant.

Avec les avancées technologiques, les réseaux de neurones sont devenus de plus en plus complexe d'où l'apprentissage profond qui est basé sur des réseaux de neurones à plusieurs couches.

La représentation abstraite efficace et leurs capacités d'analyse rendent les modèles d'apprentissage profond robustes à la variation des données. En addition, leur structure hiérarchique permet de modéliser la relation non linéaire complexe dans le Big Data [47].

Cependant, ils sont énergivores à cause des phases d'entraînement qui durent plusieurs jours.

Pour faire face à ce problème, un ensemble de chercheur de l'école polytechnique fédérale de Lausanne ont développé un algorithme avancé pour un traitement efficace et optimisé des réseaux de neurones [48].

Dans les milieux bruités, les modèles d'apprentissage profonds fournissent un moyen efficace d'extraction des caractéristiques abstraites des signatures vibratoires et réduisent les bruits etc., avec une dépendance minimale aux connaissances de traitement de signal.

Dans le domaine de recherche des moteurs diesel, les modèles de deep learning sont considérés comme la catégorie d'apprentissage automatique la plus privilégiée [49].

Parmi les modèles de deep learning utilisés sont les auto encodeurs et leurs variantes, deep belief networks (DBNs), convolutional neural networks (CNNs), recurrent neural networks (RNNs) et d'autres modèles des réseaux de neurones [33].

- *Deep belief network (DBN)*

Un (DBN) est un type de réseau de neurones profond composé par des connexions entre les couches, mais pas entre les neurones dans la même couche. La structure hiérarchique par couches du réseau permet une représentation progressive des caractéristiques, ce qui est utilisé pour construire une représentation abstraite de haut niveau des données.

Le DBN combine un apprentissage non supervisé et supervisé, ce qui permet de réaliser plusieurs tâches, notamment la classification et la génération des données.

- *Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN)*

Les CNN sont conçus pour traiter des données d'une topologie en grille, comme les images. Ils tant à réduire le nombre de paramètres, ce qui permet de définir les caractéristiques spatiales des données d'une manière efficace. Ils sont capables d'extraire les caractéristiques grâce à des couches multiples mais leurs structure complexe nécessite une grande quantité de données pour un apprentissage optimal associé à des coûts de calcul élevés.

- *Réseaux de Neurones Récurrents (RNN)*

Les RNN sont adapté à la surveillance dynamique et à la détection d'anomalies. Bien qu'ils sont efficaces mais ils sont sensibles aux problèmes d'explosion du gradient, entraînant une instabilité dans l'apprentissage.

- *Réseaux Antagonistes Génératifs (GAN)*

Les GAN sont composés un générateur qui crée des données synthétiques et un discriminateur qui distingue entre les données réelles et les données générées.

L'avantage de ce type de modèle est que l'apprentissage est non supervisé et s'effectue sans biais déterministe et il est adapté à la génération de données, et la détection d'anomalies.

3.3.2.3.1 *Les algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones*

Le principe d'apprentissage consiste à manipuler les données d'entrée associées et d'ajuster les poids des connexions entre les neurones afin de minimiser les pertes. La phase d'essais des ensembles de données se divise en trois phases essentielles : un ensemble de formation utilisé pour la formation de base des données, un ensemble de validation pour ajuster l'algorithme et obtenir des résultats fiables, et un ensemble de test pour une évaluation finale, les modèles de base de l'apprentissage automatique sont résumés dans l'image dans l'**Annexe 7**.

3.3.2.3.2 *Travaux abordés pour le Deep Learning*

Un modèle VAR_CVAE (Variational Conditional Auto Encodeur) est un modèle génératif qui permet de présenter la distribution complexe des données. Les chercheurs présentent une nouvelle approche pour la surveillance des niveaux de dégradation sous conditions opérationnelles tout en créant un lien entre la maintenance prédictive et l'ordonnancement de production [49].

En addition, les auteurs de l'article [50] proposent un modèle de control prédictif basé sur les réseaux de neurone récurrents RNN pour le contrôle des attributs de qualité de fabrication pharmaceutique continue. Cette méthode est efficace pour la modélisation des systèmes complexes où elle montre une stabilité de contrôle, mais elle nécessite une grande base de données de haute qualité pour l'entraînement du modèle.

L'article [51] propose un modèle de DL basé sur les auto encodeurs empilés pour la surveillance de l'état des outils d'usinage de précision pour les machines à commande numérique pour soulever les limitations des méthodes classiques comme la SVM qui nécessite une extraction manuelle des caractéristiques. Le modèle repose sur FMSSAE (Fusion of Multiple Stacked Sparse Autoencoders) qui est un modèle supervisé multifonction qui permet d'associer les caractéristiques à l'usure de l'outil et prédire l'état future. Ce modèle montre une précision de 96.63%.

D'autres chercheurs [52], ont exploité les réseaux de neurones pour créer un modèle hybride de type LFGRU (local feature-based Gated Recurrent Units) pour la surveillance d'état des systèmes rotatifs. Ce modèle a amélioré le taux de détection des défauts. Dans le même axe, des chercheurs ont développé un réseau d'apprentissage profond non supervisé pour la détection d'anomalies des machines rotatives en absence des données étiquetés [53].

Dans le cadre d'IIoT (Industrial Internet of Things), le transfert des données entre les sites industriels est essentiel, cependant, un problème de sécurité des données privées est soulevé. Pour adresser ce problème, un groupe de chercheurs présentent un apprentissage fédéré basé sur un auto encodeur pour la surveillance des systèmes rotatifs par des capteurs vibratoires [54]. Le modèle est testé sur deux jeux de données réels et montre des bons résultats pour la surveillance sans transfert des données sensibles.

3.3.3 Modèles hybrides pour la surveillance

Face à la complexité croissante des systèmes industriels, des modèles hybrides combinant plusieurs techniques d'intelligence artificielle ont été présentés dans les travaux de recherche pour améliorer la surveillance des systèmes industriels.

Un article récent [55] propose un modèle hybride combinant les réseaux de neurone profonds DNN et la programmation linéaire en nombre entier MILP pour prédire la probabilité des défaillances d'une presse à comprimés par la surveillance des paramètres comme la température, la vibration, la vitesse, l'humidité, la pression et le nombre de cycles de maintenance. Le modèle montre une amélioration de la rentabilité et la stabilité de la presse face aux vibrations par l'optimisation des programmes de production et de maintenance et l'ajustement des paramètres suivis. Dans un autre travail [56] les réseaux de neurones montrent une supériorité par rapports aux autres méthodes (SVM et les forets aléatoires) pour la détection proactive des défauts de calibration sur l'ensemble des métriques.

Une autre étude [57], applique les techniques d'apprentissage automatique au spectre vibratoire des roulements des machines électriques. L'intégration d'une couche de logique floue dans un réseau de neurones permet d'atteindre une précision de 99,40 %, surpassant les 94,34 % des réseaux de neurones traditionnels dans la prédiction des anomalies des machines électriques. Cela monte l'efficacité du réseau neuro-flou dans la gestion de combinaisons de défauts complexes.

Le groupe Thales [58] a développé un système d'inférence pour l'aide au diagnostic. Le système combine plusieurs approches d'IA basées sur les données pour suivre la dégradation et tirer des relations entre données. Ces approches combinent les approches statistiques (l'analyse en composante principale) pour identifier les relations entre les composants du système, les chaînes de Markov cachées permettent d'identifier les états les plus probables à partir d'une séquence de sortie, les réseaux bayésiens pour la corrélation d'événements et la détection des signaux faibles, les arbres de décision et réseaux de neurones. Ces approches exploitent les données des capteurs ou d'interventions de maintenance pour suivre le comportement du système et sa dégradation et calculer une estimation du RUL.

Les systèmes d'inférence neuro flou et des systèmes hybrides ANFIS-PSO (Particle Swarme Optimization) et ANFIS-GA (algorithme génétique) sont utilisés pour le contrôle d'un système de climatisation industriel. L'étude montre l'efficacité de ANFIS-PSO par rapport aux autres systèmes hybrides. Cependant, il est complexe à cause de l'intégration des techniques hybrides [34].

3.3.4 Technologies de support à la surveillance

Des technologies avancées renforcent les méthodes de surveillance des systèmes industriels, parmi ces technologies :

3.3.4.1 Les technologies de pronostic et la surveillance des systèmes industriels

Le diagnostic et le pronostic sont deux mots d'origine grecque. Au sens étymologique, le diagnostic est l'acquisition de la connaissance à partir de signes observables, alors que le pronostic est la précognition ou la connaissance préalable. Au sens technique, le sens des deux mots est plus précis. Le diagnostic consiste en la régression dans le temps pour expliquer pourquoi le système est dans un état donné à l'instant t . Le pronostic consiste à anticiper dans le temps afin de prédire l'état futur du système à l'instant $t + \Delta t$.

Le pronostic est un processus permettant de se renseigner sur l'état de santé d'un système et d'estimer son temps de fonctionnement restant avant défaillance, appelé RUL (Remaining Useful Life). Une bonne décision de maintenance repose sur une estimation fiable de ce RUL [59, 60]. Ce dernier est une finalité d'une bonne surveillance.

3.3.4.1.1 Objectifs industriels

Le pronostic joue un rôle crucial dans la maintenance prédictive, dont l'objectif est de réduire les coûts d'arrêt, augmenter la fiabilité et éviter les pannes imprévues. Il est intégré dans le cadre du PHM (Prognostics and Health Management), une discipline qui combine les capteurs, le traitement de données, les algorithmes et aide à la prise de décision pour améliorer la disponibilité, sécurité et performance des systèmes complexes [60].

3.3.4.1.2 Approches du pronostic

Diverses approches du pronostic ont été développées pour mettre en œuvre un processus qui consiste à exécuter un ensemble de traitements à partir des informations saisies. Les différentes approches du pronostic sont regroupées en fonction de leur applicabilité et de leur rendement économique. Elles sont classées en trois familles :

- Une approche basée sur le modèle physique.
- Une approche guidée par les données.
- Une approche basée sur l'expérience.

La pyramide reproduite dans la figure met en évidence la hiérarchie de ces différentes familles.

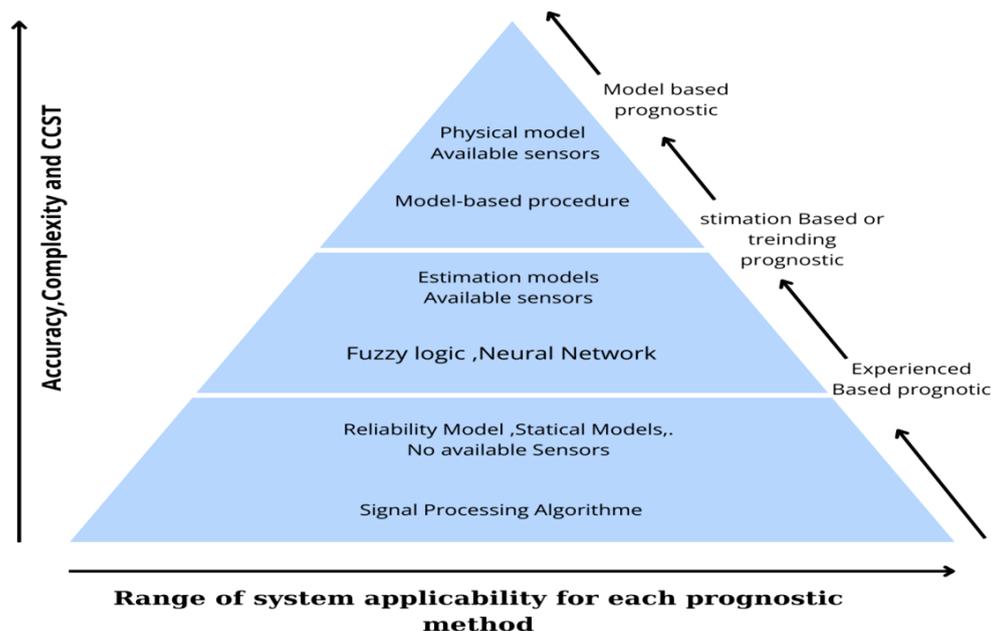


Figure 14: Les approches du pronostic [61].

L'auteur dans son article [60] a défini les trois approches de pronostic comme suit :

Dans les **approches basées sur des modèles physiques ou mathématiques**, la connaissance des équations du comportement dynamique de la dégradation rend leur utilisation très flexible. Si les propriétés du système ou de dégradation changent, les paramètres du modèle peuvent être réajustés. Mais le développement d'un tel modèle est très coûteux car il faut avoir un haut niveau de qualification pour maîtriser les mécanismes de dégradation des équipements. Ce type de modèle présente également des difficultés de calcul lors de sa simulation.

Les approches guidées par les données supposent une estimation fiable de l'état ou de l'image de l'état de dégradation actuel afin de prédire l'évolution future du système. Les méthodes d'analyse des tendances manquent de réactivité face à un changement de conditions d'utilisation. L'efficacité des méthodes d'apprentissage est étroitement liée à l'échantillonnage des données servant à calculer les paramètres du modèle. Si une situation inhabituelle se produit, le pronostic peut être aléatoire. Ces méthodes basées sur l'estimation d'état nécessitent un modèle du comportement de l'indicateur de dégradation et sont sensibles au mode de fonctionnement.

Le pronostic basé sur l'expérience nécessite peu de connaissances spécialisées sur les mécanismes de dégradation. Il reste facile à mettre en œuvre mais il n'est pas réactif face à un changement de mode de fonctionnement du système. En fait, les modèles généralement créés et conçus sont considérés comme des modèles moyens de nombreux équipements. Bien que de

nombreuses solutions aient été trouvées pour répondre au problème de la réactivité, ces modèles restent généralement difficiles à mettre en œuvre.

De plus, les modèles construits n'ont que deux états, un état de fonctionnement nominal et un état de défaillance et ne comportent pas d'état de fonctionnement dégradé.

3.3.4.2 Les Jumeaux numériques pour la surveillance industrielle

Le concept du Digital Twin (DT) a été proposé pour la première fois par le Professeur Grieves de l'Université du Michigan, dans le cadre de la gestion du cycle de vie des produits. Depuis, il est attendu que tout jumeau numérique ait la capacité de renforcer l'intelligence et les performances d'un système cyber-physique (CPPS) à travers des fonctions d'analyse, de prédiction, de diagnostic et d'optimisation des performances [62].

Selon les articles [63, 64], le jumeau numérique a été défini comme « *un ensemble de modèles adaptatifs qui émulent le comportement d'un système physique au sein d'un système virtuel. Il se met à jour en temps réel tout au long de son cycle de vie, permettant ainsi de prédire les défaillances potentielles, de prescrire des actions en temps réel pour optimiser ou atténuer les événements inattendus, et d'observer et évaluer le profil de fonctionnement du système* ».

On peut retenir finalement que le jumeau numérique est décrit comme une réplique numérique d'un système réel qui peut être un processus de fabrication, une machine, un opérateur ou même un humain, dont les mises à jour de son état sont faites continuellement et généralement en temps réel.

Une définition plus généraliste d'un jumeau numérique et la plus reconnue dans la littérature a été proposée par Glaessengen et Stargel [61] : « *le jumeau numérique est une simulation intégrée multi-physique, multi-échelle et une simulation probabiliste d'un produit complexe, qui utilise les meilleurs modèles physiques disponibles, les mises à jour des capteurs, pour reproduire la vie de son jumeau physique* ».

Ainsi, le jumeau numérique est constitué de trois parties : le produit physique, le produit virtuel et les systèmes de connexion qui assurent l'interaction continue entre les deux.

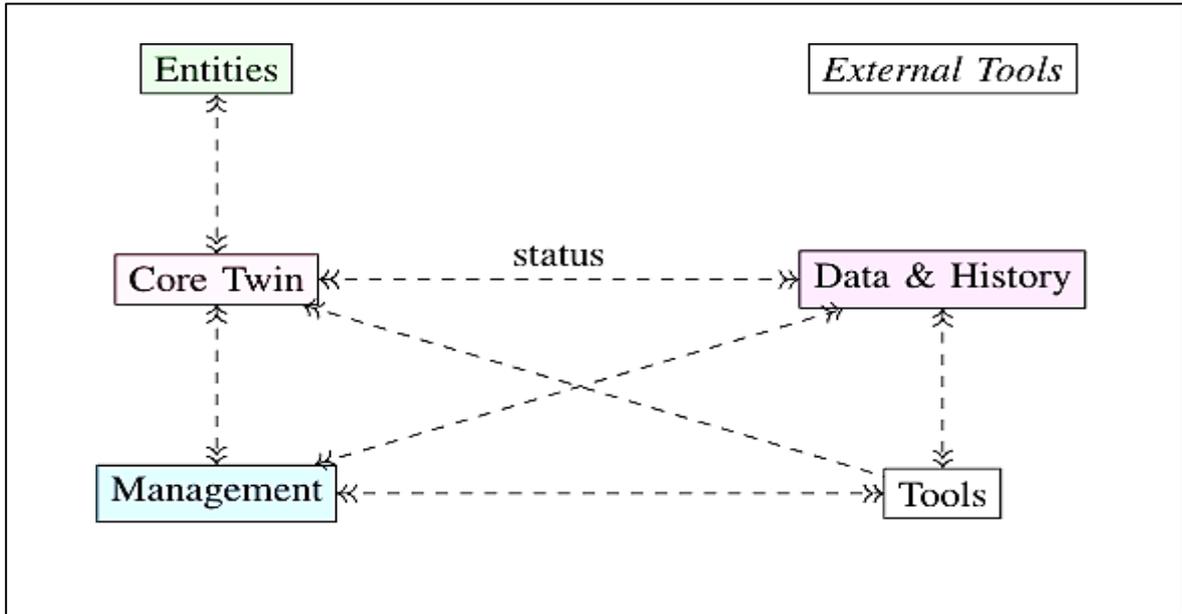


Figure 15: Macro-architecture d'un Digital Twin [38].

Le jumeau numérique peut être utilisé comme un moyen de renforcement de la maintenance prédictive. Grâce à des informations fournies par des capteurs embarqués, l'équipement peut par le biais des systèmes de supervision, alerter les opérateurs d'une situation anormale ou d'une anomalie. De plus, le traitement de ces données permet de détecter les signaux avant-coureurs d'une panne et d'agir sur l'équipement avant son arrêt. Lorsqu'un équipement est doté d'un jumeau numérique, il peut lui-même anticiper son usure, détecter les risques de casse et lancer des actions correctives par exemple la commande de pièces de rechange.

3.3.4.2.1 Architecture des jumeaux numériques

Les jumeaux numériques sont composés de deux couches : cyber et physique. Celles-ci sont à leur tour divisées en quatre modules : l'espace réel, l'espace virtuel, le module intelligent et le centre de décision [62].

- **Système physique** : ce module s'agit de l'équipement réel, c'est-à-dire l'entité industrielle ou la machine surveillée, les capteurs, les actionneurs, les contrôleurs, le système d'exécution de fabrication...etc. Cette couche est chargée de fournir à la couche supérieure du modèle les données nécessaires.

- **Système virtuel** : C'est la réplique numérique du système physique. Les données sont collectées en temps réel à partir de l'espace physique à l'aide d'un protocole de communication (OPC, TCP/IP, Modbus/TCP ...etc.). Cette fonction est importante car elle permet de connaître l'état et le comportement du système réel.

Ces données alimentent le modèle virtuel représentant le modèle physique. Ce modèle peut être un modèle de données (des schémas aux représentations statistiques), modèle de simulation (continu, discret, hybride), modèles 3D ...etc. Ce modèle doit être en mesure de connaître l'état et le comportement du système réel et faire la différence avec le comportement nominal, pour repérer tout dysfonctionnement.

- **Module intelligent** : C'est le composant d'analyse, la partie qui fait le traitement de données reçues pour en tirer des informations utiles. Il intègre des algorithmes de Machine Learning permettant d'extraire les informations importantes.

- **Centre de décision** : Cette entité regroupe l'ensemble des mécanismes d'aide à la décision, souvent en interaction avec un opérateur humain. Les résultats des analyses et l'extraction de connaissance à partir des données sont envoyées à l'opérateur. Ce dernier peut les visualiser sur une interface homme machine (IHM) dédiée connectée au système de production. Ainsi, il est informé sur les dysfonctionnements éventuels et peut ainsi prendre plus rapidement la décision d'agir.

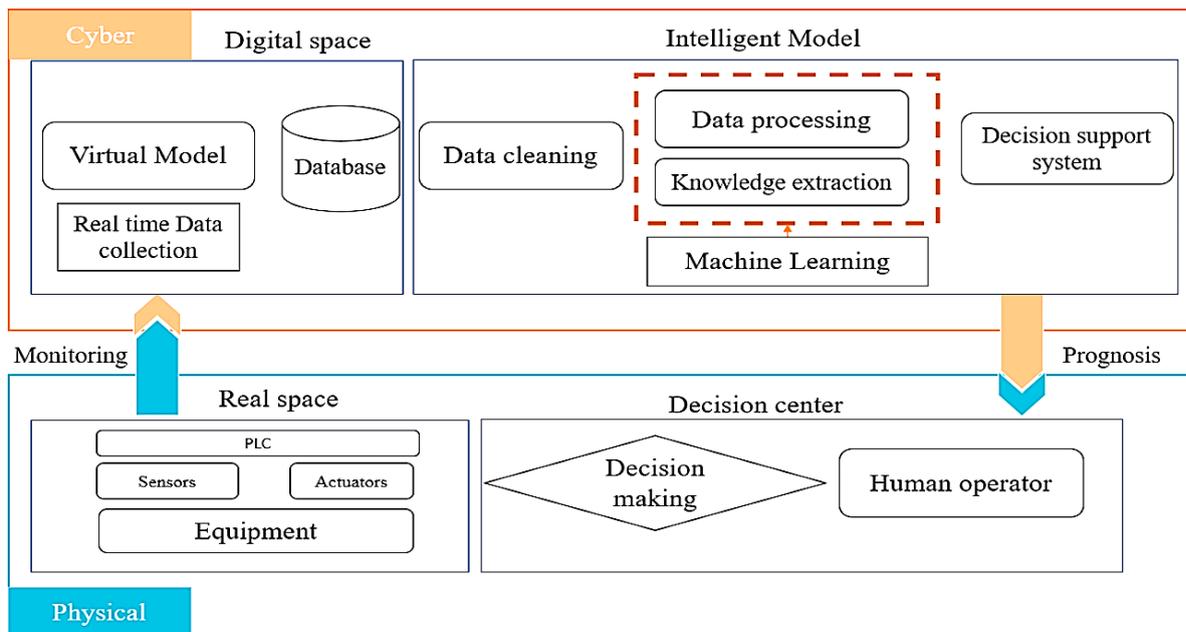


Figure 16: Architecture d'implémentation [31].

Les jumeaux numériques combinés avec l'IA donnent des résultats impressionnants dans le domaine de la surveillance des systèmes industriels.

Dans le cadre du travail [65], les chercheurs ont exploité le concept de jumeau numérique pour diagnostiquer les défauts d'engrenages. Ce jumeau, développé dans un contexte industriel minier, a permis de simuler et d'analyser le comportement dynamique de machines tournantes, offrant ainsi une surveillance intelligente et proactive des équipements critiques.

Plus largement, le jumeau numérique permet de détecter les anomalies et micro-défaillances pouvant significativement altérer les performances et la disponibilité des équipements. Selon l'article [62], le jumeau numérique a été utilisé comme un outil pour analyser les micros défaillances en association avec un réseau de neurones, afin d'optimiser les opérations de maintenance et améliorer les performances des systèmes de production.

De manière complémentaire, l'étude [64] illustre comment un jumeau numérique peut être intégré pour classer et interpréter automatiquement les données issues du système physique, cette approche a permis de renforcer la détection d'anomalies, afin de surveiller les performances d'une ligne d'assemblage et améliorer la robustesse du diagnostic.

Dans l'article [66], les chercheurs ont développé un jumeau numérique dans le but de la surveillance en temps réel d'un turbocompresseur à paliers à gaz qui est utilisé dans les applications en chauffage domestique ou industriel, cette approche permet d'identifier précocement les précurseurs d'instabilités de rotation du rotor, qui peuvent évoluer en anomalies critiques voir en rupture.

Les travaux [33, 67, 68] illustrent la diversité des approches et des domaines d'application des jumeaux numériques dans les systèmes industriels complexes. L'HDR (Habilitation à Diriger des Recherches) de Sébastien consiste à développer un outil d'aide à la décision basé sur un jumeau numérique des systèmes à événements discrets, de son côté Léandre Guitard a développé dans sa thèse une méthodologie de conception intégrée pour un jumeau numérique d'équipement de production pour améliorer la conception, l'exploitation et la maintenance prédictive qui permet de minimiser les coûts et les arrêts de production. Ainsi couvrir le plus possible des pannes potentielles.

D'autre part, Houssein Hosni [68] a développé un jumeau numérique pour un système de ventilation industrielle, avec un objectif de surveillance et de diagnostic en conditions réelles. L'étude se concentre sur les machines asynchrones à cage fonctionnant en régime transitoire.

Enfin, l'article [48] vise à proposer une nouvelle architecture du jumeau numérique pour implémenter dans les réseaux électriques intelligents (REI) conçue pour représenter les comportements et les performances des réseaux électriques en temps réel, grâce à une communication bidirectionnelle entre la version physique et numérique. Les principales applications visent à estimer l'état et prévoir la charge afin de surveiller et contrôler la tension distribuée.

D'après les recherches, le jumeau numérique possède trois fonctions principales : la surveillance, la prédiction et le diagnostic. Ces fonctionnalités consistent à étudier le comportement du système réel avant, durant ou après la survenance d'événements spécifiques respectivement, en comparant en continu le comportement observé et le comportement nominal attendu. Il a ainsi été proposé comme une solution pour réduire ou éliminer les risques potentiels sur les actifs industriels, et pour améliorer l'efficacité, la disponibilité et la stratégie de maintenance.

3.3.5 Étude comparative entre les techniques

Le choix de la méthode de surveillance à adopter repose avant tout sur les caractéristiques réelles et l'état des lieux de notre terrain de stage, notamment la disponibilité des données historiques, l'âge des équipements, et la nécessité de proposer une solution compréhensible et exploitable par les opérateurs, sans complexité, et moins coûteuse.

3.3.5.1 Critères de choix de la méthode de surveillance

- 1) La méthode doit fonctionner même avec un historique limité.
- 2) Interprétable : la méthode doit être compréhensible par les opérateurs.
- 3) Robustesse aux données bruitées et incomplètes.
- 4) Capacité à détecter les anomalies avant qu'elles surviennent.
- 5) Mise en œuvre simple et pas coûteuse.

Tableau 7: matrice d'analyse comparative.

Critères Méthodes	Logique floue	Neuro-floue	Machine Learning	Deep Learning
(1)	3	2	2	1
(2)	3	2	2	1
(3)	3	3	2	1
(4)	2	3	3	3
(5)	3	2	2	1
Résultat	14	12	11	7

3 : Très adaptée

2 : Partiellement adaptée

1 : Peu ou non adaptée

3.3.5.2 Choix de la technique appropriée

Afin d'identifier la méthode de surveillance la plus adaptée au contexte industriel de ce projet, une évaluation multicritère a été réalisée selon cinq critères clés.

Malgré la robustesse des autres méthodes et leurs capacités à détecter les anomalies, les résultats de l'étude comparative montrent que la logique floue obtient le meilleur score « 14 », grâce à sa simplicité, et sa forte interprétabilité. Ces qualités on font une approche bien adaptée à notre cas étude où les données historiques sont limitées et où les décisions doivent rester compréhensibles et fiables pour les opérateurs.

3.4 Conclusion

Ce chapitre présente un état de l'art sur les différentes techniques de surveillance des systèmes industriels, il met en lumière l'ensemble des modèles adapté à des problématiques spécifiques ou générales de surveillance des systèmes industriels, détection des anomalies et le pronostic pour le but d'identifier la méthode de surveillance de performances la plus adaptée suivant les critères prédéfinis suite à une étude comparative.

Chapitre 4 : Proposition d'un modèle de surveillance flou et la mise en œuvre d'un tableau de bord Power BI pour la presse à comprimés Fette 2200i de SAIDAL

4.1 Introduction

Suite à l'état de l'art, et après avoir déterminé la méthode de surveillance basée sur l'intelligence artificielle la plus adéquate pour notre cas d'étude, ce dernier chapitre consiste à proposer un modèle de surveillance basé sur la logique floue. Ce modèle de surveillance flou aura pour but l'orientation de la prise de décision pour les arrêts préventifs de la presse à comprimés Fette 2200i. Un tableau de bord est également proposé pour visualiser et suivre l'évolution des indicateurs clés de performance choisis.

4.2 Proposition du modèle flou pour la surveillance

Le modèle de surveillance basé sur la logique floue offre une solution pour réduire les pertes par qualité en adressant les causes machine mis en évidence par l'analyse des causes et effets. Bien que la maintenance préventive soit programmée une fois par an, la presse subit rarement des pannes critiques et son TRS est quasiment élevé en tenant compte de la cadence de production programmée. Cependant, elle génère le plus de rebuts par rapport aux autres équipements. D'où l'utilité de ce modèle qui permet de détecter les premiers signes de fluctuation des paramètres surveillés tout en définissant des seuils pour arrêts préventifs inférieurs aux seuils critiques afin d'éviter toute panne ou perte par qualité probable.

Selon la norme NF 30-200 qui porte sur les exigences d'élaboration, de mise en œuvre, de maintenance et d'évaluation des systèmes de management environnemental, la fiabilité et la performance d'un système dépend des conditions d'exploitation et d'environnement. En effet, le comportement d'un système est influencé par les conditions de service et d'environnement dans lequel il fonctionne. Il est donc impératif de prendre en considération ces conditions dans la démarche de la surveillance du système afin d'optimiser la prise de décision pour les arrêts préventifs.

Pour notre système flou, il sera implémenté dans des conditions de surveillance précises avec des seuils fixes, qui sont clairement annoncés dans la documentation technique de la presse à comprimés Fette 2200i notamment :

- Tension de service : 400/440/480 V, 50/60 HZ.
- Température terminal de commande : 0- 25°C.
- Classe de protection (machine et armoire) : IP54.
- Force de compression : 100 kN (maximum).
- Humidité relative d'air : 5% - 95%.
- Température machine : 5-35°C.

4.2.1 Définition des entrées et sorties du système flou

Cette phase consiste à identifier les entrées et les sorties du système flou.

4.2.1.1 Les entrées

Pour ce système, trois paramètres ont été choisis comme entrées :

- *La température de l'armoire électrique (°C).*
- *La vitesse de rotation de la matrice (tr/min).*
- *La pression pneumatique (bar).*

Ces paramètres en particulier sont mesurables et équipés de capteurs installés au préalable dans la presse ce qui permet l'acquisition des données réelles d'une part, et d'autre part, ils sont en lien direct avec la qualité des comprimés et reflètent l'état de l'équipement vu qu'ils englobent les principaux domaines fonctionnels de la presse à comprimés. En effet, la température de l'armoire électrique reflète l'état de la partie électrique de l'équipement ou si une défaillance apparaît au niveau de l'armoire, la presse est arrêtée donc, elle perd sa fonction requise. La pression pneumatique quant à elle, donne une vision sur le sous-système pneumatique tandis que la vitesse de rotation de la matrice impacte directement la qualité des comprimés (l'homogénéité de remplissage) et reflète l'état des éléments mécaniques tournants (roulement) de la presse. Si les valeurs de ces paramètres sortent des intervalles tolérés, des problèmes apparaissent :

Tableau 8: Les problèmes liés aux écarts par rapport aux intervalles moyens.

Paramètre	Valeur mesurée	Risques probables
La température de l'armoire électrique	Au-dessus de la limite supérieure	<ul style="list-style-type: none"> • Surchauffe des composants. • Risque d'incendies. • Diminution de la durée de vie de système. • Perte de la fonction requise de système.
	Au-dessous de la limite inférieure	<ul style="list-style-type: none"> • Risque de condensation • Mauvais fonctionnement des composants électriques.
La vitesse de rotation de la matrice	Au-dessus de la limite supérieure	<ul style="list-style-type: none"> • Risque d'endommagement de rotor et poinçons. • Usure prématurée des outils (pionçons, matrices... etc.) • Risque d'échauffement.
	Au-dessous de la limite inférieure	<ul style="list-style-type: none"> • Risque des vibrations
La pression pneumatique	Au-dessus de la limite supérieure	<ul style="list-style-type: none"> • Endommagement des aiguilles de triage.
	Au-dessous de la limite inférieure	<ul style="list-style-type: none"> • Dysfonctionnement du système de serrage rotor. • Dysfonctionnement de l'aiguille de triage. • Dysfonctionnement de système de nettoyage.

4.2.1.2 Les sorties

Quatre sorties sont générées : l'état de système qui peut être normal ou pour un arrêt préventif et trois autres sorties qui sont les gammes préventives correspondantes à chaque état. Ces sorties répondent bien au but de système de surveillance flou qui est l'orientation de la prise de décision pour la maintenance préventive.

4.2.2 Fuzzification des entrées et sorties

La Fuzzification est un module qui transforme les entrées nettes à des ensembles flous. Il permet de caractériser les variables linguistiques qui sont des variables qui prennent comme valeurs des expressions et mots linguistiques.

Cette étape consiste à définir les fonctions d'appartenance pour chaque valeur ainsi que les intervalles flous.

4.2.2.1 Fuzzification des entrées :

La définition des intervalles flous des entrées s'est fait en se basant sur les recommandations du constructeur de la presse à comprimés ainsi que les fabricants des équipements électriques comme Siemens [69].

Les variables linguistiques (les trois paramètres d'entrée dans notre cas) possèdent trois valeurs linguistiques ou trois catégories.

4.2.2.2 Fuzzification des sorties :

Étant donné que les sorties du système flou sont l'état de système ainsi que les gammes de maintenance préventive adéquates pour les valeurs des paramètres qui sont en dehors de l'intervalle moyen, ce qui correspond à deux valeurs linguistiques pour chaque variable de sortie. Les intervalles flous des sorties sont symboliques en vue de modélisation et simulation.

4.2.3 Les fonctions d'appartenance

Selon nos recherches, Il n'existe pas une méthode exacte pour choisir la fonction d'appartenance. Sa forme peut être n'importe quelle courbe arbitraire, à condition qu'elle soit simple, pratique, rapide et efficace à utiliser et elle doit varier entre 0 et 1. Les formes triangulaires ou trapézoïdales sont les formes les plus simples et les plus utilisées. Les fonctions d'appartenances triangulaires sont formées de lignes droites, ce qui les rend simples à implémenter. Les formes triangulaires représentent des valeurs floues centrées autour d'une valeur typique, tandis que les trapézoïdales représentent des intervalles flous [70].

Les fonctions d'appartenance choisies pour la modélisation du degré d'appartenance aux intervalles flous sont les fonctions trapézoïdales, car ces fonctions sont les plus simples à implémenter et à interpréter, leurs coûts de calcul est faibles et elles permettent de représenter les transitions progressives entre les valeurs et elles correspondent à la nature des variables étudiées.

Le tableau suivant résume la Fuzzification des paramètres d'entrées et les sorties du système de surveillance flou.

Tableau 9: Tableau récapitulatif de la Fuzzification des entrées et sorties.

	Variables linguistiques	Valeurs linguistiques	Intervalles flous	Fonctions d'appartenance
Entrées	Température de l'armoire électrique (°C)	Basse	< 17	Trapézoïdale
		Moyenne	[15 ; 35]	Trapézoïdale
		Haute	[33 ; 48]	Trapézoïdale
	Vitesse de rotation de la matrice (tr/min)	Lente	< 17	Trapézoïdale
		Moyenne	[15 ; 100]	Trapézoïdale
		élevée	[97 ; 110]	Trapézoïdale
	Pression pneumatique	Faible	[5.5 ; 6.5]	Trapézoïdale
		Moyenne	[6 ; 9]	Trapézoïdale
élevée		[8.5 ; 10]	Trapézoïdale	
Sorties	État de système	Normal	[0 ; 2]	Triangulaire
		En arrêt préventif	[1 ; 3]	Triangulaire
	Gamme préventive température armoire électrique	Gamme préventive température basse	[0 ; 2]	Triangulaire
		Gamme préventive température haute	[1 ; 3]	Triangulaire
	Gamme préventive vitesse de rotation de la matrice	Gamme préventive vitesse lente	[0 ; 2]	Triangulaire
		Gamme préventive vitesse élevée	[1 ; 3]	Triangulaire
	Gamme préventive pression pneumatique	Gamme préventive pression faible	[0 ; 2]	Triangulaire
		Gamme préventive pression élevée	[1 ; 3]	Triangulaire

4.2.4 Les règles d'inférence floues

Le moteur d'inférence est le cœur de système flou. Il permet de paramétrer les règles de décision de type « Si ... Alors... » et de les appliquées aux variables d'entrée. À partir des trois variables d'entrée (température de l'armoire électrique, vitesse de rotation de la matrice et la pression pneumatique) qui ont trois valeurs chacune, « $27 = 3^3$ » règles permettant d'identifier les quatre types de sorties. Le raisonnement utilisé est celui de « Mamdani » qui est Proche de raisonnement humain [71]. Les différentes combinaisons des prémisses des règles sont formées par l'opérateur de conjonction « AND » qui correspond aux produits ou le minimum des degrés

d'appartenance d'une valeur linguistique. Les règles sont activées ainsi par le degré minimal. Ce qui correspond au contexte de la surveillance industrielle.

4.2.4.1 Agrégation

Les sorties floues des règles activées sont combinées pour obtenir une seule sortie floue par variable.

Tableau 10 : Les règles floues.

Température	Vitesse	pression	État du système	Gammes appliquées
Basse	Rapide	Faible	Pour arrêt préventif	T(basse) +V(rapide)+ P(faible)
Basse	Rapide	Moyenne	Pour arrêt préventif	T(basse)+ V(rapide)
Basse	Rapide	Élevée	Pour arrêt préventif	T(basse) + V(rapide)+ P(élevée)
Basse	Moyenne	Faible	Pour arrêt préventif	T(basse) + P(faible)
Basse	Moyenne	Moyenne	Pour arrêt préventif	T(basse)
Basse	Moyenne	Élevée	Pour arrêt préventif	T(basse)+P(élevée)
Basse	Lente	Faible	Pour arrêt préventif	T(basse)+V(lente)+ P(faible)
Basse	Lente	Moyenne	Pour arrêt préventif	T(basse) +V(lente)
Basse	Lente	Élevée	Pour arrêt préventif	T(basse)+V(lente)+ P(élevée)
Normale	Rapide	Faible	Pour arrêt préventif	V(rapide)+P(faible)
Normale	Rapide	Moyenne	Pour arrêt préventif	V(rapide)
Normale	Rapide	Élevée	Pour arrêt préventif	V(rapide)+ P(élevée)
Normale	Moyenne	Faible	Pour arrêt préventif	P(faible)
Normale	Moyenne	Moyenne	État Normal	Aucune action
Normale	Moyenne	Élevée	Pour arrêt préventif	P(élevée)
Normale	Lente	Faible	Pour arrêt préventif	V(lente)+P(faible)
Normale	Lente	Moyenne	Pour arrêt préventif	V(lente)
Normale	Lente	Élevée	Pour arrêt préventif	V(lente)+P(élevée)
Haute	Rapide	Faible	Pour arrêt préventif	T(haute) +V(rapide)+ P(faible)
Haute	Rapide	Moyenne	Pour arrêt préventif	T(haute) +V(rapide)
Haute	Rapide	Élevée	Pour arrêt préventif	T(haute) +V(rapide)+ P(élevée)
Haute	Moyenne	Faible	Pour arrêt préventif	T(haute)+P(faible)
Haute	Moyenne	Moyenne	Pour arrêt préventif	T(haute)
Haute	Moyenne	Élevée	Pour arrêt préventif	T(haute)+P(élevée)
Haute	Lente	Faible	Pour arrêt préventif	T(haute)+V(lente)+P(faible)
Haute	Lente	Moyenne	Pour arrêt préventif	T(haute)+V(lente)
Haute	Lente	Élevée	Pour arrêt préventif	T(haute) +V(lente)+P(élevée)

4.2.5 Défuzzification

Bien que les sorties de système flou soient qualitatives et de nature linguistiques (l'état de système et les gammes de maintenance préventive à appliquer), le moteur d'inférence exige la défuzzification qui consiste à transformer les ensembles flous agrégés à des valeurs numériques nettes. La méthode de défuzzification est le centre de gravité qui est simple et couramment utilisée. Ces valeurs sont interprétées selon les scores attribués à chaque sortie.

4.2.6 Les gammes de maintenance préventive à appliquer

Les gammes de maintenance proposées, bien qu'ils soient la sortie de système de surveillance flou. Ces actions peuvent être formalisées dans des fiches préventives dédiées pour chaque paramètre pour faciliter leur consultation. Comme elles peuvent être intégrées dans l'IHM de la presse ou mettre ces derniers près de la zone dédiée (près de l'armoire électrique de la presse à comprimés à titre d'exemple). Ces gammes peuvent être améliorées et alimentées par l'expertise de l'équipe de maintenance ce qui permet de mieux optimiser ces gammes d'action. Les fiches preventive sont détaillés dans **Annexe 8**.

4.3 Implémentation du modèle flou sous Matlab 2014

L'implémentation du modèle flou a été effectué à l'aide de la « fuzzy logic toolbox », cette section présente les différentes étapes suivies pour la création du modèle depuis la configuration des paramètres d'entrée jusqu'à la simulation et la visualisation des résultats.

4.3.1 Fuzzification

Cette partie consiste à définir les paramètres d'entrées et de sorties du modèle préalablement défini dans la section précédente, ainsi que les fonctions d'appartenance associée à chaque variable afin de représenter leur état linguistique.

4.3.1.1 Définition des variables d'entrées

Ces variables sont définies en se basent sur les paramètres prédéfinis dans la section précédente, notamment « la température de l'armoire électrique », « la vitesse de rotation du matrice » et « la pression pneumatique », la figure ci-dessous représente les entrées du modèle.

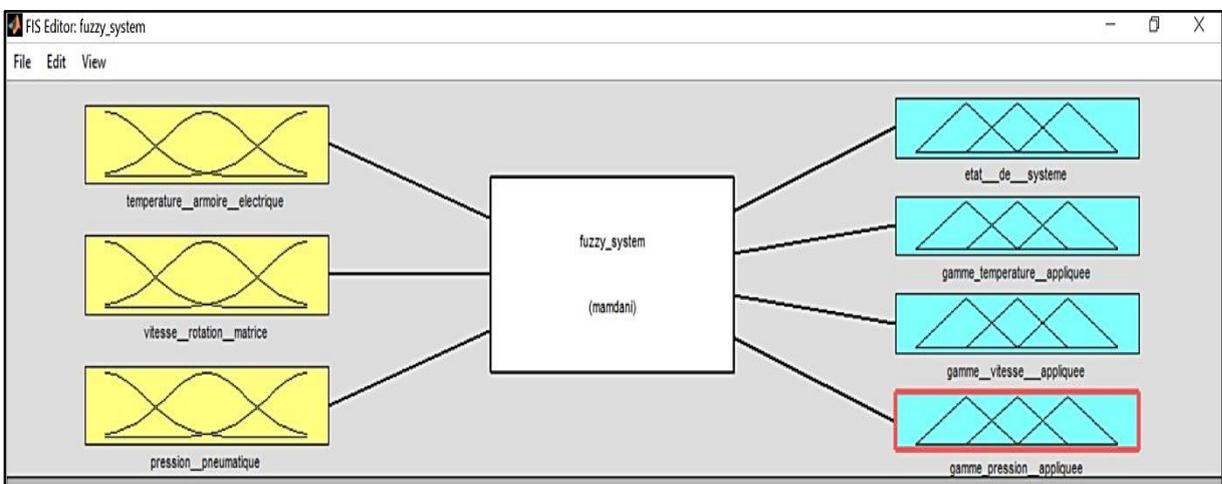


Figure 17 : Variables d'entrées du modèle.

4.3.1.2 Variables linguistiques

Après la définition des paramètres d'entrées du système, trois états linguistiques ont été associés à chaque variable d'entrée, ces derniers sont modélisés par des fonctions d'appartenance trapézoïdales et triangulaires, les figure ci-dessous représentent les entrées, leurs valeurs linguistiques ainsi que leurs fonctions d'appartenance.

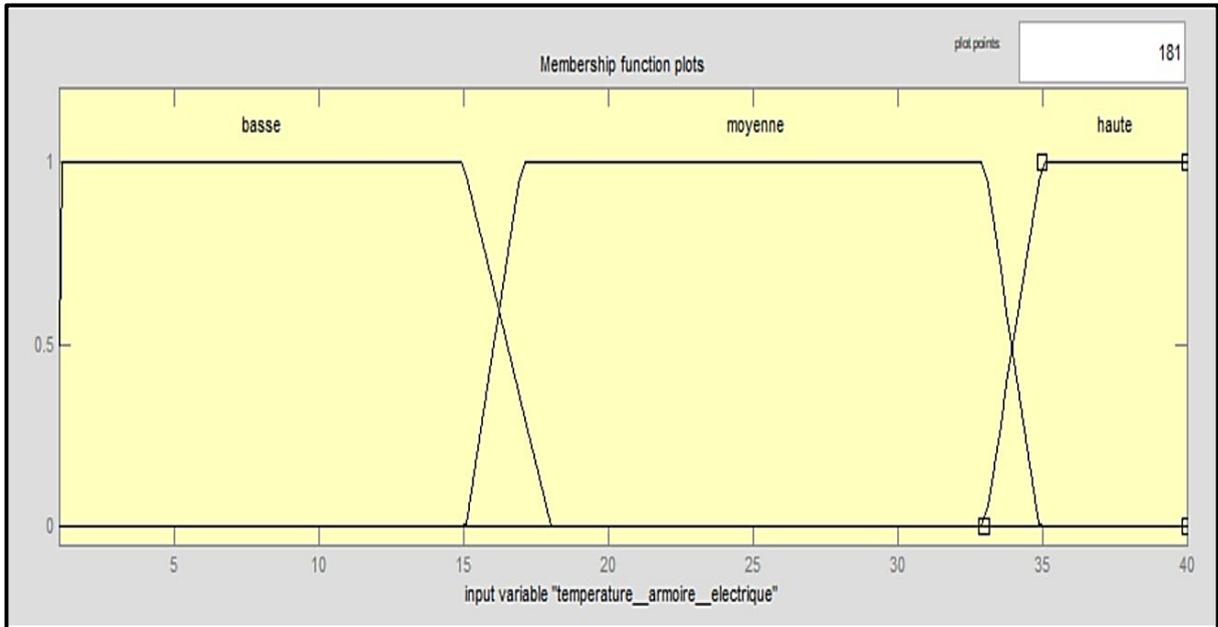


Figure 18: Fonction d'appartenance température de l'armoire électrique.

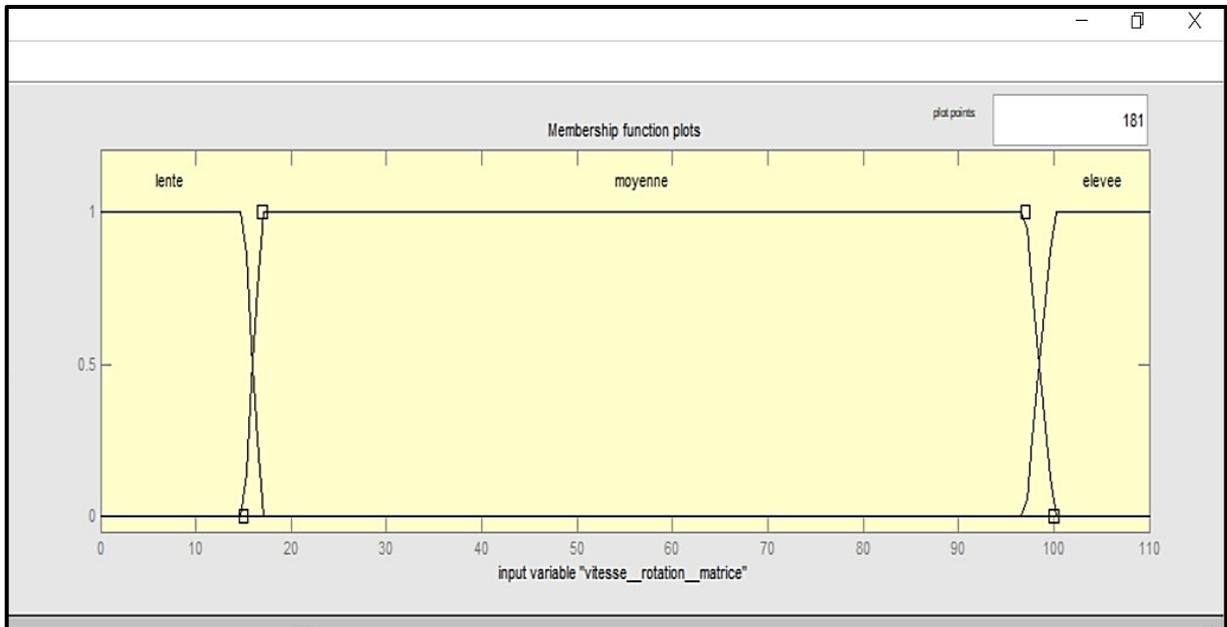


Figure 19: Fonction d'appartenance vitesse de rotation de la matrice.

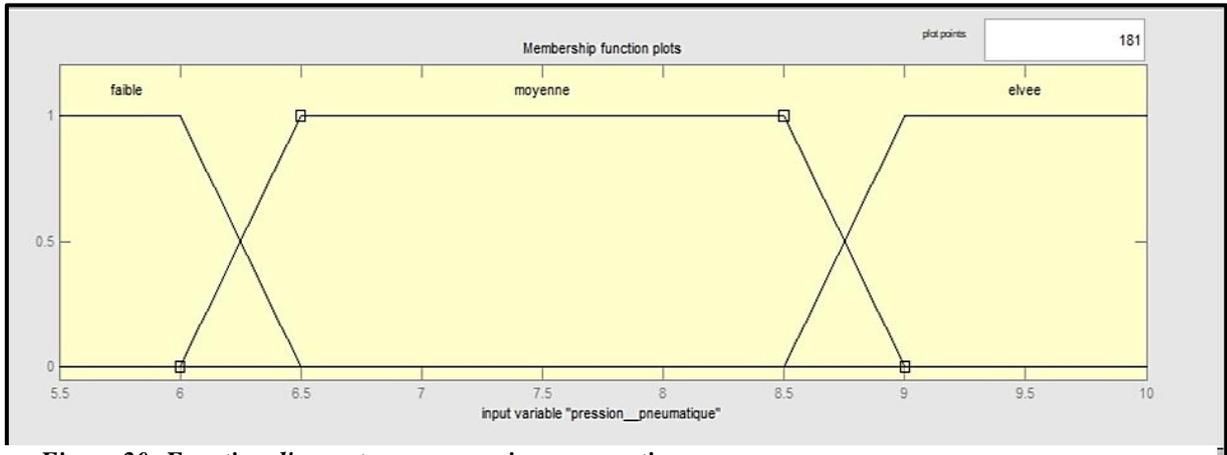


Figure 20: Fonction d'appartenance pression pneumatique.

4.3.1.3 Définition des variables de sortie

Notre cas d'étude contient quatre sorties, la première indique l'état du système avec deux états linguistique « pour arrêt préventif » et « état normal », les trois autres sorties correspondent aux gammes d'actions préventive générées selon les conditions de fonctionnement de système, les détails de chaque sortie sont représentés dans les figure ci- dessous.

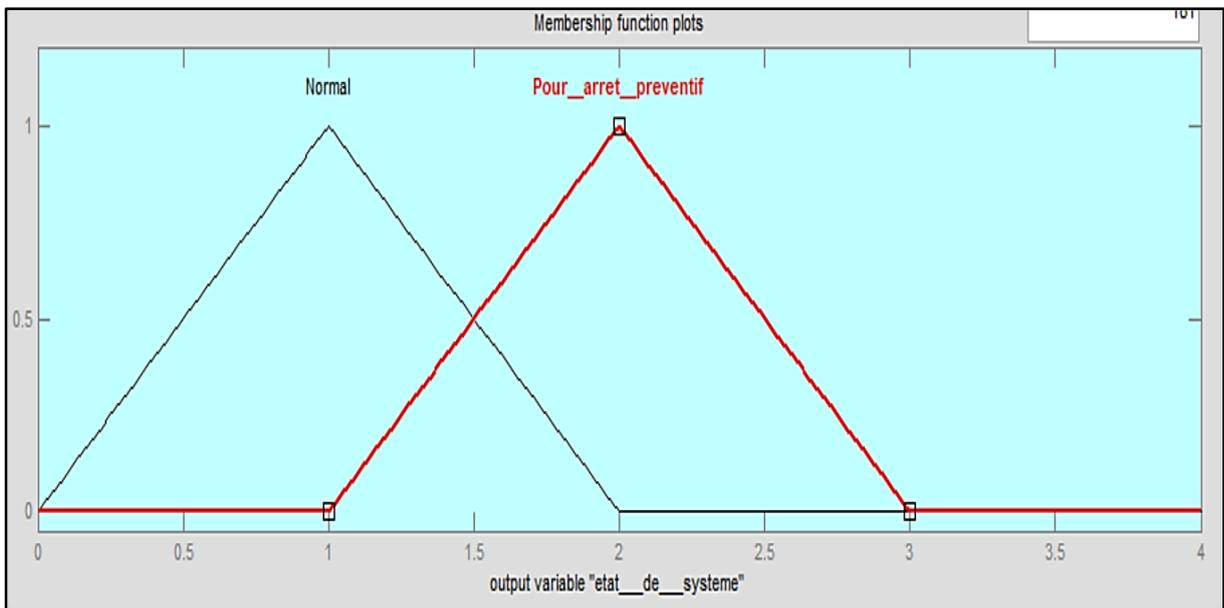


Figure 21: Fonction d'appartenance état de système (output).

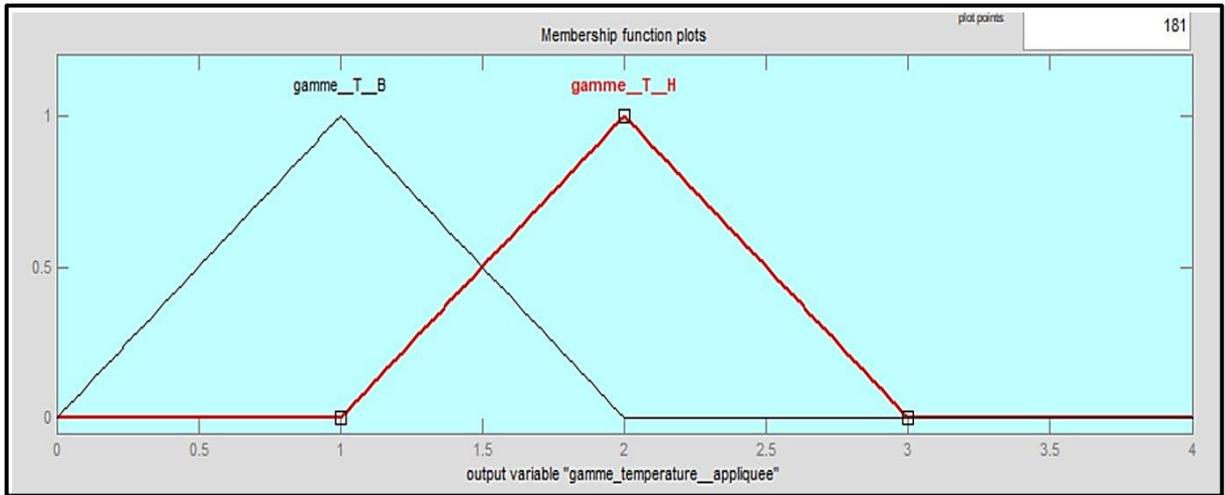


Figure 24: Fonction d'appartenance de gamme de température.

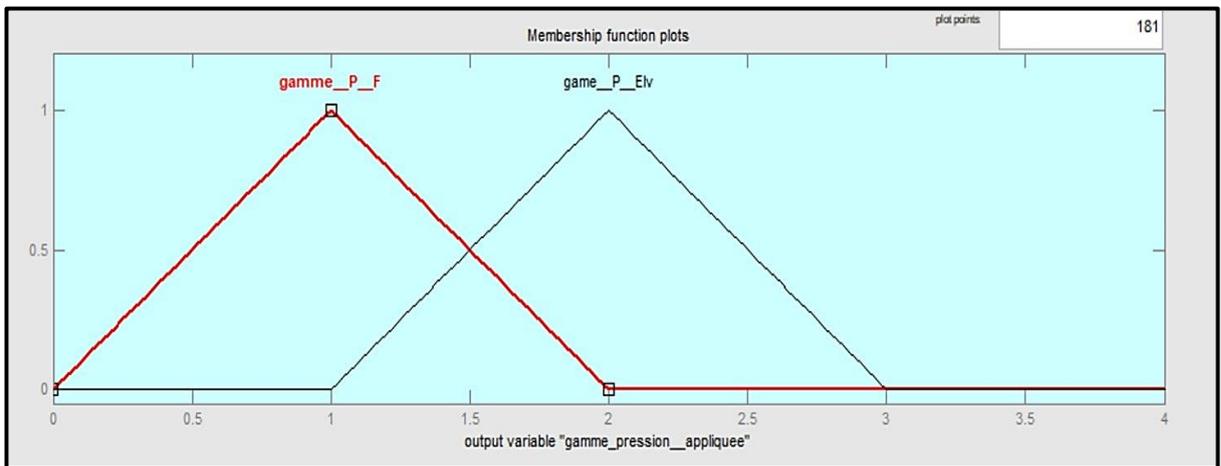


Figure 23: Fonction d'appartenance de gamme de pression.

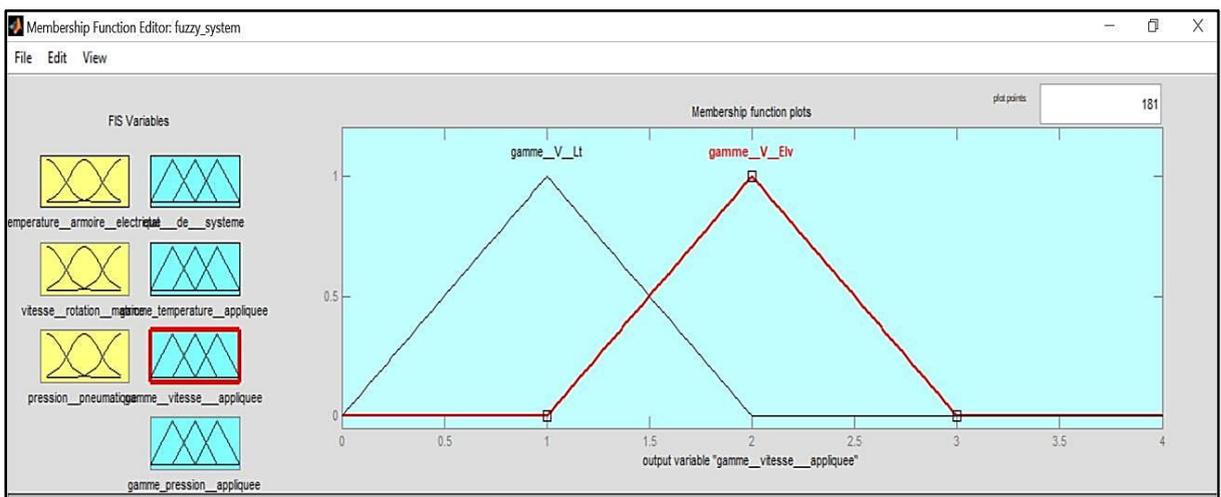


Figure 22: Fonction d'appartenance de gamme de vitesse.

4.3.2 Base de règles (les règles floues)

Cette phase consiste à insérer les 27(3³) règles déjà représentées dans la partie précédente du chapitre, ces règles permettent de créer les relations entre les différentes combinaisons d'entrées avec des sorties appropriées.

The image shows a graphical user interface for defining fuzzy inference rules. It is divided into two main sections: 'If' (antecedent) and 'Then' (consequent).

If section: This section contains three conditions connected by 'and' operators. Each condition is a variable followed by 'is' and a dropdown menu of fuzzy values. Below each dropdown is a checkbox labeled 'not'.

- Condition 1: `temperature__armoire__electrique is` with the dropdown value `basse`.
- Condition 2: `vitesse__rotation__matrice is` with the dropdown value `lente`.
- Condition 3: `pression__pneumatique is` with the dropdown value `faible`.

Then section: This section contains four conditions connected by 'and' operators. Each condition is a variable followed by 'is' and a dropdown menu of fuzzy values. Below each dropdown is a checkbox labeled 'not'.

- Condition 1: `etat__de__systeme is` with the dropdown value `Pour_arret_preventif`.
- Condition 2: `gamme_temperature_appliquee is` with the dropdown value `gamme temperature basse`.
- Condition 3: `gamme_vitesse_appliquee is` with the dropdown value `gamme vitesse lente`.
- Condition 4: `gamme_pression_appliquee is` with the dropdown value `gamme pression faible`.

Figure 25: Base de règles d'inférence.

4.4 Simulation du système flou

Après la définition du modèle flou, on arrive à la phase de simulation qui consiste à tester le comportement du système, cette étape permet d'analyser les réponses et les interactions du système avec les différents changements d'entrés, la visualisation des résultats a été fait à l'aide de l'outil FIS Editor.

Toute les combinaisons possibles de la simulation sont détaillées dans la partie précédente, les figure ci-dessous illustre les combinaisons suivantes :

Le premier cas présente une situation de fonctionnement stable, telle que les trois paramètres sont tous à un niveau moyen.

- *Cas 1 :*
 - *Vitesse de rotation de la matrice = Moyenne*
 - *Pression pneumatique = Moyenne*
 - *Température armoire électrique = Moyenne*

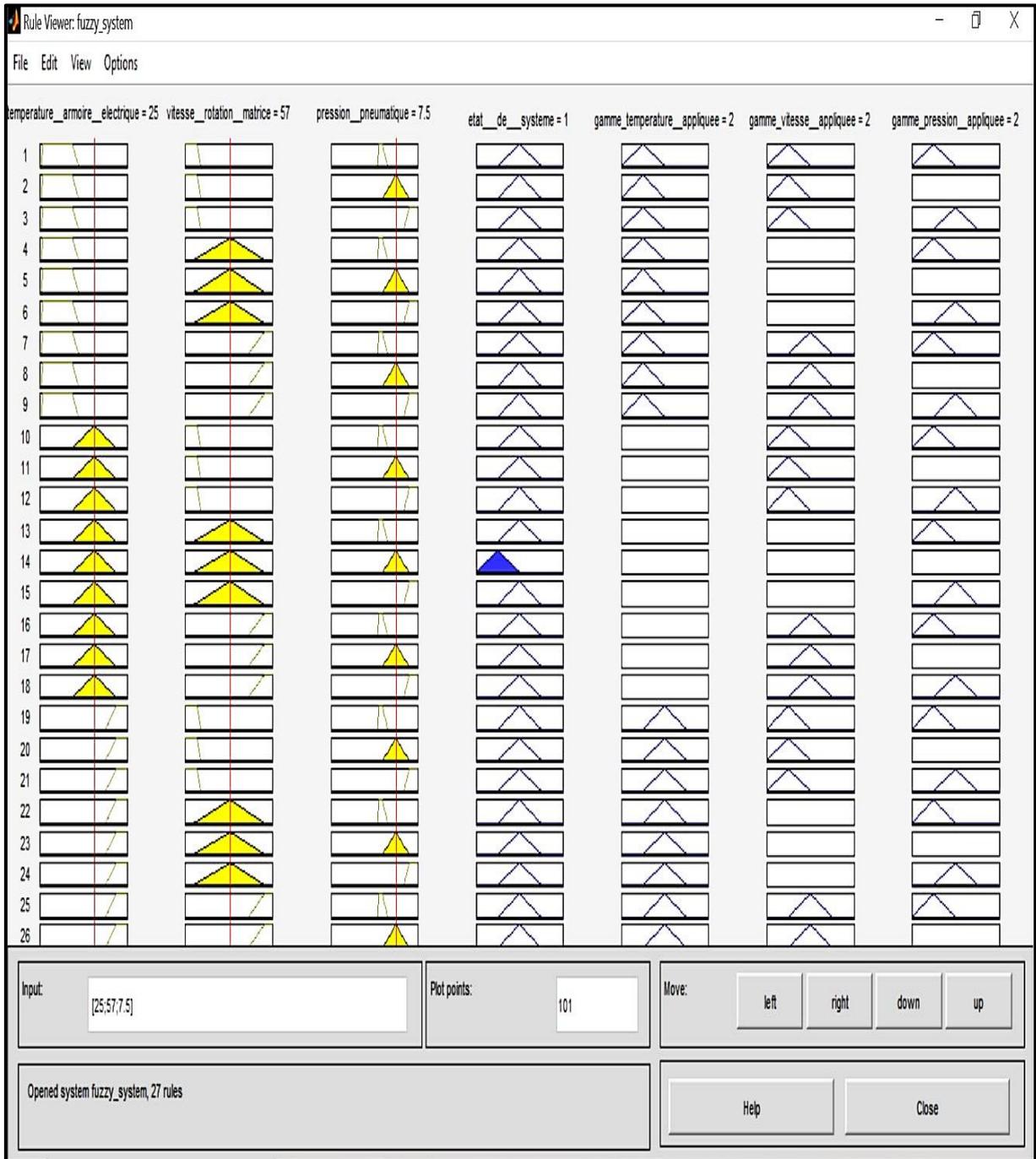


Figure 26: Résultat du simulation du Cas 1.

Dans le deuxième cas, la température de l'armoire électrique est basse, tandis que les deux autres paramètres restent à un niveau moyen.

- Cas 2 :
 - Vitesse de rotation de la matrice = Moyenne
 - Pression pneumatique = Moyenne
 - Température armoire électrique = basse

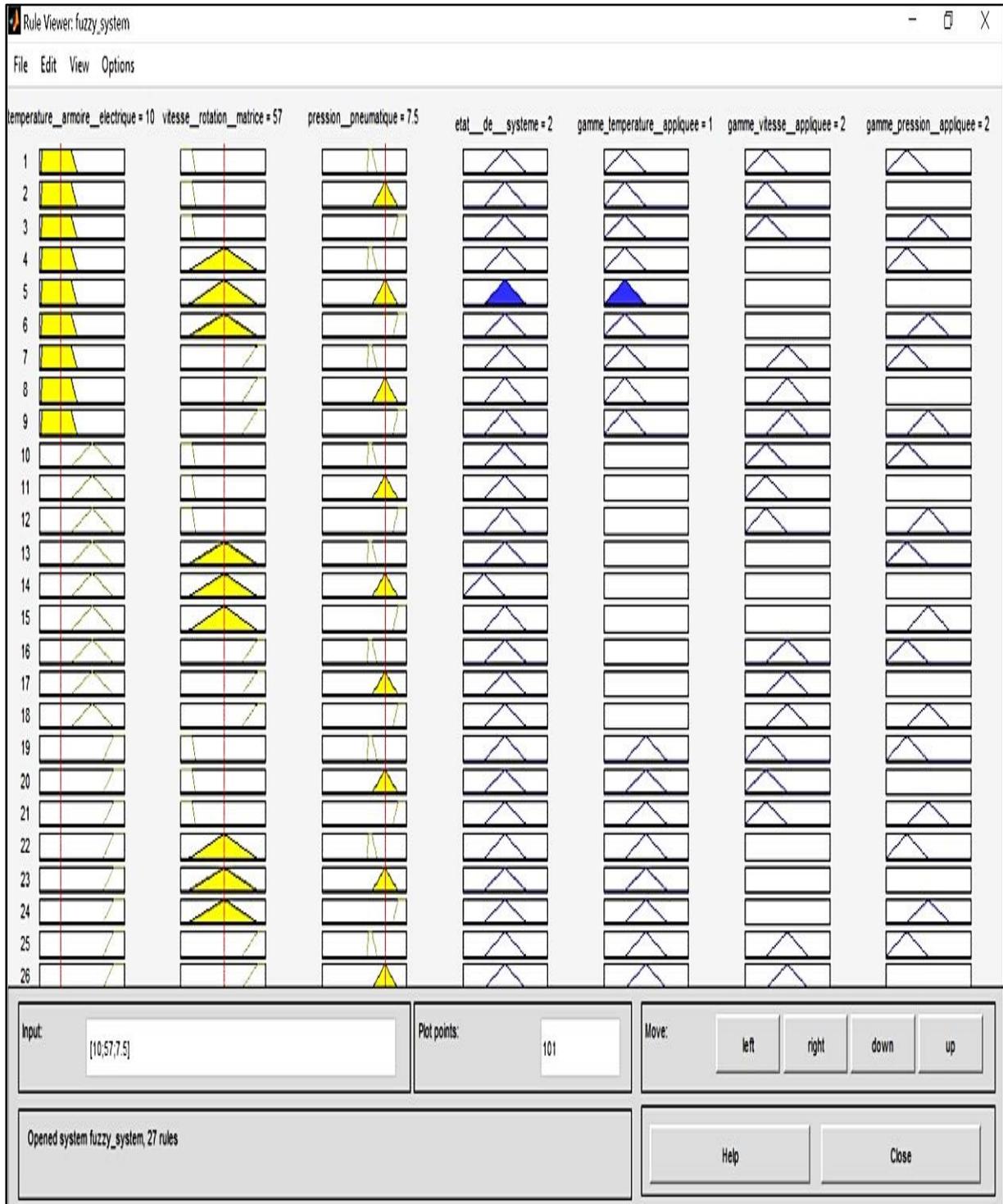


Figure 27: Résultat du simulation du Cas 2.

Le Cas 3 représente une déviation de deux paramètres à la fois, la vitesse de rotation est lente et la pression pneumatique est élevée, tandis que la température de l'armoire électrique reste moyenne.

- Cas 3 :
 - Vitesse de rotation de la matrice = lente
 - Pression pneumatique = élevée
 - Température armoire électrique = Moyenne



Figure 28: Résultat du simulation du Cas 3.

Dans le dernier cas, les trois paramètres sortent de leurs intervalles moyens, telle que la température et la vitesse sont élevées, et la pression pneumatique est faible.

- *Cas 4 :*
 - *Vitesse de rotation de la matrice = élevée*
 - *Pression pneumatique = faible*
 - *Température armoire électrique = haute*

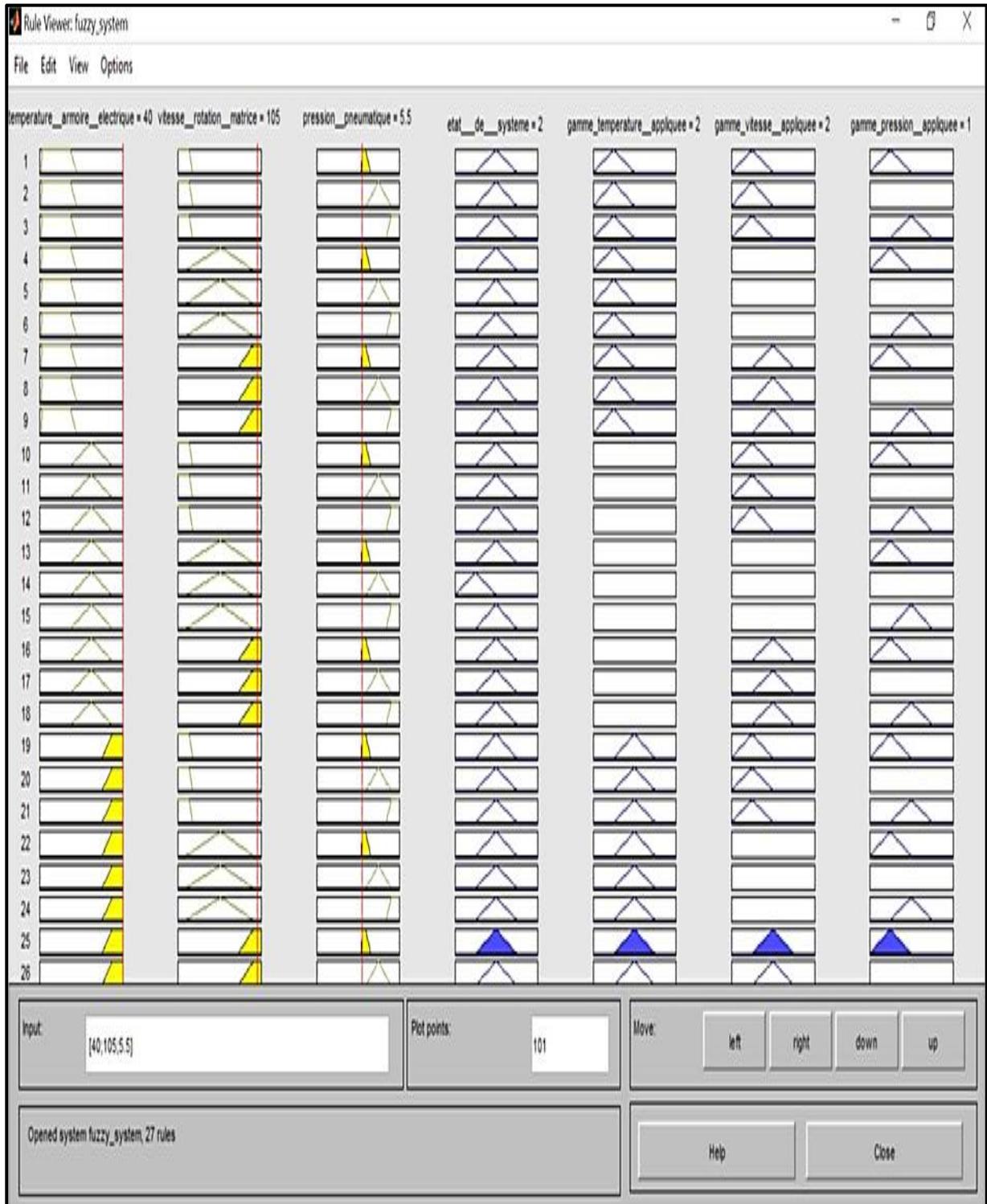


Figure 29: Résultat du simulation du Cas 4.

- **Interprétation des résultats de la simulation**

Après la simulation des différents scénarios possibles et les tests effectués sur le modèle flou, les résultats ont permis de valider la cohérence des réponses obtenues avec les résultats attendus.

En effet dans le premier cas, lorsque les valeurs des trois paramètres appartiennent aux intervalles moyens, la sortie générée par le modèle flou indique que l'état de systèmes est normal, et aucune gamme préventive est proposée.

Or, dans les autres scénarios testés, il suffit qu'un seul paramètre soit hors son intervalle moyen par exemple une haute température ou une faible pression, une sortie indique que le système nécessite un arrêt préventif et une gamme d'actions préventives adéquate est recommandée pour chaque situation afin d'éviter toute interruption du système.

Ces résultats confirment que ce modèle flou représente un outil ou un moyen d'aide à la décision pour prévenir les dysfonctionnements et lancer les actions préventives au bon moment.

Les interventions doivent suivre un ordre et un enchaînement logique pour optimiser les durées d'intervention et améliorer ainsi les KPIs de maintenance.

4.5 Proposition d'un tableau de bord pour le suivi des KPIs

En addition au système de surveillance flou, le suivi des indicateurs clés de performance clés est un autre moyen d'aide à la prise de décision. Cette partie consiste à présenter la démarche suivie pour la création des rapports et un tableau de bord pour le suivi des KPIs : MTBF, MTTR, Disponibilité asymptotique et le TRS. La conception de tableau de bord se fait par un outil performant et efficace pour la conception et la visualisation des KPIs principaux qui est Microsoft Power BI. La description de logiciel est détaillée dans l'**Annexe 9**.

4.5.1 La conception d'un tableau de bord sous Power BI desktop

La conception de tableau de bord passe par plusieurs étapes :

4.5.1.1 Collecte et préparation des données

Cette partie présente la première étape de l'élaboration d'un tableau de bord, elle consiste à identifier la source de données pertinente pour l'exploiter dans Power BI, dans le cadre de notre projet, les données sont extraites à partir d'un fichier Excel, ce dernier regroupe toutes les informations nécessaires au suivi des indicateurs de performances de la presse à comprimés Fette 2200i, notamment les temps de fonctionnement, les nombres de pannes et leurs durées de réparations...etc.

Les données ont été organisés, et transformées avant leurs exploitations dans Power BI à l'aide de Power Query, cette étape est essentielle car la fiabilité de notre tableau de bord dépend de la fiabilité des données.

4.5.1.2 Développement des indicateurs clés de performance (Kpi)

La section suivante présente les détails des calculs des KPIs choisis pour le suivi de performances de maintenance, les calculs sont faits à l'aide du Language DAX (data Analysis Expression), les figures ci-dessous détaillent les formules de calculs.

```
1 MTBF_mois_courant =
2 VAR MoisActuel = MONTH(TODAY())
3 VAR AnneeActuelle = YEAR(TODAY())
4 RETURN
5     DIVIDE(
6         CALCULATE(
7             SUM('Kpis Années'[temps de fonctionnement]),
8             FILTER('Kpis Années',MONTH('Kpis Années'[jours])=MoisActuel && YEAR('Kpis Années'[jours])= AnneeActuelle)
9         ),
10        CALCULATE(
11            SUM('Kpis Années'[nombre de pannes])+1,
12            FILTER('Kpis Années',MONTH('Kpis Années'[jours])=MoisActuel && YEAR('Kpis Années'[jours])=AnneeActuelle
13        )
14    ) )
15
```

Figure 30: Calcul MTBF mois courant.

```
1 Seuil_MTBF = 90
```

Figure 31: Seuil MTBF.

```
1 MTTR_mois_courant =
2 VAR MoisActuel = MONTH(TODAY())
3 VAR AnneeActuelle = YEAR(TODAY())
4 RETURN
5     DIVIDE(
6         CALCULATE(
7             SUM('Kpis Années'[durée de réparation ]),
8             FILTER('kpis années',MONTH('kpis années'[jours]) = MoisActuel && YEAR('kpis années'[jours]) =
9             AnneeActuelle
10        )
11    ),
12    CALCULATE(
13        SUM('Kpis Années'[nombre de pannes])+1,
14        FILTER('kpis années', MONTH('kpis années'[jours]) = MoisActuel && YEAR('kpis années'[jours]) =
15        AnneeActuelle
16    )
17 )
```

```
1 MTTR Mensuel =
2 DIVIDE(
3     SUM('Kpis Années'[durée de réparation ]),
4     SUM('Kpis Années'[nombre de pannes])+1
5 )
```

```
1 Disponibilité asymptotique_mensuelle =
2 DIVIDE([MTBF_mensuel],
3 [MTBF_mensuel]+[MTTR Mensuel]
4 )
```

```
1 Disponibilité asymptotique_mois_courant =
2 DIVIDE([MTBF_mois_courant],
3 [MTBF_mois_courant]+[MTTR_mois_courant]
4 )
```

```
1 disponibilité opérationnelle mensuelle =
2 DIVIDE(
3     SUM('Kpis Années'[temps de fonctionnement]),
4     SUM('Kpis Années'[temps requis ])
5 )
```

```
1 disponibilité opérationnelle_mois_courant =
2 VAR MoisActuel = MONTH(TODAY())
3 VAR AnneeActuelle = YEAR(TODAY())
4 RETURN
5 DIVIDE(
6     CALCULATE(
7         SUM('Kpis Années'[temps de fonctionnement]),
8         FILTER('kpis années',MONTH('kpis années'[jours]) = MoisActuel && YEAR('kpis années'[jours]) =
9             AnneeActuelle
10        )
11    ),
12    CALCULATE(
13        SUM('Kpis Années'[temps requis ]),
14        FILTER('kpis années', MONTH('kpis années'[jours]) = MoisActuel && YEAR('kpis années'[jours]) =
15            AnneeActuelle
16    )
17 )
```

```
1 performance_mensuelle =
2 DIVIDE(
3     SUM('Kpis Années'[temps net ]),
4     SUM('Kpis Années'[temps de fonctionnement])
5 )
```

```
1 performance_mois_courant =
2 VAR MoisActuel = MONTH(TODAY())
3 VAR AnneeActuelle = YEAR(TODAY())
4 RETURN
5 DIVIDE(
6     CALCULATE(
7         SUM('Kpis Années'[temps net ]),
8         FILTER('kpis années',MONTH('kpis années'[jours]) = MoisActuel && YEAR('kpis années'[jours]) =
9             AnneeActuelle
10        )
11    ),
12    CALCULATE(
13        SUM('Kpis Années'[temps de fonctionnement]),
14        FILTER('kpis années', MONTH('kpis années'[jours]) = MoisActuel && YEAR('kpis années'[jours]) =
15            AnneeActuelle
16    )
17 )
```

```
1 qualité mensuelle =  
2 DIVIDE(  
3     SUM('Kpis Années'[quantité conforme ]),  
4     SUM('Kpis Années'[quantité non conforme])  
5 )
```

```
1 qualité_mois_courant =  
2 VAR MoisActuel = MONTH(TODAY())  
3 VAR AnneeActuelle = YEAR(TODAY())  
4 RETURN  
5 DIVIDE(  
6     CALCULATE(  
7         SUM('Kpis Années'[quantité conforme ]),  
8         FILTER('kpis années',MONTH('kpis années'[jours]) = MoisActuel && YEAR('kpis années'[jours]) =  
9             AnneeActuelle  
10    )  
11 ),  
12     CALCULATE(  
13         SUM('Kpis Années'[quantité totale produite ]),  
14         FILTER('kpis années', MONTH('kpis années'[jours]) = MoisActuel && YEAR('kpis années'[jours]) =  
15             AnneeActuelle  
16    )  
17 )
```

```
1 TRS_mois_courant = [disponibilité opérationnelle_mois_courant]*[performance_mois_courant]*  
[qualité_mois_courant]
```

```
1 TRS mensuelle = [disponibilité opérationnelle mensuelle]*[performance mensuelle]*[qualité mensuelle]
```

```
1 Seuil_Disponibilité_Oparationnelle = 1
```

```
1 Seuil_MTTR = 2
```

```
1 Seuil_TRS = 0.85
```

```
1 Seuil_MTBF = 90
```

Figure 32: Programmes DAX de calcul des KPIs.

4.5.2 Réalisation de l'interface du tableau de bord intelligent

Cette phase vise à réaliser des rapports détaillés des différents indicateurs choisis, ainsi qu'une interface où le tableau de bord contient les informations clés en choisissant des visualisations adaptées à nos besoins et qui facilite le passage du tableau de bord vers les rapports détaillés.

Les figures suivantes illustrent les rapports des KPIs ainsi que le tableau de bord :

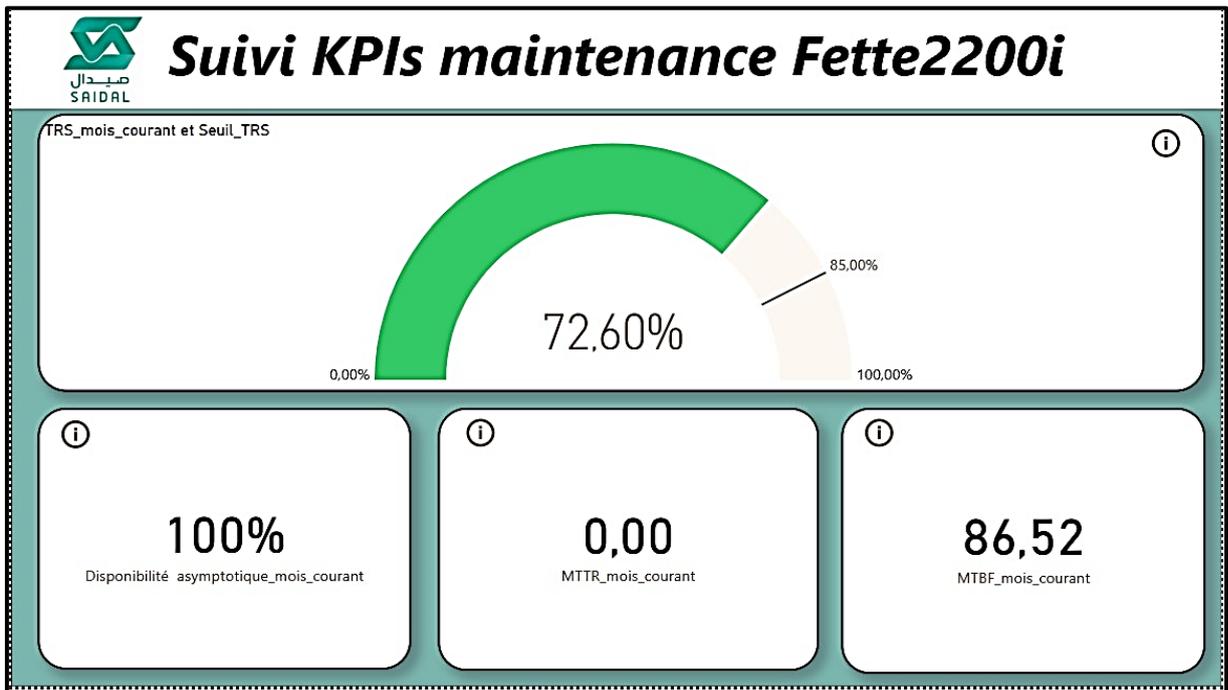


Figure 33: Tableau de bord de suivi des KPIs de maintenance.

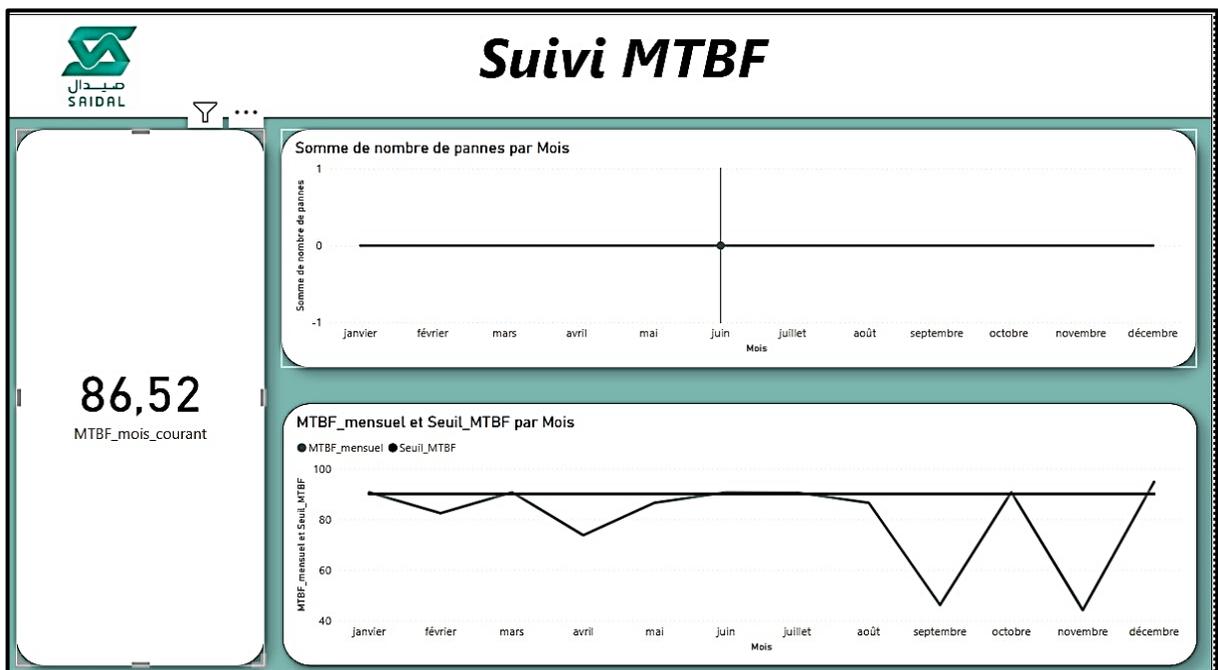


Figure 34: Suivi du MTBF.

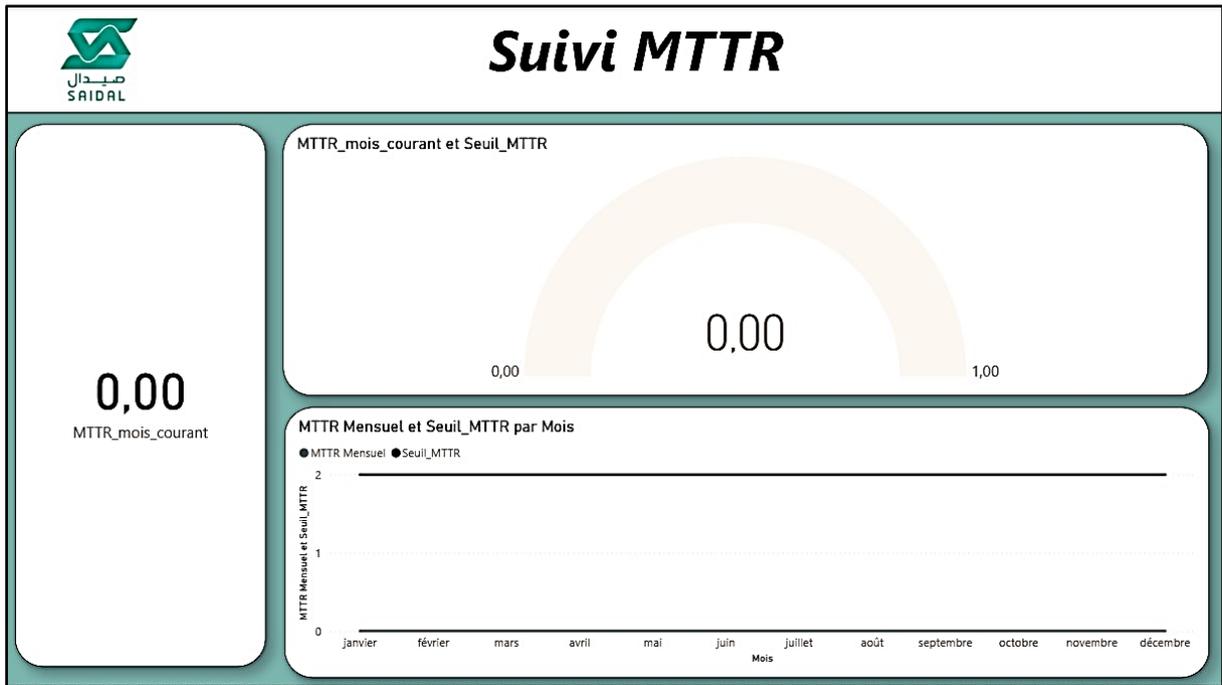


Figure 35: Suivi du MTRR.

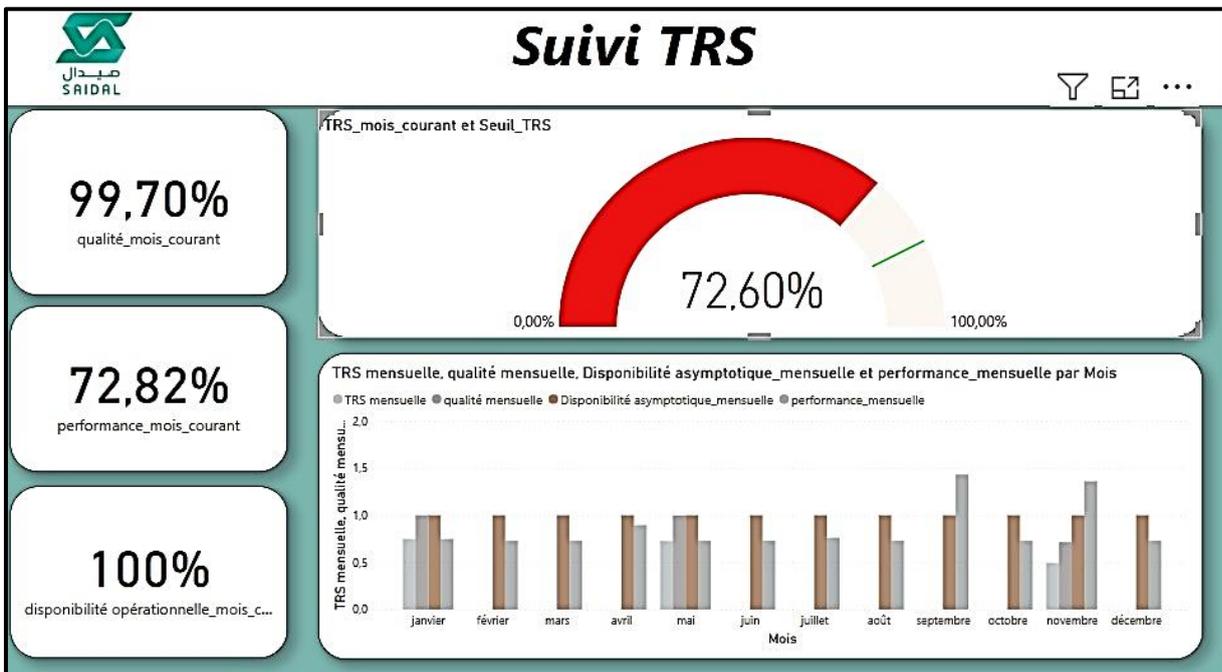


Figure 36: Suivi du TRS.

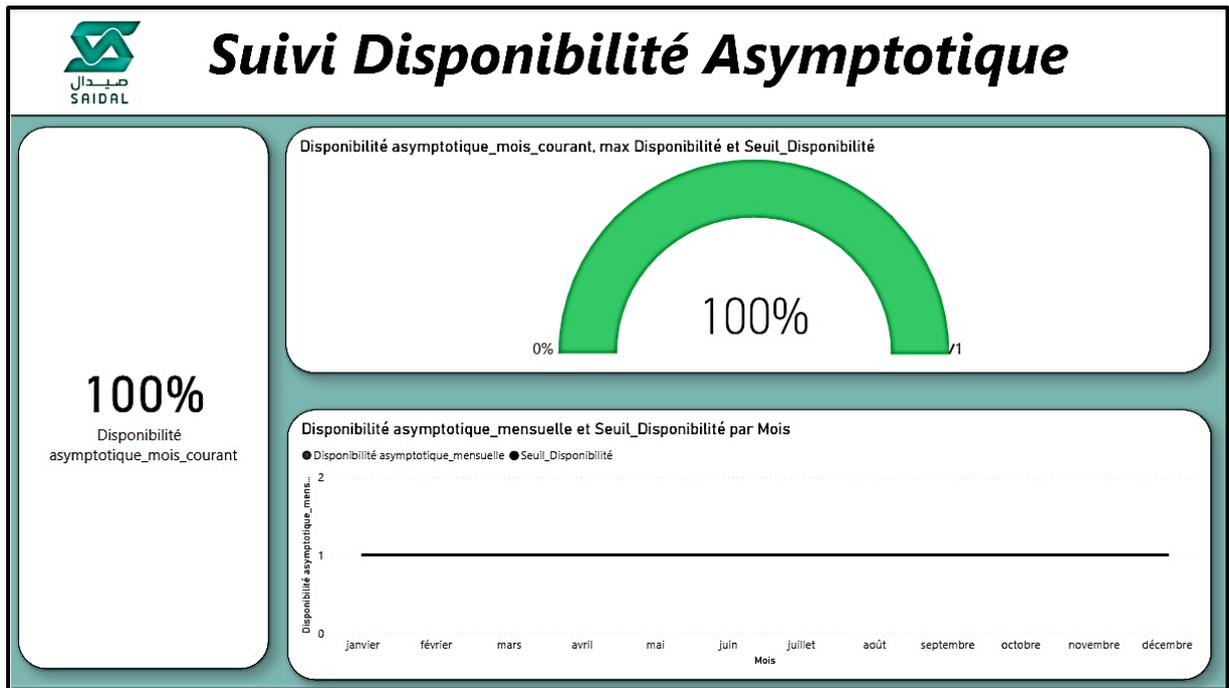


Figure 37: Suivi du disponibilité asymptotique.

4.5.3 Evaluation de la valeur ajoutée

La conception du tableau de bord de maintenance nous a permis d'améliorer le processus de surveillance des performances de la presse a comprimé, cet outil nous aide à visualiser les informations clés en temps réel, tels que le MTBF, MTTR, TRS, et la disponibilité asymptotique, ce TB interactif a permis d'optimiser les temps de la prise de décision grâce à la mise à jour automatique des données (connexion entre Power BI et Excel) en éliminant les temps de traitement manuelle des données.

4.6 Recommandations

- *Former l'ensemble du personnel technique à l'importance de la saisie rigoureuse des données techniques et des événements.*
- *Mettre en place un système de collecte et de centralisation des données en temps réel pour améliorer la traçabilité, analyser les tendances et améliorer la prise de décision (déploiement du système SCADA).*
- *Centraliser les données via un ERP ou une GMAO.*
- *Créer une base de données SQL pour le stockage des données qui vont alimenter le système de surveillance proposé pour améliorer sa performance et la prise de décision.*
- *Mettre en place une solution GMAO.*
- *Créer un service méthode.*
- *Confier la gestion de la pièce de rechange au service maintenance pour optimiser les interventions et éviter les ruptures de stock.*

4.7 Perspectives de développement du projet

Le modèle actuel basé sur la logique floue constitue une solution réaliste et performante en absence d'une base de données structurée. Cependant, plusieurs perspectives sont envisagées pour améliorer le modèle présenté notamment :

- *L'intégration d'un système neuro-flou combinant les avantages des réseaux de neurone et de la logique floue pour optimiser les règles floues par la capacité d'apprentissage des réseaux de neurones des données historiques.*
- *Envisager d'autres paramètres d'entrée pour améliorer la précision de système flou et la fiabilité de la presse a comprimé tel que les vibrations et le niveau de lubrifiant.*
- *Connecter le tableau de bord à l'API (fichier JSON) afin de le rendre plus dynamique et l'alimenter avec des données réelles et fiables.*
- *Envisagé d'autres KPIs tel que les couts de maintenance et le taux de préventive.*
- *Création d'une interface utilisateur pour faciliter la visualisation des résultats du système flou.*

4.8 Conclusion

Ce chapitre a permis de développer un système de surveillance intelligent basé sur la logique floue afin de suivre l'état de fonctionnement et de surveiller les paramètres de la presse a comprimés. En complément, un tableau de bord a été élaboré afin de faciliter la visualisation et le suivi des différents indicateurs de performance de maintenance, cette combinaison d'outil d'intelligence artificielle et l'outils de suivi et de pilotage a permis l'amélioration de la gestion de la maintenance et une meilleure collaboration de cette dernière avec la production

Conclusion générale

Dans le cadre de ce travail, une démarche d'amélioration de la maintenance préventive et l'orientation de la prise de décision a été adoptée au sein de l'entreprise pharmaceutique Sidal, spécialisée dans la fabrication des médicaments génériques. Notre projet consiste à développer un modèle de surveillance basé sur la logique floue afin de surveiller le fonctionnement d'une presse à comprimés, ainsi que sur l'élaboration d'un tableau de bord intelligent.

La démarche suivie consiste dans un premier temps, à élaborer une étude de criticité basée sur l'analyse du TRS et le taux des rebuts afin d'identifier l'équipement le plus critique du processus de production. La presse à comprimés Fette 2200 i a été retenue comme l'équipement le plus critique pour son importance dans la chaîne de production et le taux des rebuts élevé qu'elle génère.

Dans la deuxième étape, un état de l'art sur les méthodes et les techniques de l'intelligence artificielle dédiées à la surveillance des systèmes industriels a été réalisé. L'analyse comparative articulée autour d'un ensemble de critères définies selon notre cas d'étude a mis en évidence l'adéquation de la logique floue par rapport ou autres techniques.

La dernière partie du projet consiste à mettre en place les solutions proposées notamment, le développement d'un modèle de surveillance simulé sous MATLAB 2014. Ce dernier permet de détecter et de prévenir les dégradations et les arrêts imprévus de la presse à comprimés Fette 2200i. En complément, un tableau de bord a été développé afin de visualiser les indicateurs clés de performance tel que le TRS, MTTR, MTBF et la disponibilité asymptotique et orienter la prise de décision en maintenance préventive. La simulation du système flou a donné des résultats satisfaisants et valides à 100% pour tous les cas simulés, car le système a permis de détecter les anomalies avant qu'elles ne surviennent réellement.

Pour le tableau de bord une mise à jours des données dans la source (fichier Excel dans notre cas) entraîne une mise à jours automatique des indicateurs de performances ainsi que le suivi rigoureux des indicateurs clés grâce au visualisations interactives qu'il fournit.

Ces deux solutions sont complémentaires dans la démarche d'optimisation de la maintenance préventive. Ou le modèle de surveillance flou est basé sur le suivi des paramètres technique de la presse a comprimé Fette 2200i, tandis que le tableau de bord intelligent permis de suivre en continue en continu les indicateurs de performance.

Le système conçu constitue une base évolutive qui pourrait être intégrée dans un environnement réel pour un suivi des performances en temps réel.

Annexes

Annexe 1 : Les principaux KPIs de maintenance

MTBF : La moyenne des temps de fonctionnement entre deux défaillances (Mean Time Between Failure). Il est utilisé pour mesurer la fiabilité des équipements. C'est un ratio entre le temps de fonctionnement et le nombre des pannes sur une période :

$$\frac{\text{Total des temps de bon fonctionnement}}{\text{Nombre de pannes}}$$

MTTR : La moyenne des temps pour la réparation (Mean Time To Repair). Le MTTR mesure le temps moyen nécessaire pour réparer un équipement. C'est un moyen d'évaluation de l'efficacité des équipes de maintenance et la disponibilité des pièces de rechange et donne une vision sur l'organisation de la maintenance corrective en général. Il est mesuré par :

$$\frac{\text{totale des temps de réparation}}{\text{Nombre de pannes}}$$

TRS : Le Taux de rendement synthétique (OEE : Overall Equipment Effectivness en anglais) c'est le taux d'utilisation des biens représente de manière synthétique le **rendement d'un outil de production** à travers trois autres indicateurs : taux de disponibilité, taux de performance, et taux de qualité [72].

$$\text{TRS} = \text{taux de performance} \times \text{taux de disponibilité} \times \text{taux de qualité}$$

Disponibilité asymptotique : C'est la probabilité qu'un équipement soit en état de fonctionnement à un instant donné, elle représente ainsi selon l'IEC 192-08-07 « *la limite si elle existe de la disponibilité instantanée lorsque le temps tend vers l'infini.* » en régime stationnaire la disponibilité asymptotique s'évalue par :

$$\frac{\text{MTBF}}{\text{MTBF} + \text{MTTR}}$$

Annexe 2 : Présentation de l'entreprise SAIDAL

1. Sites de production

Saidal compte 08 sites de production d'une capacité totale de 250 millions d'unités vente :

Site de production de Dar El Beida : L'unité de Dar El Beida existe depuis 1958, l'activité de cette unité était limitée en la fabrication de quelques médicaments et produits cosmétiques, mais actuellement elle produit une gamme de médicaments très large dans plusieurs formes : Comprimés, Gélules, Sirops (solutés buvables), Forme pâteuses (pommades, gel, crème), Suspension buvable, Sels, et Solution dermique.

Site de production d'El-Harrach : Il est spécialisé dans la production et la commercialisation des sirops, des pommades, des solutions antiseptiques et des comprimés.

Site de production de Cherchell : Cette unité est spécialisée dans les formes sèches (comprimée, sachets).

Site de production de Médéa : C'est un complexe spécialisé dans la production d'antibiotiques pénicilliniques et non pénicilliniques.

Site de production de Constantine : Il est spécialisé dans la fabrication des formes liquides. L'usine de Constantine se compose de deux ateliers de sirops.

Site de production de Constantine-unité d'Insuline : Spécialisé dans la production d'insuline humaine à trois types d'action : rapide, lente et intermédiaire.

Site de production d'Annaba : Cette usine est spécialisée dans la fabrication des formes sèches (comprimés et gélules) [73].

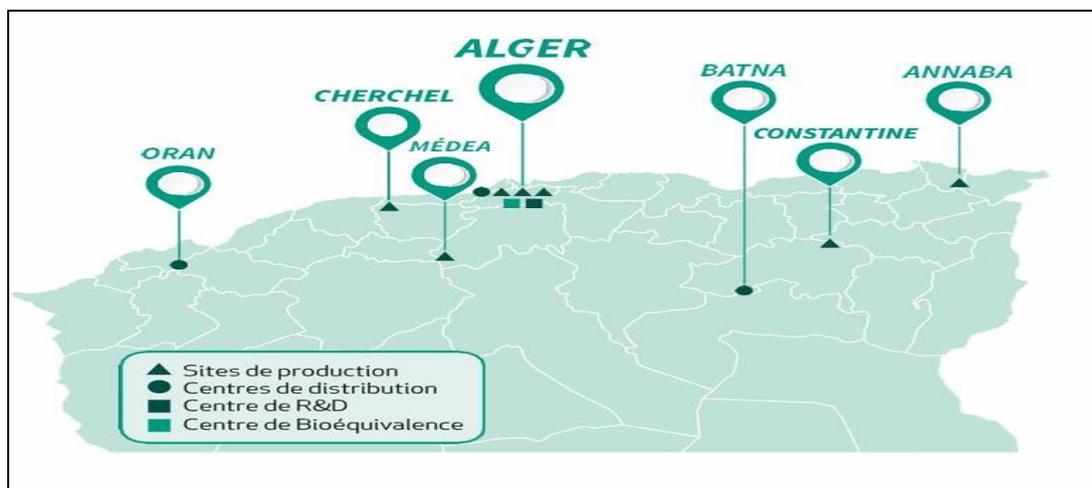


Figure 38 : Sites de production de SAIDAL.

2. Présentation de site de production de Cherchell

Le site de Cherchell figure parmi les nouvelles unités de production du groupe Saidal dans son plan de développement. Le groupe Saidal va donc élargir sa voilure avec l'entrée en activité de nouvelles unités de production. Cette unité est spécialisée dans la production des formes sèches (comprimée, sachets) et assure une gamme de produits génériques. Pour la forme comprimés le site produit des :

- Antalgiques : Acepral Cardio 30, Acepral Cardio 100
- Antibactériens : Azithro 500mg
- Antifongiques : Lamidaz
- Antidiabétiques : Lavida 1mg, Lavida 2mg, Lavida 3mg, Lavida 4mg, Lavida 6mg

3. Situation géographique

Saidal se situe dans la zone industrielle d'Oued El Belaa à environ 5 Km de la ville de

Cherchell. Elle débauche sur la route nationale RN11, ce qui permet le transport et la livraison de ses produits sans encombre. Son implantation est à 90 de kilomètre de l'Ouest d'Alger.

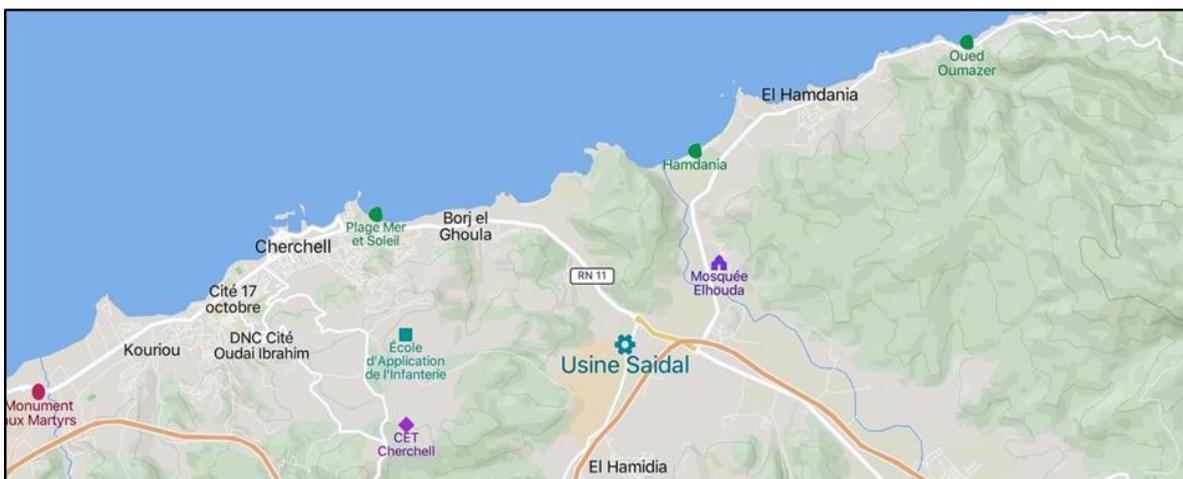


Figure 40: Localisation géographique de site de production de Cherchell.

4. Organisation de la sous-direction maintenance

Le service d'accueil (Sous-direction maintenance) se compose de trois services principaux dirigés par le responsable de la sous-direction. Un département utilités chargé de la gestion des utilités. Le département des travaux neufs présenté par son responsable prend en charge les projets de travaux neufs (équipements et infrastructure) en vue d'amélioration de la production et le respect des normes du domaine. Le département d'intervention qui assure les interventions correctives et préventives.

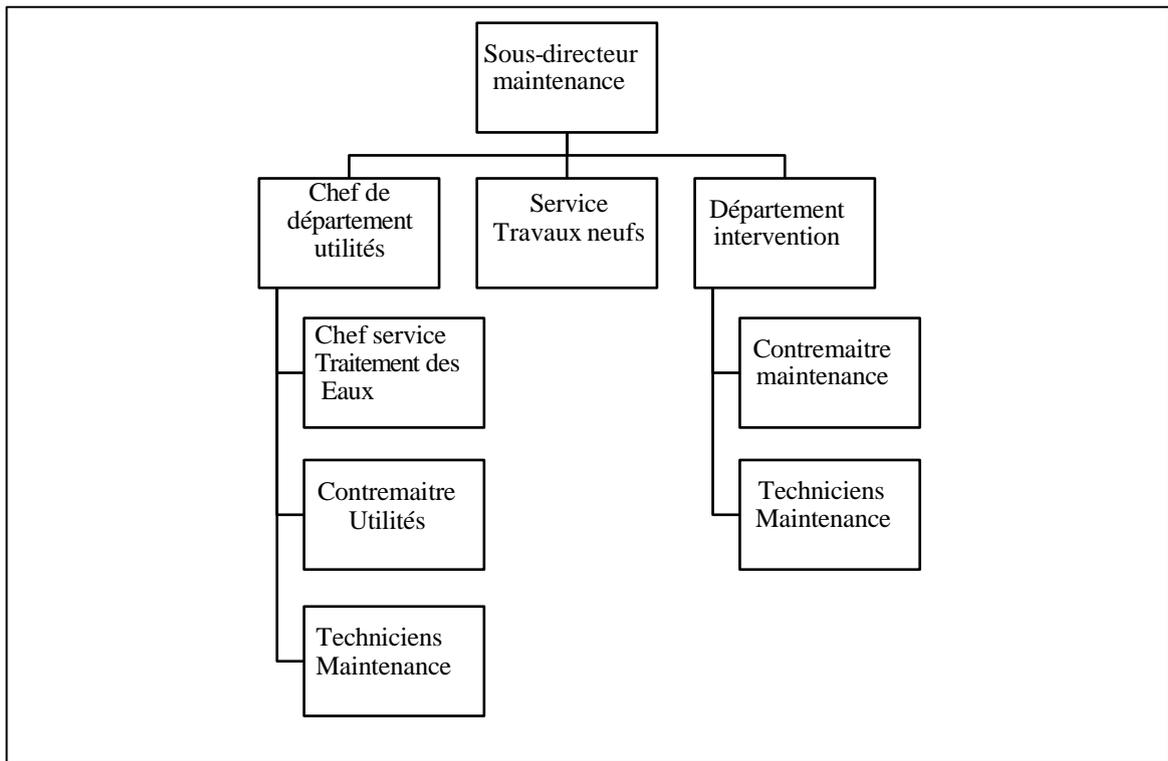


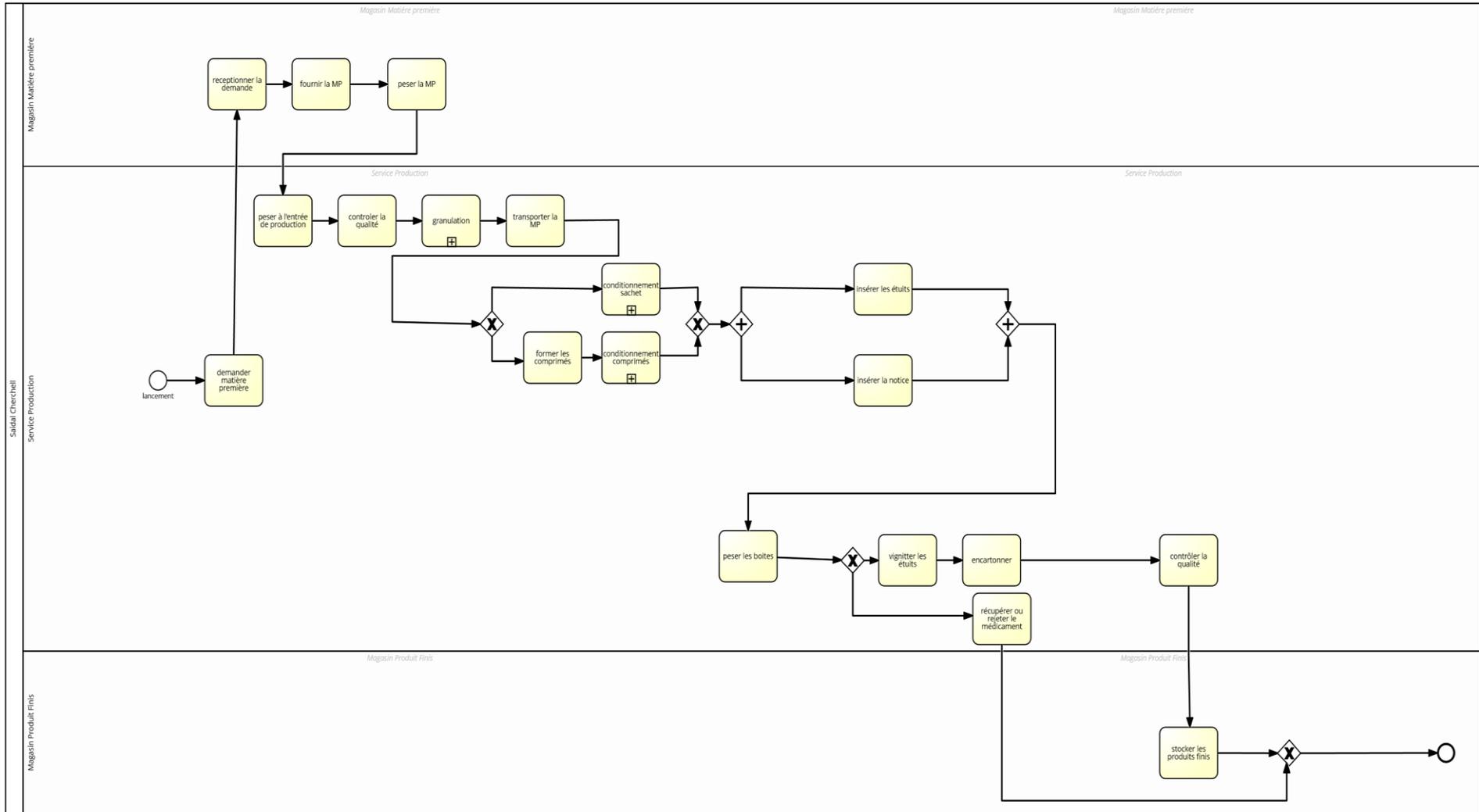
Figure 39: Organisation de la sous-direction maintenance.

Annexe 3 : Inventaire des équipements

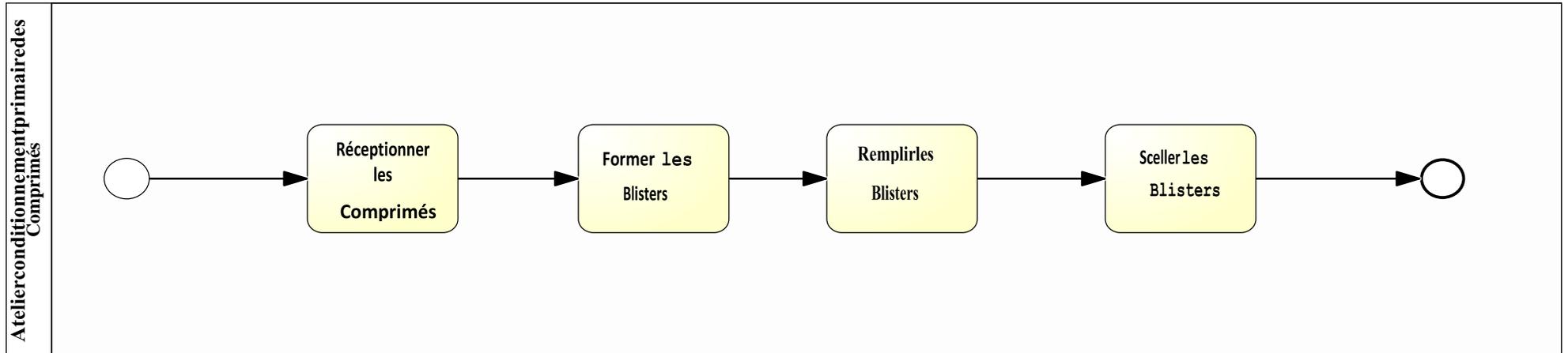
Catégories	Fonction	Equipements
Production	Granulation	Mélangeur granulateur
		Calibreur humide
		Sécheur à lit fluidisé
		Calibreur à sec
		Colonne de soulèvement
		Transport pneumatique
	Mélange	Mélangeur de bins
	Compression	Comprimeuse
	mise en gélule	Géluleuse
	Pelliculage	Pelliculeuse
	Conditionnement (blister)	Blistéreuse
		Encartonneuse
		Vignetteuse
		Balance Dynamique
		Encaisseuse
	Conditionnement (sachets)	Remplisseuse pour sachets poudres
		Encartonneuse pour sachets
		Vignetteuse
		Balance Dynamique
		Encaisseuse semi-automatique
Utilité	Systèmes HVAC	L'eau purifiée.
		Eau glacée
		Eau adoucie
		Vapeur industrielle
		Air comprimé
		Eau chaude
	CTA : centrales de traitement d'air	

Annexe 4 : Cartographie des processus

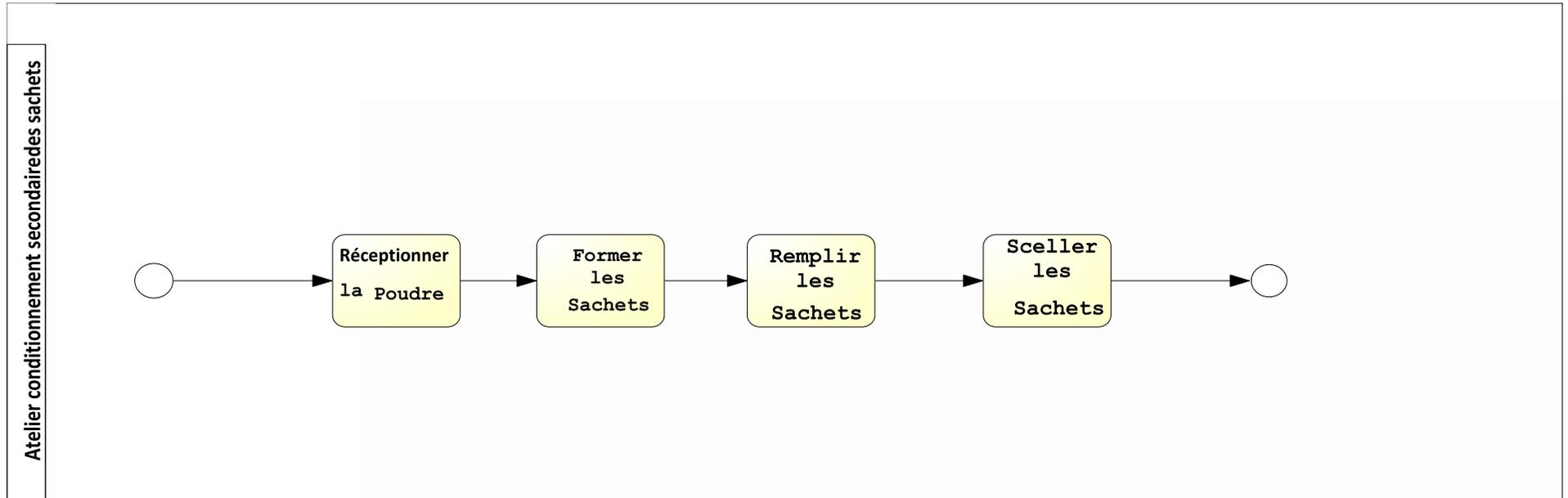
Processus de fabrication



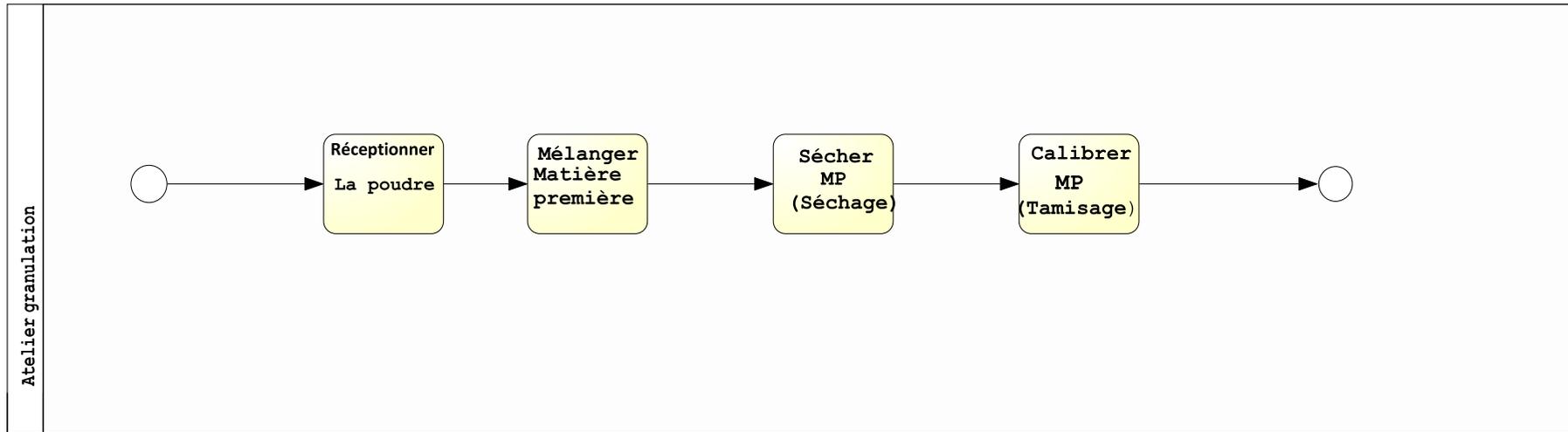
Sous process de conditionnement sachets



Sous process de conditionnement sachets



Sous process de granulation



Annexe 5 : Matrice de criticité

Tableau 11: Matrice de criticité.

Question	Impact	Description
1	Impact Direct / Impact Indirect	Le système est-il en contact direct avec le produit ?
2		Le système est-il utilisé pour produire ou entre-il en contact avec une matière première ou un additif qui entre en contact avec le produit?
3		Le système est-il utilisé pour le nettoyage ou la stérilisation (pour les accessoires et les équipements qui sont en contact direct avec le produit) ?
4		Le système préserve-t-il la qualité et/ou l'intégrité du produit ?
5		Le système produit il des données qui sont utilisées pour accepter/rejeter le produit ou le libérer ?
6		S'agit-il d'un système de contrôle ou d'ajustement qui peut influencer la qualité du produit et n'existe-t-il pas un système de back-up ?
7	Impact Indirect / Non-Impact	Le système fournit-il une utilité ou une fonction à un système à impact direct ou affecte-t- il la performance d'un système à impact direct ?

Les équipements sont évalués selon les questions suivantes :

Si la réponse à une ou plusieurs des questions 1, 2, 3, 4, 5, 6 est OUI alors le système a un impact direct.

Dans le cas où la réponse aux questions 1, 2, 3, 4, 5, 6 est NON alors répondre à la question 7.

Si la réponse à la question 7 est OUI, le système a un « Impact Indirect » ; si la réponse à la question 7 est NON le système n'a pas d'impact.

Système	Etude d'impact										
	Réponse							Résultat			Criticité
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Impact Direct	Impact Indirect	Pas d'Impact	
Granulation											
Mélangeur granulateur		OUI		OUI				X			OUI
Calibreur humide		OUI		OUI				X			OUI
Sécheur à lit fluidisé				OUI				X			OUI
Calibreur à sec		OUI		OUI				X			OUI
Colonne de soulèvement							OUI		X		NON
Transport pneumatique		OUI		OUI				X			OUI

Système	Étude d'impact										
	Réponse							Résultat			Criticité
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Impact Direct	Impact Indirect	Pas d'Impact	
Mélange											
Mélangeur de bins				OUI				X			OUI
Compression											
Comprimeuse	OUI	OUI		OUI				X			OUI
Mise en gélule											
Géluleuse	OUI	OUI		OUI				X			OUI
Pelliculage											
Pelliculeuse	OUI	OUI		OUI				X			OUI

Système	Étude d'impact										
	Réponse							Résultat			Criticité
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Impact Direct	Impact Indirect	Pas d'Impact	
Conditionnement (blister)											
Blistéreuse	OUI			OUI				X			OUI
Encartonneuse				OUI				X			OUI
Vignetteuse				OUI				X			OUI
Balance Dynamique				OUI	OUI			X			OUI
Encaisseuse							OUI		X		OUI

Système	Étude d'impact										
	Réponse							Résultat			Criticité
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Impact Direct	Impact Indirect	Pas d'Impact	
Conditionnement (sachets)											
Remplisseuse pour sachets poudres				OUI				X			OUI
Encartonneuse pour sachets				OUI				X			OUI
Vignetteuse				OUI				X			OUI
Balance Dynamique				OUI	OUI			X			OUI
Encaisseuse semi-automatique							OUI		X		OUI

Système	Étude d'impact										
	Réponse							Résultat			Criticité
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Impact Direct	Impact Indirect	Pas d'Impact	
Utilités											
Eau purifiée		OUI		OUI				X			OUI
Eau glacée							OUI		X		NON
Eau adoucie							OUI		X		NON
Vapeur industrielle							OUI		X		OUI
Air comprimé							OUI		X		NON
Eau chaude							OUI		X		NON

Annexe 6 : Paramètres de production et arrêts machines utilisé**Tableau 12: Paramètres de production et arrêts machines utilisé.**

Équipements	Capacité théoriques Unite\ mois	Capacité Réelle (quantité réalisées)	Produit Non conforme (rejet)	Temps d'ouverture des équipements heures/mois	Temps des arrêts prévus (changement de format, pauses)	Temps total de production heures/mois
Mélangeur granulateur	44 lots	22 lots /mois	0	140	24 heures changement produit	160
Sécheur à lit fluidisé	50 lots	22 lots/mois	0	140	24 heures changement produit	160
Presse comprimés	5702400 comprimés	800 000 Cp/jour	5000 Cp/mois (réglage machine)	140	48 heures changement format poinçons	160
Pelliculeuse	35 lots	15 lots /mois	0	140	24 heures changement produit	160
Blistéreuse	300 blister/ minute 8640000 blister/mois	594000 blisters/mois	200 blisters /mois	140	48 heures changement format	160
Encartonneuse	2956800 blister	290000 boîtes /mois	1020/mois	140	48 heures changement format	160
Encaisseuse automatique	21120 cartons	3300 cartons/mois	35/mois qualité	140	/	160
Eau purifiée	580800 litres	11 lots/mois	0	280	/	320

Remarque :

MOIS → 22 jours

Pour la station de l'eau purifiée : 5000 litre (L) → 1 lots

Annexe 7 : Les modèles de base de Matching learning

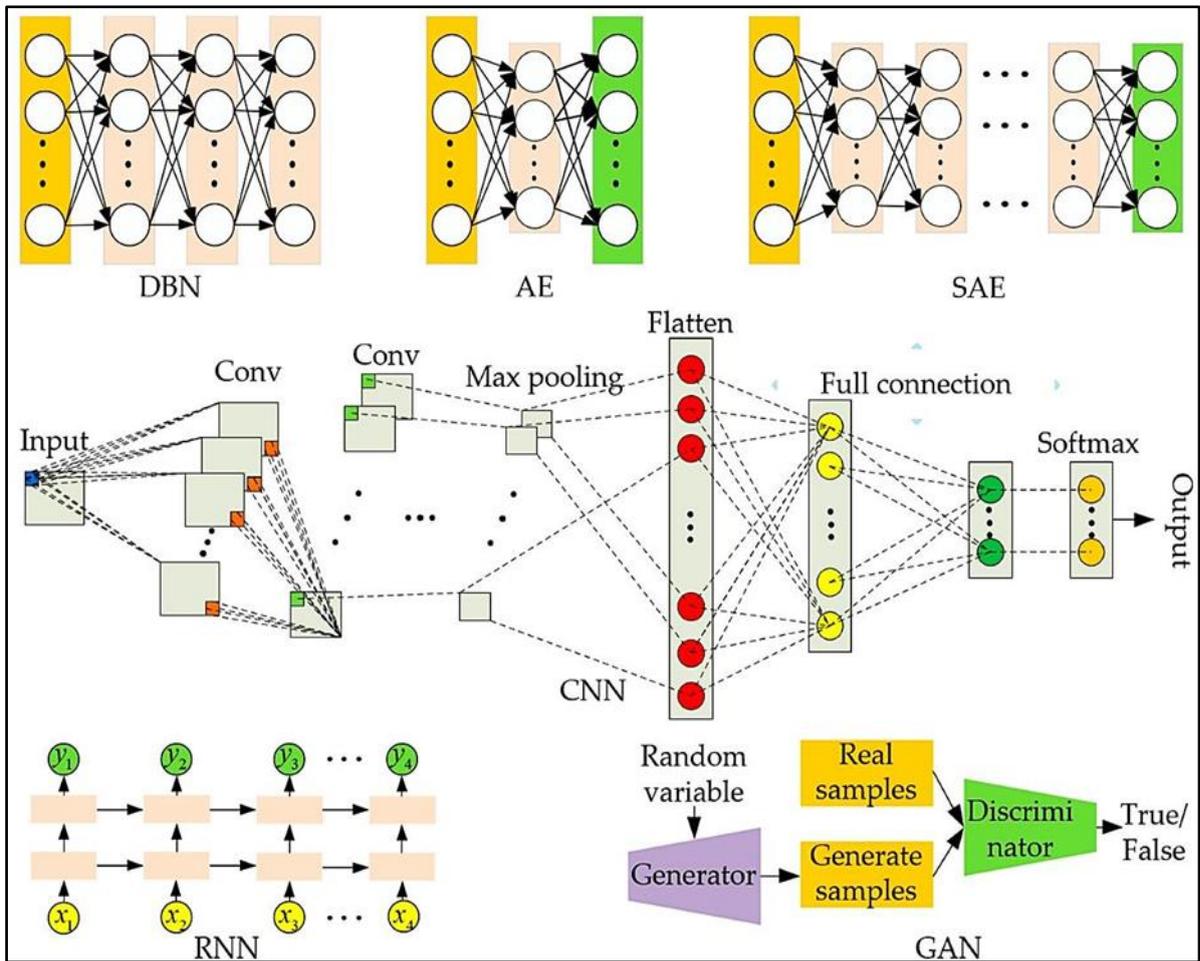


Figure 41: Modèles de base d'apprentissage automatique.

Annexe 8 : Les fiches préventives



Fiche préventive Paramètre vitesse de rotation de la matrice

N° fiche :
Atelier : Compression
Unité de maintenance : process

Équipement : Presse à comprimés
Réalisé par :

désignation : Fette 2200i
Lancée .../.../...

Code :

	Opérations	Moyens	Intervenant		Temps estimé	Observations
			spécialité	habilitation		
Lente	<ul style="list-style-type: none"> *Nettoyage des capteurs de vitesse de rotation et les matrices pour éviter l'accumulation de la poudre. *Vérification de réglage de variateur de vitesse. *Inspecter les éléments mécaniques (roulements, courroies et axe). *Lubrifier les roulements et les axes tournants. *Vérifier l'équilibre de l'ensemble de plateaux de matrices. 	<ul style="list-style-type: none"> • Soufflette. • Chiffon. • Multimètre. 	Technicien de maintenance			Documenter les gammes de lubrification
Elevée	<ul style="list-style-type: none"> *Nettoyer les capteurs de vitesse de rotation. *Vérifier le réglage de variateur de vitesse. *Inspecter les éléments mécaniques (roulements, courroies et axe). *Lubrifier les roulements et les axes tournants pour éviter l'usure. 	<ul style="list-style-type: none"> • Lubrifiant spécifique. • Caisse à outils. 				Documenter les gammes de réglages
Visa :		Responsable de la sous-direction maintenance :			Chef service intervention :	



Fiche préventive Paramètre pression pneumatique

N° fiche :
Atelier : Compression
Unité de maintenance : utilité

Équipement : Presse à comprimés

désignation : Fette 2200i

Code :

Réalisé par :

Lancée le : .../.../...

	Opérations	Moyens	Intervenant	Temps estimé	Observations
			spécialité		
Basse	<ul style="list-style-type: none"> *Inspecter le réseau pneumatique pour détecter des fuites probables. *Nettoyer ou changer les filtres si nécessaires. *Vérifier le bon fonctionnement du compresseur. *Vérifier le régulateur de pression pneumatique. 	Soufflète, Brosse, Pinceau, Chiffon Multimètre Manomètre Caisse à outils Détecteur de fuites	Technicien maintenance industrielle		Consulter les plans pneumatiques Consulter la fiche préventive de compresseur et sa documentation technique.
Haute	<ul style="list-style-type: none"> *Ajuster les paramètres de commande si nécessaire. *Contrôler les électrovannes de système de triage. *Vérifier le régulateur de pression pneumatique. *Vérifier le bon fonctionnement du compresseur. 				
Visa :		Responsable de la sous-direction maintenance :		Chef de département utilités :	



Fiche préventive

Paramètre température armoire électrique

N° fiche :
Atelier : Compression
Unité de maintenance : process

Équipement : Presse à comprimés désignation : Fette 2200i Code :
Réalisé par : Lancée le : .../.../...

	Opérations	Outillages	Intervenant		Temps estimé	Observations
			spécialité	habilitation		
Basse	*Nettoyer les filtres à air et les sondes de température si nécessaire. *Vérifier le fonctionnement des sondes de température. *Vérifier l'isolation thermique.	Soufflète, brosse, pinceau, chiffon Multimètre	électrique	BS*		
Haute	*Nettoyer les systèmes de ventilation et les filtres. *Augmenter la ventilation et ajouter un système de ventilation. *Vérifier les composants de l'armoire et contrôler les charges et les surintensités. *Contrôler les connexions électriques et le serrage des bornes.	Caisse à outils Caméra infrarouge (optionnelle)				
Visa :		Responsable de la sous-direction maintenance :			Chef de département intervention	

Habilitation BS : chargé des interventions élémentaires, mesure et remplacement des composants électriques.

Annexe 9 : Présentation de Microsoft Power BI

- *Présentation de Microsoft Power BI*

Microsoft Power BI pour Power Business Intelligence, est un logiciel développé par Microsoft pour transformer différentes sources de données en analyses et visualisations cohérentes et interactives. Il permet de créer d'une manière simple et efficace par son interface des visualisations, des tableaux de bord et des rapports interactifs et personnalisés. Sa possibilité d'intégration avec différents outils comme Excel, les bases de données SQL (Structured Query Language) et les services cloud comme Azure permet aux utilisateurs de se collaborer et de partager les données au sein d'un organisme. Il utilise le langage DAX (Data Analysis Expression) pour les calculs et les mesures dynamiques et la création des indicateurs de performances.

Microsoft offre deux versions de ce logiciel, une version gratuite et une version pro et premium payante avec plus de fonctionnalités.

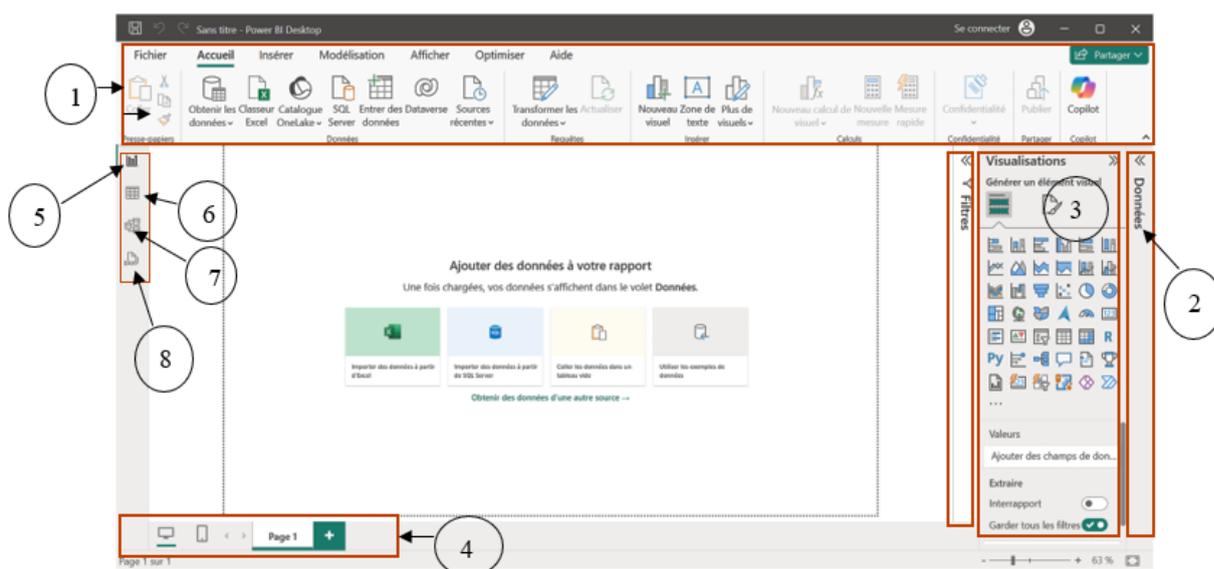


Figure 42: Interface Power BI.

1. **Rubans** : Il offre un ensemble centralisé d'outils et de commandes organisés en onglets et groupe.
2. **Volet de données** : Il affiche les colonnes des données.
3. **Visualisations** : Il contient des listes et des types des visuels comme les graphiques et autres.
4. **Volet de navigation de pages** : Il permet de sélectionner ou d'ajouter des pages de rapport.
5. **Vue de rapports** : Elle permet de concevoir des visualisations personnalisées.
6. **Affichage des données** : Il permet d'afficher et d'exploiter les données.
7. **Vue relation ou modèle** : Il permet de créer des relations entre les tables des données.

8. Editeur DAX : Il permet de créer des mesures et des calculs.

- *Les composants de Microsoft Power BI*

Ce logiciel est composé de plusieurs éléments en interaction dont [74] :

- **Power BI desktop** : une application bureau qui permet de connecter, transformer et de visualiser les données. Plusieurs sources de données peuvent être combinées pour créer des modèles de données avec lesquels des visuels et rapports sont créés et partagés. Il existe trois vues principales : « Rapport » qui est la vue principale où les visuels et rapports sont visualisés, « Données » où les tables de mesures et données sont visualisées, et « Modèle » qui permet de créer des relations entre les tables de modèle de données.
- **Service SaaS** : Software as a Service ou le service Microsoft Power BI est une plateforme cloud de accessible via un navigateur. Il permet une connexion aux sources de données cloud avec des mises à jour automatiques des données.
- **Power BI mobile** : C'est une application mobile qui facilite la consultation des rapports, visuels et données ce qui offre un suivi et une prise de décision rapide.
- **Power BI Report Builder** : pour la création des rapports foliotés qui peuvent être partagés dans le service Power BI.
- **Power BI Report Server** : c'est un serveur local pour le partage, le stockage et la gestion des rapports et des rapports foliotés.

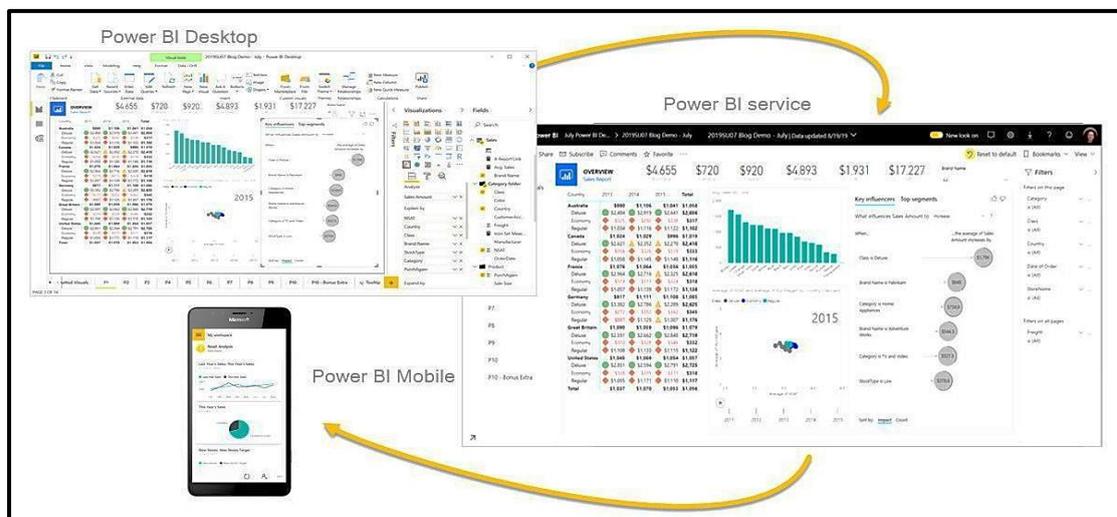


Figure 43: Les trois composants de base de Power BI.

- *Les sources de données*

Power BI peut se connecter à plusieurs sources de données pour pouvoir créer des rapports et tableaux de bord notamment :

Fichiers : comme des classeurs Excel, les fichiers Texte/CSV (Comma separated Values), XML (eXtensible Markup Language) qui est un format de fichier pour le stockage des données

hiérarchiques, fichiers JSON (Java Script Object Notation), des dossiers pour importer plusieurs fichiers, des PDF (Portable Document Format), les parquets qui sont utilisés dans les systèmes Big Data pour le stockage des gros volumes de données et dossiers SharePoint qui est une plateforme Microsoft de collaboration des documents .

Bases de données : toutes les bases de données comme SQL (Structured Query Language) pour la gestion des bases de données relationnelles.

Services cloud : comme la base de données Azure SQL, One Drive...etc.

Services en ligne.

- *Les fonctionnalités de Power BI*

Power BI offre plusieurs fonctionnalités pertinentes, en effet il permet de :

- Créer des tableaux de bord interactifs.
- Connecter à plusieurs sources de données avec des mises à jour
- Transformer des données par des modifications et des combinaisons de ces dernières.
- Visualiser les données personnalisées.
- Collaborer avec des services Microsoft.

- *Les limites de Power BI (version gratuite) :*

Power BI présente certaines limitations qu'il convient de prendre en considération notamment :

- Complexité d'analyse des données où Power BI peut traiter un nombre de lignes seulement sans générer des problèmes ce qui peut affecter la performance et la rapidité des analyses des modèles de données non optimisé.
- La taille maximale des données est limitée pour les jeu de données volumineux, 10 Giga octet pour un fichier dans la version desktop et 1 Giga octet pour la version gratuite cloud tandis peut aller jusqu'à 100 Giga octet pour la version payante.
- Complexité des calculs DAX.
- Mises à jour lentes des gros volumes des données et limitation de nombre d'actualisations par jour.
- La version desktop est limitée à Windows d'où la création ou la modification des rapports nécessite l'utilisation de ce système d'exploitation.

Annexe 10

Bibliographie

- [1] C. Chouaib, « Diagnostic et surveillance des procédés industriels et de leur environnement sur la base de l'analyse de données », PhD Thesis, Ph. D. thesis, Badji Mokhtar-Annaba University, 2016. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.researchgate.net/>
- [2] « 8.1.2.1. Repairable systems, non-repairable populations and lifetime distribution models ».
- [3] « fiabilité et maintenance des matériels industriels réparables et non réparables ». [En ligne]. Disponible sur: <https://technomt.com/fiabilite-et-maintenance-des-materiels-industriels-reparables-et-non-reparables/>
- [4] M. Salgado, « La performance: une dimension fondamentale pour l'évaluation des entreprises et des organisations », 2013. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.science/hal-00842219/>
- [5] A. Neely, M. Gregory, et K. Platts, « Performance measurement system design: A literature review and research agenda », *International journal of operations & production management*, vol. 25, n° 12, Art. n° 12, 2005.
- [6] X. Ji, W. Wang, J. He, et Z. Wang, « Application of Set-Valued Statistical Methods for Excellent Performance Evaluation », *Mobile Information Systems*, vol. 2022, p. 1-7, juin 2022, doi: 10.1155/2022/7904743.
- [7] M. S. Achbi, « Surveillance et commande tolérante aux défauts appliquées à une classe des systèmes dynamiques hybrides », PhD Thesis, 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://dspace.univ-guelma.dz/jspui/handle/123456789/12752>
- [8] I. Doumani, P. Pujot, et N. M'Sirdi, « Détection de micro-défauts process, situés à l'intérieur des limites de surveillance d'une carte de contrôle », *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, vol. 49, n° 2, 2016. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.academia.edu/download/109500315/28106.pdf>
- [9] T. DENCEUX, « Application du modèle des croyances transférables en reconnaissance de formes », *rn (A)*, vol. 1, p. 2, 1998.
- [10] F. TORLINI, « Maintenance : les Indicateurs clés de performance (KPI) », Tribofilm. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.tribofilm.fr/maintenance-les-indicateurs-cles-de-performance-kpi/>
- [11] Webmaster, « Développer des solutions pour la surveillance des équipements • Servotronic ». [En ligne]. Disponible sur : <https://servotronic.ch/developper-des-solutions-pour-la-surveillance-des-equipements/>
- [12] BERRABAH Fatma Zohra ET BELKACEMI Chahira, « Conception et implémentation d'un tableau de bord opérationnel de la maintenance Pour un équipement critique au sein de l'entreprise pharmaceutique GSK Algérie. » [En ligne], Mémoire de fin d'étude : Management et Ingénierie de La Maintenance Industrielle, ENST, Alger, 2022. Consulté le 12 avril 2025.
- [13] « Mobility Work. KPI maintenance industrielle: définir les bons indicateurs dans votre GMAO. », Bing. Consulté le: 17 Avril 2025. [En ligne].
- [14] M. Saint-Ellier, « KPI maintenance industrielle : tout savoir | Conception Interat », Interat. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.interat.com/fr/kpi-maintenance-industrielle/>
- [15] E. O. A. EL OUARZADI et K. CHARAF, « Mise en place d'un tableau de bord basé sur la Business intelligence: Pilotage et Indicateurs de performance », *Revue du contrôle, de*

- la comptabilité et de l'audit*, vol. 7, n° 3, Art. n° 3, 2023, Consulté le: 1 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.revuecca.com/index.php/home/article/view/949>
- [16] C. Selmer, *Concevoir le tableau de bord-4e éd.: Méthodologie, outils et modèles visuels*. Dunod, 2015.
- [17] O. TOUICHER et M. LOULID, « Du tableau de bord classique au tableau de bord prospectif », *Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit*, vol. 4, n° 1, Art. n° 1, 2020. [En ligne]. Disponible sur : <https://revuecca.com/index.php/home/article/view/496>
- [18] R. Aim, *Indicateurs et tableaux de bord*. Afnor Editions, 2011.
- [19] « Créer des tableaux de bord efficaces », Levio affaires et technologies - Au coeur de la transformation numérique. [En ligne]. Disponible sur: <https://levio.ca/expertises/creer-des-tableaux-de-bord-efficaces/>
- [20] « Le tableau de bord de maintenance pour la gestion | OPTIMa GMAO ». [En ligne]. Disponible sur: <https://www.gmao.org/tableau-de-bord-de-maintenance-gmao/>
- [21] « Le tableau de bord intelligent : fonctionnalités et avantages », <https://leblogdelarelationclient.com/>. [En ligne]. Disponible sur: <https://leblogdelarelationclient.com/le-tableau-de-bord-intelligent-fonctionnalites-et-avantages/>
- [22] « GROUPE SAIDAL ». Consulté le: 22 Février 2025. [En ligne]. Disponible sur: <https://saidalgroup.dz/>
- [23] « Criticité des équipements industriels : une clé pour la productivité ». [En ligne]. Disponible sur: <https://blog.aqmanager.com/criticite-des-equipements-industriels>
- [24] « TRS : Tout savoir sur le TRS ! », OEE Factory. [En ligne]. Disponible sur: <https://oee-factory.fr/>
- [25] « Halte au surdimensionnement! - Bulletin FR ». [En ligne]. Disponible sur: https://www.bulletin.ch/fr/news-detail/halte-au-surdimensionnement.html?file=files/content/news-articles/B_Artikel/2018/1806/B_1806_Riess/B_1806_Riess.pdf
- [26] Fette Compacting, « Documentation technique Fette 2200i ».
- [27] « 2200i - Fette Compacting GmbH - PDF Catalogs | Technical Documentation | Brochure ». [En ligne]. Disponible sur: <https://pdf.directindustry.com/pdf/fette-compacting-gmbh/2200i/16114-1042445.html>
- [28] R. Kodumuru, S. Sarkar, V. Parepally, et J. Chandarana, « Artificial Intelligence and Internet of Things Integration in Pharmaceutical Manufacturing: A Smart Synergy », *Pharmaceutics*, vol. 17, n° 3, Art. n° 3, 2025.
- [29] D. Patil, « Artificial Intelligence-Driven Predictive Maintenance In Manufacturing: Enhancing Operational Efficiency, Minimizing Downtime, And Optimizing Resource Utilization », *Minimizing Downtime, And Optimizing Resource Utilization (December 11, 2024)*, 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=5057406
- [30] C. K. Kgatwe, O. O. Olatunji, P. A. Adedeji, et N. Madushele, « Fuzzy Inference Engine in Condition Monitoring of Industrial Equipment: An Overview », in *2023 14th International Conference on Mechanical and Intelligent Manufacturing Technologies (ICMIMT)*, IEEE, 2023, p. 262-267. [En ligne]. Disponible sur: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10200882/>
- [31] « Fuzzy Logic Applied to System Monitors ». [En ligne]. Disponible sur: https://www.researchgate.net/publication/350778862_Fuzzy_Logic_Applied_to_System_Monitors
- [32] T. Mushiri, « Fuzzy Logic Application, Control and Monitoring of Critical Machine Parameters in a Processing Company », *Modern Fuzzy Control Systems and Its Applications*, p. 347-376, 2017.

- [33] L. Guitard, « Méthode de conception intégrée d'un jumeau numérique d'équipement de production 4.0 », PhD Thesis, Université Grenoble Alpes [2020-....], 2023. [En ligne]. Disponible sur: <https://theses.hal.science/tel-04329617/>
- [34] M. N. M. Salleh, N. Talpur, et K. Hussain, « Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System: Overview, Strengths, Limitations, and Solutions », in *Data Mining and Big Data*, vol. 10387, Y. Tan, H. Takagi, et Y. Shi, Éd., in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 10387. , Cham: Springer International Publishing, 2017, p. 527-535. doi: 10.1007/978-3-319-61845-6_52.
- [35] B. Selvalakshmi, P. Vijayalakshmi, N. Subha, et T. Balamani, « PREDICTIVE MAINTENANCE IN INDUSTRIAL SYSTEMS USING DATA MINING WITH FUZZY LOGIC SYSTEMS. », *ICTACT Journal on Soft Computing*, vol. 14, n° 4, Art. n° 4, 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://ictactjournals.in/paper/IJSC_Vol_14_Iss_4_Paper_9_3361_3367.pdf
- [36] I. Pandian, S. Begum, et S. P. Kumaravel, « An integrated IoT and fuzzy logic controller system for biogas digester to predict methane generation », *Environment, Development and Sustainability*, p. 1-13, 2021.
- [37] «Thèses-Algérie: Doctorat, Magister, Master... ». [En ligne]. Disponible sur: <https://www.theses-algerie.com>
- [38] I. Driss, I. Dafri, et S. I. Zouaoui, « Fuzzy Logic-Based Fault Detection in Industrial Production Systems: A Case Study », *JII*, vol. 2, n° 2, p. 63-72, mai 2024, doi: 10.56578/jii020201.
- [39] B. Besma, « Analyse et détection des défauts dans la machine asynchrone à base des techniques intelligentes ».
- [40] A. Semmah, H. Hamdaoui, A. Ayad, et Y. Ramdani, « Commande floue et Neuro-Floue d'un dispositif facts », *Rev. Roum. Sci. Techn-Électrotechn. et Énerg*, vol. 54, n° 2, p. 195-204, 2009.
- [41] N. Hadroug, A. Hafaifa, A. Iratni, et M. Guemana, « Reliability modeling using an adaptive neuro-fuzzy inference system: Gas turbine application », *Fuzzy Information and Engineering*, vol. 13, n° 2, p. 154-183, 2021.
- [42] N. Hadroug, A. Hafaifa, M. Guemana, A. Kouzou, A. Salam, et A. Chaibet, « Heavy duty gas turbine monitoring based on adaptive neuro-fuzzy inference system: speed and exhaust temperature control », *Mathematics-in-Industry Case Studies*, vol. 8, n° 1, Art. n° 1, déc. 2017, doi: 10.1186/s40929-017-0017-8.
- [43] T. P. Carvalho, F. A. A. M. N. Soares, R. Vita, R. da P. Francisco, J. P. Basto, et S. G. S. Alcalá, « A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance », *Computers & Industrial Engineering*, vol. 137, p. 106024, nov. 2019, doi: 10.1016/j.cie.2019.106024.
- [44] G. Aydemir et B. Acar, « Anomaly monitoring improves remaining useful life estimation of industrial machinery », *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 56, p. 463-469, 2020.
- [45] A. AlSukker, N. Afiouni, M. Etier, et M. Jreissat, « Decision Making Support System for Medical Devices' Maintenance Using Fine-tuned kNN Classifier », *International Journal of Mechanical Engineering*, vol. 7, n° 1, Art. n° 1, 2022.
- [46] R. Mahdaoui, L. H. Mouss, M. D. Mouss, et O. Chouhal, « A Temporal Neuro-Fuzzy Monitoring System to Manufacturing Systems », 17 juillet 2011, *arXiv*: arXiv:1107.3302. doi: 10.48550/arXiv.1107.3302.
- [47] V. Nasir et F. Sassani, « A review on deep learning in machining and tool monitoring: methods, opportunities, and challenges », *Int J Adv Manuf Technol*, vol. 115, n° 9-10, Art. n° 9-10, août 2021, doi: 10.1007/s00170-021-07325-7.

- [48] T. P. Tran, « Jumeau numérique du Réseau Electrique Intelligent par la simulation temps réel: méthodologie et applications », PhD Thesis, Université Grenoble Alpes [2020-....], 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://theses.hal.science/tel-05029022/>
- [49] S. Zhai, B. Gehring, et G. Reinhart, « Enabling predictive maintenance integrated production scheduling by operation-specific health prognostics with generative deep learning », *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 61, p. 830-855, 2021.
- [50] W. C. Wong, E. Chee, J. Li, et X. Wang, « Recurrent neural network-based model predictive control for continuous pharmaceutical manufacturing », *Mathematics*, vol. 6, n° 11, p. 242, 2018.
- [51] C. Shi, G. Panoutsos, B. Luo, H. Liu, B. Li, et X. Lin, « Using multiple-feature-spaces-based deep learning for tool condition monitoring in ultraprecision manufacturing », *IEEE Transactions on industrial electronics*, vol. 66, n° 5, p. 3794-3803, 2018.
- [52] R. Zhao, D. Wang, R. Yan, K. Mao, F. Shen, et J. Wang, « Machine health monitoring using local feature-based gated recurrent unit networks », *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 65, n° 2, p. 1539-1548, 2017.
- [53] X. Zhao et M. Jia, « A novel unsupervised deep learning network for intelligent fault diagnosis of rotating machinery », *Structural Health Monitoring*, vol. 19, n° 6, Art. n° 6, nov. 2020, doi: 10.1177/1475921719897317.
- [54] S. Becker, K. Styp-Rekowski, O. V. L. Stoll, et O. Kao, « Federated learning for autoencoder-based condition monitoring in the industrial internet of things », in *2022 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, IEEE, 2022, p. 5424-5433. Disponible sur: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10020836/>
- [55] J. Li, L. Wu, Y. Qin, et H. Zhi, « Optimal Operation of a Tablet Pressing Machine Using Deep-Neural-Network-Embedded Mixed-Integer Linear Programming », *Inventions*, vol. 10, n° 2, p. 29, 2025.
- [56] S. R. Katta, « Predictive Machine Learning Models for Calibration Failure Detection in Pharmaceutical Manufacturing », *JAIMLD*, vol. 1, n° 1, Art. n° 1, nov. 2022, doi: 10.51219/JAIMLD/Srikanth-reddy-katta/472.
- [57] K. Kudelina et H. A. Raja, « Neuro-Fuzzy Framework for Fault Prediction in Electrical Machines via Vibration Analysis », *Energies*, vol. 17, n° 12, p. 2818, 2024.
- [58] J. Mattioli, P.-O. Robic, et T. Reydellet, « L'intelligence artificielle au service de la maintenance prévisionnelle », in *4ème conférence sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle APIA2018*, 2018. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.science/hal-01830917/>
- [59] S. Qiu *et al.*, « Deep learning techniques in intelligent fault diagnosis and prognosis for industrial systems: A review », *Sensors*, vol. 23, n° 3, Art. n° 3, 2023.
- [60] Z. Bouzidi, « Pronostic des systèmes industriels basé sur l'intelligence artificielle Maintenance prédictive », *thèse de doctorat, Faculté des Sciences Exactes et des Sciences de la Nature et de la Vie Département d'informatique*, 2018.
- [61] E. Glaessgen et D. Stargel, « The Digital Twin Paradigm for Future NASA and U.S. Air Force Vehicles », in *53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference*. avr. 2012. doi: 10.2514/6.2012-1818.
- [62] F. Abdoune, M. Nouri, O. Cardin, et P. Castagna, « Couplage de jumeau numérique et réseau de neurones pour la détection et l'analyse des micro-pannes dans un système de production », in *17ème colloque national S-mart AIP-PRIMECA*, 2021. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.science/hal-03296113/>
- [63] C. Semeraro, M. Lezoche, H. Panetto, et M. Dassisi, « Digital twin paradigm: A systematic literature review », *Computers in Industry*, vol. 130, p. 103469, 2021.

- [64] K. Abdoune, « Vers un jumeau numérique soutenable pour la surveillance et la détection robuste d'anomalies dans les systèmes de production », PhD Thesis, Nantes Université, 2023. [En ligne]. Disponible sur: <https://theses.hal.science/tel-04373662/>
- [65] G. N. Kalala, « Contribution au diagnostic vibratoire des engrenages assisté par jumeau numérique:«Application à la surveillance des broyeurs à boulets» », PhD Thesis, Université de Reims Champagne Ardenne, 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.science/tel-04779878/>
- [66] D. Goutaudier, J. Schiffmann, et F. Nobile, « Jumeau numérique d'un turbocompresseur à paliers à gaz pour la détection d'anomalies », in *15e colloque national en calcul des structures*, 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.science/hal-03719273/>
- [67] S. Henry, « De l'estimation d'état de systèmes à événements discrets au jumeau numérique, développement d'outils d'aide à la décision », PhD Thesis, Université Claude Beranrd Lyon 1, 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.science/tel-04887723/>
- [68] H. Hosni, « Conception d'un jumeau numérique pour un procédé d'aspiration industrielle », PhD Thesis, Université de La Rochelle, 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://theses.hal.science/tel-04116930/>
- [69] « P. Warnebold, «Les recommandations pour la climatisation de Rittal:Faut-il vraiment un climatiseuse?,» 2024. », Bing. [En ligne].
- [70] A. Sadollah, *Fuzzy logic based in optimization methods and control systems and its applications*. BoD–Books on Demand, 2018. [En ligne].
- [71] A. Rehman, A. K. Singh, A. Singh, et E. P. Dubey, « Mamdani and Sugeno fuzzy logic approach of PID controller », *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, vol. 10, n° V, Art. n° V, 2022, [En ligne]. Disponible sur: https://www.academia.edu/download/87906511/Mamdani_and_Sugeno_Fuzzy_Logic_Approach_of_PID_Controller.pdf
- [72] « TRS : Définition et calcul du Taux de Rendement Synthétique (suivi TRS) », Astrée Software. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.astree-software.fr/conseils/performance-industrielle/calcul-trs/>
- [73] A. Oumaima et N. Abir, « LA MISE EN ÉVIDENCE DE LA QUALITE D'UN MÉDICAMENT GÉNÉRIQUE DE FORME SÉCHE : ÉTUDE ANALYTIQUE ET COMPARATIVE ».
- [74] JulCsc, « Qu'est-ce que Power BI ? - Power BI ». [En ligne]. Disponible sur: <https://learn.microsoft.com/fr-fr/power-bi/fundamentals/power-bi-overview>

