



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم والعلمي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique

جامعة وهران 2 محمد بن أحمد
Université d'Oran 2 Mohamed Ben Ahmed

معهد الصيانة و الأمن الصناعي
Institut de Maintenance et de Sécurité Industrielle

Département : Maintenance en Instrumentation

MÉMOIRE

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Génie Industriel

Spécialité : Ingénierie de la Maintenance en Instrumentation

Thème

Maintenance 4.0 : enjeux et perspectives avec cas applicatif.

Présenté et soutenu publiquement par :

FILALI Assia Ainouna

et

MECHROUR Ibtissem

Devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement	Qualité
CHENNOUFI Mohamed	MCA	Institut de maintenance et de sécurité industrielle	Président
AISSANI Nassima	MCA	Institut de maintenance et de sécurité industrielle	Encadreur
BELKHOUDJA Leila	MCB	Institut de maintenance et de sécurité industrielle	Examineur

Année 2020/2021

REMERCIEMENTS

En premier lieu, nous remercions le bon dieu de nous avoir donné la force et la patience nécessaire pour achever ce travail.

Nous devons toute notre gratitude à ceux et celles qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

*Nous tenons à remercier chaleureusement notre chère directrice de mémoire docteur **M^{me}.AISSANI Nassima** pour son suivi et son énorme soutien, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, qu'elle n'a cessé de nous prodiguer tout au long de la période du projet. Nous sommes sincèrement reconnaissantes de nous avoir bénéficié de sa grande compétence, de sa rigueur intellectuelle, de sa dynamique et à son enseignement remarquable que nous n'oublierons jamais.*

*Nous adressons avec tout le respect tout le personnel de division de maintenance du complexe Raffinerie **RAI/Z** et partiellement toute l'équipe de service maintenance prédictive.*

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail.

Nous remercions tous nos enseignants pour leur dévouement et leur contribution à notre formation.

A titre personnel, nous voudrions exprimer notre reconnaissance à nos parents qui nous poussons à aller de l'avant et qui ont toujours été là pour nous. Je vous dédie ce mémoire. Merci pour avoir fait ce que nous sommes aujourd'hui.

A tous ces intervenants, nous exposons nos mercis, notre respect et notre gratitude.

DEDICACE 1

Je remercie Dieu le tout puissant de m'avoir donné le courage d'accomplir ce travail.

Avec l'expression de ma reconnaissance, je dédie ce travail :

A MON TRÈS CHER Père

De tous les pères, tu es le meilleur. Tu as été et tu seras toujours un exemple pour moi par tes qualités humaines, ta persévérance. Pour tout ce que vous avez fait pour moi, je ferai mon mieux pour rester un sujet de fierté à vos yeux avec l'espoir de ne jamais vous décevoir.

A MA TRÈS CHÈRE Mère

L'être le plus cher de ma vie, Source inépuisable de tendresse, de patience et de sacrifice. Ton soutien moral et ta prière et ta Bénédiction m'ont été d'un grand secours tout au long de ma vie.

Quoique je puisse dire et écrire, je ne pourrais exprimer ma grande affection et ma profonde reconnaissance. J'espère ne jamais te trahir ta confiance et tes sacrifices.

A MA SŒUR Ikram ET MA JUMELLE Asmaa

Qui n'ont pas cessé de me conseiller, encourager et soutenir tout au long de mes études. Aucune dédicace ne peut exprimer la profondeur des sentiments fraternels et d'amour, d'attachement que j'éprouve à votre égard.

A MON FRÈRE Mohammed

Je ne saurai traduire sur du papier l'affection que j'ai pour toi, je n'oublierai jamais ces merveilleux moments passés ensemble. Je te souhaite tout le bonheur du monde.

A Mes GRANDES PARENTS

Que je vous souhaite une bonne santé.

A TOUTE LA FAMILLE MECHEOUR ET MATI

Pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire. Merci d'être toujours là pour moi.

A MA CHÈRE BINOME Assia

Pour son entente et sa sympathie.

A TOUS MES AMIES

MERCI.

MECHEOUR Ibtissem

DEDICACE 2

*Pour commencer, je remercie **Dieu** le tout puissant pour m'avoir donné la persévérance et le courage d'accomplir ce travail.*

Je tiens à saisir cette occasion pour dédiée ce travail

*A mon **Père**, tu as toujours cru en moi. Tu m'as encouragé d'aller vers le meilleur. Tu es mon modèle dans la vie et tu le resteras pour toujours. Tu es la source de ma persévérance, tu me donnes le courage et la force d'accomplir mes rêves.*

*A ma **Mère**, la personne la plus chère dans ma vie. Sans toi, je ne serai pas ce que je suis aujourd'hui, tu es ma source et mon énergie. Tu me donnes l'énergie et la force pour combattre et ne jamais baisser les bras dans la vie. Sache que mon seul but est de vous voir toi et papa heureux et fier de moi.*

*A mes trois sœurs, **Soumia, Fatima et Houaria**. Quand je suis au plus bas, c'est vous qui me relevez. Je ne saurai expliquer l'importance de votre présence dans ma vie. Vos encouragements et votre attention ont fait de moi ce que je suis.*

*A mon frère **Zohéir**. Tu es l'une des personnes les plus chères à mon cœur. Je souhaite de tout mon cœur te voir épanoui dans la vie en ayant réalisé tes rêves et tes ambitions.*

*A mes **Nièces** et mes **Neveux**. Je ne saurai expliquer mes sentiments envers vous. Je vous souhaite une bonne santé et une heureuse vie.*

*A ma très chère binôme **Ibtissem**. Pour sa patience envers moi, sa gentillesse et son entente.*

*A tous mes **Amis** qui m'ont soutenu
MERCI.*

Filali Assia Ainouna

Résumé

La maintenance prédictive commence à prendre progressivement une importance dans l'industrie et se révèle être une des fonctions clé de l'entreprise de production moderne. Les domaines de l'intelligence artificielle tels que l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond aident à développer le domaine de maintenance en général et de la maintenance prédictive en particulier et ce en prédisant les défaillances avant qu'elles ne surviennent. Ceci a pour but d'anticiper les pannes qui pourraient nuire au bon fonctionnement de l'entreprise. Ce projet décrit un système de maintenance intelligent et prédictif, aligné sur les principes de l'Industrie 4.0. Nous avons appliqué des réseaux bayésiens afin de concevoir un système ayant la possibilité de prédire l'état de fonctionnement d'une machine.

Mot clé : la maintenance 4.0, la maintenance prédictive, l'industrie 4.0, l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique, réseau bayésien.

Abstract

Predictive maintenance is gradually starting to gain importance in the industry and is proving to be a key function of the modern production enterprise. Artificial intelligence fields such as machine learning and deep learning are helping to develop the field of maintenance in general and predictive maintenance in particular by predicting failures before they occur. The purpose of this is to anticipate breakdowns that could affect the proper functioning of the company. This project describes an intelligent and predictive maintenance system, aligned with the principles of Industry 4.0. We applied Bayesian networks to design a system with the ability to predict the health of a machine.

Keyword: maintenance 4.0, predictive maintenance, industry 4.0, artificial intelligence, machine learning, Bayesian network.

Sommaire

<i>REMERCIEMENTS</i>	II
<i>DEDICACE 1</i>	II
<i>DEDICACE 2</i>	III
Résumé	IV
Abstract	IV
Sommaire	V
Introduction Générale.....	1
Chapitre 1 : GENERALITES SUR LA MAINTENANCE	3
1.1. Introduction	3
1.2. Définition de la maintenance [1]	3
1.3. Les politiques de maintenance.....	3
1.3.1. La maintenance Corrective	4
1.3.2 Maintenance préventive	5
1.4. Les niveaux de maintenance.....	7
1.5. Conclusion	8
Chapitre 2 : OUTILS THEORIQUES DE LA MAINTENANCE.....	9
2.1. Introduction	9
2.2. Technologies liées à l'industrie 4.0	10
2.2.1. IOT	10
2.2.2. Big data	10
2.2.3. CPS	11
2.2.4. Cloud.....	11
2.3. Intelligence artificielle	11
2.3.1. Apprentissage automatique ML	15
2.3.2. Apprentissage profond	18
2.4. Maintenance prédictive.....	19
2.4.1. Architecture de la maintenance prédictive.....	20
2.4.2. Les niveaux de maintenance prédictive	22
2.4.3. Les approches CBM et PHM	23
2.5. Méthodes et outils de la maintenance prédictive.....	26
2.5.1. Modèles basés sur la physique	26
2.5.2. Modèles basés sur les données.....	27
2.5.3. Modèles hybrides	30

2.6. Conclusion	31
Chapitre 3 : REVUE SYSTEMATIQUE DE LA LITTERATURE	32
3.1. Introduction	32
3.2. Revue systématique de la littérature	32
3.3. Pourquoi Sysrev ?	34
3.4. Méthodologie de la recherche.....	34
3.4.1. Exécution	35
3.5. Résultats de revue systématique de la littérature.....	36
3.5.1. Les algorithmes de l'apprentissage automatique	38
3.6. Conclusion	43
Chapitre 04 : CAS APPLICATIF.....	44
4.1. Introduction	44
4.2. Complexe Raffinerie.....	44
4.2.1. Capacités de Production.....	46
4.2.2. Service maintenance prédictive	47
4.3. Les outils utilisés	49
4.3.1. Analyseur SCOUT 100-EX	49
4.3.2. Logiciel d'analyse System 1	50
4.3.3. AgenaRisk.....	51
4.3.4. La motopompe 1102A	52
4.4. Application	54
4.4.1. Les données (inputs et outputs).....	54
4.4.2. Le réseau bayésien	55
4.4.3. L'apprentissage du réseau.....	58
4.4.4. Analyse	60
4.4.5. Scenarios et expérimentations.....	61
4.5. Conclusion	61
Conclusion Générale	63
Annexe 1 : Les articles sélectionnés pour notre recherche avec leurs auteurs, les journaux de publication des articles et le résumé des articles.....	65
Annexe 2 : Fiche technique de la motopompe 1102A.	114
Références	115

Liste des figures

Figure 1.1 : Les méthodes de maintenance.....	04
Figure 1.1 : Les opérations de maintenance.....	07.
Figure 2.1 : Révolution de l'industrie à travers le temps.....	09
Figure 2.2 : Les objets connectés à internet.....	10
Figure 2.3 : Exemple sur un réseau de neurone artificiel.....	13
Figure 2.4 : Exemple de machine à vecteur de support.....	14
Figure 2.5 : Différence entre l'apprentissage supervisé et non supervisé.....	18
Figure 2.6 : La relation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond.....	19
Figure 2.7 : Comparaison entre MC,MP et maintenance prédictive sur le coût	20
Figure 2.8 : Architecture de la maintenance prédictive.....	21
Figure 2.9 : Les niveaux de maintenance prédictive.....	22
Figure 2.10 : Niveau de maturité actuel en maintenance prédictive-Industries Européenne (2018).....	23
Figure 2.11 : Les modules de PHM.....	25
Figure 2.12 : Organigramme sur des approches basées sur des modèles physiques.....	26
Figure 2.13 : Prédiction par le filtre de Kalman.....	27
Figure 2.14 : Graphe de Markov caché.....	28
Figure 3.1 : La quantité de documents mis dans Sysrev pour notre recherche.....	36
Figure 2.2 :La réponse des questions sélectionnées.....	38
Figure 4.1 : Le plan de masse de la raffinerie d'Arzew.....	45
Figure 4.2 : Contrôle des installations électriques par caméra thermique.....	48
Figure 4.3 : Les différents défauts pouvant être distingués grâce à l'analyse vibratoire.....	49

Figure 4.4 : Le SCOUT 100-EX.....	50
Figure 4.5 : L'interface de system1.....	51
Figure 4.6 : La motopompe 1102A.....	52
Figure 4.7 : Spectre d'accélération avant changement de roulement d'une motopompe P1102A.....	53
Figure 4.7 : Spectre d'accélération après changement de roulement d'une motopompe P1102A.....	54
Figure 4.9 : Exemple des signaux apparus de la vitesse et de l'accélération de la pompe en mode axial.....	55
Figure 4.10 : Les nœuds racines et fils définis dans le logiciel AgenaRisk.....	57
Figure 4.11 : La déclaration des seuils dans le logiciel AgenaRisk.....	58
Figure 4.12 : Les seuils définis pour les machines à respecter.....	58
Figure 4.13 : L'expression du nœud fil de l'accélération dans le logiciel AgenaRisk....	59
Figure 4.14 : L'expression du nœud fil de la vitesse dans le logiciel AgenaRisk.....	59
Figure 4.15 : L'importation du fichier Excel contenant les données d'analyse dans les nœuds parents.....	60
Figure 4.16 : Les variable entrés sont reconnus automatiquement par le logiciel.....	60
Figure 4.17 : L'apprentissage des nœuds parents pour exécuter les données.....	61
Figure 4.18 : Résultats des nœuds obtenus après l'apprentissage dans le logiciel AgenaRisk.....	61
Figure 4.19 : Résultat des nœuds avec les scénarios introduits.....	62

Liste des tableaux

Tableau 4.1 : Capacité annuelles de production.....	46
Tableau 4.2 : Tableau représentant l'historique des données à travers les caractéristiques.....	56

Liste des sigles et acronymes

IOT : Internet Of Things

CPS : Cyber Physical System

IA : Intelligence Artificielle

ANN : Artificial Neural Network

ML : Machine Learning

DL: Deep Learning

RNN: Recurrent Neural Network

CNN: Convolutional Neural Network

LSTM: Long Short-Term Memory

SVM: Support Vector Machine

DT: Decision Tree

CBM: Condition Based Monitoring

PHM: Prognostics and Health Management

PdM: Predictive Maintenance

DBN: Deep Belief Networks

AE: Auto-Encoder

RF: Random Forest

DNN: Deep Neural Network

K-NN: K-Nearest Neighbors

RUL: Remaining Useful Life

RMS: Root Mean Square

PLC : Programmable Logic Controller

GPL : Gaz de Pétrole Liquéfié

AFNOR : Association Française de Normalisation

Introduction Générale

Aujourd'hui, la forte concurrence incite les entreprises à mettre à jour leurs systèmes de production à un niveau plus intelligent que le précédent. Cela leur a permis de rendre leurs systèmes de production plus flexibles, intelligents et rapides et d'être prêts à faire face aux défis d'un marché mondial. Avec les récentes évolutions technologiques des systèmes cyber-physiques (CPS), de l'Internet des objets (IoT) et de l'Internet des services (IoS), une quatrième révolution industrielle est sur le point de se produire appelée « Industrie 4.0 », qui permet aux entreprises d'atteindre leurs objectifs.

L'industrie 4.0 est apparu outre-Rhin à la fin de l'année 2012, et dévoilé au grand public par l'Association des constructeurs allemands de machines et équipements de production (Verband Deutscher Maschinen-und Anlagenbau, VDMA) lors de la Foire de Hanovre 2013, ce concept vise à renforcer la numérisation et l'interconnexion entre les processus.

Maintenant, avec l'industrie 4.0, des approches de maintenance innovantes doivent être développées pour répondre aux nouvelles exigences que nous appelons « maintenance 4.0 » ou « la maintenance prédictive ».

La maintenance des machines est un domaine important que chaque entreprise doit aborder. L'objectif des stratégies de maintenance est de maintenir l'équipement en fonctionnement.

Dans la maintenance corrective, les interventions ne sont effectuées que lorsque le composant critique est complètement usé et défaillant. Elle minimise le nombre de remplacements de pièces ou de réparations inutiles puisque la maintenance n'est effectuée que si nécessaire. Cependant, cette approche peut également entraîner des pertes de production imprévues, des risques pour la sécurité lorsqu'un système est proche de la défaillance, ou des réparations et remplacements coûteux.

En maintenance préventive, les interventions sont placées selon des intervalles périodiques quel que soit l'état de santé des équipements et donc la durée de vie des composants critiques ne sont pas pleinement utilisées.

Face à l'augmentation rapide des exigences de qualité, de fiabilité et de sécurité des machines dans le secteur de l'industrie, il existe une demande croissante de surveillance et

d'évaluation précoces de l'état des machines et des systèmes, ainsi que de prédiction de l'état des machines afin de réduire les temps d'arrêt imprévus.

Actuellement, la plupart des industries investissent dans la maintenance prédictive. Elle identifie l'état des machines ou des équipements et détermine si une machine spécifique va tomber en panne ou non. En conséquence, il peut diminuer les coûts de maintenance et les temps d'arrêt, augmente la disponibilité de l'équipement et améliorer la productivité et la qualité.

Ce nouveau paradigme est rendu possible par les machines connectées qui génèrent une grande quantité de données instrumentées et par les capacités d'apprentissage automatique qui permettent de tirer un sens de ces données et construire un modèle qui indique la défaillance à venir.

Dans ce mémoire, notre étude a été consacrée à l'application de l'un des technologies de maintenance prédictive à la motopompe du complexe de Raffinerie RA1/Z situé à ARZEW.

Ce mémoire est composé de quatre chapitres dont le contenu est comme suit :

- ✚ Le premier chapitre présente une description générale sur la maintenance.
- ✚ Dans le deuxième chapitre, nous avons introduit les notions théoriques relative à l'industrie 4.0 et nous avons décrit les différentes techniques utilisées dans la maintenance prédictive.
- ✚ Le troisième chapitre est consacré à des études bibliographiques liés aux techniques de la maintenance prédictive basée sur les données.
- ✚ Dans le quatrième chapitre, nous avons recommandé des résultats expérimentaux basées sur la technique de réseau bayésien sur un cas réel « motopompe » au niveau de l'entreprise Raffinerie.

Enfin ce manuscrit s'achève par une conclusion générale qui récapitule les résultats obtenus au cours de ce travail.

Chapitre 1 :
GENERALITES SUR LA
MAINTENANCE

1.1. Introduction

La concurrence effrénée et la course à la compétitivité incitent l'entreprise à produire toujours mieux et au coût le plus bas. Pour répondre à ces critères, on produit sans ralentissement, ni arrêts des produits de qualité pour atteindre la production maximale par unité de temps.

Mais aujourd'hui, maîtriser la disponibilité des biens permet à l'entreprise d'agir sur la régularité de sa production, sur ses coûts des fabrications et sur son succès commercial.

La fonction maintenance s'avère nécessaire afin d'assurer la fiabilité, la disponibilité et la sécurité des biens. Il s'agit de maintenir en bonne états de fonctionnement des machines industrielle le plus longtemps possible.

1.2. Définition de la maintenance [1]

La maintenance d'après la norme AFNOR x60-010 : « l'ensemble des actions destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sureté de fonctionnement pour accomplir une fonction requise ».

1.3. Les politiques de maintenance

La figure ci-dessous résume les méthodes de maintenance selon la norme NF X 60-000

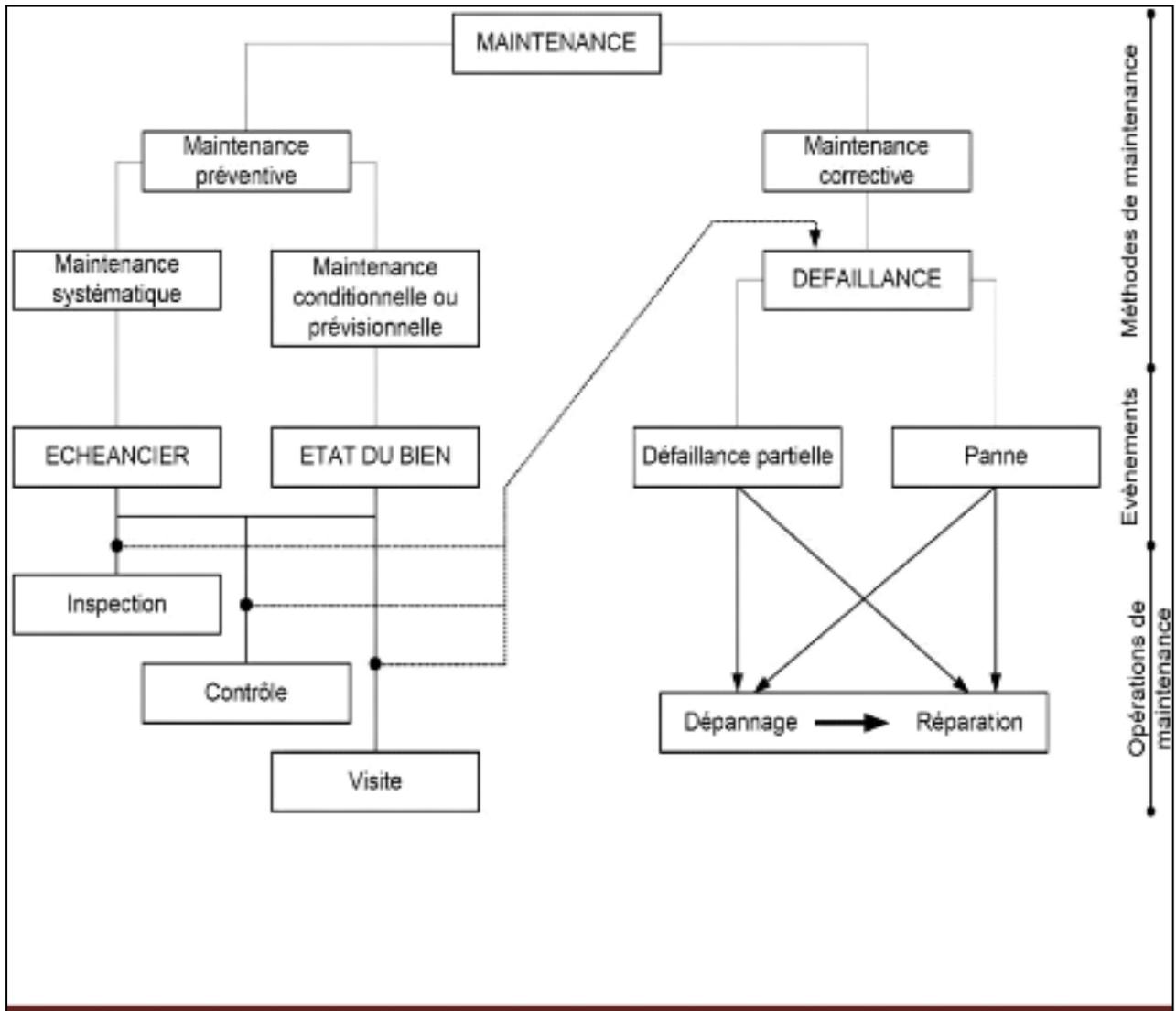


Figure 1.1 : Les méthodes de maintenance

1.3.1. La maintenance Corrective

Définition AFNOR (norme X 60-010) : « Opération de maintenance effectuée après défaillance »

1.3.1.1. Les différents types de maintenance corrective

❖ La maintenance palliative

D'après la norme AFNOR [2] la décrit comme : « Action de maintenance corrective destinée à permettre à un bien d'accomplir provisoirement tout ou une partie d'une fonction requise, appelée couramment dépannage ». La maintenance palliative est doivent être suivies d'actions curatives.

❖ La maintenance curative

D'après la norme AFNOR X60-319/NF EN 13306 2010 AFNOR est défini comme : « une action de maintenance corrective ayant pour objet de rétablir un bien dans un état spécifié

pour lui permettre d'accomplir une fonction requise. Le résultat des actions réalisées doit présenter un caractère permanent ». Ce type d'intervention de maintenance curative est définitif.

1.3.1.2. Les opérations de maintenance corrective

❖ **Localisation** : Action conduisant à rechercher précisément le (ou les) pièces par le (ou les) quel(s) la défaillance se manifeste.

❖ **Diagnostic** : identification des causes de la défaillance à l'aide d'une analyse ou d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'information.

❖ **Dépannage** : remise en état de fonctionnement qui peut être appliqué sur des équipements fonctionnant en continu dont les impératifs de production interdisent toute visite ou intervention à l'arrêt. Le dépannage a un caractère provisoire.

❖ **Réparation** : intervention définitive après une panne ou une défaillance. La réparation caractérise la maintenance curative.

1.3.2 Maintenance préventive

La maintenance préventive est une maintenance qui consiste à intervenir sur un bien selon des critères prédéterminés ou à intervalles réguliers avant qu'il ne soit en panne, son objectif principal est de diminuer la probabilité de défaillance ou dégradation du bien et d'éviter les défaillances des matériels en cours d'utilisation.

L'analyse des coûts de la maintenance préventive doit avoir un gain supérieur aux défaillances qu'elle permet d'éviter.

Elle peut prendre deux formes différentes qui sont la maintenance préventive systématique et la maintenance préventive conditionnelle.

1.3.2.1 Les différents types de maintenance préventive

❖ **Maintenance préventive systématique**

La maintenance systématique est une maintenance préventive planifiée sur un équipement suivant un échéancier en fonction du temps ou en fonction du nombre d'unités d'usage.

❖ **Maintenance préventive conditionnelle :**

La maintenance conditionnelle est une maintenance préventive qui n'est effectuée qu'en franchissant un certain seuil prédéterminé significatif en fonction de l'état de dégradation du bien.

1.3.2.2. Opération de maintenance préventive

❖ **L'inspection :**

Action de maintenance et de surveillance qui s'exécute en suivant une certaine mission définie afin de relever des anomalies sur un bien.

❖ **Le contrôle :**

Action de maintenance qui consiste à mesurer et examiner pour vérifier la conformité de certaines caractéristiques du bien par rapport à des données préétablies.

❖ **La vérification :**

Action permettant de vérifier si l'écart entre une valeur de référence et une valeur mesurée par un appareil de mesure est inférieur aux erreurs maximales tolérées.

❖ **La visite :**

Action de maintenance consistant à faire un examen détaillé et prédéterminé sur tout ou une certaine partie du bien.

❖ **Rénovation :**

Action qui consiste à inspecter complètement tous les organes d'un bien et vérifier ses caractéristiques, avec possibilité de remplacement des pièces déformées et réparation des pièces et sous-ensembles défaillants tout en conservant des pièces bonnes.

❖ **La reconstruction :**

Remise en état du bien défini par le cahier de charge initial et démontage du bien principal, qui impose le remplacement des pièces vitales qui approchent de la fin de leur durée de vie par des pièces d'origine ou des pièces neuves équivalentes. La reconstruction peut inclure des modifications et des améliorations. Elle permet de donner à un bien une durée de vie plus longue que celle d'origine.

❖ **La modernisation :**

Remplacement d'équipements ou d'appareils apportant une amélioration de l'aptitude du fonctionnement du bien n'existant pas sur le bien d'origine.

❖ **Les échanges standards :**

Reprise d'un article ou sous ensemble ou organe usagé par le constructeur pour donner le même au client neuf ou remis en état selon des spécifications.

❖ **La modification :**

Opération définitive effectuée sur un bien dans le but d'améliorer le fonctionnement.

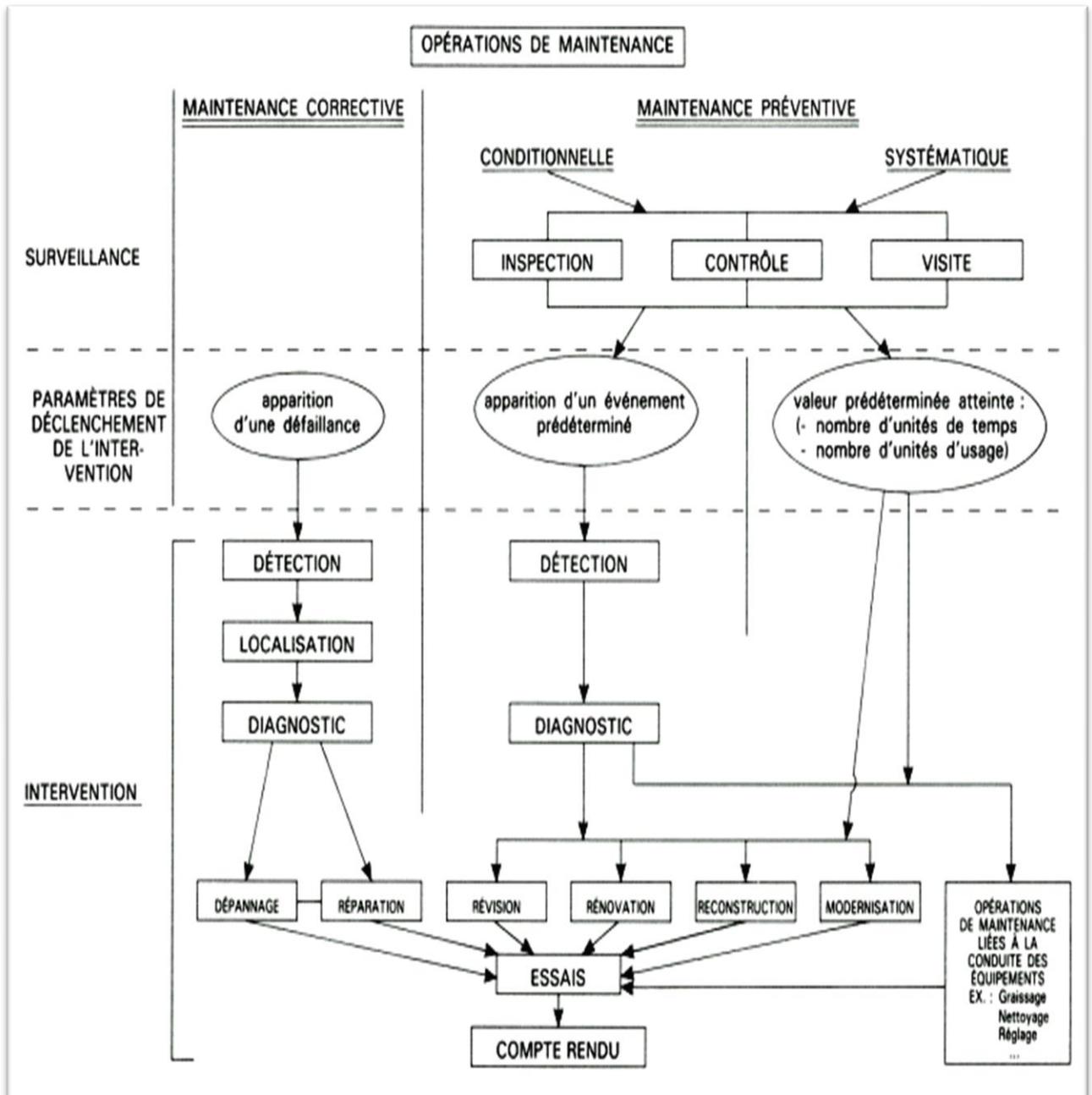


Figure 1.2 : Les opérations de maintenance

1.4. Les niveaux de maintenance

❖ Premier niveau :

C'est des actions simples et réglages effectués sur des éléments qui sont accessibles en toute sécurité sans aucun démontage ou ouverture sur l'équipement, sans avoir à utiliser un outillage ou bien un outillage léger est utilisé. Ce type de maintenance est effectué par l'exploitant du bien sur place et à l'aide des instructions d'utilisation.

❖ Deuxième niveau :

C'est des actions qui nécessitent des procédures simples avec des équipements de soutien

simples, ou opérations mineures de maintenance préventive qui sont régulièrement effectuées sur les équipements. Ce type de maintenance est effectué par une personne habilitée qui a reçu une formation spécifique lui permettant d'accomplir sa tâche en sécurité et en suivant les instructions de maintenance à propos des tâches et outillages.

❖ **Troisième niveau :**

C'est des opérations de maintenance préventive, curative, réglages et réparations qui nécessitent des procédures complexes avec des équipements de soutien complexes et outils spécifiques. Ce type de maintenance est effectué par un technicien spécialisé et qualifié sur place ou dans le local de maintenance avec l'aide des instructions de maintenance et procédures détaillés.

❖ **Quatrième niveau :**

C'est des opérations de maintenance qui nécessitent la maîtrise d'une technique ou technologie particulière à l'aide d'outillage complet et d'équipements spécialisés, c'est en général tous les travaux importants de maintenance préventive ou corrective à l'exception de la reconstruction et la rénovation. Ce type de maintenance est effectué par des techniciens ou équipe spécialisé à l'aide de toutes les instructions de maintenance générales ou particulières.

❖ **Cinquième niveau :**

C'est des opérations lourdes de rénovation et de reconstruction dont les procédures impliquent la technologie du bien avec des équipements de soutien définis par le constructeur. Ce type de maintenance est effectué par le constructeur du bien ou par une équipe spécialisée.

1.5. Conclusion

Nous avons évoqué à travers ce chapitre les notions de base concernant la maintenance et ses différentes politiques en citant les opérations de chaque maintenance pour comprendre la base de notre travail, on a aussi vu dans ce chapitre les différents niveaux qui constituent la maintenance.

Chapitre 2 : OUTILS THEORIQUES DE LA MAINTENANCE

2.1. Introduction

L'industrie depuis son apparition n'a cessé de se développer, en commençant par le charbon puis en se développant avec l'électricité jusqu'à ce que l'électronique les rejoigne, désormais une nouvelle révolution industrielle est née, c'est une convergence des technologies numérique et des objets industriels réels, appelée l'industrie 4.0 c'est elle qui sera à l'origine de l'usine du futur elle vise à obtenir des produits uniques et beaucoup plus performants en produisant mieux et intelligemment, indéniablement l'industrie 4.0 a conduit à l'apparition d'une nouvelle forme de maintenance, la maintenance prédictive qui est une méthode permettant de détecter et de prédire l'instant où la défaillance va survenir sur l'équipement avec ses nombreux avantages puisque le temps d'entretien de l'équipement ainsi que le coût des équipements vont être réduits, elle permet d'optimiser et d'améliorer la productivité, c'est une véritable innovation au sein du secteur industriel où les machines sont au cœur des usines modernes, et leur bon fonctionnement nécessite l'adoption de programmes et technologies intelligentes comme recueillir et analyser des données grâce à des capteurs afin de générer des algorithmes prédictifs.

A l'avenir les industries utiliseront de plus en plus les analyses de données, capteurs intelligents et les algorithmes afin de mettre en place des systèmes intelligents capables de prédire les pannes, ce nouveau concept ne pourra se développer sans l'intelligence artificielle, l'internet des objets, le cloud, le big data et la science des données.

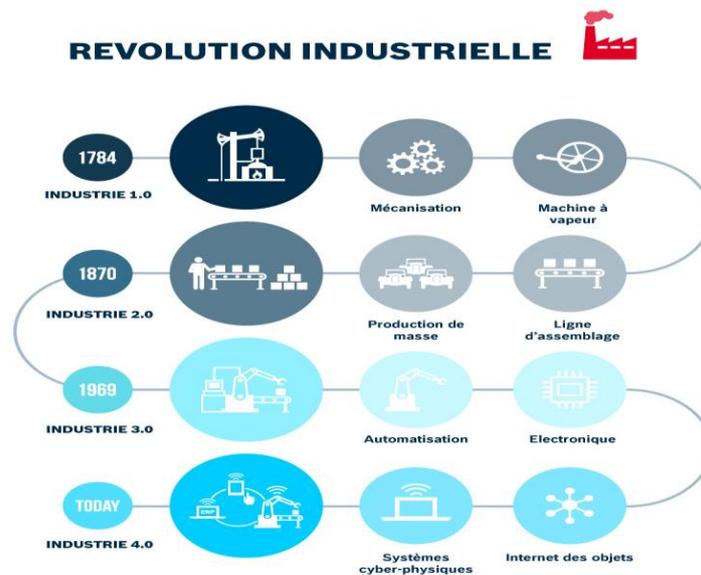


Figure 2.1 : Révolution de l'industrie à travers le temps.

2.2. Technologies liées à l'industrie 4.0

Les technologies liées à l'industrie sont nombreuses, elles ont permis l'émergence de l'industrie 4.0, et la découverte des solutions qui concourent à l'amélioration quotidienne des processus industriels. Ces technologies qui sont le cœur de l'industrie 4.0 fleuriront au fil des années puisque la révolution industrielle 4.0 n'en est qu'à ses débuts, et joueront un rôle clé dans l'industrie du futur.

2.2.1. IOT

Internet des objets (ou IoT internet of things en anglais) est le terme utilisé pour parler des dispositifs connectés à internet sous forme d'un réseau informatique et qui ont la possibilité d'avoir une communication entre eux. L'interconnexion des objets physiques et des ressources numériques forme un réseau d'information qui facilite le contrôle de l'état des produits ou des systèmes et décentralise la prise de décision [3]

L'IoT allie les technologies sans fil, les systèmes électroniques et internet. Elle permet la communication en toute transparence entre les personnes, les processus et les objets.



Figure 2.2 : Les objets connectés à internet.

2.2.2. Big data

La mégadonnée (ou big data en anglais) est un ensemble de donnée tellement volumineux qu'il dépasse les capacités humaines d'analyse. La mégadonnée décrit des technologies qui promettent de répondre à un principe fondamental de la recherche dans les systèmes

d'information, qui est de fournir de la bonne information au bon récepteur dans le bon volume et la bonne qualité au bon moment [4]

Dans l'industrie 4.0, le big data joue un rôle clé pour traiter le volume d'information qui compose le système d'information d'une industrie. Ainsi, les techniques associées aux mégadonnées aident alors à maximiser la qualité de la production, à augmenter l'efficacité, à optimiser la qualité des équipements et encore, à atteindre une productivité sans précédent [5]

2.2.3. CPS

Système cyber physique (cyber physical system en anglais) est un système intégrant de l'électronique et du logiciel, c'est des engins contrôlés grâce à des calculs et des algorithmes, des ordinateurs contrôle le processus physique qui monitore ces dispositifs.

La performance de ces mécanismes, manifestée dans l'accessibilité à internet, la capacité de communiquer, stocker et calculer les données, permet de contrôler, surveiller l'ensemble des objets, systèmes et processus [6]

Ce qui fait que les machines, dans l'industrie 4.0, forment une entité cyber-physique qui communiquent dans d'environnements réels et virtuels. Celle-ci rend le positionnement de la machine au sein de la chaîne de valeur plus flexible de sorte que le processus de production est adapté à la demande instantanée et ne subit plus de temps d'arrêt [5]

2.2.4. Cloud

Le Cloud Computing est une technologie de livraison dynamique de ressources informatiques et des capacités technologiques représentées comme étant un service sur internet. De plus, le Cloud est un aspect informatique dans lequel les ressources dynamiquement évolutives et souvent virtualisées sont fournies en tant que service sur internet [7]

Il est composé de nombreuses technologies exploitant la puissance de calcul et de stockage de serveurs informatiques distants. Il se marie parfaitement avec les nouvelles contraintes apportées par l'industrie 4.0 et permet d'accompagner les évolutions du système d'information avec un investissement adapté aux besoins.

2.3. Intelligence artificielle

Les ordinateurs et les robots sont devenus une source d'intérêt depuis de nombreuses années, ils se sont développés à travers le temps, cependant une question a suscité beaucoup de questionnement et d'intérêt dans le domaine informatique, peut-on un jour amener les

ordinateurs à penser ? Cette question a longtemps nourri les fantasmes d'un monde technologique avant d'être mis en œuvre par ce qu'on appelle aujourd'hui l'intelligence artificielle.

L'intelligence artificielle est un terme qui relie machine et intelligence humaine, c'est un processus où on imite l'intelligence humaine sur des ordinateurs, cet ensemble de technique permet aux machines d'accomplir des tâches normalement réservées aux humains.

L'intelligence artificielle s'illustre actuellement au travers de différentes applications, la robotique, l'imagerie médicale ou les véhicules autonomes sont les plus connues, la maintenance prédictive est l'un des domaines d'application les moins médiatisés et qui a pourtant une importance capitale dans la transformation de l'industrie.

Pour y parvenir des algorithmes entraînés sur un ensemble de données et une capacité de traitement élevée ont été développés et n'ont cessés de se multiplier, ils sont nécessaires afin d'accomplir les tâches. Parmi les algorithmes les plus utilisés, on trouve :

- ✓ **ANN** : Un neurone artificiel s'inspire du fonctionnement du cerveau humain pour apprendre, c'est un modèle simplifié du neurone biologique. Un réseau de neurones artificiels (Artificial Neural Network) se constitue d'un ensemble de neurones interconnectés, chacun ayant des entrées et des sorties numériques, Il repose sur un grand nombre de processeurs opérant en parallèle et organisés en tiers. Le premier reçoit les entrées d'informations brutes, par la suite chaque tiers reçoit les sorties d'informations du tiers précédent, jusqu'au dernier tiers qui lui produit les résultats du système. Le réseau de neurones artificiels permet à l'ordinateur d'apprendre à partir de nouvelles données, l'ordinateur apprend à effectuer une tâche en analysant des exemples pour s'entraîner. Les réseaux de neurones artificiels peuvent être utilisés en matière de reconnaissance d'images. Par le biais d'un algorithme, l'ordinateur apprend à partir de nouvelles données, il est obligé d'examiner l'image pour en discerner les caractéristiques individuelles, l'algorithme lui permet de définir les caractéristiques pertinentes, à défaut il peut le découvrir par lui-même grâce à l'analyse des données. Au sein de chaque couche du réseau de neurones, le système vérifie les signaux d'entrée, c'est-à-dire les images, décomposés en critères individuels tels que la couleur, les angles ou les formes, chaque nouveau test permet à l'ordinateur de déterminer avec plus de justesse ce que montre l'image.

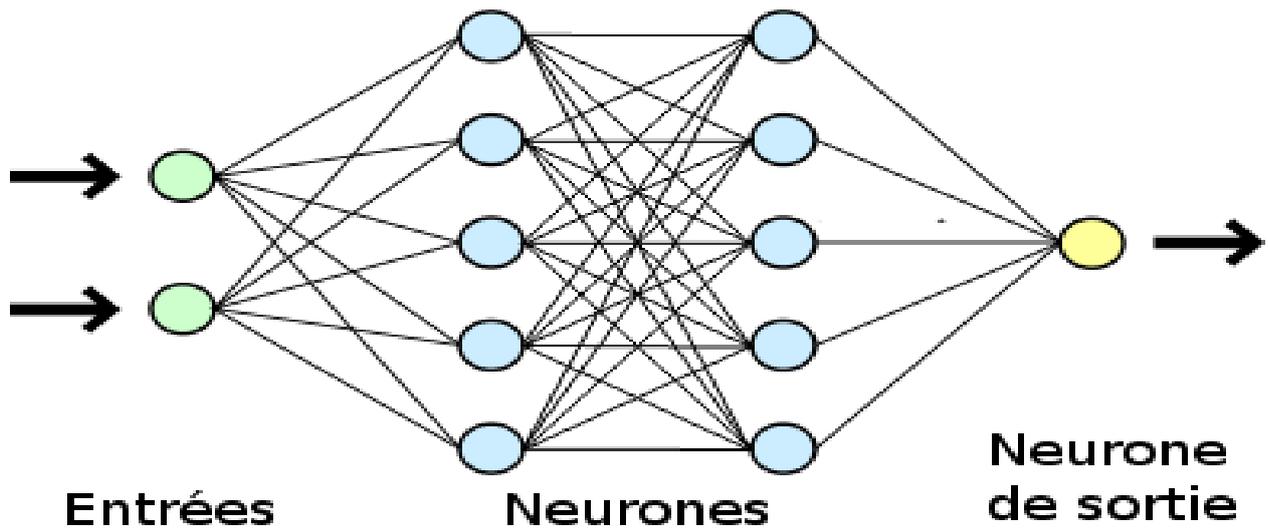


Figure 2.3 : Exemple sur un réseau de neurone artificiel.

- ✓ **RNN :** Un réseau de neurone récurrent est un réseau de neurone constitué de couche où l'information peut se propager dans les deux sens, ils sont conçus pour reconnaître les caractéristiques et les modèles d'utilisation des données requis pour prédire le scénario suivant le plus probable, à l'instar d'un réseau de neurone artificiel où l'information est traitée dans un seul sens. Ces réseaux possèdent des connexions récurrentes car elles conservent en mémoire des informations. Ils sont surtout utilisés dans la reconnaissance vocale car ils sont particulièrement puissants dans les scénarios faisant intervenir le contexte dans la prédiction d'un résultat. Les RNN utilisent une méthode d'apprentissage à base de gradient qui se dégradent à mesure qu'ils grossissent et se complexifient.
- ✓ **CNN :** Un réseau neuronal convolutif est un type d'algorithme utilisé surtout afin de classifier des images. C'est une architecture réseau qui apprend à partir des données et qui est formé par une succession de blocs de traitement pour extraire les caractéristiques discriminant la classe d'appartenance de l'image, les blocs de traitement continuent jusqu'aux couches finales pour réaliser la classification de l'image. Cette architecture de réseau est inspirée du fonctionnement du cortex visuel des animaux. L'analyse du champ visuel est faite au travers d'un ensemble de sous-régions se chevauchant et analysant l'image. Chaque sous-région est analysée par un neurone du cerveau de l'animal, afin de prétraiter de petites quantités d'information. C'est ce que l'on nomme le traitement convolutif.
- ✓ **LSTM :** Le réseau neuronal des RNN perd inévitablement de ses performances puisqu'il n'est plus entraîné correctement à cause de la disparition du gradient lors de

l'apprentissage des problèmes de dépendance à long terme, c'est pour cela que les unités LSTM ont été développés, c'est l'une des solutions à ce problème qui va permettre de maintenir un état sur une longue période de temps, ils possèdent une mémoire interne appelée cellule qui permet de maintenir un état aussi longtemps que nécessaire. Ils peuvent classer les données dans ces cellules à mémoire à long terme ou à court terme. Ce faisant, ils peuvent distinguer les données importantes à mémoriser et à réinjecter dans le réseau, de ce qui doit être oublié.

- ✓ **SVM** : La machines à vecteur de support est un algorithme qui peut être utilisé à des fins de classification et de régression. Elle a été développée comme un algorithme de classification binaire supervisée. Il s'avère particulièrement efficace de par le fait qu'il peut traiter des problèmes mettant en jeu de grands nombres de descripteurs, qu'il assure une solution unique (pas de problèmes de minimum local comme pour les réseaux de neurones) et il a fourni de bons résultats sur des problèmes réels.

La machine à vecteur de support à plusieurs avantages comme sa grande précision de prédiction et peut être plus efficace car elle utilise un sous-ensemble de points d'entraînement, mais a des inconvénients par exemple elle ne convient pas à des jeux de données trop volumineux car le temps d'entraînements des machines à vecteur de support peut être long et elle est moins efficace sur les jeux de données contenant du bruit.

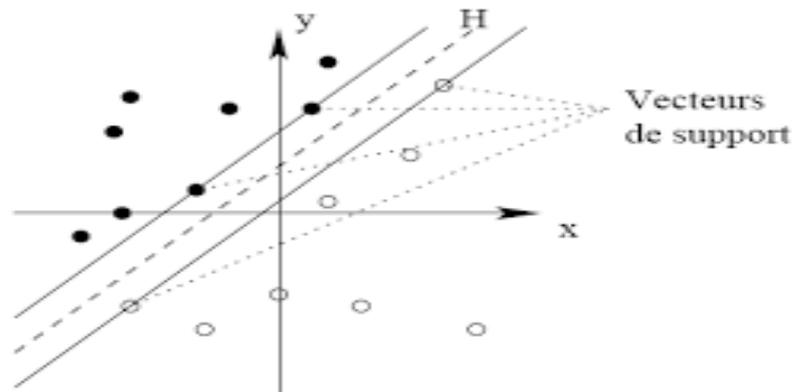


Figure 2.4 : Exemple de machine à vecteur de support.

- ✓ **DT** : L'arbre de décision est un système de réseau composé principalement de nœuds et de branches, de nœuds comprenant des nœuds racine et des nœuds intermédiaires. Les nœuds intermédiaires sont utilisés pour représenter une caractéristique et les nœuds feuilles sont utilisés pour représenter une étiquette de classe. DT peut être utilisé pour la sélection des caractéristiques. Les classificateurs DT ont acquis une popularité

considérable dans un certain nombre de domaines, tels que l'identification des caractères, le diagnostic médical et la reconnaissance vocale. Plus particulièrement, le modèle DT a le potentiel de décomposer un mécanisme de prise de décision compliqué en une série de décisions simplifiées en divisant récursivement l'espace covariable en sous-espaces, offrant ainsi une solution sensible à l'interprétation. [8]

2.3.1. Apprentissage automatique ML

La capacité des ordinateurs n'a cessé de monter en puissance, ils orientent nos vies quotidiennes avec des techniques de plus en plus intelligente, jusqu'à l'apparition de la notion de l'apprentissage automatique.

L'apprentissage automatique ou le machine Learning en anglais est une forme d'intelligence artificielle qui permet à un système d'apprendre et de s'améliorer à partir des données pour résoudre des tâches qui ne sont pas explicitement programmées et pour tirer des prédictions en se basant sur des statistiques.

L'algorithme de l'apprentissage automatique est entraîné avec des données qu'on va lui fournir en entrée et on va recevoir un résultat en sortie qui est généré automatiquement, c'est ce qu'on appelle un modèle de machine learning.

Les capacités prédictives de l'apprentissage automatique sont une fonction attrayante. Le ML utilise des analyses approfondies pour prédire ce qui se passera. Les industries peuvent prendre des décisions tournées vers l'avenir au lieu de compter sur des données antérieures.

L'apprentissage automatique, est récemment apparu comme l'un des outils les plus puissants pouvant être appliqués dans plusieurs applications pour développer des technologies intelligentes et des algorithmes prédictifs. Il a été développé dans un vaste domaine de recherche au cours des dernières décennies. L'apprentissage automatique peut être défini comme une technologie par laquelle les résultats peuvent être prévus sur la base d'un modèle préparé et formé sur des données d'entrée passées ou historiques et son comportement de sortie. Selon Samuel, A.L., l'apprentissage automatique signifie principalement que les ordinateurs sont autorisés à résoudre sans être spécifiquement programmés pour le faire. Les approches ML sont connues pour avoir d'énormes avantages, car elles ont la capacité de gérer des données multivariées et de grande dimension et peuvent extraire des relations cachées au sein des données dans des environnements complexes, dynamiques et chaotiques. Cependant, selon l'approche ML choisie, les performances et les avantages peuvent différer. À ce jour, les

techniques de ML ont été largement appliquées dans plusieurs domaines de la fabrication tels que la maintenance, l'optimisation, le dépannage et le contrôle. [8]

Les algorithmes sont les moteurs qui propulsent l'apprentissage automatique. En général, deux grands types d'algorithmes d'apprentissage automatique sont utilisés aujourd'hui : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. La différence entre les deux est définie par la manière dont chacun apprend sur les données pour faire des prédictions.

2.3.1.1. Apprentissage supervisé

Les algorithmes d'apprentissage sont les plus couramment utilisés, avec ce modèle l'algorithme est guidé avec des connaissances préalables et connaît les valeurs de sortie et les conclusions qu'il devrait tirer, il est entraîné par un jeu de données qui a déjà une sortie prédéterminée. Les données utilisées pour l'apprentissage supervisé sont une série d'exemples comprenant des paires composées de sujets en entrée et de sorties attendues, la machine donc devra être en mesure de prendre des décisions de façon autonome en se basant sur ce qu'elle a appris. L'algorithme apprend la logique pour ensuite classer les données qui présentent une certaine similitude avec la logique apprise.

Les modèles d'apprentissage supervisé ont des limites, ils sont plus susceptibles de prendre des décisions auxquelles les humains peuvent s'identifier parce qu'elles reposent sur des données fournies par les humains mais ont des difficultés à traiter les nouvelles informations.

L'apprentissage supervisé est généralement effectué dans le contexte de la classification et de la régression.

Classification : Ces tâches consistent à attribuer une classe à des objets, la variable de sortie est une catégorie.

Par exemple en industrie, prédire si oui ou non une machine est susceptible de tomber en panne.

Régression : Ces tâches consistent à attribuer une valeur mathématique donc la variable de sortie est une valeur réelle.

Par exemple prédire la probabilité pour qu'une machine tombe en panne.

2.3.1.2. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé utilise une approche plus indépendante, il ne dispose que de données d'entrée et pas de variables de sortie correspondantes puisque les données sont fournies à la machine sans les résultats attendus en sortie ce qui fait que l'apprentissage par la machine se fait de façon totalement autonome, les algorithmes sont laissés à leurs propres mécanismes pour découvrir et présenter la structure intéressante des données.

L'apprentissage non supervisé comprend deux catégories d'algorithmes : Algorithmes de regroupement et d'association.

Regroupement : Il consiste à diviser un ensemble de données en un certain nombre de groupes, de sorte que les ensembles de données appartenant aux mêmes groupes correspondent davantage que ceux d'autres groupes, l'objectif est de séparer les groupes ayant des traits similaires et classifier les données qui se ressemblent.

Association : L'association consiste à analyser et détecter des relations intéressantes entre des variables dans de grandes bases de données. Il découvre la probabilité de coïncidence d'éléments dans une collection.

La différence entre l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé c'est que dans l'apprentissage supervisé les éléments sont déjà classés et on veut classer un nouvel élément suivant les données. Par contre pour l'apprentissage non supervisé les éléments ne sont pas classés, ils vont être regroupés en classes suivant leur similarité avant qu'on puisse classer un nouvel élément.

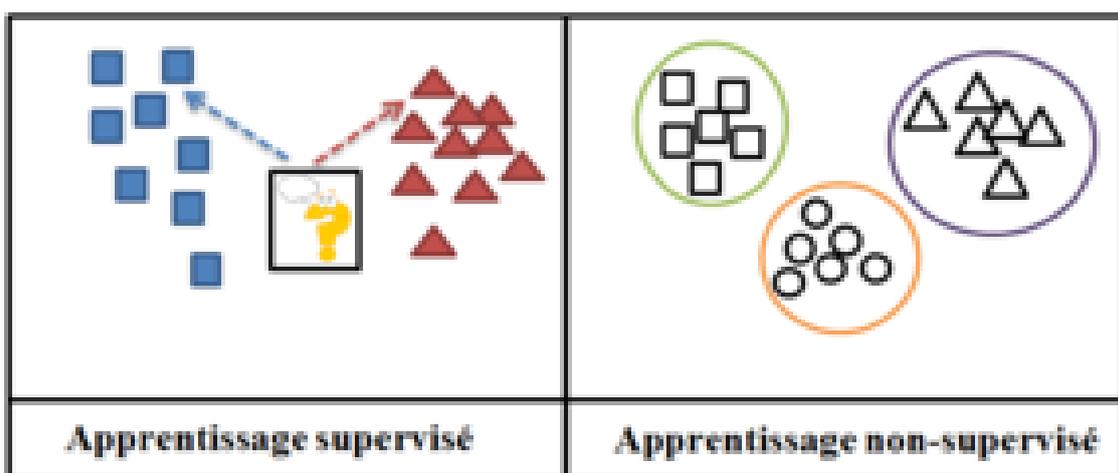


Figure 2.5 : Différence entre l'apprentissage supervisé et non supervisé.

2.3.2. Apprentissage profond

L'apprentissage profond ou le deep learning regroupe des méthodes plus récentes d'apprentissage automatique, c'est un type d'intelligence artificielle dérivé du machine learning où la machine est capable d'apprendre par elle-même, contrairement à la programmation où elle se contente d'exécuter à la lettre des règles prédéterminées.

Le deep Learning s'appuie sur un réseau de neurones artificiels s'inspirant du cerveau humain. Ce réseau est composé de dizaines voire de centaines de « couches » de neurones, qui sont empilées, chacune recevant et interprétant les informations de la couche précédente.

À chaque étape, les « mauvaises » réponses sont éliminées et renvoyées vers les niveaux en amont pour ajuster le modèle mathématique. Au fur et à mesure, le programme réorganise les informations en blocs plus complexes. Les données de départ sont essentielles : plus le système accumule d'expériences différentes, plus il sera performant.

Les modèles de deep learning ont tendance à bien fonctionner avec une grande quantité de données alors que les modèles d'apprentissage automatique plus classique cessent de s'améliorer après un point de saturation.

De nos jours, les modèles d'apprentissage en profondeur surpassent les modèles statistiques et traditionnels de ML dans de nombreux domaines, y compris la maintenance prédictive, lorsqu'il existe suffisamment de données historiques. Le terme d'apprentissage en profondeur (DL) fait référence aux réseaux de neurones artificiels (ANN), une technique d'apprentissage automatique inspirée du fonctionnement du cerveau, qui vont au-delà des réseaux de couches cachées à 1 et 2 couches [9]

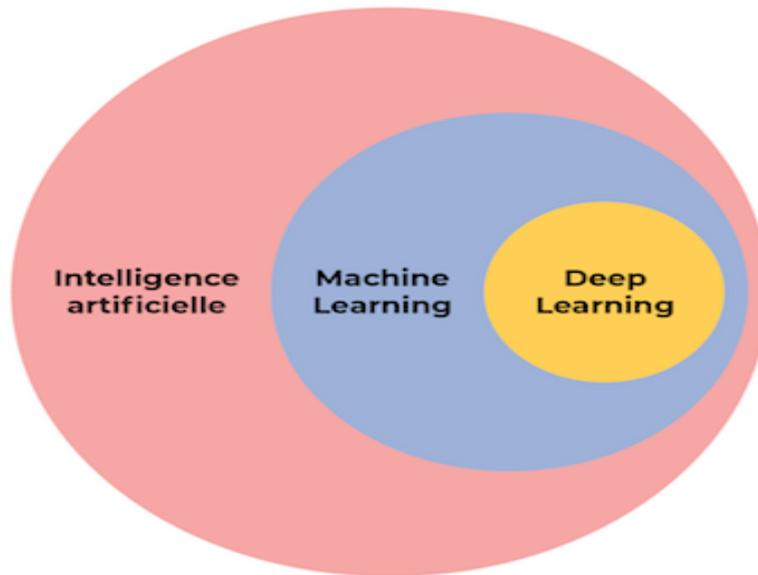


Figure 2.6 : La relation entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond

2.4. Maintenance prédictive

Le concept de maintenance prédictive est né il y a une dizaine d'années, il fait partie de la quatrième révolution industrielle et exploite tous les composants de l'Industrie 4.0 exposé précédemment. la maintenance prédictive est la dernière politique de maintenance adoptée par nombreuses industries.

Elle est définie selon la norme [12] comme :

"Une maintenance conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien."

La maintenance prédictive est un ensemble d'outils utilisés pour déterminer quand une maintenance spécifique est requise. L'outil est basé sur une surveillance continue de la machine ou du processus, ce qui permet d'effectuer la maintenance uniquement en cas de besoin. Une fonction secondaire non moins importante de la maintenance prédictive est la possibilité de détection précoce des défauts, grâce à des outils basés sur des données historiques - apprentissage automatique - ainsi que des aspects visuels des défauts - couleur et usure. [10]. Un programme de maintenance prédictive peut réduire la fréquence des tâches de maintenance en évitant les tâches inutiles et en réduisant également les temps d'arrêt des systèmes

L'utilisation de la maintenance prédictive dans le programme de gestion de la maintenance améliore la capacité d'optimiser la disponibilité des machines de processus et réduit considérablement le coût de la maintenance et améliore la qualité de la production

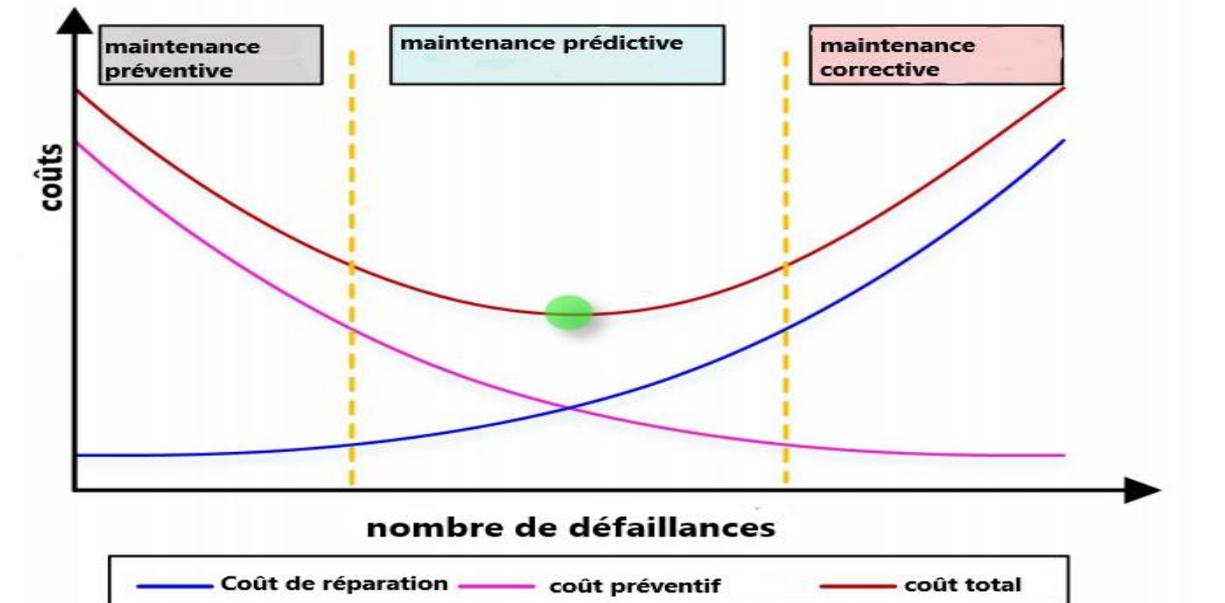


Figure 2.7 : Comparaison entre MC,MP et maintenance prédictive sur le coût

2.4.1. Architecture de la maintenance prédictive

Une architecture appropriée pour la maintenance prédictive devrait présenter des modules spécifiques de telle sorte que l'intégration totale des modules conduise à une mise en œuvre correcte de la maintenance prédictive en tant que système

La fonctionnalité du système est initialisée avec l'acquisition de données, dans laquelle les données de plusieurs sources seront enregistrées en temps réel et seront stockées dans la base de données. Ces données seront utilisées pour l'analyse des données soit en regroupant différents paramètres, soit en analysant des paramètres individuels. Les données fournies pour l'analyse des données sont simultanément envoyées au bloc de détection d'état. Cela permet de visualiser en temps réel l'état du système et peut être utilisé pour la détection précoce des défauts. Les résultats de l'analyse des données sont utilisés pour l'évaluation de la santé et le pronostic de l'état actuel du système. Enfin, après l'évaluation de l'état de santé et le pronostic, les tâches de maintenance appropriées peuvent être sélectionnées et planifiées à l'aide du bloc d'actions de maintenance.

La fonctionnalité de chaque bloc de l'architecture du système, telle que représentée sur la figure 2.8

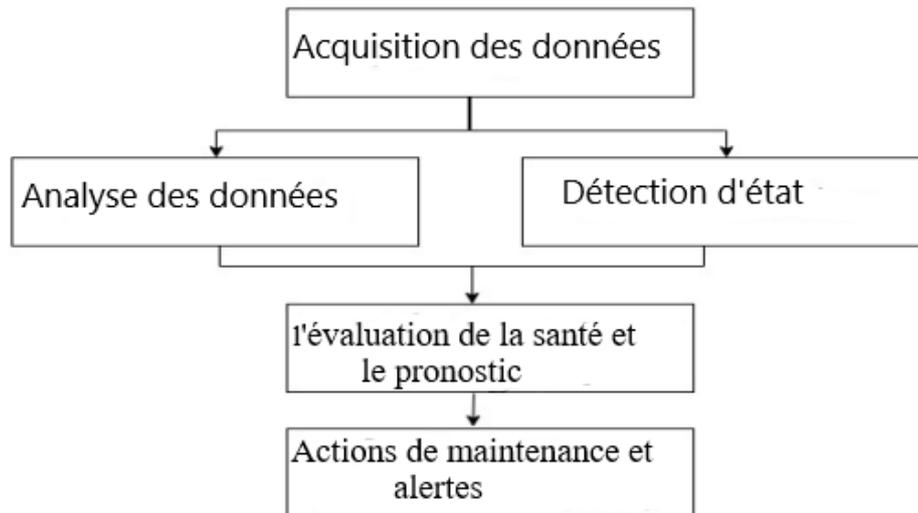


Figure 2.8 : Architecture de la maintenance prédictive

En commençant par l'acquisition des données afin de maintenir correctement le système, nous devons le surveiller en permanence pour identifier tout type de défaut ou d'erreur. Pour cela, divers paramètres doivent être enregistrés. Ceci peut être réalisé en installant plusieurs capteurs qui collecteront les données et les stockeront dans la base de données.

Les données collectées à partir du système d'acquisition de données sont utilisées pour l'analyse des données et pour la détection d'état du système. Les données du système d'acquisition de données sont un enregistrement du comportement du système sur une période de temps. Dans l'analyse des données, diverses techniques peuvent être utilisées pour l'identification des défauts, des erreurs, etc. Alors que la détection d'état est utilisée pour la visualisation de l'état actuel du système et la détection précoce des pannes en observant simplement la tendance du comportement du système.

Les résultats de l'analyse des données sont utilisés pour l'évaluation de la santé du système. L'évaluation de la santé indique si l'état de santé du système se dégrade ou est en bon état, en fonction de son historique comportemental et de son pronostic, il aidera à prédire son état de santé actuel à l'avenir en tenant compte des futurs profils d'utilisation.

Une fois que les résultats du pronostic sont sur la base de cela, il sera possible d'identifier les tâches de maintenance correctes à exécuter en fonction du paramètre affecté du système et de planifier en conséquence les tâches ou de donner des alertes pour éviter la panne [11].

2.4.2. Les niveaux de maintenance prédictive

L'objectif de l'Industrie 4.0 est de fabriquer des machines ou des usines plus intelligentes. « Intelligent » signifie non seulement améliorer la gestion de la production, mais également réduire les temps d'arrêt des équipements. Les machines et usines intelligentes utilisent des technologies avancées telles que les appareils connectés, l'analyse de données et l'intelligence artificielle pour obtenir une maintenance prédictive plus efficace. Ce changement de maintenance prédictive dans le contexte de l'Industrie 4.0 est défini comme maintenance prédictive 4.0 ou maintenance 4.0 [13]. Les stratégies de maintenance sont classées en 4 niveaux qui sont appliqués dans les industries modernes[14] :

- **Inspection visuelle** : inspections physiques périodiques, conclusions fondées uniquement sur l'expertise de l'inspecteur.
- **Inspection aux instruments** : inspections périodiques, conclusions fondées sur la combinaison de l'expérience de l'inspecteur et de la lecture des instruments.
- **Monitoring en temps-réel** : surveillance continue en temps-réel des actifs, avec des alertes basées sur des règles et des niveaux préétablis.
- **Maintenance prédictive 4.0** : surveillance continue en temps-réel des actifs, avec des alertes envoyées sur la base de technique prédictives telles que l'analyse de régression.

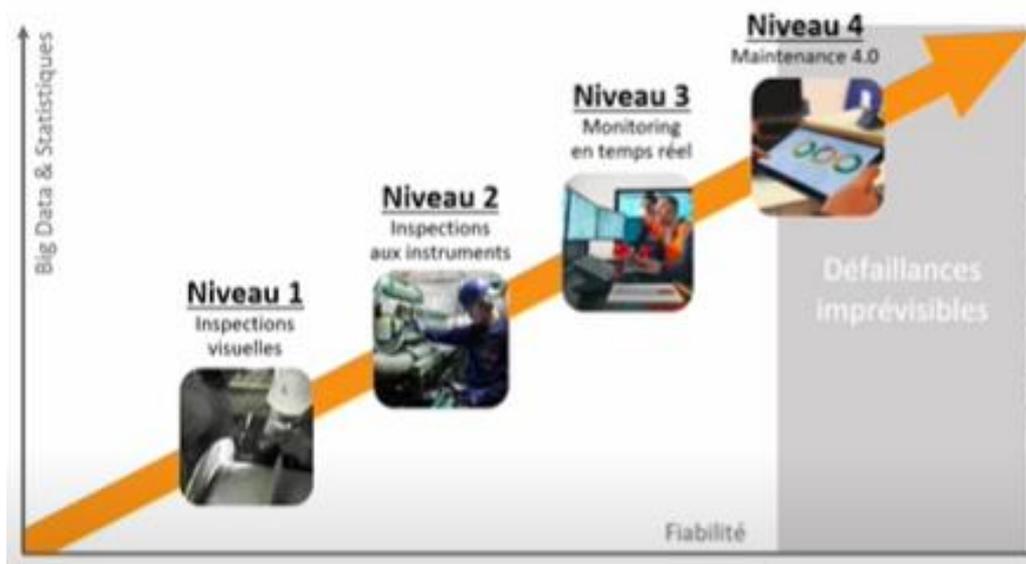


Figure 2.9 : Les niveaux de maintenance prédictive

Comme le montre la figure 4, L'étude a interrogé 268 entreprises en Belgique, en Allemagne et aux Pays-Bas sur leur utilisation actuelle et leurs projets futurs en ce qui concerne la maintenance prédictive. On constate que deux tiers des sociétés interrogées sont encore en

dessous de niveau de maturité 3. Seulement 11% ont déjà atteint le niveau 4. La Belgique reste le leader en termes d'entreprises déjà au niveau 4, bien que les entreprises en Allemagne et aux Pays-Bas rattrapent rapidement leur retard. Les deux pays ont enregistré des augmentations du nombre d'entreprises au niveau 4, de 2 à 9 % et de 6 à 10 % respectivement [14].

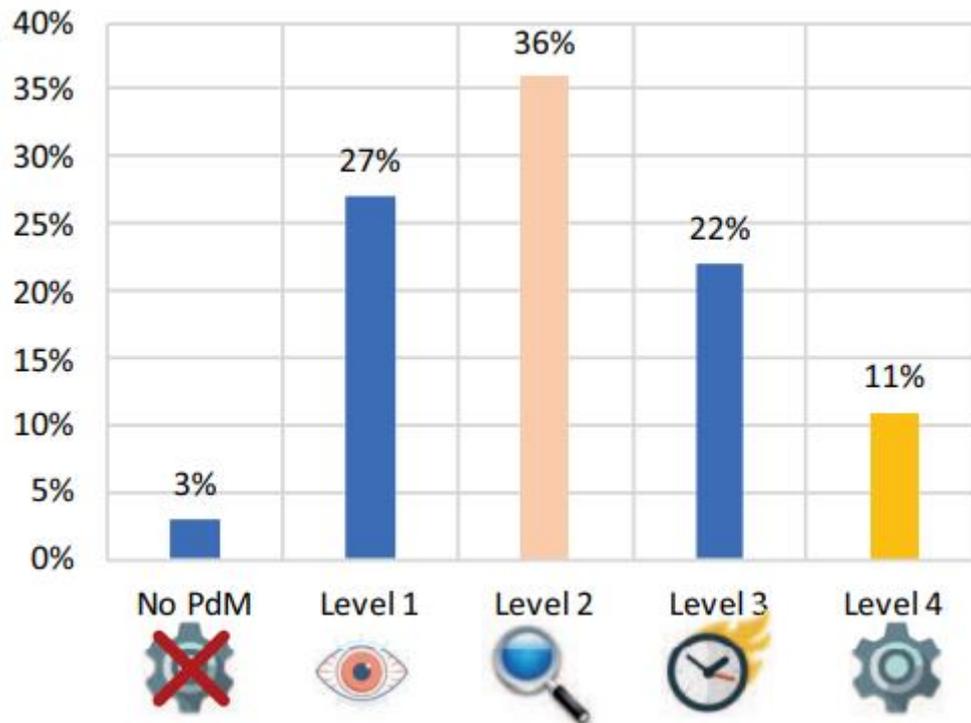


Figure 2.10 : Niveau de maturité actuel en maintenance prédictive-Industries Européenne (2018)

2.4.3. Les approches CBM et PHM

Dans les entreprises, les concepts traditionnels de maintenance corrective et préventive ont depuis plusieurs décennies évolués pour mieux gérer les phénomènes de défaillance. Les industriels les ont pris en considération et intègrent les progrès réalisés dans les technologies et les méthodes de la sûreté de fonctionnement pour devenir de plus en plus performants. C'est ainsi que les concepts de CBM (Condition Based Monitoring) et de PHM (Prognostics and Health Management) ont vu le jour. Actuellement le terme PHM ne fait l'objet d'aucune définition normative et son interprétation varie suivant les auteurs et les secteurs d'applications. Ces deux termes ne possèdent pas de traductions françaises reconnues [15].

2.4.3.1. Condition-based maintenance (CBM)

CBM est «une stratégie de maintenance qui recueille et évalue les informations en temps réel et recommande des décisions de maintenance basées sur l'état actuel du système»[16]. En

résumé, les politiques CBM prédisent la durée de vie utile restante en fonction de l'état du système actuellement observé et suggèrent des actions d'inspection et de maintenance du système. En outre, il permet aux utilisateurs d'effectuer une maintenance mieux planifiée, de minimiser ou d'éliminer les inspections inutiles et de réduire les intervalles de maintenance basés sur le temps. Elle est utilisée souvent avec l'approche PHM

2.4.3.2. Prognostics and Health Management (PHM)

Les travaux qui abordent la maintenance prédictive décrivent couramment l'acquisition de données, le prétraitement, l'identification de l'usure et soulignent la possibilité d'une défaillance [17], [18] Cette description est très similaire dans les travaux qui traitent du PHM et de son cycle impliquant l'analyse, l'observation et l'action. Le PHM a été étudié par des chercheurs de différents domaines de l'ingénierie pour augmenter la fiabilité, la disponibilité, la sécurité et la réduction des coûts des actifs d'ingénierie[19].

Le PHM (le pronostic et la gestion de santé en français) est une discipline qui utilise des algorithmes pour détecter les anomalies, diagnostiquer les défauts et prédit les performances utiles restantes pendant la durée de vie du bien. L'objectif principal du PHM est d'optimiser le compromis de disponibilité d'un système tout en assurant la sécurité des équipements et des personnes par une utilisation de la maintenance industrielle de manière adéquate. Des avantages financiers tels que des réductions des coûts d'exploitation et de maintenance et une durée de vie prolongée sont également obtenus.

❖ Architecture du PHM :

Le processus de PHM est composé de sept modules [10] qui sont illustrées à la figure 2.11 :

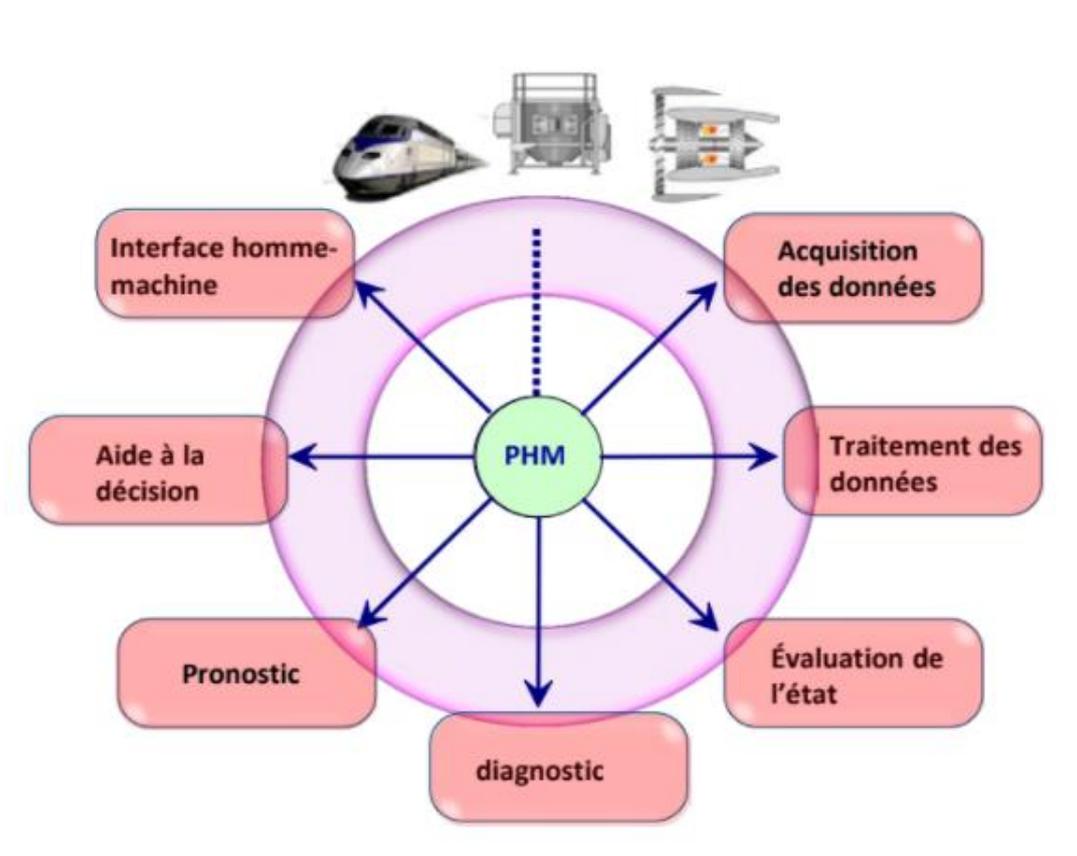


Figure 2.11 : Les modules de PHM

1. L'acquisition des données : consiste à mesurer des grandeurs physiques telles que la tension, le courant, la température, etc. à l'aide de capteurs, logiciels et observations humaines. Ces données sont obtenues grâce à un système d'acquisition qui collecte, prétraite les données à envoyer aux autres modules et à stocker dans une base de données fiable et sûre.

2. Le traitement des signaux/données : analyse et interprète les signaux afin d'extraire des informations caractérisant le comportement du système, soit dans le domaine temporel et/ou fréquentiel.

3. L'évaluation de l'état courant : sera obtenue à partir de ces caractéristiques et permettra à l'aide de comportement nominal de détecter les différentes anomalies possibles.

4. Le diagnostic : correspond à la localisation et l'identification des causes des anomalies ou défaillances.

5. Le pronostic : s'appuie sur l'état actuel du système et le résultat de la détection et/ou du diagnostic pour prédire la durée de vie avant défaillance.

6. L'aide à la décision : concernant les stratégies de maintenance à mettre en œuvre pour maintenir en bon état le système. Ce module prend appui sur toutes les informations obtenues.

7. L'interface homme-machine : offre un moyen de présenter et stocker sous différentes formes les informations utiles.

2.5. Méthodes et outils de la maintenance prédictive

Nombreuses méthodes ont été développées dans la maintenance prédictive. Une classification est proposée utiliser pour la prédiction. Il s'agit d'exécuter un ensemble de traitements à partir des informations saisies. Le choix d'utiliser l'une de ces méthodes dépend des données disponibles, qui peuvent fournir en entrée de la fonction de prédiction.

2.5.1. Modèles basés sur la physique

Les approches fondées sur des lois physiques construisent des modèles mathématiques qui modélisent le processus physique influençant la santé des composants. Ces approches requises des connaissances sur les lois physiques (mécanique, chimique, électrique, hydraulique)

La figure 2.12 résume le principe de prédiction basé sur des modèles physiques.

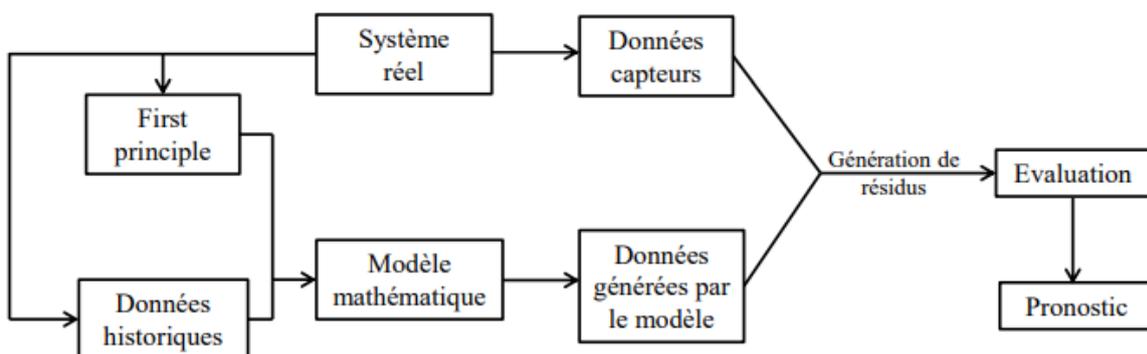


Figure 2.12 : Organigramme sur des approches basées sur des modèles physiques.

Le comportement du système est représenté par un modèle mathématique. Ensuite, un test de cohérence est effectué en comparant les données capteurs issus du système réel et les sorties du modèle mathématique. Les résidus générés sont évalués. Les résidus dépassent un seuil de détection de défauts, en présence d'un dysfonctionnement [21].

Les problèmes traités par ces modèles sont par exemple problème d'usure de matériaux, propagation de fissures, cassure par fatigue et corrosion.

Le filtre de kalman est un algorithme de traitement des données récursif qui estime l'état d'un objet à l'aide d'une mesure bruitée. L'algorithme utilise deux étapes majeures, une étape

de prédiction et une étape de correction. L'étape de prédiction permet de prédire le dernier état estimé. L'étape de correction utilise les mesures bruitées pour corriger l'état prédit.

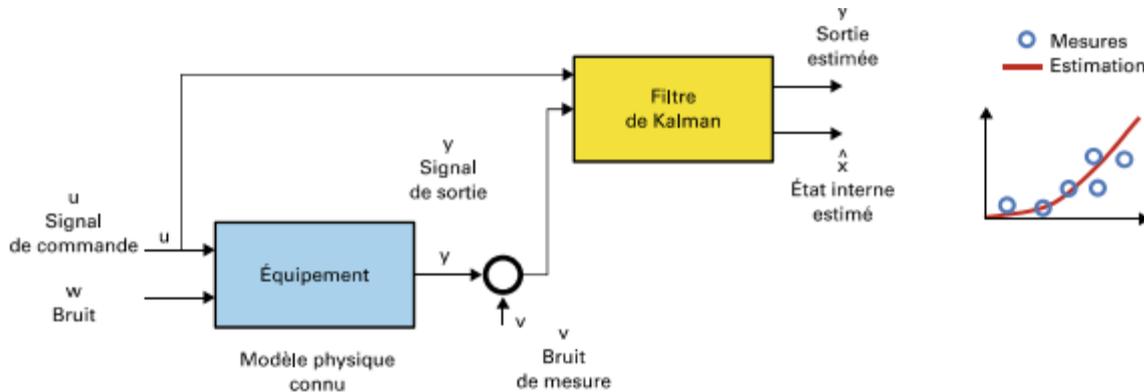


Figure 2.13 : Prédiction par le filtre de Kalman

2.5.2. Modèles basés sur les données

Les approches fondées par les données exploitent l'historique de données qui contient des indicateurs de dégradation ou d'intervention de maintenance délivrés respectivement par le processus de surveillance (vibration, température, pression, débits d'huile, tension, etc.).

Les approches basées sur les données n'ont pas nécessairement besoin d'informations spécifiques au mécanisme de dégradation. Ces approches peuvent apprendre le comportement de l'équipement en fonction des données collectées et peuvent être utilisées pour analyser les défauts intermittents en détectant les changements dans les caractéristiques de l'équipement. Les approches peuvent également être utilisées dans des équipements complexes avec des modes de défaillance multiples et potentiellement concurrents tant que l'équipement présente un comportement reproductible. En d'autres termes, la force des approches axées sur les données réside dans leur capacité à transformer des données bruitées de grande dimension en informations de faible dimension pour les décisions de diagnostic et de pronostic. Cependant, les approches basées sur les données ont certaines limites, le principal inconvénient étant de se fier aux données historiques sur les modes ou mécanismes de défaillance que l'analyste cherche à détecter. Cela peut être un problème, en particulier lorsque les conséquences d'une défaillance sont élevées, ce qui oblige à se fier à des données simulées ou de laboratoire plutôt qu'à des données de terrain. Le recours aux données historiques est également un problème pour les nouveaux produits pour lesquels un historique complet des défaillances sur le terrain n'est pas disponible [18]

Ces approches comportent trois catégories de méthode de prédiction. Elles sont distinguées par la nature des techniques exploitées :

2.5.2.1. Les statistiques multidimensionnelles

- **Les Modèles Autorégressifs** : on trouve dans cette classe les modèles ARMA (modèles autorégressifs et moyenne mobile), ARIMA (modèles moyenne mobile autorégressif intégré) et ARMAX, qui sont utilisés dans la modélisation des séries temporelles.

Les modèles ARMA et ARMAX ne sont utilisés que pour des données stationnaires.

Les modèles régressifs ne nécessitent pas un historique de dégradation et doivent être évalués de manière récursive jusqu'à atteindre un certain seuil, ce qui engendre une accumulation d'erreur systématique et détériore la performance du prédicteur [20].

- **Les modèles de Markov cachés** : Le modèle de Markov, est un modèle statistique composé d'états et de transitions. Une transition matérialise la possibilité de passer d'un état à un autre. Le modèle de Markov caché généralise le modèle de Markov sauf qu'on ne peut pas observer directement la séquence d'états : les états sont cachés. Chaque état émet des "observations" qui, elles, sont observables. On travaille donc sur la séquence d'observations générées par les états, pas sur la séquence d'état.

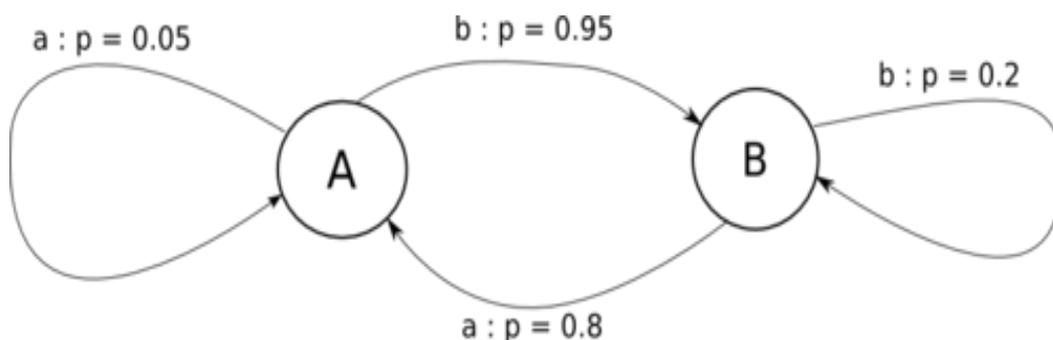


Figure 2.14 : Graphe de Markov caché

- **Les réseaux bayésiens** : sont des outils mathématiques reposant sur la théorie des probabilités et la théorie des graphes. Ils s'agitent d'un classificateur probabiliste, qui s'appuient sur un théorème de Bayes :

$$P(A/B) = \frac{P(B/A) \cdot P(A)}{P(B)}$$

- P(B) est la probabilité a priori (ou marginale) de B.
- P(A/B) est la probabilité a posteriori de A sachant B.
- P(B/A) est la fonction de vraisemblance de B connaissant A.

La structure de ce type de réseau est connue sous le nom de graph acyclique dirigé : un graphe dans lequel les nœuds représentent des variables aléatoires, tandis que les arcs représentent une relation causale entre ces variables, ces dernières sont rattachées à des probabilités conditionnelles.

Ces dernières années, Les recherches et développements apportés aux Réseaux Bayésiens portent principalement sur trois points essentiels : les algorithmes d'inférence, l'apprentissage de la structure du réseau et l'apprentissage des paramètres du réseau[22].

Les aspects suivants rendent les réseaux bayésiens, dans de nombreux cas préférables :

a) Acquisition des connaissances : Possibilité de rassembler et de fusionner des connaissances de diverses natures dans un même modèle : Retour d'expérience (données historiques ou empirique), expertise (règles logiques de statistiques ou de probabilités), ou tout simplement d'observations.

b) Représentation des connaissances : La représentation graphique d'un réseau Bayésien est explicite, intuitive et compréhensible par un non spécialiste.

c) Utilisation des connaissances : Un réseau est polyvalent, on peut se servir du même modèle pour évaluer, prévoir, diagnostiquer ou optimiser des décisions.

d) Diversité de l'offre en matière de logiciels : Aujourd'hui il existe de nombreux logiciels sur le marché pour traiter les réseaux Bayésiens. Ces logiciels présentent différentes fonctionnalités :

- Apprentissage des probabilités.
- Apprentissage de la structure.
- Possibilité d'intégrer des variables continues[23].

2.5.2.2. Techniques de l'intelligence artificielle

Les outils et méthodes les plus appropriés pour la maintenance prédictive intelligente incluent les techniques de l'intelligence artificielle. Parmi les techniques les plus utilisées sont les réseaux de neurones artificiels (RNA), l'apprentissage automatique (ML) et l'apprentissage profond (DL).

Les Réseaux de neurones sont connus pour leur capacité à modéliser des systèmes complexes, multidimensionnels et non-linéaires sans la nécessité d'une compréhension physique du comportement du système. Un RNA est une fonction d'approximation non linéaire à multiples entrées et sorties et peut être utilisé à différentes fins parmi lesquelles le pronostic. Selon les entrées du modèle RNA, le dernier a la souplesse nécessaire pour exécuter différentes tâches, comme la prédiction du temps restant avant la défaillance par exemple [20].

L'apprentissage automatique est bien connu comme la technologie de base l'intelligence artificiel. Le ML a été largement utilisé en maintenance prédictive des équipements industriels, qui est l'un des domaines d'application potentiels des méthodes basées sur les données pour que les ordinateurs puissent apprendre à partir de ces données, afin de résoudre des tâches sans programmation explicite pour chacun (ex., réseaux de neurones artificiels (ANN), machines à vecteur de support (SVM), arbre de décision (DT)).

L'apprentissage profond est une méthode d'extraction d'informations structurées à partir d'ensembles de données massifs à l'aide d'algorithmes de ML en couche. De plus, elle est devenue une technologie indispensable dans la maintenance prédictive pilotée par les données. Par rapport au modèle peu profond traditionnel, DL peut automatiquement extraire des caractéristiques des données d'origine et identifier avec précision l'état de santé. Récemment, l'apprentissage profond a montré une capacité supérieure dans l'apprentissage des caractéristiques, la classification des défauts et la prédiction des défauts avec des transformations non linéaires multicouches. Auto-Encoder (AE), Convolutional Neural Network (CNN), Deep Belief Network (DBN) et d'autres modèles d'apprentissage profond sont largement appliqués dans le domaine de la maintenance prédictive[24].

2.5.3. Modèles hybrides

Cette approche combine les avantages des approches basées sur des lois physiques et sur les données pour obtenir des résultats plus performants. Par exemple, transformée de Fourier et réseaux de neurones est un modèle basé sur la transformée de Fourier pour traiter les données, ensuite les réseaux de neurones utiliseront le résultat du traitement. On trouve aussi les modèles

statiques et les réseaux de neurones, où le réseau de neurones est alimenté par des données traitées par des modèles statiques. De plus, la logique floue et réseaux de neurones, ces modèles utilisent un traitement des données mesurées ou estimées à base de logique floue. Suite à ce traitement, les variables prennent des valeurs floues caractérisées par des grandeurs quantitatives. Les données floues sont ensuite exploitées par des réseaux de neurones [15].

2.6. Conclusion

Nous avons consacré ce chapitre à la présentation des notions de bases des technologies apportées par l'industrie 4.0, l'intelligence artificielle et ses sous-domaines, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond. Nous avons abordé les algorithmes les plus utilisées. Ensuite, nous avons mettre la lumière sur la maintenance prédictive et ses différentes méthodes.

Chapitre 3 : REVUE SYSTEMATIQUE DE LA LITTERATURE

3.1. Introduction

Les systèmes industriels deviennent de plus en plus complexes. Cette complexité est source d'incidents et de défauts divers, causant des dommages considérables aux biens, à l'environnement et aux personnes. La défaillance de certaines parties du système va peser lourdement sur l'équipement productive. C'est pour cela les organisations industrielles recherchent en permanence de nouvelles stratégies pour améliorer l'efficacité de leurs opérations. L'optimisation de la maintenance et le choix des stratégies de maintenance jouent un rôle important dans l'efficacité du fonctionnement de tout système industriel, afin d'assurer la disponibilité de l'équipement et la haute qualité de production au coûts minimum.

La maintenance prédictive est apparue comme une nouvelle stratégie efficace, qui peut minimiser les coûts de maintenance jusqu'à 30% et éliminer les pannes jusqu'à 75% par rapport à la maintenance préventive classique [25].

Selon cette exigence pratique croissante, la maintenance prédictive a également reçu une attention considérable dans la littérature au cours de la dernière décennie, les approches de cette maintenance les plus utilisées sont classées en trois groupes : les méthodes basées sur des lois physiques, les méthodes basées sur les données et méthodes hybride, où notre revue va être consacré sur les méthodes basées sur les données en raison de l'augmentation de l'acquisition de données et de l'utilisation de théories relatives à l'intelligence artificielle .

3.2. Revue systématique de la littérature

Une revue systématique de la littérature est un moyen d'identifier, d'évaluer et d'interpréter toutes les recherches disponibles pertinentes à une question de recherche particulière, ou à un sujet ou à un phénomène d'intérêt[26]. Développé selon une méthodologie rigoureuse, reproductible, basée sur un protocole afin de réduire la possibilité de biais.

Chaque revue systématique comporte quatre étapes :

1. Définition de la question de la recherche.
2. Recherche des documents pertinents.
3. Filtration des documents et extraction des données.
4. Retranscription des résultats.

De nombreux outils permettent d'évaluer la qualité méthodologique d'une revue systématique tels que :

❖ **Litmaps :**

Litmaps est une map littérature, elle permet de voir visuellement les liens entre les papiers. En ajoutant des articles et les important à partir d'un gestionnaire de références (Zotero, etc.), en les extrayant via la recherche par mot-clé. De là, la carte prend tout son sens. Les futurs résultats de la recherche par mot-clé affichent des liens vers la carte et sont classés en fonction de ces connexions. Cela permet de cibler les recherches sur l'objet de projet, et montre également pourquoi ce document a été recommandé. Cette carte est utilisée pour effectuer un balayage semi-automatique, pour trouver des papiers avec des citations avec le projet recherché, qu'il s'appelle "Suggestions Radar". Au fil du temps, des nouveaux articles qui se connectent aux mêmes sujets seront ajoutée par envoi d'un e-mail.

❖ **Rayyan :**

Rayyan permet d'accélérer la sélection initiale des résumés et des titres en utilisant un processus de semi-automatisation. Elle permet de faire de collaborations avec d'autre réviseurs et de créer plusieurs revues de projet et permet aux collaborateurs de voir le travail de chacun.

❖ **ASReview :**

ASReview est un outil d'aide pour les chercheurs assisté par l'apprentissage automatique, il permet d'accélérer l'étape de sélection des titres et des résumés d'une manière systématique pour déterminer quelles études inclure dans la revue, afin de produire une révision beaucoup plus efficace que la révision manuelle.

❖ **Sysrev :**

Syrev optimise le processus de criblage et d'extraction grâce à la combinaison de l'apprentissage automatique, de la collaboration et de la gestion de projet automatisée. Pour démarrer sur Sysrev, les utilisateurs doivent d'abord créer un projet. Une fois qu'un projet a été créé, les administrateurs de compte peuvent définir un certain nombre de protocoles d'examen. Ces protocoles, tels que « combien de réviseurs devraient examiner chaque article », sont importants pour équilibrer l'efficacité et l'exactitude du processus d'examen. L'administrateur du compte a également accès à un tableau de bord de gestion de projet qui donne un aperçu des performances de chaque évaluateur. Une fois les protocoles définis, les examinateurs commencent à analyser les articles individuels et à extraire les données. Au fur et à mesure que les documents sont examinés, l'intelligence artificielle de Sysrev apprend des décisions des réviseurs quels articles sont importants. Avec une formation suffisante, Sysrev peut prédire en toute confiance quels articles sont pertinents, ce qui permet aux chercheurs d'économiser d'innombrables heures. Pour des tâches plus structurées, Sysrev peut même apprendre à automatiser l'ensemble du processus d'extraction de données[27].

3.3. Pourquoi Sysrev ?

Pour commencer, Sysrev est une plateforme web gratuite, puissante et construite sur des outils simples et polyvalents. Elle est utilisée pour la révision de documents et la conservation et l'extraction de données, ce qui va nous servir dans notre recherche. Elle a deux fonctions principales : les revues de littérature et la conservation des données donc elle sert à soutenir le processus global de revue systématique, c'est pourquoi nous l'utilisons. Cette plateforme nous permet, aussi, de consulter n'importe quel document et d'extraire n'importe quelle donnée pendant notre recherche. Elle optimise le processus de révision avec l'apprentissage automatique. Si on lui donne une formation suffisante, Elle peut prédire en toute confiance quels articles sont pertinents, ce qui nous permet d'économiser plusieurs heures de travail associées aux tâches d'extraction de données. Enfin, c'est pour les graphes et les tableaux des résultats d'analyse que nous fournit cette plateforme et qu'aucune autre ne fait.

3.4. Méthodologie de la recherche

Questions de recherche

- Q1. Quels sont les modèles, méthodes ou architectures liés à la maintenance prédictive ?
- Q2. Quels sont les modèles prédictifs se trouvant le plus fréquemment dans l'industrie 4.0 ?
- Q3. Quelles sont les méthodes du ML et du DL qui sont utilisées pour effectuer la maintenance prédictive ?
- Q4. Termes importants dans l'industrie 4.0

Base de données

Cette étude a été menée sur des bases de données bibliographiques différentes mais très connues à portée scientifique, premièrement SpringerLink, IEEE, ScienceDirect .

Critère d'exclusion

- E1. Articles non liés à la PdM, le ML et le DL.
- E2. Articles antérieurs à l'année 2016.
- E3. Articles n'utilisant pas une méthode axée sur les données.

3.4.1. Exécution

Le choix des mots-clés pour construire les chaînes de recherche a été basé sur des termes couramment trouvés dans la littérature et des termes liés à cette revue, c'est-à-dire les méthodes d'apprentissage automatique et les méthodes d'apprentissage profond appliquées à la maintenance prédictive, avec un filtre considérant les cinq dernières années 2016-2021. D'autres mots-clés ont aussi été utilisés pour améliorer l'exploration de la littérature. En fait, certains chercheurs de différentes régions géographiques utilisent plusieurs définitions de la maintenance dans l'industrie 4.0, telles que "maintenance intelligente", ou "maintenance 4.0". Pour l'exécution de la revue de littérature, des chaînes de mots-clés spécifiques ont été formulées et utilisées pour chaque base de données utilisé, comme décrit ci-dessous :

- SpringerLink: predictive maintenance-PdM- maintenance 4.0- machine learning- deep learning- ML method – DL method.

-ScienceDirect: predictive maintenance-PdM- maintenance 4.0- machine learning- deep learning- ML method – DL method.

-IEEE: predictive maintenance-PdM- maintenance 4.0- machine learning- deep learning- ML method – DL method.

Nous avons recherché des articles au contenu pertinent pour l'utilisation dans le contexte de cet article et de l'enquête connexe. Outre les articles on a trouvé aussi travaux, revues et documents de conférences qui apportaient une tendance et des défis liés à la maintenance prédictive ou des exemples d'application dans l'industrie 4.0. Ensuite, nous avons exporté les articles vers le logiciel Sysrev. Nous avons obtenu 173 résultats. L'intention de notre sélection était précisément de recevoir un plus grand volume de résultats dans le catalogue et en même temps d'évaluer le contexte de la chaîne de caractères et de l'indice Sysrev. Nous avons déterminé les critères pour inclure ou exclure les articles dont nous avons besoin dans notre revue de la littérature. Une fois l'application des critères terminée, nous avons effectué la lecture complète des articles, en appliquant la présence des critères pour inclure un article ou l'absence des critères pour l'exclure.

Les articles sélectionnés sont énumérés dans le tableau dans l'annexe avec les types de publications, éditeurs, et noms de conférences ou de revues de notre corpus.

La figure révèle la quantité de documents recherchés dans les bases de données en utilisant les mots clés. Le total des documents recherchés est 173 articles, 109 ont été sélectionnés pour cette revue et 61 articles ont été rejetés en utilisant les critères d'exclusion E1, E2 et E3.

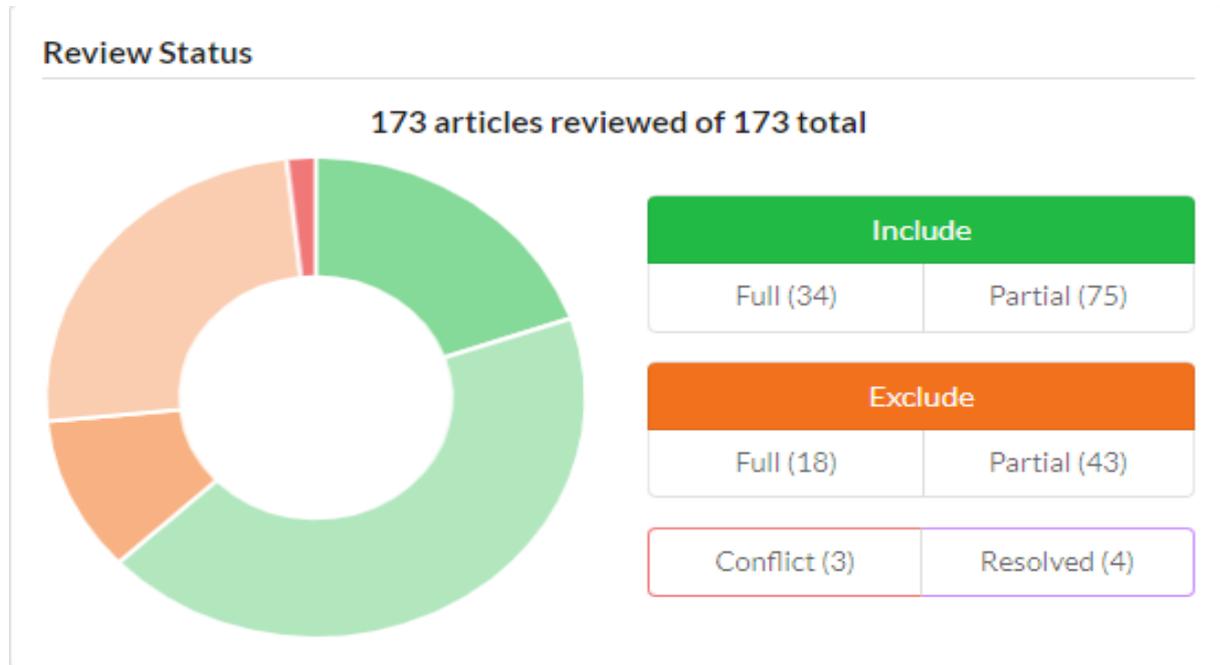


Figure 3.1 : La quantité de documents mis dans Sysrev pour notre recherche.

3.5. Résultats de revue systématique de la littérature

Après une analyse des articles entre 2016 et 2021 à l'aide des critères d'extraction, le tableau 1 a été construit. Il contient un aperçu des articles les plus récents pour la maintenance prédictive, où chaque ligne est liée à un article.

À l'heure actuelle, les principales méthodes utilisées pour la prédiction de la panne sont des méthodes basées sur les données qui représentent le processus de dégradation du système à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond. Dans notre revue on a trouvé 104 articles qui proposent d'algorithmes de ML et DL. Comme cet article [28] présente un système développé (un package en R) pour la maintenance prédictive dans le concept Industrie 4.0 (framework PdM). Le système PdM aide les ingénieurs et les experts du domaine à analyser et à utiliser facilement plusieurs données de capteurs de séries chronologiques à plusieurs variables pour développer et tester des modèles de maintenance prédictive basés sur l'estimation de durée de vie utile restante RUL à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique et d'algorithmes d'apprentissage en profondeur dans un système proactif rapide d'aide à la décision pour l'optimisation l'entretien et le service de la machine. Dans l'article [29] introduire plusieurs applications du maintenance prédictive basé sur les

données à partir des perspectives ML (par exemple SVM, DT et RF) et DL (par exemple, réseau de neurones artificiel (ANN), DNN et auto-encodeur (AE)).

La figure 1 révèle également une préférence pour certaines méthodes d'apprentissage du ML et DL. Par exemple, l'algorithme le plus utilisé est réseau de neurone artificiel ANN, suivi des méthodes de machine à vecteurs de support SVM, la mémoire à court terme LSTM, réseau neuronal convolutif CNN, forêt d'arbres décisionnels RF, réseau de neurones récurrents RNN et méthode des K plus proches K-NN.

Bien que de nombreux articles qui se concentrent sur le domaine de l'industrie 4.0, comme indique la figure 68, décrivent l'implantation du CPS, le Big Data, et le cloud dans la maintenance prédictive.

Une architecture a été proposée pour la mise en œuvre de la détection et du diagnostic des pannes dans la maintenance prédictive avec de vraies Big Data industrielles collectées directement à partir d'usines de fabrication mondiales à grande échelle, et les résultats fournissent avec succès un avertissement d'alarme plusieurs jours avant que le défaut ne survienne[30].

Les processus de fabrication des modules de phares et de câbles à décharge à haute intensité des véhicules sont fabriqués avec plusieurs sites de fabrication multiples. De plus, ils produisent plusieurs types de modules de câbles avec différents composants. Ces problèmes rendent difficile l'amélioration des qualités des processus globaux. Afin de surmonter ces limitations, une recherche fournit une architecture de contrôle cloud intégrée à l'Internet des objets (IoT). Les problèmes de flux mixtes sont résolus avec le serveur de contrôle cloud. L'appareil IoT développé détecte plusieurs états du système et transmet les signaux. Les données sont analysées pour le mécanisme de classification de détection de pannes à l'aide d'analyses basées sur l'apprentissage profond. Ensuite, la simulation basée sur un système cyber-physique. Les résultats de simulation estimés sont utilisés pour générer des décisions de fabrication dynamiques reflétant les changements en temps réel de l'environnement de production[31].

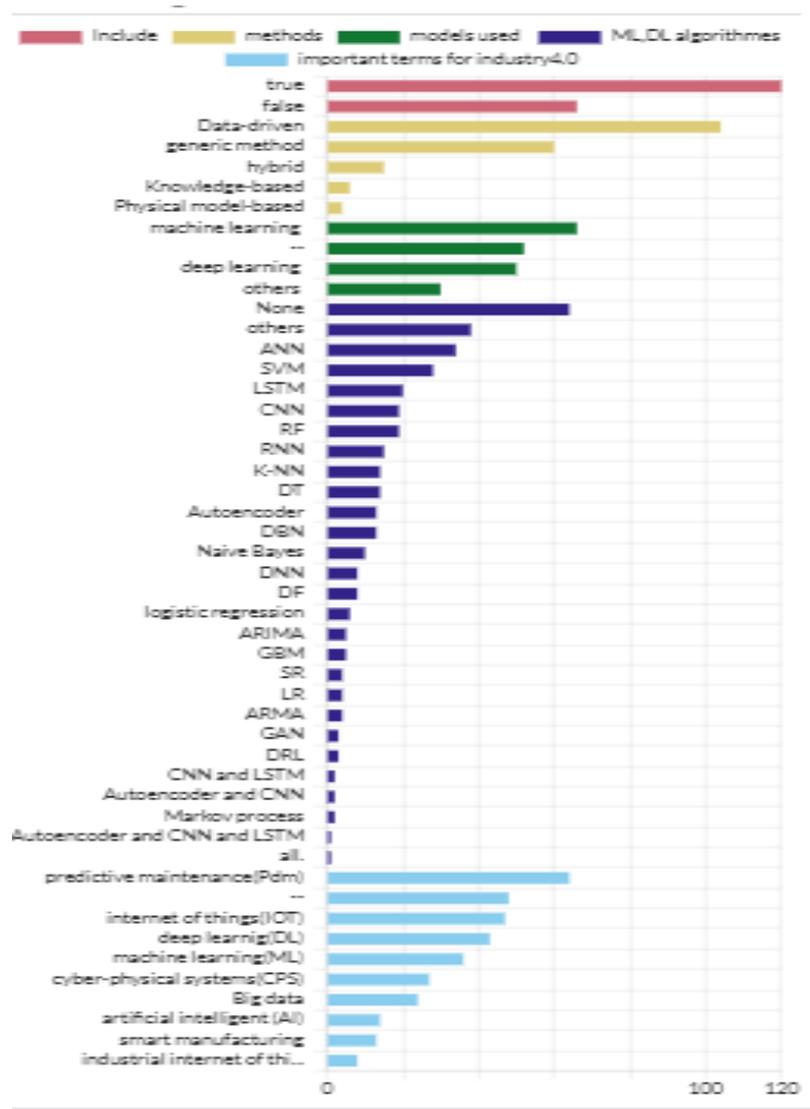


Figure 3.2 : La réponse des questions sélectionnées

3.5.1. Les algorithmes de l'apprentissage automatique

Face au développement des techniques liées au big data (par ex, capteurs, IoT), la maintenance prédictive fondée sur les données devient de plus en plus attrayante. Pour extraire des connaissances utiles et prendre des décisions appropriées à partir des big data, L'apprentissage machine (ML), au sein de l'intelligence artificielle, s'est révélé comme un outil puissant pour développer des algorithmes prédictifs intelligents dans de nombreuses applications. Les approches ML ont la capacité de traiter des données multidimensionnelles et multivariées, et d'extraire des relations cachées au sein des données dans des environnements complexes et dynamiques (tels que les environnements industriels)[32].

Nous passons en revue les algorithmes de ML les plus largement utilisées.

3.5.1.1. Réseau de neurones artificiel (ANN)

Les ANN sont l'un des algorithmes de ML les plus courants et les plus appliqués, ils ont été proposés dans de nombreuses applications industrielles. Leurs principaux avantages sont les suivants : aucune connaissance experte n'est nécessaire pour prendre des décisions, puisqu'ils sont basés uniquement sur les données historiques (comme le modèle k-means) ; même si les données sont incohérentes, ils ne subissent pas de dégradation (les ANN sont robustes) ; et en construisant un ANN précis pour une application particulière, il peut être utilisé en temps réel sans devoir changer son architecture à chaque mise à jour. Cependant, certains inconvénients des ANN sont les suivants : les réseaux peuvent parvenir à des conclusions qui nient les règles et les théories établies par les applications ; la formation d'un ANN peut prendre du temps ; ce sont des méthodes de "boîte noire" (c'est-à-dire qu'il est impossible de savoir pourquoi le modèle ANN a atteint une prédiction de sortie) ; et un énorme ensemble de données est nécessaire pour qu'un ANN apprenne correctement [10].

Parmi les articles sélectionnés dans cette revue est [33] qui compare ANN avec SVM pour prédire et analyser les défauts des roulements. Des expériences ont été conduites sur des roulements ayant des défauts localisés sur les différents composants du roulement pour une large gamme de vitesse et les signaux de vibration ont été stockés, où il y a deux étapes importantes pour mettre en œuvre le processus de diagnostic des défauts : la première est le traitement du signal, pour l'extraction des caractéristiques et la diminution du bruit, et la seconde consiste en la classification du signal, sur la base des caractéristiques obtenues à l'étape précédente.

Une autre recherche dans nos lectures présente une étude qui repose sur une configuration expérimentale de seize moteurs avec quatre conditions de fonctionnement différentes. Le signal de vibration de ces moteurs, par le biais d'une analyse du signal, à la fois dans les domaines temporel et fréquentiel, est effectué pour évaluer les types et la gravité des défauts[40] .

3.5.1.2. Machine à vecteurs de support (SVM)

En raison de sa grande précision, SVM est une autre méthode de ML largement utilisée et connue pour effectuer des tâches de classification et de régression. L'une des principales caractéristiques de SVM est la grande précision de séparation des différentes classes de données et la possibilité de déterminer le meilleur point pour séparer les classes de données.

Airbus Defence and Space a développé un système de simulation pour accélérer le développement de solutions de maintenance prédictive pour divers systèmes d'aéronefs, ils ont utilisé le SVM pour identifier les anomalies possibles et classer les défaillances [41].

Une autre procédure est développée capable d'estimer la durée de vie utile restante RUL de l'équipement directement à partir des valeurs des capteurs sans avoir besoin d'estimer les états de dégradation ou un seuil de défaillance. Une relation directe entre les valeurs des capteurs ou les indicateurs de santé est modélisé à l'aide d'une régression de vecteur de support. En utilisant cette procédure, le RUL peut être estimé à tout instant du processus de dégradation[42].

Dans cet article [43], une approche est présentée pour la prédiction des défauts de quatre sous-systèmes principaux du véhicule, du système de carburant, du système d'allumage, du système d'échappement et du système de refroidissement. Des modèles intéressants sont appris à l'aide de quatre classificateurs, Arbre de décision, Machine à vecteurs de support, Voisin K les plus proches et Forêt d'arbre décisionnelle. Ces modèles sont ensuite utilisés pour détecter les futures défaillances dans d'autres véhicules qui présentent le même comportement. L'approche est produite dans le but final d'augmenter la disponibilité des véhicules et a été démontrée sur 70 véhicules de type Toyota Corolla. Parmi eux, le classificateur SVM a obtenu la meilleure performance.

3.5.1.3. Forêt d'arbres décisionnels

RF est un algorithme d'apprentissage supervisé pour les tâches de classification et de régression. RF est une collection de plusieurs classificateurs DT, dont sa sortie est déterminée conjointement par ces arbres individuels. Le RF possède de nombreux avantages, par exemple, il peut traiter des données de haute dimension sans sélection de caractéristiques ; les arbres sont indépendants les uns des autres pendant le processus d'apprentissage, et la mise en œuvre est relativement simple. En outre, la vitesse d'apprentissage est généralement rapide [29].

Afin de montrer la robustesse de l'algorithme RF, les chercheurs ont pris des données réelles. Comme cette étude a exploité les données de vibration collectées à partir de 30 pompes industrielles dans une usine chimique pendant deux ans et demi, et a appliqué la RF avec la technique de persistance, dont elle s'agit d'une référence standard pour les prédictions de séries temporelle[44].

Une architecture de maintenance prédictive a été développée basée sur RF. Le système a été testé sur une machine de découpe de bois. Les données ont été collectées par divers capteurs,

automates de machines PLC et protocoles de communication et mises à la disposition de l'outil d'analyse de données sur l'architecture Azure Cloud. Les résultats préliminaires montrent un bon comportement de l'approche pour prédire différents états de la machine avec une grande précision[45].

Pour la première fois dans le domaine de production, RF est employé pour prédire l'usure dans les opérations de fraisage. Les performances des ANN, SVM et RF sont comparées à l'aide d'un ensemble de données expérimentales, les résultats expérimentaux ont montré que le modèle prédictif formé par les RF est très précis[46].

5-2-Les algorithmes du DL :

Les algorithmes d'apprentissage en profondeur ont fait une entrée remarquable dans l'industrie 4.0. Cette nouvelle approche d'apprentissage a été mise en œuvre avec succès dans plusieurs domaines, la reconnaissance de formes, la reconnaissance faciale, la classification des données ou bien la reconnaissance vocale. Les domaines se sont variés et rapidement l'apprentissage profond a laissé sa trace dans la maintenance prédictive.

3.5.1.4. La mémoire à court terme (LSTM)

En 1997, Hochreiter et Schmidhuber ont introduit le LSTM, l'architecture RNN la plus couramment utilisée pour représenter les données de séquence. L'architecture LSTM se distingue du RNN standard car elle transmet sélectivement les informations à travers les étapes de séquence. Le RNN standard a une limitation des gradients de disparition/explosion lors de l'apprentissage des problèmes de dépendance à long terme. L'architecture LSTM surmonte cette limitation en remplaçant les couches cachées par des cellules mémoire. Chaque cellule mémoire contient un nœud avec des connexions auto-récurrentes qui garantissent que le gradient peut traverser de nombreux pas de temps sans disparaître. La cellule mémoire dans LSTM fournit un type de stockage intermédiaire, qui assure la mémoire à long terme sous forme de poids qui évolue lentement au cours de l'entraînement et la mémoire à court terme sous forme de fonctions d'activation éphémères. [47]

Dans l'article [48], des algorithmes sont résumés dans un tableau. Ces algorithmes servent à la détection d'anomalies dans la maintenance prédictive, reposant sur des données d'apprentissage classées comme correctes ou en échec à travers des caractéristiques. On trouve le LSTM dans le tableau.

Dans un autre article, le LSTM est utilisé pour le pronostic de santé des machines, ça inclue la surveillance et l'acquisition de données en temps réel, construction d'indicateurs et estimation de la durée de vie utile restante. Des informations sur la dégradation des machines sont extraites de ces données de surveillance de l'état pour construire un indicateur de santé, cet indicateur construit est utilisé pour former un algorithme de calcul pour la prédiction des défauts et l'estimations de la durée de vie utiles restante [47]

3.1.5.5. Auto-encodeur (Autoencoder)

L'autoencodeur est un réseau de neurones à action directe dans lequel l'entrée est la même que la sortie. En d'autres termes, les auto-encodeurs sont des algorithmes d'apprentissage (non supervisés) qui extraient des caractéristiques des données d'entrée sans avoir besoin d'ensembles de données cibles étiquetés. [49]

L'autoencodeur peut être décomposée en un encodeur, c'est lui qui prend les données en grande dimension et les compresse vers une plus petite dimension. Et en un décodeur, c'est ce qui prend les données en petite dimension, les décompresse et les rétros projette vers la plus grande dimension. On a aussi le code, c'est la valeur centrale h . Cette valeur est censée contenir l'information de l'entrée de manière compressée. Le réseau va donc représenter les données au moyen d'une ou plusieurs couches cachées de sorte à ce qu'en sortie on retrouve les mêmes données qu'en entrée.

Dans cet article [49], une approche est présentée pour la prédiction de la vitesse d'une machine dans un processus de fabrication intelligent. L'ensemble de données qui ont été utilisés sont des données de vitesse historiques de la machine. Ils ont pris trois modèles, le LSTM, le CNN et l'autoencodeur. L'architecture codeur-décodeur, a favorisé l'apprentissage de la représentation dans le régime d'entraînement du modèle, entraînant une réduction de la demande de calcul et du temps d'entraînement. Les résultats des analyses ont prouvé que parmi les trois modèles, l'autoencodeur a obtenu les performances prédictives les plus améliorées.

3.1.5.6. Réseau de neurones convolutifs (CNN)

Ces réseaux sont utilisés pour tout usage autour de l'image ou de la vidéo dont fait partie la reconnaissance faciale ou encore la classification d'image.

Le nom réseau convolutif renvoi à un terme mathématique : le produit de convolution.

L'idée c'est d'appliquer un filtre à l'image d'entrée, ce filtre appris permettra par exemple de détecter les angles dans une image et si les angles servent à classifier au mieux l'image.

Parmi les articles recherchés et utilisés dans cette revue, l'article [50] utilise le CNN pour détecter un panneau photovoltaïque défectueux sur la base des données d'historique de mesure de puissance du panneau cible et des panneaux voisins. L'objectif de la maintenance prédictive est d'identifier les panneaux photovoltaïques défectueux à travers un système de surveillance composés de capteurs. Dans cet article, des expériences ont été effectués sur des panels, premièrement ils ont traité le signal de puissance puis ils ont comparé la courbe de puissance réelle mesurée avec la courbe de puissance prédite basée sur un panneau voisin. Un écart important entre les courbes indique un panneau défectueux. L'algorithme sert à prédire la courbe de puissance du panneau cible basé sur les panneaux du voisinage.

L'objectif de la maintenance prédictive dans l'article [51], est de prédire à l'instant t , en utilisant les données jusqu'à cet instant, si l'équipement tombera en panne dans un futur proche. Les défauts se produisant dans une machine tournante sont pris en compte, les formes des orbites de l'arbre du rotor sont utilisées, au moyen d'un CNN pour détecter et classer les défauts. Des modèles mathématiques des orbites défectueuses sont utilisés pour créer une base de données de formes d'orbites sur lesquelles un CNN peut être formé. Il sera capable de reconnaître la forme des orbites et donc les défauts des machines tournantes.

3.6. Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons exploré et démontré la méthodologie utilisée pour réaliser notre projet de recherche. Il faut retenir que dans notre étude, les principales méthodes appliqués pour couvrir la maintenance prédictive c'est l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond. L'objectif principal dans notre travail de recherche est de se servir de cette base pour réaliser une solution qui permet d'améliorer le processus de maintenance dans les industries. Nous devons alors mettre en place une stratégie de détection des défauts qui combine une analyse des données de fonctionnement grâce à un système de surveillance de l'état de la machine et les algorithmes de classifications. Ainsi, dans le chapitre suivant nous allons présenter les différents résultats que nous avons obtenus en appliquant cette méthodologie.

Chapitre 04 : CAS APPLICATIF

4.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les outils et les plateformes utilisés pour développer notre approche. Dans l'objectif de mettre en place un système de prédiction de défaut de roulement d'une motopompe qui est implanté dans la zone 3 « zone d'utilité » de la Raffinerie d'Arzew. Le système sera capable de prédire les pannes avant que celle-ci ne produise. En nous basant sur la méthodologie proposée au chapitre 2 qui est les réseaux bayésiens.

Nous commencerons par présenter notre cas d'étude : le système de maintenance préventive des pompes de la raffinerie d'Arzew

4.2. Complexe Raffinerie

Le raffinage du pétrole désigne l'ensemble des traitements et transformations visant à tirer du pétrole le maximum de produits à haute valeur commerciale selon l'objectif visé, en général, ces procédés sont réunis dans une raffinerie.

La raffinerie est l'endroit où l'on traite le pétrole pour extraire les fractions commercialisables.

La raffinerie d'ARZEW est constituée en trois zones bien distinctes :

- ✓ Zone administrative.
- ✓ Zone de production " P1 " et " P2 " sont constituées des unités de production, parc de stockage, laboratoire...

Il y a lieu de noter que la zone P1 est gérée par un système de contrôle pneumatique, par contre la zone P2 est gérée par un système de contrôle électronique.

- ✓ Zone d'expédition (chargement train, camion en GPL navire ...)

La mission de la raffinerie d'Arzew est d'assurer dans les normes une production adaptée aux exigences et besoins du marché national et international en termes d'énergie et ses dérivés, en son sein on peut distinguer trois domaines d'activités :

- Le domaine de production.
- Le domaine de maintenance.
- Le domaine de gestion.

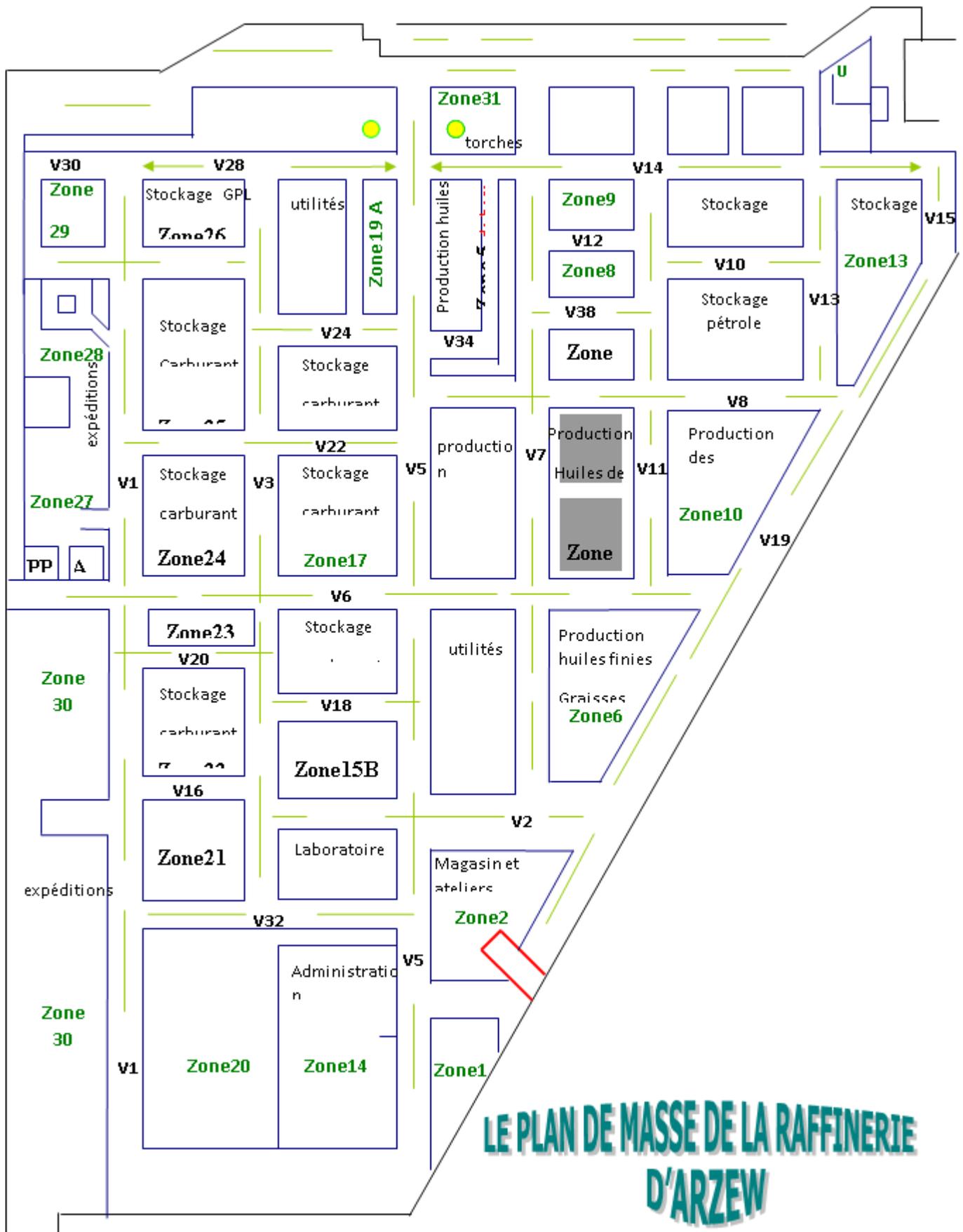


Figure 4.1 : Le plan de masse de la raffinerie d'Arzew.

4.2.1. Capacités de Production

Les produits finis sont soumis à des contrôles sévères. Les niveaux de performances de ces produits doivent satisfaire les spécifications des marchés nationaux et internationaux.

Outre les GPL, les carburants et les bitumes, la spécification de la raffinerie d'Arzew est la production d'une gamme diversifiée de lubrifiants.

La RAIZ a été conçue pour traiter :

- 2.5 Millions T/an de pétrole brut Saharien,
- 280 000 T/an de Le brut réduit importé BRI pour répondre à la demande du marché en bitumes.

Les capacités annuelles de production (en T/an) des différentes unités sont :

Produit	Quantités
Propane	30000 T
Butane	70000 T
Essence normale	430000 T
Essence super	220000 T
Naphta	420000 T
Gasoil	980000 T
Fuel HTS	70000 T
Fuel BTS	550000 T
Kérosène	150000 T
Bitumes routiers	120000T
Bitumes oxydés	20000 T
Lubrifiants	52000 T(P1), 160000 T(P2)
Graisses	7000 T
Paraffines	7000T

Tableau 4.1 : Capacité annuelles de production.

4.2.2. Service maintenance prédictive

La maintenance prédictive s'est imposée dans de nombreux secteurs industriels, la Raffinerie d'Arzew est l'une des entreprises qui compte sur cette nouvelle technique pour prévoir et anticiper les pannes et défaillances dans le but de se surpasser dans ce secteur très compétitif. Parmi les nombreux services présents dans la raffinerie, notre projet d'étude nous a mené au service maintenance prédictive. Dans ce service la maintenance prédictive a pour but d'anticiper les défaillances. Les activités de contrôle sont planifiées à l'avance par le chef de service, elles sont ensuite effectuées par les techniciens à intervalle réguliers. La maintenance prédictive est un moyen pour eux, de surveiller l'état des machines de la Raffinerie et prévoir les problèmes qui peuvent menacer son bon fonctionnement, pour éviter qu'une machine ne tombe en panne et entrain un arrêt d'une ligne de production.

Parmi les différentes techniques d'analyse, le service de la maintenance prédictive de la Raffinerie, utilise l'analyse vibratoire ainsi que la thermographie infrarouge pour anticiper la panne d'une machine.

4.2.2.1. La thermographie infrarouge

La thermographie infrarouge est devenue un des outils de diagnostic incontournables de la maintenance prédictive. Lorsqu'une pièce mécanique s'use de façon prématurée sa température hausse, donc un échauffement va monter rapidement et entraîner une panne. La plupart des défauts se traduisent par un échauffement ou un refroidissement anormal. Des équipements mécaniques tels que moteurs pompes, compresseurs et les armoires électriques peuvent être contrôlés par thermographie infrarouge. Le contrôle par thermographie a pour objet de détecter et de localiser les variations de température en surface. Une caméra infrarouge associée à un logiciel de traitement d'images, permet d'obtenir une image de la zone contrôlée. La couleur de chaque pixel de l'image peut être reliée à la température en chaque point de l'objet.

Ainsi, en détectant ces anomalies, la thermographie permet des actions correctives avant l'apparition de pannes. Toute pièce en mouvement dégageant de la chaleur, il est possible d'en évaluer le vieillissement et d'en déceler les dysfonctionnements. Une fiche technique de chaque machine étayée par des images infrarouges permet également de juger du vieillissement d'un moteur ou d'un extracteur par exemple et d'en planifier le remplacement au moment le plus opportun.

De par sa fonction prédictive, la thermographie leur permet donc de prévoir, d'organiser et de planifier les opérations de maintenance prédictive.

Même si l'Analyse Vibratoire reste l'outil de diagnostic principal de la Maintenance Prédictive, la Thermographie est complémentaire à cette technologie.



Figure 4.2 : Contrôle des installations électriques par caméra thermique.

4.2.2.2. Analyse vibratoire

L'analyse vibratoire permet d'analyser les vibrations de structures des pièces mécaniques. En effet, les pièces mécaniques en mouvement engendrent des efforts et des déformations. Ces efforts et déformations entraînent le déplacement de la surface de la structure enregistrées en spectre. En effet, pour faciliter l'analyse et le calcul, on transforme les mesures du domaine temporel au domaine spectrale. Quand la machine est neuve on réalise des mesures dont on enregistre les spectres, c'est la signature des vibrations. Il suffit ensuite de comparer les mesures effectuées régulièrement à la signature d'origine. L'augmentation des vibrations de la machine permet de détecter un défaut. L'analyse des caractéristiques des vibrations permet de savoir la cause. On peut par la suite savoir précisément le temps qu'il reste avant que l'état ne devienne critique. La moindre modification des spectres signifie une anomalie au niveau des pièces de la machine en mouvement. Plusieurs pannes et anomalies peuvent être remarqués grâce aux mesures effectués. En effet, il peut s'agir d'un défaut de roulement, balourd, délignage, desserrage, frottement, problème de cavitation ou bien des barres rotoriques cassées.

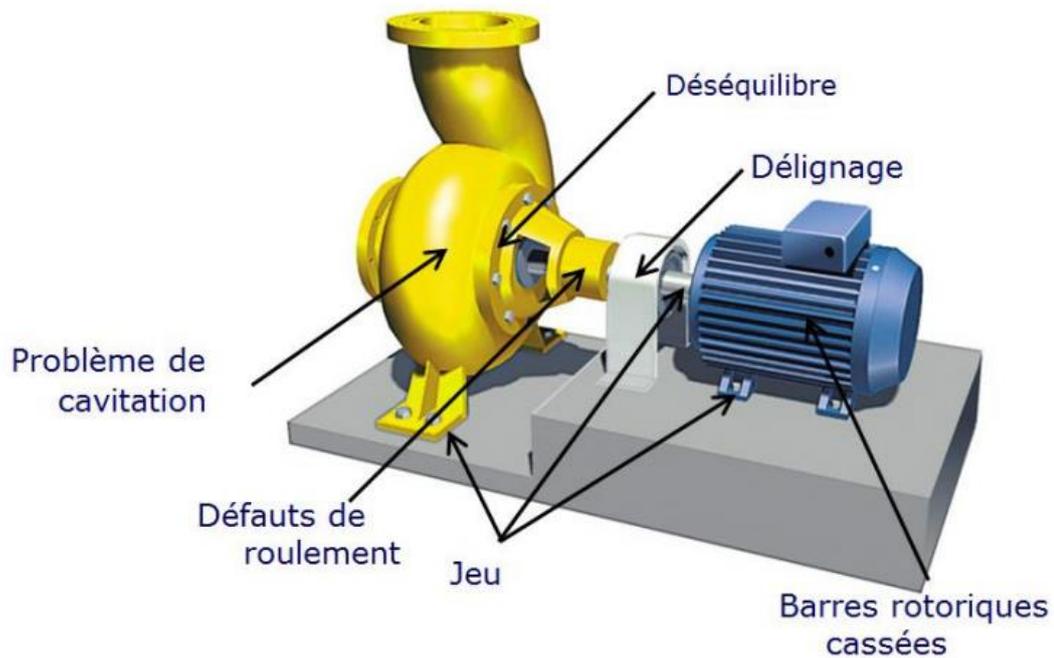


Figure 4.3 : Les différents défauts pouvant être distingués grâce à l'analyse vibratoire.

En ce qui concerne la méthode d'utilisation dans le service de la Raffinerie, les techniciens prennent les analyses vibratoires grâce à un analyseur, équilibreur et collecteur de données de vibrations. Les vibrations seront ensuite transférées dans un ordinateur et mises dans un logiciel. Après, l'analyse du spectre apparue déterminera si la machine est en bon état et dans le cas contraire, l'analyse permettra de déterminer d'où vient la panne.

4.3. Les outils utilisés

4.3.1. Analyseur SCOUT 100-EX

Dans le service de maintenance prédictive, pour effectuer l'analyse vibratoire, on utilise le collecteur de données de vibrations, analyseur et équilibreur SCOUT 100-EX. C'est un appareil de surveillance qui prend en charge la collecte, l'analyse de données de vibration à double canal. Il est léger et portable. Il offre beaucoup de stockage et a une longue durée de vie de batterie. Il a une grande capacité d'enregistrement et une technique d'analyse avancée. [54]



Figure 4.4 : Le SCOUT 100-EX

4.3.2. Logiciel d'analyse System 1

System 1 est le système utilisé et qui va de pair avec l'analyseur SCOUT 100-EX. Il Offre des informations sur la surveillance des conditions à l'échelle de l'usine pour réduire les risques, augmenter la productivité et minimiser les temps d'arrêt imprévus. Il rationalise les processus de prise de décision en rassemblant les données de la machine sur une plate-forme unique, offrant clarté et contexte aux opérations de l'entreprise. Il exploite la puissance des décennies de recherche sur les machines et l'expertise de diagnostic avancé de Bently Nevada, cet outil puissant est un élément clé de la réussite de la transformation numérique dans toute installation industrielle. Il combine ses capacités de connectivité, d'analyse et de visualisation.

Le System 1 se connecte aux sources de données sur l'analyseur et collecte les données de vibration. Ces données peuvent être collectées jusqu'à une fois par seconde à partir d'un contrôleur logique programmable (PLC). Le system 1 exporte de l'analyseur des formes d'onde et/ou des spectres à des intervalles, les données sont exportées avec un ensemble de propriétés de données, y compris l'unité, l'état des données. Il nous montre ensuite les signaux obtenus à partir des mesures effectuées. Les mesures apparaissent dans le logiciel en forme de spectres et d'ondes.

Les alarmes de seuil du System 1 peuvent être configurées par état de fonctionnement de la machine, avec des paramètres réglables pour la temporisation, le verrouillage et la suppression. Quatre niveaux de seuils d'alarme peuvent être configurés par mesure, quelle que soit la source des données. Il permet aux utilisateurs de créer des règles personnalisées pour des informations plus approfondies sur le comportement de leurs machines et des connaissances améliorées à travers des usines ou des entreprises entières.

Après la collecte et l'analyse, System 1 fournit les meilleurs outils de visualisation. Il permet aux utilisateurs de représenter graphiquement l'ensemble de leur système d'installation à l'aide de la bibliothèque de symboles intégrée. Les données collectées peuvent être visualisées et manipulées dans l'espace de travail de traçage, permettant aux utilisateurs de diagnostiquer les problèmes de santé des machines. Avec une multitude de types de tracés et d'outils, les utilisateurs peuvent identifier rapidement les anomalies et évaluer leur impact sur le bon fonctionnement de leur installation. [52]

System 1* Diagnostic Report

Enterprise: Raffinerie-Predictif **Work Request No.:** **Work Order No.:**

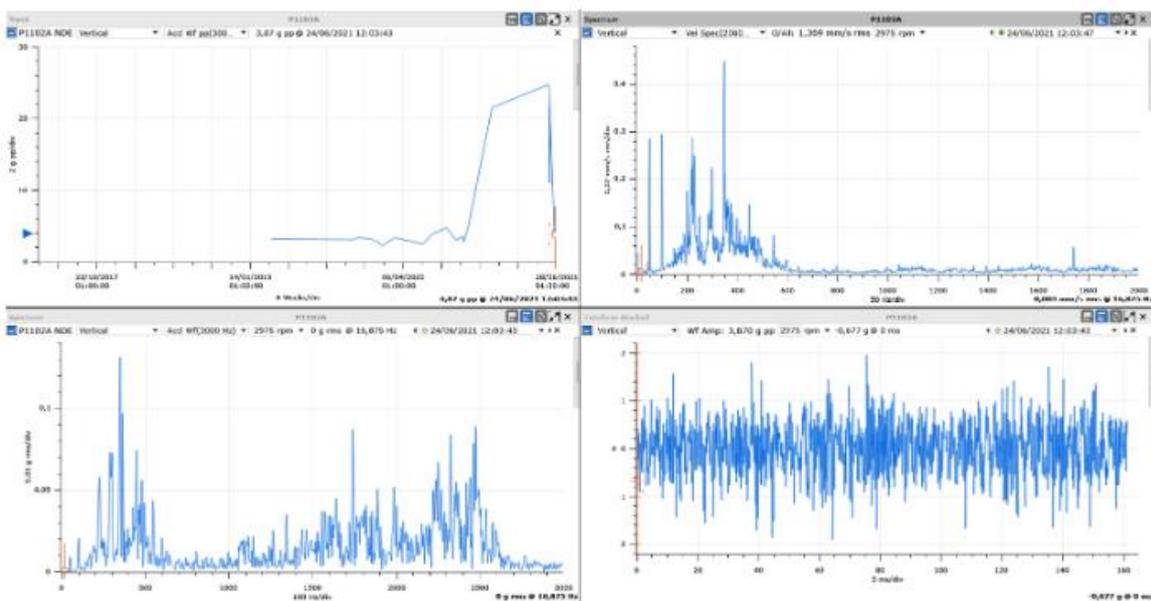


Figure 4.5 : l'interface de system1

Dans notre projet, nous utiliserons ces données dans un réseau bayésien pour représenter l'historique de connaissance sur ces équipements et ainsi prédire automatiquement les actions à mener. Pour ce faire nous utiliserons le logiciel Agenarisk.

4.3.3. AgenaRisk

AgenaRisk est un logiciel intuitif, il permet de l'analyse prédictive et s'adapte à la surveillance et à l'évaluation des risques au niveau organisationnel en utilisant les réseaux bayésiens. Il est idéal pour la planification de scénarios de risque.

AgenaRisk a permis aux experts non statisticiens de créer plus facilement des modèles de RB pour résoudre de graves problèmes d'évaluation des risques même avec les données limitées

où les données pertinentes sont difficiles à identifier en combinant des données et des connaissances sur les dépendances causales complexes et autres dans le monde réel [53] . Plus de détails seront donnés dans la partie application.

4.3.4. La motopompe 1102A

Dans le service de maintenance prédictive, on a étudié le comportement vibratoire d'une motopompe, la 1102A pour ensuite diagnostiquer son état. La motopompe 1102A se situe dans la zone utilité du complexe, c'est une zone qui assure la production de la vapeur, de l'électricité et de l'eau.

La motopompe 1102A avait pour but d'aspirer de l'eau d'un point pour le rejeter à un autre point, le moteur thermique entraîne une pompe hydraulique créant une aspiration de l'eau. Elle tournait à une vitesse de 2975 tours/minute. Les techniciens avaient remarqué une anomalie suite aux analyses vibratoires sur les roulements NDE de la pompe. Il lui restait peu de temps pour tomber en panne. Ils ont effectué des analyses vibratoires verticale, horizontale ainsi qu'axial sur la pompe pour déterminer la cause de son problème.

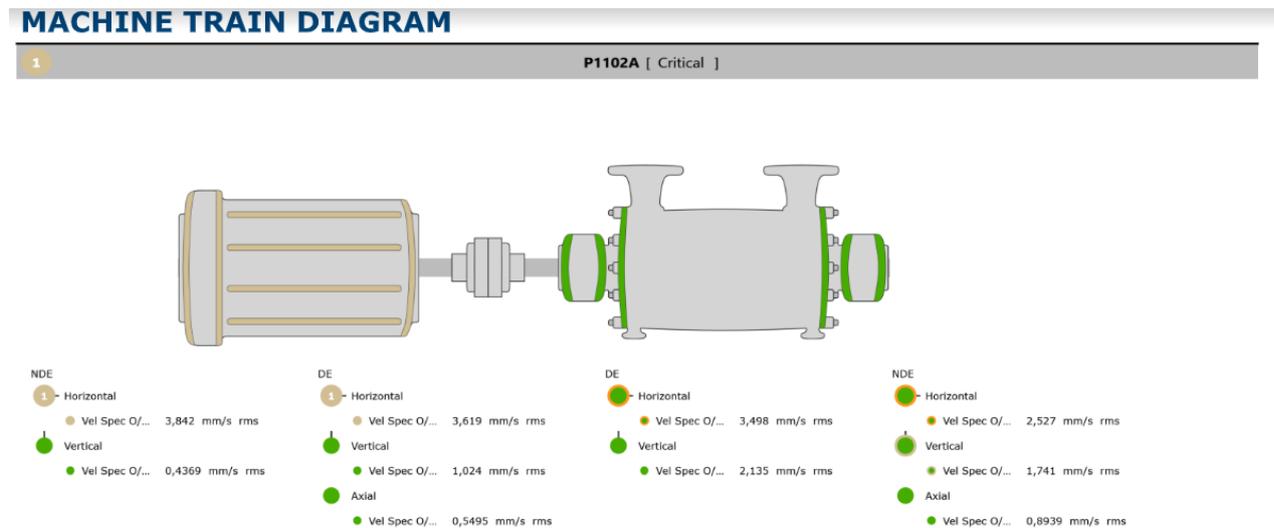


Figure 4.6 : La motopompe 1102A

Cette pompe est surveillée chaque 15 jours par analyseur SCOUT 100-EX et les données sont stockées au system1 Sous le format du spectre, c'est la signature des vibrations. Le signal usé des sondes de vibrations (accéléromètre, vélocimètre, proximètre) est pris sur trois axes différents : verticale, horizontale et axiale. La transformée de Fourier est appliquée sur le signal vibratoire, le RMS est identifié comme valeur caractéristique pertinente pour l'état du système.

La valeur efficace RMS contient toute l'énergie du signal c'est-à-dire toute l'information pertinente mais aussi le bruit de fond. Cette caractéristique se commence à développer jusqu'à

la 2^{ème} phase de dégradation. En plus, la valeur efficace ne détecte pas tous les défauts et donne une alarme retardée, ce qui représente un inconvénient pour la maintenance prédictive basé sur l'analyse vibratoire.

Les figures en dessous montrent le spectre de l'accélération sur axe verticale, révélées par l'analyseur SCOUT.

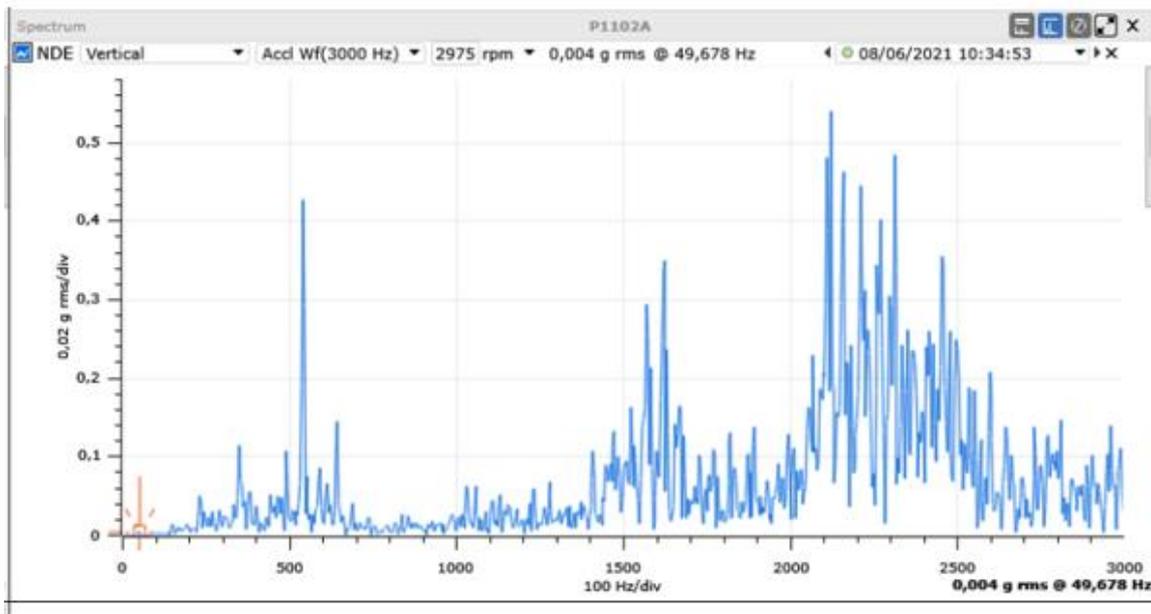


Figure 4.7 : Spectre d'accélération avant changement de roulement d'une motopompe P1102A.

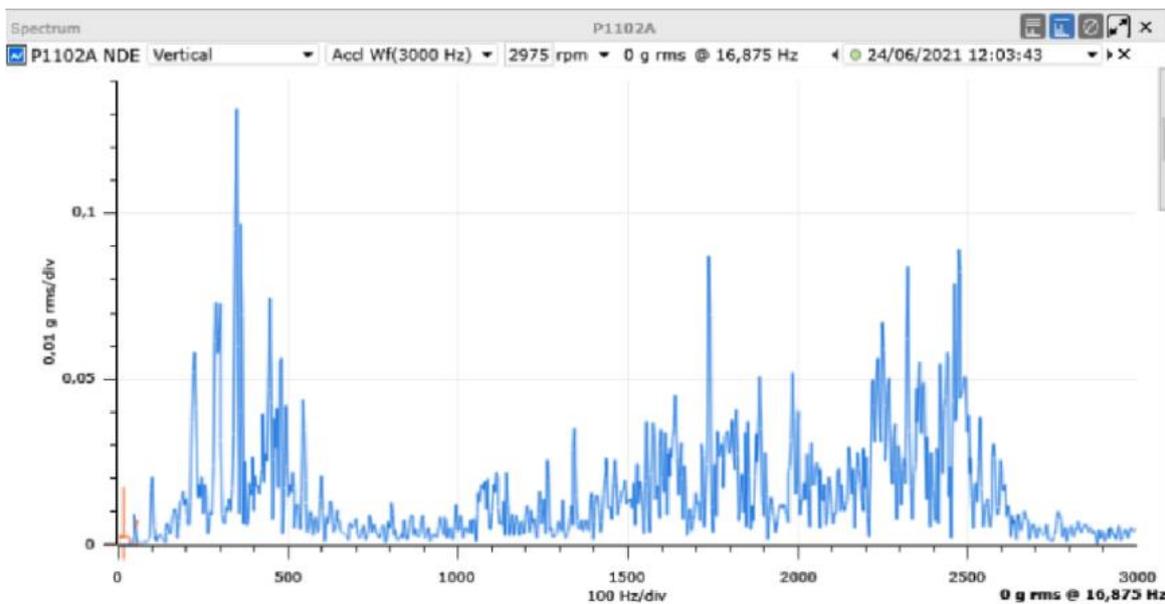


Figure 4.8 : Spectre d'accélération après changement de roulement d'une motopompe P1102A.

Dans la partie application de ce projet, nous utiliserons ces données pour réaliser un modèle bayésien qui nous servira à analyser et prédire les actions de maintenance à mener sur cette pompe.

4.4. Application

4.4.1. Les données (inputs et outputs)

En nous basant sur la méthodologie proposée et les différentes techniques d'extraction de caractéristiques connues de la revue de la littérature, nous avons procédé par analyse des vibrations recueillies de l'analyseur, équilibreur et collecteur de données de vibrations qui conduisent aux défaillances. Dans un premier temps pour réaliser notre système de surveillance de l'état de la machine, nous avons extrait les données de la vitesse et l'accélération en mode horizontale, axiale et verticale.

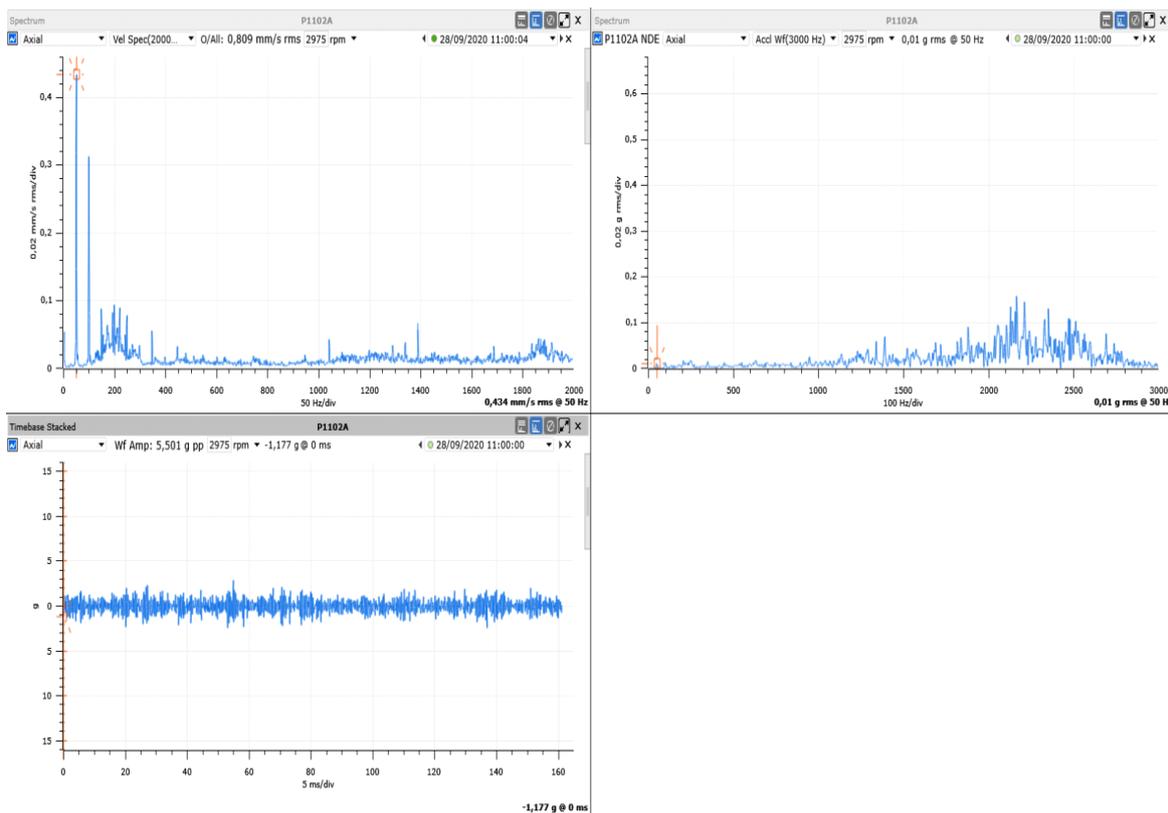


Figure 4.9 : Exemple des signaux apparus de la vitesse et de l'accélération de la pompe en mode axial

Pour réaliser la classification des signaux grâce à la classification naïve bayésienne en fonction des trois données du signal de vibration (horizontale, verticale, axiale) ; il nous faut un meilleur choix dans la sélection des caractéristiques que nous allons utiliser pour entraîner nos

algorithmes de classification. Pour cela après plusieurs données acquises des différentes caractéristiques, nous avons retenu la vitesse et l'accélération pour la réalisation de notre expérimentation.

Les données recueillies par les signaux ont été mises dans un tableau qui contient les données de vitesse et d'accélération de la pompe 1102A. Le tableau est réalisé à partir de l'historique des analyses. Les données extraites sont représentées dans le tableau suivant :

Date	Vertical e (vel)	Vertical e (accel)	Horizontal e (vel)	Horizontal e (accel)	Axial e (vel)	Axial e (accel)	Decision
12/11/2019	1.472	0.011	3.077	0.055	0.779	0.007	Tolerable
25/11/2019	1.241	0.008	2.752	0.045	0.606	0.004	Tolerable
05/01/2020	1.043	0.006	2.600	0.042	0.741	0.01	Tolerable
13/01/2020	1.154	0.007	2.606	0.038	0.702	0.008	Tolerable
22/01/2020	1.408	0.008	2.566	0.052	0.739	0.006	Tolerable
03/02/2020	1.418	0.023	1.667	0.003			Acceptable
12/03/2020	1.230	0.008	2.886	0.051	0.857	0.012	Tolerable
04/06/2020	1.772	0.021	1.853	0.014	0.755	0.007	Acceptable
01/07/2020			2.819	0.041			Tolerable
11/08/2020			2.842	0.046	1.139	0.012	Tolerable
10/09/2020	1.511	0.009			0.991	0.011	Acceptable
28/09/2020	1.178	0.01	2.738	0.062	0.809	0.01	Tolerable
30/09/2020	1.234	0.009	2.807	0.053	0.833	0.017	Tolerable
13/10/2020			2.756	0.06			Tolerable
07/06/2021	2.456	0.004	4.194	0.052	2.015	0.012	Tolerable
08/06/2021	2.196	0.004	4.791	0.051	2.393	0.007	Non admissible
24/06/2021	1.369	0	2.625	0	0.790	0	Tolerable

Tableau 4.2 : Tableau représentant l'historique des données à travers les caractéristiques.

4.4.2. Le réseau bayésien

Les données sont utilisées dans AgenaRisk, le but est de créer des nœuds de prédictions. Les trois nœuds parents de la vitesse, A_vel, V_vel et H_vel auront un nœud fils. Les trois nœuds parents de l'accélération, A_accel, V_accel, H_accel auront également un nœud fils. Les trois nœuds parents de la vitesse auront un nœud fils de prédiction vitesse. Les trois nœuds parents de l'accélération auront un nœud fils de prédiction accélération. Les nœuds sont montrés dans la figure 4.10. La table de probabilité des états des nœuds fils est saisie avec une expression

qui les définit montrer dans les figures 4.13 et 4.14. L'expression est définie en fonction des seuils de la machine. Les seuils définis dans la figure 4.12 sont mis dans l'expression des nœuds fils dans le logiciel pour prévenir si la machine est dans un état tolérable, acceptable ou non admissible.

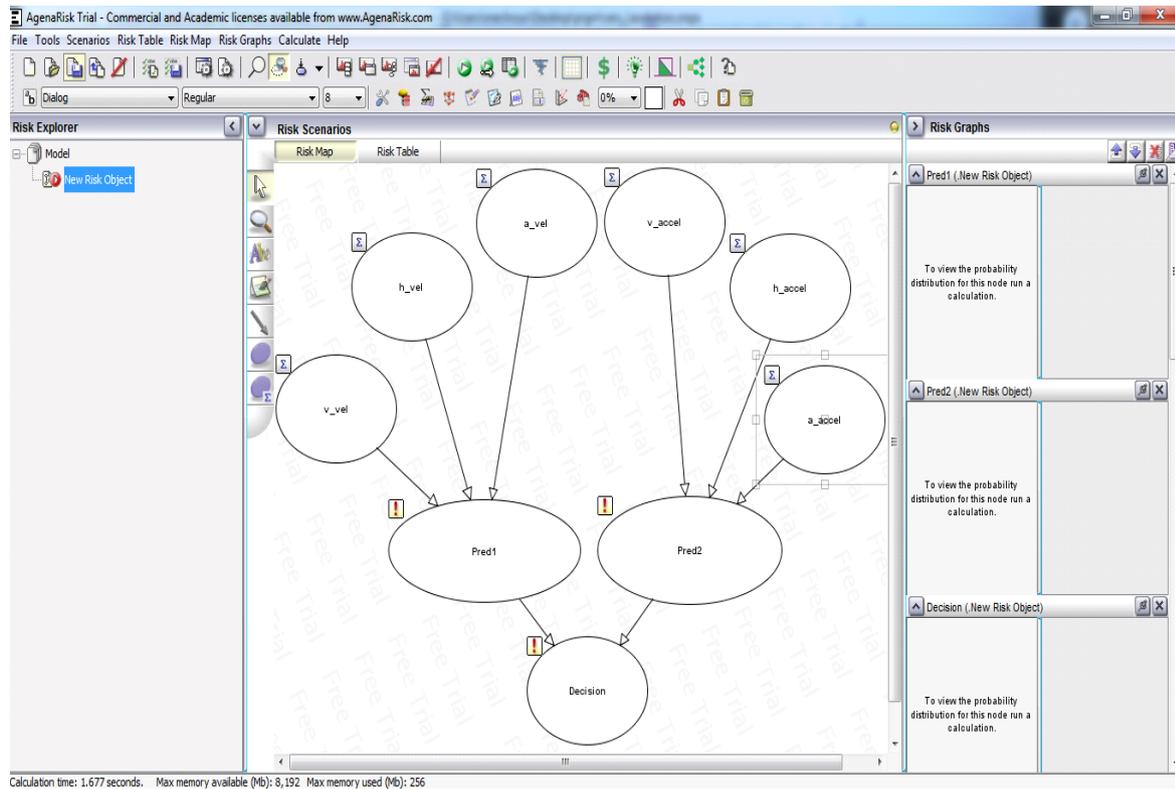


Figure 4.10 : Les nœuds racines et fils définis dans le logiciel AgenaRisk.

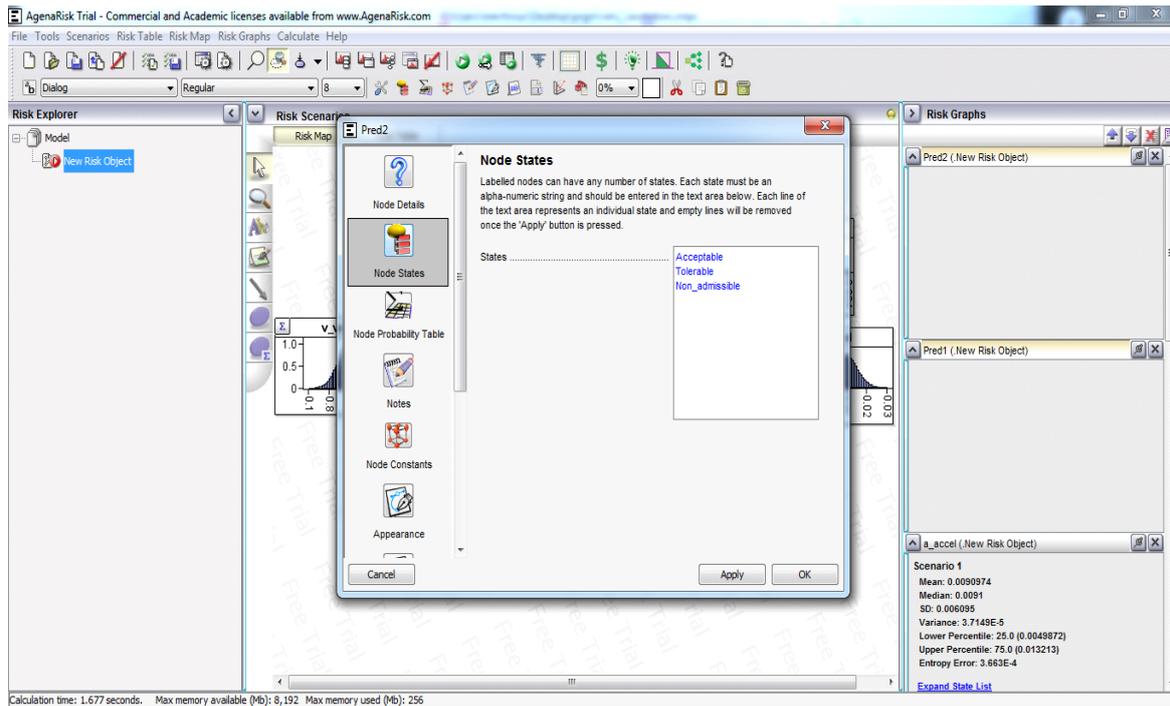


Figure 4.11 : La déclaration des seuils dans le logiciel AgenaRisk

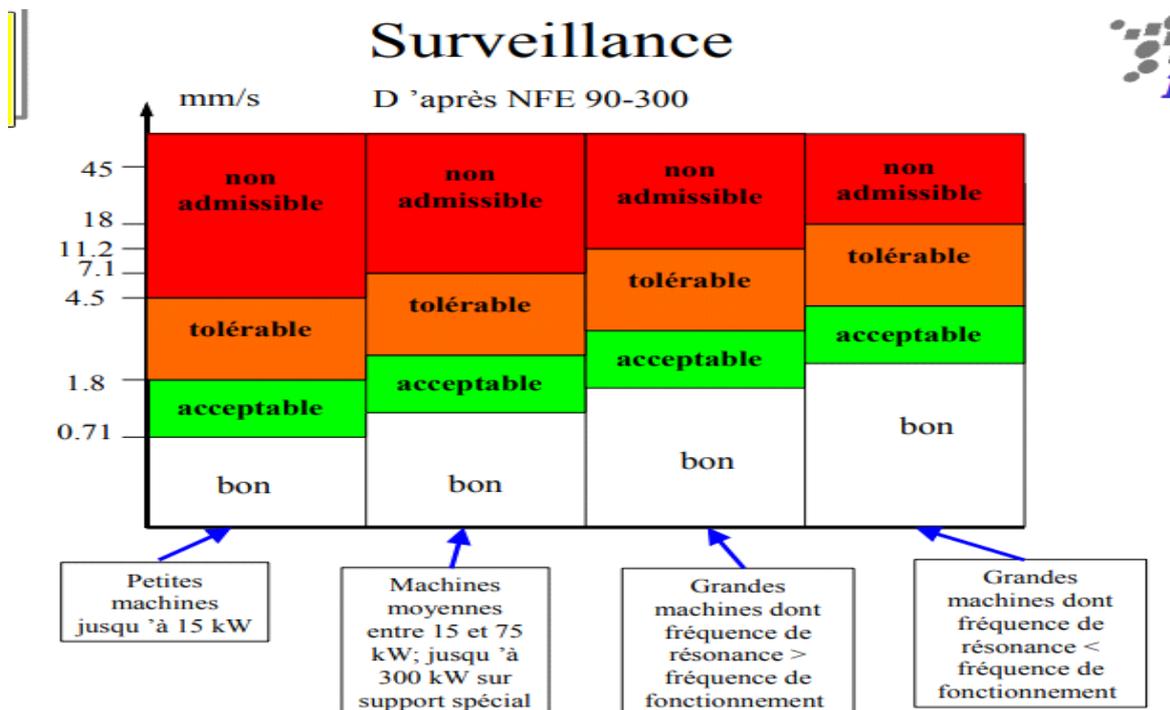


Figure 4.12 : Les seuils définis pour les machines à respecter

L'expression comporte les mesures des caractéristiques, si elles sont inférieures à 2, la machine est dans un état « Acceptable ». Si les mesures de la machine sont entre 2 et 4, la machine sera dans un état « tolérable ». Si les valeurs sont supérieures à la valeur 4, la machine sera dans un état « non admissible ».

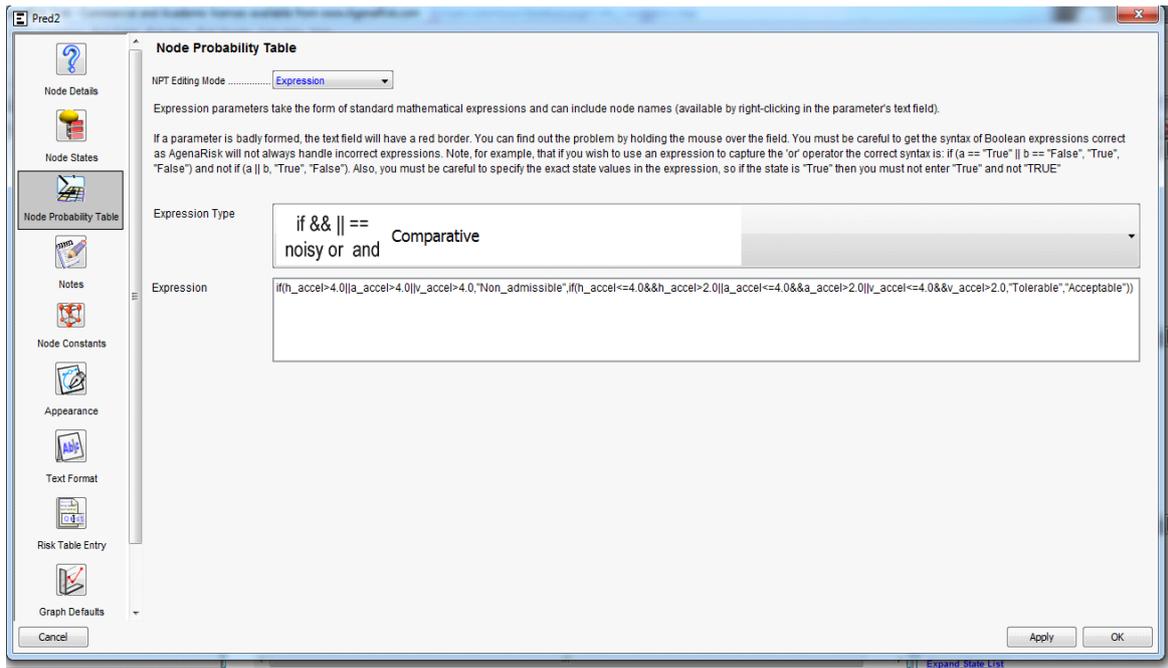


Figure 4.13 : L'expression du nœud fil de l'accélération dans le logiciel AgenaRisk

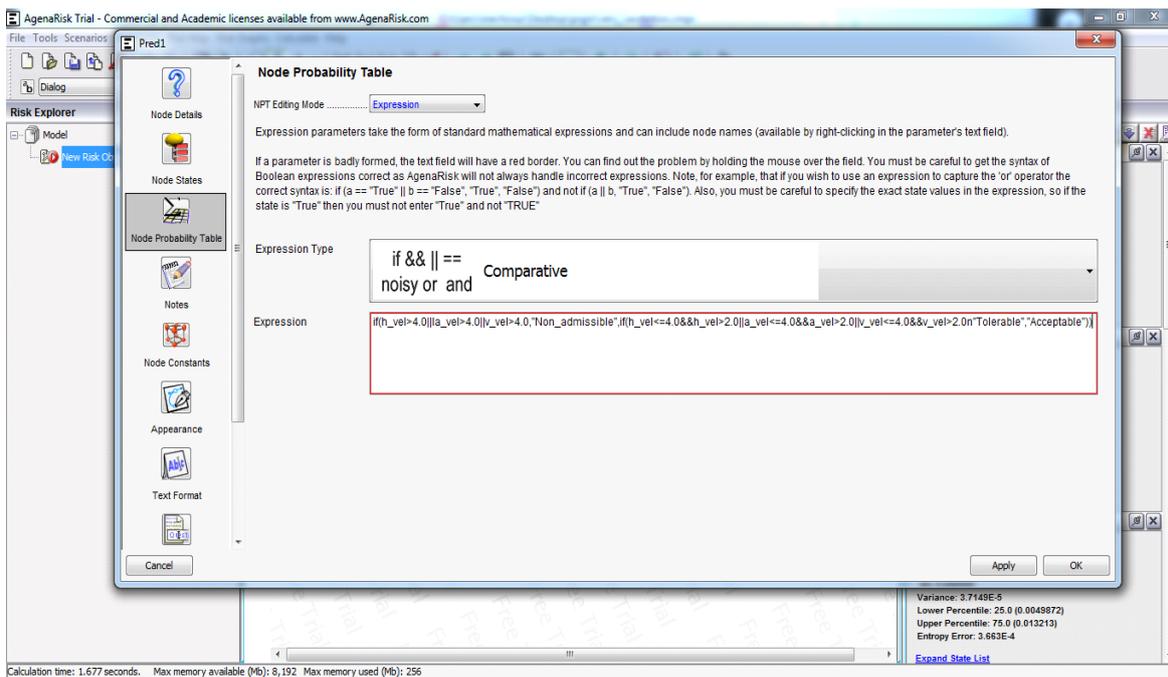


Figure 4.14 : L'expression du nœud fil de la vitesse dans le logiciel AgenaRisk

4.4.3. L'apprentissage du réseau

Après avoir importé chaque historique d'analyse des données du fichier Excel dans les nœuds parents comme montré dans la figure 4.15, le logiciel a déterminé le pourcentage de chaque état de la pompe grâce aux nœuds fils de la vitesse et de l'accélération. Puis les deux nœuds fils ont à leur tour donnés un nœud fils de décision défini manuellement. Après l'apprentissage des données montré dans la figure 4.17, nous avons obtenu les résultats définis

sur la figure 4.18. Sachant que les variables introduites pour définir les nœuds sont reconnus automatiquement par le logiciel dans le fichier Excel, comme montré dans la figure 4.16.

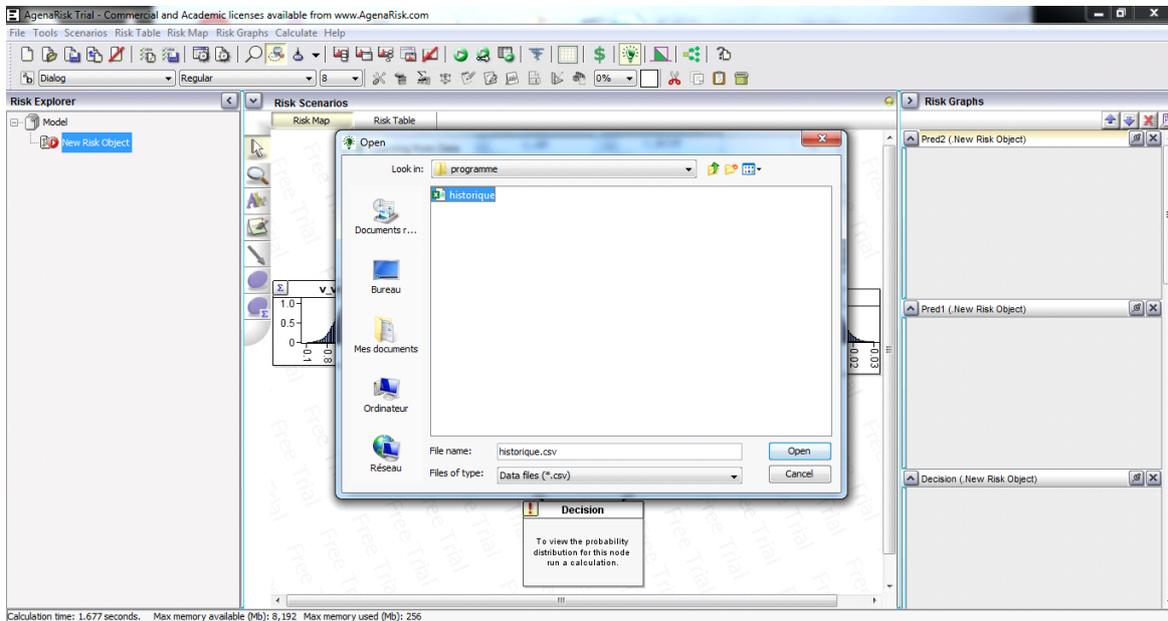


Figure 4.15 : l'importation du fichier Excel contenant les données d'analyse dans les nœuds parents.

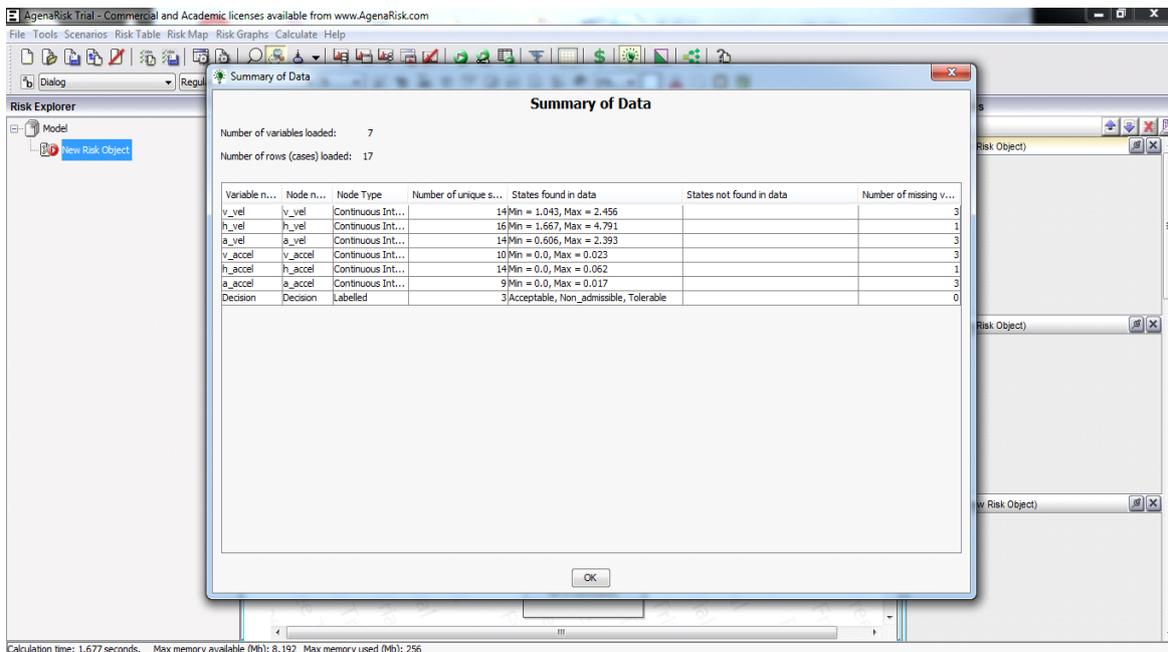


Figure 4.16 : Les variable entrés sont reconnus automatiquement par le logiciel

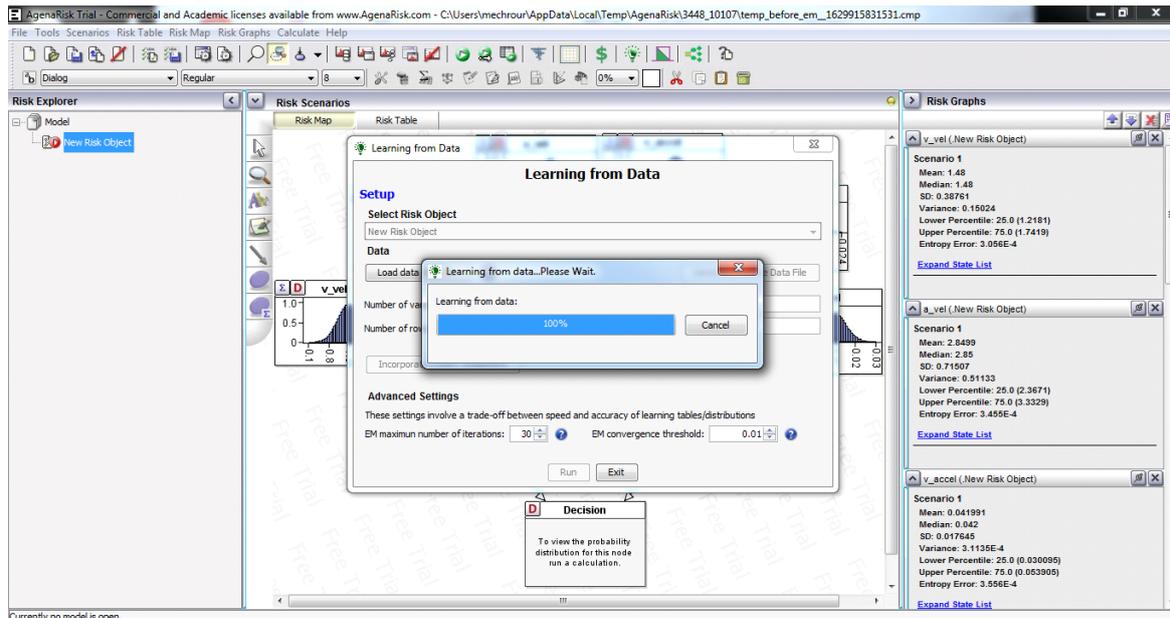


Figure 4.17 : l'apprentissage des nœuds parents pour exécuter les données.

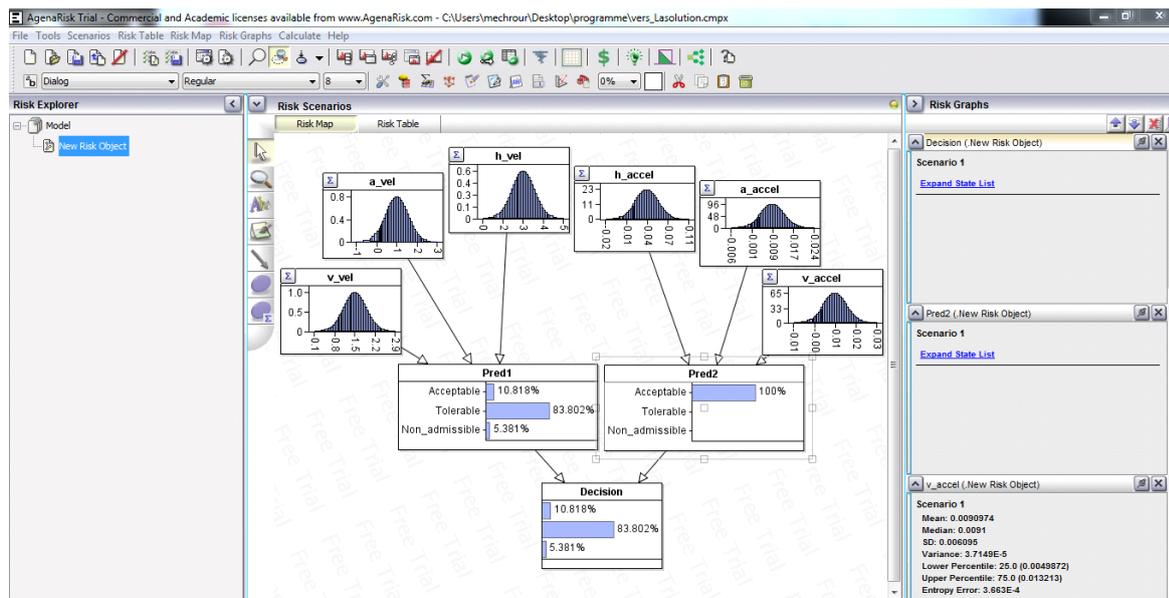


Figure 4.18 : Résultats des nœuds obtenus après l'apprentissage dans le logiciel AgenaRisk

4.4.4. Analyse

Avec l'historique des données importées, le nœud fils de prédiction de la vitesse a déterminé l'état de la pompe à 83.802% tolérable, le nœud fils de prédiction de l'accélération détermine l'état de la pompe à 100% acceptable. Avec les calculs des réseaux bayésiens le nœud final de décision a également défini une probabilité de 5.381% de chance que la pompe soit en état non admissible, 10.818% que son état soit acceptable et 83.802% qu'il soit tolérable. Le

logiciel donnera donc l'état des roulements de la machine à l'utilisateur qui devra arrêter la machine ou informer les personnes censées le faire avant que la pompe ne tombe en panne.

4.4.5. Scénarios et expérimentations

Nous avons introduit deux scénarios dans notre étude. Dans le premier scénario nous avons introduit une vitesse horizontale d'une valeur de 4.3. Les résultats ont montré un nœud de prédiction de vitesse à 100% non admissible et un nœud de prédiction d'accélération à 100% acceptable. Le nœud de décision a évalué l'état de la pompe à 100% non admissible. Dans le deuxième scénario nous avons introduit une vitesse verticale d'une valeur de 1.25. Le résultat du nœud de prédiction vitesse était de 88.593% acceptable et 11.407% tolérable. Le nœud de prédiction accélération était à 100% acceptable. Le nœud de décision a évalué l'état de la machine à 88.593% acceptable et 11.407% tolérable. Le résultat est montré dans la figure 4.19.

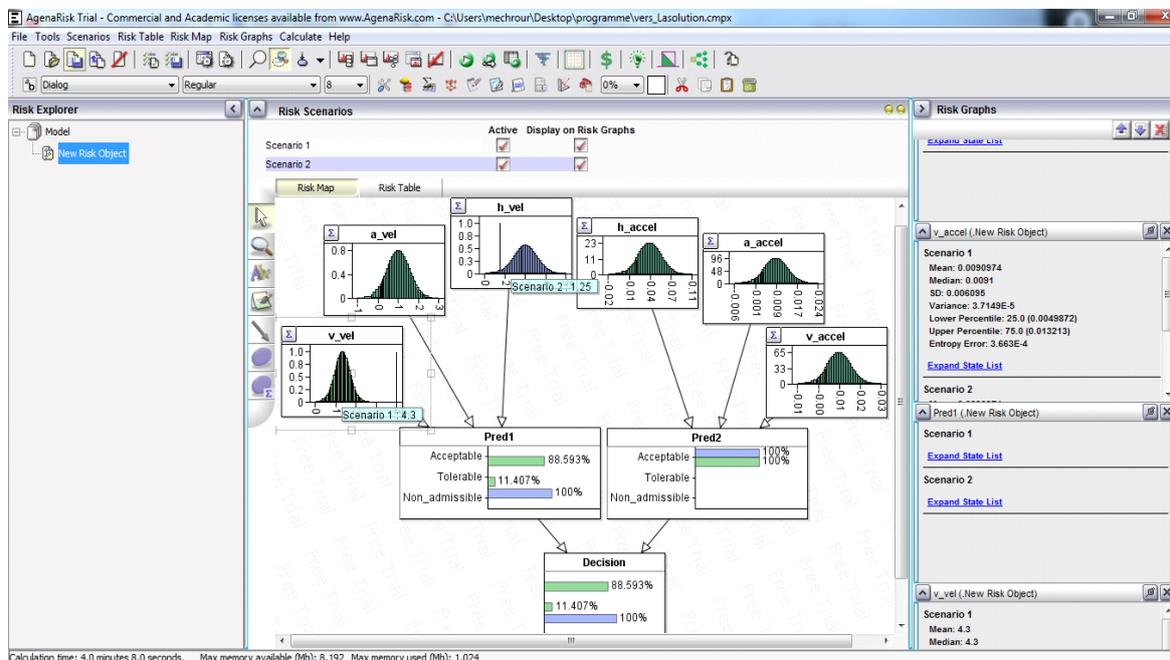


Figure 4.19 : Résultat des nœuds avec les scénarios introduits.

4.5. Conclusion

Dans Ce chapitre un aperçu du lieu de notre stage pratique d'où on a tiré nos données est présenté, d'une part. D'autre part, notre programme et notre analyse sont expliqués.

Le réseau bayésien étant considéré comme une méthode d'analyse probabilistes des systèmes et ses composants, on l'a utilisé pour une étude plus approfondie afin de représenter les états de marches d'une pompe et la probabilité de ses pannes.

Le réseau bayésien utilise les informations pour prendre une décision en utilisant la probabilité. Le logiciel AgenaRisk permet de calculer et déterminer si la machine est en état acceptable, tolérable ou non admissible grâce aux données fournis et en utilisant la probabilité.

Ainsi, ce chapitre comporte les aspects théoriques de notre étude avec les réseaux bayésiens.

Conclusion Générale

Pour demeurer compétitive une entreprise doit éviter, les arrêts non planifiés des chaînes de production. En effet, les arrêts non planifiés sont une source de perte financière et perte de temps pour l'entreprise affectant sa compétitivité avec d'autres entreprises. Pour éviter cela, notre travail s'est porté sur la conception d'un outil de surveillance de l'état d'une machine. Dans le but de prédire l'état de fonctionnement d'une machine et éviter qu'elle ne tombe en panne.

Le projet de recherche présenté dans cette étude propose, une solution permettant d'exploiter le potentiel des réseaux bayésiens pour l'amélioration du processus de maintenance dans l'industrie par la reconnaissance des défauts des machines. Dans ce projet, pour commencer nous avons discuté des généralités de la maintenance en évoquant ses opérations, sa politique et ses niveaux. Nous avons également parlé des différentes formes de la maintenance en général et de la maintenance prédictive 4.0 en particulier.

Nous avons ensuite défini les technologies liées à l'industrie 4.0 pour ensuite évoquer les notions fondamentales de l'intelligence artificielle telles que l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond. Nous avons également défini les algorithmes les plus populaires utilisés dans l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond, pour ensuite évoquer les réseaux bayésiens où notre étude s'est porté.

Une étude de la revue de la littérature nous a permis d'identifier les différentes technologies et outils existants dans l'industrie 4.0 pour surveiller l'état de fonctionnement des machines et les algorithmes d'apprentissage automatique et apprentissage profond disponible pour analyses les signaux vibrations à travers l'analyse vibratoire.

Nous avons choisi les réseaux bayésiens pour notre application du projet. En effet, le chapitre 4 présente le cas d'étude et la machine utilisée pour cette recherche. La partie théorique de ce projet est consacrée à l'approche bayésienne pour déterminer l'état de fonctionnement d'une machine. Une application est développée sur AgenaRisk. Le résultat nous a permis de déterminer l'état de fonctionnement de la machine à travers l'historique des données fournis au logiciel. Il permettra également à l'avenir de déterminer si la machine est en bon état ou non pour fonctionner.

Conclusion générale

Durant ce projet de recherche, nous avons acquis beaucoup de connaissances en apprentissage automatique et apprentissage profond. Cette expérience nous a donné l'envie de nous développer dans le domaine de la recherche en contribuant aux avancées scientifiques dans le monde.

Annexe 1 : Les articles sélectionnés pour notre recherche avec leurs auteurs, les journaux de publication des articles et le résumé des articles.

Article URL	Title	Journal	Authors	Abstract	predict(77117:include)
https://sysrev.com/p/64118/article/10768560	Deep Learning Based Approach for Bearing Fault Diagnosis	IEEE Transactions on Industry Applications	He, Miao; He, David	Bearing is one of the most critical components in most electrical and power drives. Effective bearing fault diagnosis is important for keeping the electrical and power drives safe and operating normally. In the age of Internet of Things and Industrial 4.0, massive real-time data are collected from bearing health monitoring systems. Mechanical big data have the characteristics of large volume, diversity, and high velocity. There are two major problems in using the existing methods for bearing fault diagnosis with big data. The features are manually extracted relying on much prior knowledge about signal processing techniques and diagnostic expertise, and the used models have shallow architectures, limiting their capability in fault diagnosis. Effectively mining features from big data and accurately identifying the bearing health conditions with new advanced methods have become new issues. This paper presents a deep learning-based approach for bearing fault diagnosis. The presented approach preprocesses sensor signals using short-time Fourier transform (STFT). Based on a simple spectrum matrix obtained by STFT, an optimized deep learning structure, large memory storage retrieval (LAMSTAR) neural network, is built to diagnose the bearing faults. Acoustic emission signals acquired from a bearing test rig are used to validate the presented method. The validation results show the accurate classification performance on various bearing faults under different working conditions. The performance of the presented method is also compared with other effective bearing fault diagnosis methods reported in the literature. The comparison results have shown that the presented method gives much better diagnostic performance, even at relatively low rotating speeds.	0.423

Annexe 1

<p>https://sysrev.com/p/64118/article/10768561</p>	<p>On the Use of LSTM Networks for Predictive Maintenance in Smart Industries</p>	<p>2019 IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP)</p>	<p>Bruneo, Dario; De Vita, Fabrizio</p>	<p>Aspects related to the maintenance scheduling have become a crucial problem especially in those sectors where the fault of a component can compromise the operation of the entire system, or the life of a human being. Current systems have the ability to warn only when the failure has occurred causing, in the worst case, an offline period that can cost a lot in terms of money, time, and security. Recently, new ways to address the problem have been proposed thanks to the support of machine learning techniques, with the aim to predict the Remaining Useful Life (RUL) of a system by correlating the data coming from a set of sensors attached to several components. In this paper, we present a machine learning approach by using LSTM networks in order to demonstrate that they can be considered a feasible technique to analyze the "history" of a system in order to predict the RUL. Moreover, we propose a technique for the tuning of LSTM networks hyperparameters. In order to train the models, we used a dataset provided by NASA containing a set of sensors measurements of jet engines. Finally, we show the results and make comparisons with other machine learning techniques and models we found in the literature.</p>	<p>0.429</p>
<p>https://sysrev.com/p/64118/article/10768562</p>	<p>Deep Learning Algorithms for Machinery Health Prognostics Using Time-Series Data: A Review</p>	<p>Journal of Vibrational Engineering and Technologies</p>	<p>Thoppil, N.M.; Vasu, V.; Rao, C.S.P.</p>	<p>Background: An intelligent predictive health management paradigm for industrial machinery is inevitable in Industry 4.0. The machinery health failure/degradation data acquired as time-series sensor signals are analyzed for fault detection, prediction, and maintenance decision-making. Deep learning is a promising computational tool for machinery health prognostics. However, the implementation of deep learning algorithms for machinery health prognostics has enormous challenges, which have a certain scope for discussion in the present era of Industry 4.0. Purpose: To motivate industrial practitioners for developing a machine degradation data acquisition system and employ deep learning model training algorithms for machinery health management thus fit themselves into an Industry 4.0 era. Methods: The review show-up the recent research works focused on the implementation of deep learning algorithms for developing an intelligent predictive maintenance model for future industries. First, to address the most popularly used deep learning architectures and their significance in machinery health prognostics. Then, outline the characteristics of a few benchmark time-series machinery failure datasets available in open repositories that are widely utilized in the literature for validating deep learning algorithms. Finally, the paper provides the state-of-art contribution of various researchers on implementing deep learning approaches and optimized hyper-parameter selection for accurate machinery health diagnostics and prognostics. Results: The mandate to have large-size machinery failure data for training deep learning algorithm can be regarded as a major limitation. Hyper-parameter optimization, architecture design, and data training of deep learning algorithms are still challenging and unpredictable, which can pull back industrialists from implementing intelligent health management of industrial machinery. Conclusions:</p>	<p>0.428</p>

Annexe 1

				Further research works are required to encourage industrial field failure data acquisition and to unveil the black-box nature of deep learning algorithms to make an intelligible prognostic platform with automated hyper-parameter selection to instigate industrialists to set about an autonomous machinery health management system. © 2021, Krishtel eMaging Solutions Private Limited.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768563	Bearing remaining useful life prediction based on deep autoencoder and deep neural networks	Journal of Manufacturing Systems	Ren, Lei; Sun, Yaqiang; Cui, Jin; Zhang, Lin	Bearings play a crucial part in reliable operation of rotating machinery in manufacturing systems. There is a growing demand for smart prognostics of bearing remaining useful life (RUL). The data driven approach for bearing RUL prediction has shown promising potential to support smart prognostics. The recent advances in deep learning and industrial big data provide new solutions for data driven bearing RUL prediction yet still face significant challenges, e.g. optimal feature selection and efficient feature compression. This paper proposes a new deep learning based prediction framework for bearing RUL by using deep autoencoder and deep neural networks (DNN). A novel eigenvector based on time–frequency-wavelet joint features is proposed to effectively represent bearing degradation process. A deep autoencoder based joint features compression and computing method is presented to retain effective information without increasing the scale of DNN. The experiment results showed that the proposed method can achieve better efficiency in bearing RUL prediction.	0.426
https://sysrev.com/p/64118/article/10768564	Intelligent fault diagnosis approach with unsupervised feature learning by stacked denoising autoencoder	IET Science, Measurement & Technology	Xia, Min; Li, Teng; Liu, Lizhi; Xu, Lin; Silva, Clarence W. de	Condition monitoring and fault diagnosis are important for maintaining the system performance and guaranteeing the operational safety. The traditional data-driven approaches mostly incorporate well-defined features and methodologies such as supervised artificial intelligence algorithms. Prior knowledge of possible features and a large quantity of labelled condition data are needed. Besides, many traditional approaches require rebuilding or a retraining of the original model to diagnosis new conditions. The present study proposes an intelligent fault diagnosis approach that uses a deep neural network (DNN) based on stacked denoising autoencoder. Representative features are learned by applying the denoising autoencoder to the unlabelled data in an unsupervised manner. A DNN is then constructed and fine-tuned with just a few items of labelled data. The trained DNN achieves high performance in fault classification. Furthermore, new conditions can be correctly classified by simply fine-tuning the trained DNN model using a small amount of labelled data under the new conditions. The effectiveness of the proposed approach is evaluated using a case study of fault diagnosis of a bearing unit. The results indicate that the proposed method can extract representative features from massive unlabelled data on the system condition and achieve high performance in fault diagnosis.	0.42
https://sysrev.com/p/64118/article/10768564	Using Deep Learning-Based	IEEE Transactions on Systems,	Deutsch, Jason; He, David	In the age of Internet of Things and Industrial 4.0, prognostic and health management (PHM) systems are used to collect massive real-time data from mechanical equipment. PHM big data has the characteristics of large-volume, diversity, and high-velocity. Effectively mining features from such data	0.416

Annexe 1

18/article/10768565	Approach to Predict Remaining Useful Life of Rotating Components	Man, and Cybernetics: Systems		and accurately predicting the remaining useful life (RUL) of the rotating components with new advanced methods become issues in PHM. Traditional data driven prognostics is based on shallow learning architectures, requires establishing explicit model equations and much prior knowledge about signal processing techniques and prognostic expertise, and therefore is limited in the age of big data. This paper presents a deep learning-based approach for RUL prediction of rotating components with big data. The presented approach is tested and validated using data collected from a gear test rig and bearing run-to-failure tests and compared with existing PHM methods. The test results show the promising RUL prediction performance of the deep learning-based approach.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768566	Smart Anomaly Detection and Prediction for Assembly Process Maintenance in Compliance with Industry 4.0	Sensors (Basel, Switzerland)	Tanuska, Pavol; Spendla, Lukas; Kebisek, Michal; Duris, Rastislav; Stremy, Maximilian	One of the big problems of today's manufacturing companies is the risks of the assembly line unexpected cessation. Although planned and well-performed maintenance will significantly reduce many of these risks, there are still anomalies that cannot be resolved within standard maintenance approaches. In our paper, we aim to solve the problem of accidental carrier bearings damage on an assembly conveyor. Sometimes the bearing of one of the carrier wheels is seized, causing the conveyor, and of course the whole assembly process, to halt. Applying standard approaches in this case does not bring any visible improvement. Therefore, it is necessary to propose and implement a unique approach that incorporates Industrial Internet of Things (IIoT) devices, neural networks, and sound analysis, for the purpose of predicting anomalies. This proposal uses the mentioned approaches in such a way that the gradual integration eliminates the disadvantages of individual approaches while highlighting and preserving the benefits of our solution. As a result, we have created and deployed a smart system that is able to detect and predict arising anomalies and achieve significant reduction in unexpected production cessation.	0.462
https://sysrev.com/p/64118/article/10768567	Predictive maintenance of systems subject to hard failure based on proportional hazards model	Reliability Engineering & System Safety	Hu, Jiawen; Chen, Piao	The remaining useful lifetime (RUL) estimated from the in-situ degradation data has shown to be useful for online predictive maintenance. In the literature, the RUL is often estimated by assuming a soft-failure threshold for the degradation data. In practice, however, systems may not be subject to the degradation-induced soft failures. Instead, the systems are deemed to be fail when they cannot perform the intended function, and such failures are known as hard failures. Because there are no fixed thresholds for hard failures, the corresponding RUL estimation is not an easy task, which causes difficulties in finding the optimal maintenance schedule. In this study, a Weibull proportional hazards model is proposed to jointly model the degradation data and the failure time data. The degradation data are treated as the time-varying covariates so that the degradation does not directly lead to system failures, but increases the hazard rate of hard failures. A random-effects Wiener process is proposed to model the degradation data by considering the system heterogeneities. Based on the developed proportional hazards model, closed-form distribution of the RUL is derived upon each	0.438

Annexe 1

				inspection and the optimal maintenance schedule is then obtained by minimizing the system maintenance cost. The proposed maintenance strategy is successfully applied to predictive maintenance of lead-acid batteries.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768568	Real-time penetration state monitoring using convolutional neural network for laser welding of tailor rolled blanks	Journal of Manufacturing Systems	Zhang, Zhehao; Li, Bin; Zhang, Weifeng; Lu, Rundong; Wada, Satoshi; Zhang, Yi	In this paper, an innovative monitoring system capable of diagnosing the penetration state during the laser welding process is introduced, which consists of two main blocks: a coaxial visual monitoring platform and a penetration state diagnosis unit. The platform can capture coaxial images of the interaction zone during the laser welding through a partially transmitting mirror and a high-speed camera. An image dataset representing four welding states was created for training and validation. The unit mainly consists of an embedded power-efficient computing TX2 and image processing algorithms based on a convolution neural network (CNN). Experiment results show that the platform can stably capture state-of-the-art welding images. The CNN used for a diagnosis of the penetration state is optimized using an optimal network structure and hyperparameters, applying a super-Gaussian function to initialize the weights of the convolutional layer. Its latency on TX2 is less than 2 ms, satisfying the real-time requirement. During the real laser welding of tailor-rolled blanks, a penetration state diagnosis with an accuracy of 94.6 % can be achieved even if the illumination changes significantly. The similar accuracy between the validating set and a real laser welding demonstrates that the proposed monitoring system has strong robustness. The precision and recall ratios of the CNN are higher than those of other methods such as a histogram of oriented gradients and local binary pattern.	0.447
https://sysrev.com/p/64118/article/10768569	Remaining useful life prediction and predictive maintenance strategies for multi-state manufacturing systems considering functional dependence	Reliability Engineering and System Safety	Han, X.; Wang, Z.; Xie, M.; He, Y.; Li, Y.; Wang, W.	The performance states of the manufacturing equipment and the quality states of the manufactured products are important indicators for the operational state evaluation and maintenance decision of the multi-state system. Further, the performance degradation of manufacturing components shows some dependence on the decline in product quality. However, the traditional remaining useful life (RUL) prediction and maintenance strategy of manufacturing system are limited to the dependence of the manufacturing components performance degradation. Based on the RUL prediction model that considers the components dependence for product quality requirements, a system predictive maintenance method based on the component functional importance is proposed. First, the connotation of degradation mechanism, functional dependence and RUL for manufacturing system is expounded. Second, a mission reliability oriented RUL prediction method for manufacturing systems is developed based on the functional dependence of components. Third, an approach for average maintenance cost calculation is proposed based on dynamic RUL prediction after each maintenance action, and the functional importance is applied to prioritize the predictive maintenance component-sets. Finally, the case results show that the proposed approach can ensure the ability of	0.453

Annexe 1

				manufacturing systems to complete production tasks with high quality product, and reduce the maintenance cost in the production cycle simultaneously. © 2021	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768570	Data-Driven Framework for Predictive Maintenance in Industry 4.0 Concept		Sai, Van Cuong; Shcherbakov, Maxim V.; Tran, Van Phu; Kravets, Alla G.; Groumpos, Peter P.; Shcherbakov, Maxim; Kultsova, Marina	Supporting the operation of the equipment at the operational stage with minimal costs is an urgent task for various industries. In the modern manufacturing industry machines and systems become more advanced and complicated, traditional approaches (corrective and preventive maintenance) to maintenance of complex systems lose their effectiveness. The latest trends of maintenance lean towards condition-based maintenance (CBM) techniques. This paper describes the framework to build predictive maintenance models for proactive decision support based on machine learning and deep learning techniques. The proposed framework implemented as a package for R, and it provides several features that allow to create and evaluate predictive maintenance models. All features of the framework can be attributed to one of the following groups: data validation and preparation, data exploration and visualization, feature engineering, data preprocessing, model creating and evaluation. The use case provided in the paper highlights the benefits of the framework toward proactive decision support for the estimation of the turbofan engine remaining useful life (RUL).	0.447
https://sysrev.com/p/64118/article/10768571	Framework and development of fault detection classification using IoT device and cloud environment	Journal of Manufacturing Systems	Lee, Hyunsoo	While Cyber-physical system (CPS) is considered as a key foundation for cyber manufacturing, many related frameworks and applications have been provided. This research suggests a new and effective CPS architecture for supporting multi-sites and multi-products manufacturing. As target processes, the manufacturing processes for vehicles' High Intensity Discharge (HID) headlight and cable modules are considered. These modules are manufactured with several multi-manufacturing sites consisting of internal manufacturing tasks and intermediate outsourcing processes. In addition, they produce multiple types of HID cable modules with different components. These issues make it difficult to improve the qualities of the overall processes and to control those considering overall manufacturing plants and processes. In order to overcome these limitations, this research provides an Internet of Things (IoT) embedded cloud control architecture. The mixed flow issues are overcome with the cloud control server with the suggested framework. The developed IoT device detects several system status and transmits the signals. The data is analyzed for the fault detection classification (FDC) mechanism using deep learning based analytics. Then, the cyber manufacturing based simulation is executed using the provided multi-products queueing network model. The estimated simulation results is used for generating dynamic manufacturing decisions reflecting the real-time changes of the production environment. The suggested framework and its implementations can be used for various industrial processes and applications.	0.451

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10768572	Fuzzy activity time-based model predictive control of open-station assembly lines	Journal of Manufacturing Systems	Ruppert, Tamas; Dorgo, Gyula; Abonyi, Janos	<p>The sequencing and line balancing of manual mixed-model assembly lines are challenging tasks due to the complexity and uncertainty of operator activities. The control of cycle time and the sequencing of production can mitigate the losses due to non-optimal line balancing in the case of open-station production where the operators can work ahead of schedule and try to reduce their backlog. The objective of this paper is to provide a cycle time control algorithm that can improve the efficiency of assembly lines in such situations based on a specially mixed sequencing strategy. To handle the uncertainty of activity times, a fuzzy model-based solution has been developed. As the production process is modular, the fuzzy sets represent the uncertainty of the elementary activity times related to the processing of the modules. The optimistic and pessimistic estimates of the completion of activity times extracted from the fuzzy model are incorporated into a model predictive control algorithm to ensure the constrained optimization of the cycle time. The applicability of the proposed method is demonstrated based on a wire-harness manufacturing process with a paced conveyor, but the proposed algorithm can handle continuous conveyors as well. The results confirm that the application of the proposed algorithm is widely applicable in cases where a production line of a supply chain is not well balanced and the activity times are uncertain.</p>	0.458
https://sysrev.com/p/64118/article/10768573	Predictive Industrial Maintenance with a Viable Systems Model and Maintenance 4.0	2019 8th International Conference On Software Process Improvement (CIMPS)	Camara, Rafael Albuquerque ; Mamede, Henrique Sao; Santos, Vitor Duarte dos		0.449
https://sysrev.com/p/64118/article/10768574	Industrial Internet of Things monitoring solution for advanced predictive maintenance applications	Journal of Industrial Information Integration	Civerchia, Federico; Bocchino, Stefano; Salvadori, Claudio; Rossi, Enrico; Maggiani, Luca; Petracca, Matteo	0.447	

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10768575	Prediction of hard failures with stochastic degradation signals using Wiener process and proportional hazards model	Computers & Industrial Engineering	Man, Jianing; Zhou, Qiang	In this paper, we propose a method to predict the remaining useful life (RUL) of systems subject to hard failures, which are probabilistically linked to system degradation signals (health indicators). A joint modeling framework is adopted to incorporate both the degradation signals and time-to-event data. In the joint model, a Wiener process with drift is used to model stochastic degradation signals, and the proportional hazards (PH) model with nonparametric baseline hazard is used to model time-to-event data. With proposed joint model and Markovian property of the Wiener process, system RUL could be predicted. Extensive simulations and a case study are conducted to demonstrate the performance of the proposed method.	0.449
https://sysrev.com/p/64118/article/10768576	Sensor Data Based System-Level Anomaly Prediction for Smart Manufacturing	2018 IEEE International Congress on Big Data (BigData Congress)	Wang, Jianwu; Liu, Chen; Zhu, Meiling; Guo, Pei; Hu, Yapeng	With the popularity of Supervisory Information System (SIS), Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) system and Internet of Things (IoT) sensors, we can easily obtain abundant sensor data in manufacturing. We could save manufacturing maintenance costs and prevent further damages if we can accurately predict system anomalies from the sensor data. Yet learning from individual sensors often cannot directly determine whether the system will have anomaly because each sensor only measures a partial state of a big system. By detecting events across sensors collectively and their temporal dependencies, this paper proposes a new system-level anomaly prediction framework by mining anomaly dependency graph from sensor data. The advantages of the approach include explainability, collective prediction and temporal sensitivity. We applied our approach with a real-world power plant dataset to evaluate its feasibility.	0.427
https://sysrev.com/p/64118/article/10768577	Optimising maintenance: What are the expectations for Cyber Physical Systems	2016 3rd International Workshop on Emerging Ideas and Trends in Engineering of Cyber-Physical Systems (EITEC)	Jantunen, Erkki; Zurutuza, Urko; Ferreira, Luis Lino; Varga, Pal	The need for maintenance is based on the wear of components of machinery. If this need can be defined reliably beforehand so that no unpredicted failures take place then the maintenance actions can be carried out economically with minimum disturbance to production. There are two basic challenges in solving the above. First understanding the development of wear and failures, and second managing the measurement and diagnosis of such parameters that can reveal the development of wear. In principle the development of wear and failures can be predicted through monitoring time, load or wear as such. Monitoring time is not very efficient, as there are only limited numbers of components that suffer from aging which as such is result of chemical wear i.e. changes in the material. In most cases the loading of components influences their wear. In principle the loading can be stable or varying in nature. Of these two cases the varying load case is much more challenging than the stable one. The monitoring of wear can be done either directly e.g. optical methods or indirectly e.g. vibration. Monitoring actual wear is naturally the most reliable approach, but it often means that additional investments are needed. The paper discusses the above issues and what are	0.461

Annexe 1

				the requirements that follow from these for optimising maintenance based of the use of Cyber Physical Systems.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768578	A new dynamic predictive maintenance framework using deep learning for failure prognostics	Reliability Engineering & System Safety	Nguyen, Khanh T. P.; Medjaher, Kamal	In Prognostic Health and Management (PHM) literature, the predictive maintenance studies can be classified into two groups. The first group focuses on the prognostics step but does not consider the maintenance decisions. The second group addresses the maintenance optimization question based on the assumptions that the prognostics information or the degradation models of the system are already known. However, none of the two groups provides a complete framework (from data-driven prognostics to maintenance decisions) investigating the impact of the imperfect prognostics on maintenance decision. Therefore, this paper aims to fill this gap of literature. It presents a novel dynamic predictive maintenance framework based on sensor measurements. In this framework, the prognostics step, based on the Long Short-Term Memory network, is oriented towards the requirements of operation planners. It provides the probabilities that the system can fail in different time horizons to decide the moment for preparing and performing maintenance activities. The proposed framework is validated on a real application case study. Its performance is highlighted when compared with two benchmark maintenance policies: classical periodic and ideal predicted maintenance. In addition, the impact of the imperfect prognostics information on maintenance decisions is discussed in this paper.	0.444
https://sysrev.com/p/64118/article/10768579	A procedural approach for realizing prescriptive maintenance planning in manufacturing industries	CIRP Annals	Matyas, Kurt; Nemeth, Tanja; Kovacs, Klaudia; Glawar, Robert	Prescriptive maintenance planning is an essential enabler of smart and highly flexible production processes. Due to increasing complexity, traditional maintenance strategies lack in fulfilling present-day production requirements. This paper proposes a novel procedural approach for prescriptive maintenance planning in manufacturing companies. Multivariate data analysis and simulation tools are utilized to analyse historical data (product quality data, machine failure data and production program data). Based on identified data correlations and incoming real-time machine data, system failures are predicted and prescriptive maintenance measures are proposed. Results from real implementations in the automotive manufacturing industry are presented to demonstrate the effectiveness of the proposed approach.	0.45
https://sysrev.com/p/64118/article/10768580	A Deep Learning Model for Smart Manufacturing Using Convolutional	IEEE Trans. Ind. Inf.	Essien, Aniekan; Giannetti, Cinzia		0.456

Annexe 1

	LSTM Neural Network Autoencoders				
https://sysrev.com/p/64118/article/10768581	Découvrez les innovations de l'industrie de demain	OpenClassrooms		Vous pensez connaître les métiers de la maintenance : votre garagiste et ses factures préoccupantes, le SAV de votre aspirateur qui se fait attendre...	
0.497					
https://sysrev.com/p/64118/article/10768582	Predictive maintenance techniques and their relevance to construction plant	Journal of Quality in Maintenance Engineering	Edwards, David J.; Holt, Gary D.; Harris, F.C.	The construction industry relies increasingly on profits generated from high utilisation of mechanisation. Interruption of this mechanical supply not only incurs the “tangible” costs of labour, replacement parts and consumables, but also the less tangible costs of delays to contract, possible loss of client goodwill and ultimately, loss of profit. Cumulative costs associated with plant breakdown are therefore significant. Predictive maintenance (PM) techniques have evolved to keep a check on mechanical health, by generating information on machine condition. Such data allow just in time maintenance to be conducted. However, recent developments have witnessed an increased interest in determining “root cause” of failure as opposed to monitoring the time to breakdown once the wear process has begun. This paper reviews condition based monitoring (CBM) technologies and introduces the evolving concept of root cause analysis. Both these could have particular relevance to construction plant and equipment. In summary, the paper presents initial findings of ongoing research, which is the development of a model for predicting construction plant and equipment breakdown.	0.452
https://sysrev.com/p/64118/article/10768583	Industrial maintenance decision-making: A systematic literature review	Journal of Manufacturing Systems	Ruschel, E.; Santos, E.A.P.; Loures, E.D.F.R.	The increasing competition among industries has leveraged the emergence of various tools and methods for maintenance decision-making support. This paper identifies in literature the application areas of industrial maintenance decision-making, the relationships between these areas and the ways in which authors integrate tools and methods. This information makes it possible to identify trends and deficiencies in this context, helping to centralize the efforts required for future work. This work follows a series of structured steps for a systematic literature review of papers related to the main topic available in online databases. The selected papers are subject to a content assessment and grouped according to the application areas. The direct comparison between these areas and the construction of a relational matrix provide a quantitative interpretation of the results and well-structured information. Additionally, this paper proposes a framework based on information from the literature, which summarizes the origin and flow of information used in the development of models, showing the relationship among application areas of decision making. The research undertaken	0.455

Annexe 1

				identifies trends focused on joint production systems optimization and increasing the deployment of methods for autonomous equipment predictions. © 2017	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768584	Avec le Machine Learning l'Industrie 4.0 en apprend plus pour analyser et prédire	Usitab		Le Machine Learning, existent depuis les années 60, cela ne fait qu'à peine 5 ans qu'elles sont réellement exploitées par l'industrie.	0.467
https://sysrev.com/p/64118/article/10768585	Research on Equipment Predictive Maintenance Strategy Based on Big Data Technology	2015 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS)	Yuanyuan, Liu; Jiang, Shen		0.427
https://sysrev.com/p/64118/article/10768586	Proactive Learning for Intelligent Maintenance in Industry 4.0		Noureddine, Rami; Solvang, Wei Deng; Johannessen, Espen; Yu, Hao; Wang, Yi; Martinsen, Kristian; Yu, Tao; Wang, Kesheng	Manufacturing companies require efficient maintenance practices in order to improve business performance, ensure equipment availability and reduce process downtime. With the advent of new technology, manufacturing processes are evolving from the traditional ways into digitalized manufacturing. This transformation enables systems and machines to be connected in complex networks as a collaborative community through the industrial internet of things (IIoT) and cyber-physical system (CPS). Hence, advanced maintenance strategies should be developed in order to ensure the successful implementation of Industry 4.0, which aims to transform traditional product-oriented systems into product-service systems (PSS). Today, machines and systems are expected to gain self-awareness and self-predictiveness in order to provide management with more insight on the status of the factory. In this regards, real-time monitoring along with the application of advanced machine learning algorithms based on historical data will enable systems to understand the current operating conditions, predict the remaining useful life and detect anomalies in the process. This paper discusses the necessity of predictive maintenance to achieve a sustainable and service-oriented manufacturing system and provides a methodology to be followed for implementing proactive maintenance in the context of Industry 4.0.	0.455

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10768587	Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review	Computers & Industrial Engineering	Zonta, Tiago; da Costa, Cristiano André; da Rosa Righi, Rodrigo; de Lima, Miromar José; da Trindade, Eduardo Silveira; Li, Guann Pyng	Industry 4.0 is collaborating directly for the technological revolution. Both machines and managers are daily confronted with decision making involving a massive input of data and customization in the manufacturing process. The ability to predict the need for maintenance of assets at a specific future moment is one of the main challenges in this scope. The possibility of performing predictive maintenance contributes to enhancing machine downtime, costs, control, and quality of production. We observed that surveys and tutorials about Industry 4.0 focus mainly on addressing data analytics and machine learning methods to change production procedures, so not comprising predictive maintenance methods and their organization. In this context, this article presents a systematic literature review of initiatives of predictive maintenance in Industry 4.0, identifying and cataloging methods, standards, and applications. As the main contributions, this survey discusses the current challenges and limitations in predictive maintenance, in addition to proposing a novel taxonomy to classify this research area considering the needs of the Industry 4.0. We concluded that computer science, including artificial intelligence and distributed computing fields, is more and more present in an area where engineering was the dominant expertise, so detaching the importance of a multidisciplinary approach to address Industry 4.0 effectively.	0.454
https://sysrev.com/p/64118/article/10768588					0.54
https://sysrev.com/p/64118/article/10768589	Maintenance 4.0 Framework Using Self-Adaptive Software Architecture		Algabroun, Hatem; Al-Najjar, Basim; Iftikhar, M.; Weyns, Danny	With the recent advances of manufacturing technologies, referred to as Industry 4.0, maintenance approaches have to be developed to fulfill the new demands. The technological complexity associated to Industry 4.0 makes designing maintenance solutions particularly challenging. This paper proposes a novel maintenance framework leveraging principles from self-adaptation and software architecture. The framework was tested in an operational scenario where a bearing condition in an electrical motor needs to be managed, the results showed a proper operation. As a conclusion, the proposed framework could be used to develop maintenance systems for Industry 4.0.	0.463
https://sysrev.com/p/64118/article/10768590	Internet of Things for Structural Health Monitoring	2018 Workshop on Metrology for Industry 4.0 and IoT	Lamonaca, F.; Sciammarella, P.F.; Scuro, C.; Carnì, D.L.; Olivito, R.S.	Internet of Things (IoT) paradigm extends the connectivity capability to everyday life object through Internet The availability of billions of connected devices spread all over and each of them able to acquire and elaborate data open new scenarios in the development of new data acquisition systems and in the design of methods for the automatic management of such big data, allowing new digital services. In the last few years a new field of application of the IoT is the Structural Health Monitoring (SHM) and the systems developed in this framework have been experimented with good results. Such systems are mainly devoted to monitoring, for example, multiple parts of a civil/industrial structure, reducing the risks for people due to sudden collapse, The aim of this work is to give an overview of the different types of Structural Health Monitoring (SHM) used to identify, detect and characterize	0.465

Annexe 1

				the degradation and damage of all types of engineering structures, highlighting their benefits, and their improvement obtained thanks the application of IoT paradigm.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768591	Prognostics and health management for maintenance practitioners - Review, implementation and tools evaluation	International Journal of Prognostics and Health Management	Atamuradov, Vepa; Medjaher, Kamal; Dersin, Pierre; Lamoureux, Benjamin; Zerhouni, Noureddine	In literature, prognostics and health management (PHM) systems have been studied by many researchers from many different engineering fields to increase system reliability, availability, safety and to reduce the maintenance cost of engineering assets. Many works conducted in PHM research concentrate on designing robust and accurate models to assess the health state of components for particular applications to support decision making. Models which involve mathematical interpretations, assumptions and approximations make PHM hard to understand and implement in real world applications, especially by maintenance practitioners in industry. Prior knowledge to implement PHM in complex systems is crucial to building highly reliable systems. To fill this gap and motivate industry practitioners, this paper attempts to provide a comprehensive review on PHM domain and discusses important issues on uncertainty quantification, implementation aspects next to prognostics feature and tool evaluation. In this paper, PHM implementation steps consists of; (1) critical component analysis, (2) appropriate sensor selection for condition monitoring (CM), (3) prognostics feature evaluation under data analysis and (4) prognostics methodology and tool evaluation matrices derived from PHM literature. Besides PHM implementation aspects, this paper also reviews previous and on-going research in high-speed train bogies to highlight problems faced in train industry and emphasize the significance of PHM for further investigations.	0.434
https://sysrev.com/p/64118/article/10768592	Industrial Internet of Things monitoring solution for advanced predictive maintenance applications	Journal of Industrial Information Integration	Civerchia, Federico; Bocchino, Stefano; Salvadori, Claudio; Rossi, Enrico; Maggiani, Luca; Petracca, Matteo	Internet of Things (IoT) solutions in industrial environments can lead nowadays to the development of innovative and efficient systems aiming at increasing operational efficiency in a new generation of smart factories. In this direction the article presents in detail an advanced Industrial IoT (IIoT) solution, the NGS-PlantOne system, specially designed to enable a pervasive monitoring of industrial machinery through battery-powered IoT sensing devices, thus allowing the development of advanced predictive maintenance applications in the considered scenario. To the end of evaluating the performance of the developed IIoT system in a real environment, the NGS-PlantOne solution has been first installed and then set in operation in a real electricity power plant. The deployed testbed, based on 33 IoT sensing devices performing advanced temperature and vibration monitoring tasks, has been kept in operation for two months while evaluating transmission delays and system operating life through power consumption measures. Performance results show as the developed IIoT solution benefits from all the advantages provided by the adopted IoT protocols, guaranteeing that each node is reachable through simple IP-based techniques with an acceptable delay, and showing an estimated average life of 1 year in case of each IoT smart device is configured to send collected and elaborated data every 30 min.	0.44

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10768593	Semantic Framework for Predictive Maintenance in a Cloud Environment	Procedia CIRP	Schmidt, Bernard; Wang, Lihui; Galar, Diego	Proper maintenance of manufacturing equipment is crucial to ensure productivity and product quality. To improve maintenance decision support, and enable prediction-as-a-service there is a need to provide the context required to differentiate between process and machine degradation. Correlating machine conditions with process and inspection data involves data integration of different types such as condition monitoring, inspection and process data. Moreover, data from a variety of sources can appear in different formats and with different sampling rates. This paper highlights those challenges and presents a semantic framework for data collection, synthesis and knowledge sharing in a Cloud environment for predictive maintenance.	0.462
https://sysrev.com/p/64118/article/10768594	Concept of predictive maintenance of production systems in accordance with industry 4.0	2017 IEEE 15th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI)	Spendla, Lukas; Kebisek, Michal; Tanuska, Pavol; Hrcka, Lukas	In the proposed paper, we described the approach to build Hadoop based knowledge discovery platform. The proposal focuses on predictive maintenance of production systems, including manufacturing machines and tools, to increase the production process quality. The proposal utilises production data storage, built on Hadoop framework and NoSQL systems, integrated into traditional data warehouse discovery platform, preserving the well proven and robust data warehouse decision support and analytic tools. The initial proof of concept case study is included in the proposed paper.	0.448
https://sysrev.com/p/64118/article/10768595	Diagnostic et pronostic fondés sur les méthodes hybrides	Techniques de l'Ingénieur		En matière de maintenance préventive, les méthodes hybrides de diagnostic et de pronostic semblent une piste intéressante. Il en existe plusieurs types et il importe d'en connaître les principales caractéristiques afin de pouvoir sélectionner l'approche la plus adaptée à sa problématique.	0.469
https://sysrev.com/p/64118/article/10768596	IoT-Based Prognostics and Systems Health Management for Industrial Applications	IEEE Access	Kwon, Daeil; Hodkiewicz, Melinda R.; Fan, Jiajie; Shibutani, Tadahiro; Pecht, Michael G.	Prognostics and systems health management (PHM) is an enabling discipline that uses sensors to assess the health of systems, diagnoses anomalous behavior, and predicts the remaining useful performance over the life of the asset. The advent of the Internet of Things (IoT) enables PHM to be applied to all types of assets across all sectors, thereby creating a paradigm shift that is opening up significant new business opportunities. This paper introduces the concepts of PHM and discusses the opportunities provided by the IoT. Developments are illustrated with examples of innovations from manufacturing, consumer products, and infrastructure. From this review, a number of challenges that result from the rapid adoption of IoT-based PHM are identified. These include appropriate analytics, security, IoT platforms, sensor energy harvesting, IoT business models, and licensing approaches.	0.473

https://sysrev.com/p/64118/article/10768597	MPMM 2016, Maintenance, Performance, Measurement & Management conference proceedings.	MPMM 2016, Luleå 29-30 november 2016; Galar, Diego; Seneviratne, Dammika; Luleå tekniska universitet; Institutionen för samhällsbyggnad och naturresurser	<p>The maintenance function is inherent to production but its activities are not always understood or quantified. A characteristic of maintenance is that its activity involves more than a group of people or a workshop and goes beyond the limits of a traditional department. The scope of maintenance in a manufacturing environment is illustrated by its various definitions. British Standards Institute defines maintenance as a combination of all technical and associated administrative activities required to keep equipment, installations and other physical assets in the desired operating condition or restore them to this condition, some authors indicate that maintenance is about achieving the required asset capabilities within an economic or business context, or consists of the engineering decisions and associated actions necessary and sufficient for the optimization of specified equipment 'capability' where capability is the ability to perform a specified function within a range of performance levels that may relate to capacity, rate, quality, safety and responsiveness. However, they all agree that the objective of maintenance is to achieve the agreed-upon output level and operating pattern at minimum resource cost within the constraints of system condition and safety. We can summarize the maintenance objectives under the following categories: ensuring asset functions (availability, reliability, product quality etc.); ensuring design life; ensuring asset and environmental safety; ensuring cost effectiveness in maintenance; ensuring efficient use of resources (energy and raw materials). For production equipment, ensuring the system functions as it should is the prime maintenance objective. Maintenance must provide the required reliability, availability, efficiency and capability of production systems. Ensuring system life refers to keeping the equipment in good condition to achieve or prolong its designed life. In this case, cost has to be optimized to achieve the desired plant condition. Asset safety is very important, as failures can have catastrophic consequences. The cost of maintenance has to be minimized while keeping the risks within strict limits and meeting the statutory requirements. For a long time, maintenance was carried out by the workers themselves, in a more loosely organized style of maintenance with no haste for the machinery or tools to be operational again. However, things have changed.</p> <ul style="list-style-type: none"> • First, there is a need for higher asset availability. With scale economies dominating the global map, the demand for products is increasing. However, companies suffer financially from the costs of expansion, purchase of industrial buildings, production equipment, acquisitions of companies in the same sector, and so on. Productive capacities must be kept at a maximum, and organizations are beginning to worry about keeping track of the parameters that may affect the availability of their plants and machinery. • The second concern follows from the first. When organizations begin to optimize their production costs and create cost models attributable to the finished product, they start to question maintenance cost. This function has grown to include assets, personnel etc., consuming a significant 	0.464
---	---	---	---	-------

Annexe 1

				percentage of the overall organization budget. Therefore, when companies are establishing policies to streamline costs, the question of the maintenance budget arises, followed by questions about the success of this budget. They start to consider availability and quality parameters. A question that has haunted maintenance throughout history now appears: how do we maximize availability at the lowest cost? To answer this question, various methodologies, technologies and batteries of indicators are being developed to observe the impacts of improvements.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768598	A Model for Predictive Maintenance Based on Asset Administration Shell	Sensors (Basel, Switzerland)	Cavalieri, Salvatore; Salafia, Marco Giuseppe	Maintenance is one of the most important aspects in industrial and production environments. Predictive maintenance is an approach that aims to schedule maintenance tasks based on historical data in order to avoid machine failures and reduce the costs due to unnecessary maintenance actions. Approaches for the implementation of a maintenance solution often differ depending on the kind of data to be analyzed and on the techniques and models adopted for the failure forecasts and for maintenance decision-making. Nowadays, Industry 4.0 introduces a flexible and adaptable manufacturing concept to satisfy a market requiring an increasing demand for customization. The adoption of vendor-specific solutions for predictive maintenance and the heterogeneity of technologies adopted in the brownfield for the condition monitoring of machinery reduce the flexibility and interoperability required by Industry 4.0. In this paper a novel approach for the definition of a generic and technology-independent model for predictive maintenance is presented. Such model leverages on the concept of the Reference Architecture Model for Industry (RAMI) 4.0 Asset Administration Shell, as a means to achieve interoperability between different devices and to implement generic functionalities for predictive maintenance.	0.451
https://sysrev.com/p/64118/article/10768599	Smart anomaly detection and prediction for assembly process maintenance in compliance with industry 4.0	Sensors	Tanuska, P.; Spendla, L.; Kebisek, M.; Duris, R.; Stremy, M.	One of the big problems of today's manufacturing companies is the risks of the assembly line unexpected cessation. Although planned and well-performed maintenance will significantly reduce many of these risks, there are still anomalies that cannot be resolved within standard maintenance approaches. In our paper, we aim to solve the problem of accidental carrier bearings damage on an assembly conveyor. Sometimes the bearing of one of the carrier wheels is seized, causing the conveyor, and of course the whole assembly process, to halt. Applying standard approaches in this case does not bring any visible improvement. Therefore, it is necessary to propose and implement a unique approach that incorporates Industrial Internet of Things (IIoT) devices, neural networks, and sound analysis, for the purpose of predicting anomalies. This proposal uses the mentioned approaches in such a way that the gradual integration eliminates the disadvantages of individual approaches while highlighting and preserving the benefits of our solution. As a result, we have created and deployed a smart system that is able to detect and predict arising anomalies and achieve	0.459

Annexe 1

				significant reduction in unexpected production cessation. © 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768600	Maintenance 4.0: Intelligent and Predictive Maintenance System Architecture	2018 IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)	Cachada, Ana; Moreira, Pedro Miguel; Romero, Luis; Barbosa, Jose; Leitno, Paulo; Gcraldcs, Carla A.S.; Deusdado, Leonel; Costa, Jacinta; Teixeira, Carlos; Teixeira, Joao; Moreira, Antonio H.J.		0.438
https://sysrev.com/p/64118/article/10768601	Wearable and interactive mixed reality solutions for fault diagnosis and assistance in manufacturing systems: Implementation and testing in an aseptic bottling line	Computers in Industry	Bottani, E.; Longo, F.; Nicoletti, L.; Padovano, A.; Tancredi, G.P.C.; Tebaldi, L.; Vetrano, M.; Vignali, G.	Thanks to the spread of technologies stemming from the fourth industrial revolution, also the topic of fault diagnosis and assistance in industrial contexts has benefited. Indeed, several smart tools were developed for assisting with maintenance and troubleshooting, without interfering with operations and facilitating tasks. In line with that, the present manuscript aims at presenting a web smart solution with two possible applications installed on an Android smartphone and Microsoft HoloLens. The solution aims at alerting the operators when an alarm occurs on a machine through notifications, and then at providing the instructions needed for solving the alarm detected. The two devices were tested by the operators of an industrial aseptic bottling line consisting of five machines in real working conditions. The usability of both devices was positively rated by these users based on the System Usability Scale (SUS) and additional appropriate statements. Moreover, the in situ application brought out the main difficulties and interesting issues for the practical implementation of the solutions tested. © 2021 The Author(s)	0.453
https://sysrev.com/p/64118/article/10768602	A Global Manufacturing Big Data Ecosystem for Fault Detection in Predictive Maintenance	IEEE Trans. Ind. Inf.	Yu, Wenjin; Dillon, Tharam; Mostafa, Fahed; Rahayu, Wenny; Liu, Yuehua		0.47

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10768603	A new approach of PHM as a service in cloud computing	2016 4th IEEE International Colloquium on Information Science and Technology (CIST)	Terrissa, Labib Sadek; Meraghni, Safa; Bouzidi, Zahra; Zerhouni, Noureddine		0.467
https://sysrev.com/p/64118/article/10768604	Predictive maintenance on the machining process and machine tool	Applied Sciences (Switzerland)	Jimenez-Cortadi, A.; Irigoien, I.; Boto, F.; Sierra, B.; Rodriguez, G.	This paper presents the process required to implement a data driven Predictive Maintenance (PdM) not only in the machine decision making, but also in data acquisition and processing. A short review of the different approaches and techniques in maintenance is given. The main contribution of this paper is a solution for the predictive maintenance problem in a real machining process. Several steps are needed to reach the solution, which are carefully explained. The obtained results show that the Preventive Maintenance (PM), which was carried out in a real machining process, could be changed into a PdM approach. A decision making application was developed to provide a visual analysis of the Remaining Useful Life (RUL) of the machining tool. This work is a proof of concept of the methodology presented in one process, but replicable for most of the process for serial productions of pieces. © 2019 by the authors.	0.422
https://sysrev.com/p/64118/article/10768605	An Industry 4.0-Enabled Low Cost Predictive Maintenance Approach for SMEs	2018 IEEE International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC)	Sezer, Erim; Romero, David; Guedea, Federico; Macchi, Marco; Emmanouilidis, Christos	This paper outlines the base concepts, materials and methods used to develop an Industry 4.0 architecture focused on predictive maintenance, while relying on low-cost principles to be affordable by Small Manufacturing Enterprises. The result of this research work was a low-cost, easy-to-develop cyber-physical system architecture that measures the temperature and vibration variables of a machining process in a Haas CNC turning centre, while storing such data in the cloud where Recursive Partitioning and Regression Tree model technique is run for predicting the rejection of machined parts based on a quality threshold. Machining quality is predicted based on temperature and/or vibration machining data and evaluated against average surface roughness of each machined part, demonstrating promising predictive accuracy.	0.446
https://sysrev.com/p/64118/article/10768606	Predictive Maintenance Architecture	2018 IEEE International Conference on Computation	Motaghare, Omkar; Pillai, Anju S; Ramachandran, K.I.	In industrial plants or any critical utility plants, the ultimate goal is to maximize the production quantity and quality but at the same time keeping the production cost as low as possible. To achieve this, it is mandatory to keep plants in fully efficient condition so that the throughput of the system is maximum. In order to keep the system fully efficient it needs to be maintained properly. There are different maintenance strategies being used to maintain the efficiency of the plant. For any specific	0.441

Annexe 1

		al Intelligence and Computing Research (ICCR)		type of industry, maintenance affects the cost of goods produced. To avoid breakdown, the maintenance strategies should be planned in such a way that the maintenance tasks are executed at right time. Unnecessary maintenance tasks increase the maintenance costs and also the time required to execute them. Through this paper, the prospect of optimizing the plant operation i.e. to reduce the down time of the system using predictive maintenance (PdM) approach which will lead to reduced production cost has been explored.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768607	Initiating predictive maintenance for a conveyor motor in a bottling plant using industry 4.0 concepts	Int J Adv Manuf Technol	Kiangala, Kahiomba Sonia; Wang, Zenghui	For the past recent years, Industry 4.0 (I40) also known as smart manufacturing, together with advanced manufacturing techniques, has been introduced in the industrial manufacturing sector to improve and stabilize processes. Nevertheless, practical applications of these advanced technologies are still in their early stages resulting in slow adoption of the I40 concepts, especially for small- to medium-scale enterprises (SMEs). This paper proposes the design of an experimental method to integrate the practical use of Industry 4.0 in a small bottling plant; especially by detecting early faults or threats in conveyor motors and generating accordingly a predictive maintenance schedule. Using advanced programming functions of a Siemens S7-1200 programmable logic controller (PLC) controlling the bottling plant, vibration speed data is monitored through vibration sensors mounted on the motor and an efficient predictive maintenance plan is generated. The running PLC communicates with a supervisory control and data acquisition (SCADA) graphical user interface (GUI) which instantaneously displays maintenance schedules and allows, whenever required, flexible configuration of new maintenance rules. This paper also proposes a decentralized monitoring system from which vibration speed states can be monitored on a cloud-based report accessible via the Internet; the decentralized monitoring system also sends instant email notifications to the intended supervisor for every maintenance schedule generated. By its results, this research shows different possibilities of the practical use of Industry 4.0 basic concepts to better manufacturing operations within SMEs and opens a path for more improvement in this sector.	0.447
https://sysrev.com/p/64118/article/10768608	An IoT approach for a smart maintenance	2018 International Conference on Advanced Systems and Electric Technologies (IC_ASET)	Ayad, Soheyb; Terrissa, Labib Sadek; Zerhouni, Nouredine	The Internet of Things (IoT) can be defined as an intelligent pervasive environment, based on a continuing proliferation of intelligent networks, wireless sensors and a massive data centers; the basic idea of IoT is that, virtually every small or large physical thing in this world can be a computer connected to the Internet. There are many fields of research on IoT technology with a wide number of application domains. In this paper we had interested to Industry 4.0 and Prognostics Health Manager (PHM) domain; Industry 4.0 is a name for the current trend of automation and data exchange in manufacturing technologies. It includes cyber-physical systems, Internet of things, Cloud Computing and Cognitive Computing. In other side Prognostics Health Manager offers significant benefits for industrial maintenance which is one of the main factors of production process. We have proposed a	0.459

Annexe 1

				new smart multitenant solution based on IoT and cloud computing technologies which makes an industrial environment connected, and enhanced with a system offering a Web Application (Dashboard) to monitor, supervise and control an important number of machines geographically separated; the importance of such system become clearly necessary when dealing with a large industrial environment.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768609	Data-Driven Methods for Predictive Maintenance of Industrial Equipment: A Survey	IEEE Systems Journal	Zhang, Weiting; Yang, Dong; Wang, Hongchao	With the tremendous revival of artificial intelligence, predictive maintenance (PdM) based on data-driven methods has become the most effective solution to address smart manufacturing and industrial big data, especially for performing health perception (e.g., fault diagnosis and remaining life assessment). Moreover, because the existing PdM research is still in primary experimental stage, most works are conducted utilizing several open-datasets, and the combination with specific applications such as rotating machinery is especially rare. Hence, in this paper, we focus on data-driven methods for PdM, present a comprehensive survey on its applications, and attempt to provide graduate students, companies, and institutions with the preliminary understanding of the existing works recently published. Specifically, we first briefly introduce the PdM approach, illustrate our PdM scheme for automatic washing equipment, and demonstrate the challenges encountered when we conduct a PdM research. Second, we classify the specific industrial applications based on six algorithms of machine learning and deep learning (DL), and compare five performance metrics for each classification. Furthermore, the accuracy (a metric to evaluate the algorithm performance) of these PdM applications is analyzed in detail. There are some important conclusions: 1) the data used in the summarized literature are mostly from public datasets, such as case western reserve university (CWRU)/intelligent maintenance systems (IMS); and 2) in recent years, researchers seem to focus more on DL algorithms for PdM research. Finally, we summarize the common features regarding our surveyed PdM applications and discuss several potential directions.	0.426
https://sysrev.com/p/64118/article/10768610	Continuous maintenance and the future – Foundations and technological challenges	CIRP Annals	Roy, R.; Stark, R.; Tracht, K.; Takata, S.; Mori, M.	High value and long life products require continuous maintenance throughout their life cycle to achieve required performance with optimum through-life cost. This paper presents foundations and technologies required to offer the maintenance service. Component and system level degradation science, assessment and modelling along with life cycle 'big data' analytics are the two most important knowledge and skill base required for the continuous maintenance. Advanced computing and visualisation technologies will improve efficiency of the maintenance and reduce through-life cost of the product. Future of continuous maintenance within the Industry 4.0 context also identifies the role of IoT, standards and cyber security.	0.466

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10768611	Decision Making in Predictive Maintenance: Literature Review and Research Agenda for Industry 4.0	IFAC-PapersOnline	Bousdekis, Alexandros; Lepenioti, Katerina; Apostolou, Dimitris; Mentzas, Gregoris	The emergence of Industry 4.0 has led to a wide use of sensors which have facilitated manufacturing operations. Predictive maintenance has significantly benefited from these technological advancements with the use of real-time detection and prediction algorithms regarding future failures. During the last years, there is also an increasing interest on decision making algorithms triggered by failure predictions. The current paper reviews the literature on decision making in predictive maintenance in the context of smart manufacturing. Moreover, it discusses the results, identifies the existing research gaps and outlines a research agenda on the field.	0.448
https://sysrev.com/p/64118/article/10768612	ELM Meets RAE-ELM: A hybrid intelligent model for multiple fault diagnosis and remaining useful life predication of rotating machinery	2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)	Yang, Zhi-Xin; Zhang, Peng-Bo	Reliable fault diagnosis and potential remaining useful life (RUL) predication before the occurrence of fatal failure in machinery is critical for improving productivity and reducing maintenance cost. However, the existing physics heuristics and neural networks based methods face difficulties to treat such two issues simultaneously. This paper proposes a novel Network of Extreme Learning Machines (N-ELM) framework, which is a hybrid model of classification and regression for multiple faults diagnosis and RUL predication. The N-ELM consists of a set of ELMs as the nodes of the learning network, which forms a “generalized” structure with fault detection and RUL forecasting functions. By exploiting the advantages of ELM superb efficiency in regression, the error statistics based robust AdaBoost.RT based ELM framework (RAE-ELM) with self-adaptive threshold mechanism is applied to improve the accuracy of RUL predication. The uniform network of multi-functioning ELMs enable classify fault types and predicate their corresponding RUL concurrently with outperformed accuracy and efficiency. The superior performance of the proposed hybrid framework and supporting techniques are validated using vibration monitoring dataset collected from rotating machinery in the field.	0.419
https://sysrev.com/p/64118/article/10768613	A Survey of Predictive Maintenance: Systems, Purposes and Approaches	arXiv:1912.07383 [cs, eess]	Ran, Yongyi; Zhou, Xin; Lin, Pengfeng; Wen, Yonggang; Deng, Ruilong	This paper provides a comprehensive literature review on Predictive Maintenance (PdM) with emphasis on system architectures, purposes and approaches. In industry, any outages and unplanned downtime of machines or systems would degrade or interrupt a company's core business, potentially resulting in significant penalties and unmeasurable reputation loss. Existing traditional maintenance approaches suffer from some assumptions and limits, such as high prevent/repair costs, inadequate or inaccurate mathematical degradation processes and manual feature extraction. With the trend of smart manufacturing and development of Internet of Things (IoT), data mining and Artificial Intelligence (AI), etc., PdM is proposed as a novel type of maintenance paradigm to perform maintenances only after the analytical models predict certain failures or degradations. In this survey, we first provide a high-level view of the PdM system architectures including the Open System	0.451

Annexe 1

				Architecture for Condition Based Monitoring (OSA-CBM), cloud-enhanced PdM system and PdM 4.0, etc. Then, we make clear the specific maintenance purposes/objectives, which mainly comprise cost minimization, availability/reliability maximization and multi-objective optimization. Furthermore, we provide a review of the existing approaches for fault diagnosis and prognosis in PdM systems that include three major subcategories: knowledge based, traditional Machine Learning (ML) based and DL based approaches. We make a brief review on the knowledge based and traditional ML based approaches applied in diverse industrial systems or components with a complete list of references, while providing a comprehensive review of DL based approaches. Finally, important future research directions are introduced.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768614	Predictive Maintenance and Intelligent Sensors in Smart Factory: Review	Sensors (Basel, Switzerland)	Pech, Martin; Vrchota, Jaroslav; Bednář, Jiří	With the arrival of new technologies in modern smart factories, automated predictive maintenance is also related to production robotisation. Intelligent sensors make it possible to obtain an ever-increasing amount of data, which must be analysed efficiently and effectively to support increasingly complex systems' decision-making and management. The paper aims to review the current literature concerning predictive maintenance and intelligent sensors in smart factories. We focused on contemporary trends to provide an overview of future research challenges and classification. The paper used burst analysis, systematic review methodology, co-occurrence analysis of keywords, and cluster analysis. The results show the increasing number of papers related to key researched concepts. The importance of predictive maintenance is growing over time in relation to Industry 4.0 technologies. We proposed Smart and Intelligent Predictive Maintenance (SIPM) based on the full-text analysis of relevant papers. The paper's main contribution is the summary and overview of current trends in intelligent sensors used for predictive maintenance in smart factories.	0.427
https://sysrev.com/p/64118/article/10768615	Maintenance 4.0 technologies – new opportunities for sustainability driven maintenance	Management and Production Engineering Review	Jasiulewicz-Kaczmarek, Małgorzata; Legutko, Stanislaw; Kluk, Piotr		0.497
https://sysrev.com/p/64118/article/10768619	Particle Swarm Optimization-Support	Chin. J. Mech. Eng.	Li, Xiaofeng; Wu, Shijing; Li, Xiaoyong;	According to statistic data, machinery faults contribute to largest proportion of High-voltage circuit breaker failures, and traditional maintenance methods exist some disadvantages for that issue. Therefore, based on the wavelet packet decomposition approach and support vector machines, a new	0.419

Annexe 1

18/article/10768616	Vector Machine Model for Machinery Fault Diagnoses in High-Voltage Circuit Breakers		Yuan, Hao; Zhao, Deng	diagnosis model is proposed for such fault diagnoses in this study. The vibration eigenvalue extraction is analyzed through wavelet packet decomposition, and a four-layer support vector machine is constituted as a fault classifier. The Gaussian radial basis function is employed as the kernel function for the classifier. The penalty parameter c and kernel parameter δ of the support vector machine are vital for the diagnostic accuracy, and these parameters must be carefully predetermined. Thus, a particle swarm optimization-support vector machine model is developed in which the optimal parameters c and δ for the support vector machine in each layer are determined by the particle swarm algorithm. The validity of this fault diagnosis model is determined with a real dataset from the operation experiment. Moreover, comparative investigations of fault diagnosis experiments with a normal support vector machine and a particle swarm optimization back-propagation neural network are also implemented. The results indicate that the proposed fault diagnosis model yields better accuracy and efficiency than these other models.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768617	Machine learning and reasoning for predictive maintenance in Industry 4.0: Current status and challenges	Computers in Industry	Dalzochio, Jovani; Kunst, Rafael; Pignaton, Edison; Binotto, Alecio; Sanyal, Srijnan; Favilla, Jose; Barbosa, Jorge	In recent years, the fourth industrial revolution has attracted attention worldwide. Several concepts were born in conjunction with this new revolution, such as predictive maintenance. This study aims to investigate academic advances in failure prediction. The prediction of failures takes into account concepts as a predictive maintenance decision support system and a design support system. We focus on frameworks that use machine learning and reasoning for predictive maintenance in Industry 4.0. More specifically, we consider the challenges in the application of machine learning techniques and ontologies in the context of predictive maintenance. We conduct a systematic review of the literature (SLR) to analyze academic articles that were published online from 2015 until the beginning of June 2020. The screening process resulted in a final population of 38 studies of a total of 562 analyzed. We removed papers not directly related to predictive maintenance, machine learning, as well as researches classified as surveys or reviews. We discuss the proposals and results of these papers, considering three research questions. This article contributes to the field of predictive maintenance to highlight the challenges faced in the area, both for implementation and use-case. We conclude by pointing out that predictive maintenance is a hot topic in the context of Industry 4.0 but with several challenges to be better investigated in the area of machine learning and the application of reasoning.	0.446
https://sysrev.com/p/64118/article/10768618	Machine Learning Based Predictive Maintenance of	Recent Developments on Industrial Control	Timofeev, Andrey V.; Denisov, Viktor M.; Pricop, Emil; Fattahi,	This chapter provides some practical aspects and peculiarities of the use of Machine Learning based Predictive Maintenance for the infrastructure facilities in the cryolithozone. Some mathematical models of Machine Learning based Predictive Maintenance are described, which have shown their practical effectiveness. The solutions of several important problems of Predictive Maintenance for pipelines located in cryolithozone are considered, including: problem of leak detection from pipelines taking into account the possible damage to the pipeline foundation due melting of permafrost;	0.432

Annexe 1

	Infrastructure Facilities in the Cryolithozone	Systems Resilience	Jaouhar; Dutta, Nitul; Ibrahim, Mariam	problem of automatic classifying of defects that led to leaks; problem of prompt corrosion spot detection in the pipelines as well as problem of identifying the current state of the corrosion process in the pipeline. The problem of optimizing the procedure for incident tickets processing in the Predictive Maintenance system for oil pipelines was also considered.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768619	Data-Driven Prognostics Using Random Forests: Prediction of Tool Wear	ASME 2017 12th International Manufacturing Science and Engineering Conference collocated with the JSME/ASME 2017 6th International Conference on Materials and Processing	Wu, Dazhong; Jennings, Connor; Terpenney, Janis; Gao, Robert; Kumara, Soundar		0.45
https://sysrev.com/p/64118/article/10768620	Review of Machine Learning Approaches in Fault Diagnosis applied to IoT Systems	2019 International Conference on Control, Automation and Diagnosis, ICCAD 2019 - Proceedings	Lo, N.G.; Flaus, J.-M.; Adrot, O.	With increasing complex systems, low production costs, and changing technologies, for this reason, the automatic fault diagnosis using artificial intelligence (AI) techniques is more in more applied. In addition, with the emergence of the use of reconfigurable systems, AI can assist in self-maintenance of complex systems. The purpose of this article is to summarize the diagnosis research of systems using AI approaches and examine their application particularly in the field of diagnosis of complex systems. It covers articles published from 2002 to 2018 using Machine Learning tools for fault diagnosis in industrial systems. © 2019 IEEE.	0.421
https://sysrev.com/p/64118/article/10768620	Comparison between Artificial	Procedia Engineering	Patel, J. P.; Upadhyay, S. H.	Rolling element bearings are the most crucial part of any rotating machines. The failures of bearing without warning will result catastrophic consequences in many situations. Therefore condition monitoring of bearing is very important. In this paper, artificial intelligence techniques are used to	0.433

Annexe 1

18/article/10768621	Neural Network and Support Vector Method for a Fault Diagnostics in Rolling Element Bearings			predict and analyses the bearing faults. Experiments were carried out on rolling bearing having localized defects on the various bearing components for wide range of speed and vibration signals were stored. Condition monitoring systems is divided in two important part one feature extraction and second diagnosis through extracted features. Daubechies wavelet is popular for smoothing of signals so, it is chosen for reducing the background noise from vibration signal. Kurtosis, RMS, Crest factor and Peak difference as suitable time domains features are extracted from decompose time velocity signals. Back propagation multilayer neural network was train and tested by 369 pre-treated normliesed features. Support vector machine is also used for the same data for predicting bearing faults. Finally, it is found that Support vector machine techniques gives better results over ANN.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768622	Integrating IoT and Machine Learning – The Driving Force of Industry 4.0	Internet of Things for Industry 4.0	Suresh, A.; Udendhran, R.; Balamurugan, M.	Now-a-days, the amount of data generated and its use are increasing rapidly day by day. The data generated contains various format, qualities and semantics, for instance, the data collected from the...	0.422
https://sysrev.com/p/64118/article/10768623	PriMa-X: A reference model for realizing prescriptive maintenance and assessing its maturity enhanced by machine learning	Procedia CIRP	Nemeth, Tanja; Ansari, Fazel; Sihn, Wilfried; Haslhofer, Bernhard; Schindler, Alexander	The digital transformation already has a strong impact on manufacturing techniques and processes and requires novel data-driven maintenance strategies and models, which support prompt and effective decision-making. This poses new requirements, challenges and opportunities for securing and improving machine availability and process stability. This paper builds on the concept of prescriptive maintenance and proposes a reference model that (i) supports the implementation of a prescriptive maintenance strategy and the assessment of its maturity level, (ii) facilitates the integration of data-science methods for predicting future events, and (iii) identifies action fields to reach an enhanced target maturity state and thus higher prediction accuracy.	0.453
https://sysrev.com/p/64118/article/10768624	Diagnosis and Classifications of Bearing Faults Using Artificial Neural Network and	J. Inst. Eng. India Ser. C	Agrawal, Pavan; Jayaswal, Pratesh	The research paper presents a comparative study of artificial neural network (ANN) and support vector machine (SVM) using continuous wavelet transforms and energy entropy approaches for fault diagnosis and classification of rolling element bearings. An experimental test rig is used to acquire the vibration signals of healthy and faulty bearings. Four real-valued base wavelets are considered. Out of these wavelets, mother base wavelet is selected on behalf of maximum energy and minimum entropy criterions and extracts the statistical features from wavelet coefficient of raw vibration signals. These statistical features are used as input of ANN and SVM for classifying the faults of bearings. Finally,	0.415

Annexe 1

	Support Vector Machine			Morlet wavelet is selected on the basis of energy and entropy criterions. The test results show that SVM gives the better fault diagnosis and classification accuracy than ANN.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768625	A RAMI 4.0 View of Predictive Maintenance: Software Architecture, Platform and Case Study in Steel Industry		Bousdekis, Alexandros; Lepenioti, Katerina; Ntalaperas, Dimitrios; Vergeti, Danai; Apostolou, Dimitris; Boursinos, Vasilis; Proper, Henderik A.; Stirna, Janis	The fourth industrial revolution is characterized by the introduction of the Internet of Things (IoT) into manufacturing, which enables smart factories with vertically and horizontally integrated production systems. The key issue of any design and system development in the context of Industry 4.0 is the proper implementation of Reference Architectural Model Industrie (RAMI) 4.0 in various manufacturing operations and the definition of appropriate sub-models for individual aspects and processes according to the technical background of Industry 4.0. Since maintenance is increasingly considered a strategic business function which contributes to overall reliability and profitability, predictive maintenance, as a novel lever of maintenance management, has been evolved. Predictive maintenance is a significant enabler towards Industry 4.0. In this paper, we design a predictive maintenance architecture according to RAMI 4.0. On this basis, we develop a unified predictive maintenance platform and we apply it to a real manufacturing scenario from the steel industry.	0.481
https://sysrev.com/p/64118/article/10768626	Condition-based maintenance of naval propulsion systems: Data analysis with minimal feedback	Reliability Engineering & System Safety	Cipollini, Francesca; Oneto, Luca; Coraddu, Andrea; Murphy, Alan John; Anguita, Davide	The maintenance of the several components of a Ship Propulsion Systems is an onerous activity, which need to be efficiently programmed by a shipbuilding company in order to save time and money. The replacement policies of these components can be planned in a Condition-Based fashion, by predicting their decay state and thus proceed to substitution only when really needed. In this paper, authors propose several Data Analysis supervised and unsupervised techniques for the Condition-Based Maintenance of a vessel, characterised by a combined diesel-electric and gas propulsion plant. In particular, this analysis considers a scenario where the collection of vast amounts of labelled data containing the decay state of the components is unfeasible. In fact, the collection of labelled data requires a drydocking of the ship and the intervention of expert operators, which is usually an infrequent event. As a result, authors focus on methods which could allow only a minimal feedback from naval specialists, thus simplifying the dataset collection phase. Confidentiality constraints with the Navy require authors to use a real-data validated simulator and the dataset has been published for free use through the OpenML repository.	0.434
https://sysrev.com/p/64118/article/10768627	Machine Health State Recognition Through Images		Rossoni, Marco;	A robust machine health state recognition tool is a pillar for condition-based maintenance and Deep Learning approach finds its natural application in such a context. This paper investigates the	0.444

Annexe 1

18/article/10768627	Classification with Neural Network for Condition-Based Maintenance		Fumagalli, Andrea; Colombo, Giorgio; Rizzi, Caterina; Andrisano, Angelo Oreste; Leali, Francesco; Gherardini, Francesco; Pini, Fabio; Vergnano, Alberto	recognition of machine failures by image classification through a convolutional neural network in a condition-based maintenance environment. The case study involves a refrigerator for large retail establishments. Experimental measures, while the machine is approaching failure, are difficult to be collected, especially in the quantity needed for training and testing the neural network. For this reason, a digital twin of the asset has been created to simulate the behavior of the machine and generate as many data as needed: physically-based models of the machine and failure modes have been included and the simulated behavior has been tuned by using experimental data. Finally, it has been employed to generate signals that, translated into images, test the suitability of the neural network.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768628	Modeling System Based on Machine Learning Approaches for Predictive Maintenance Applications	KnE Engineering	Serrasqueiro Martins, João Pedro; Martins Rodrigues, Filipe; Ferreira Henriques, Nuno Paulo	Industry 4.0 must respond to some challenges such as the flexibility and robustness of unexpected conditions, as well as the degree of system autonomy, something that is still lacking. The evolution of Industry 4.0 aims at converting purely mechanical machines into machines with self-learning capacity in order to improve overall performance and contribute to the optimization of maintenance. An important contribution of Industry 4.0 in the industrial sector is predictive maintenance and prescriptive maintenance. This article should be analysed as a methodology proposal to implement an automatic forecasting model in a test bench for the recognition of a machine's failure and contribute to the development of algorithms for preventive and descriptive maintenance.	0.434
https://sysrev.com/p/64118/article/10768629	MASPI: A Multi Agent System for Prediction in Industry 4.0 Environment		Candanedo, Inés Sittón; González, Sara Rodríguez; De la Prieta, Fernando; Arrieta, Angélica	Prediction is the way to optimize the maintenance task by determining the correct moment to intervene, repair or replace equipment which is the most difficult decision for companies in Industry 4.0 environment. This research presents MASPI. It is a multiagent system based on advantages of virtual organization. The goal of MASPI is to be a reference model for making predictions about data captured by sensors installed in equipment or industrial machines. The capability of MASPI is evaluated by applying it to SCANIA trucks dataset, using machine learning algorithms to obtain the prediction and compare their accuracy.	0.436

Annexe 1

			González; Graña, Manuel; López-Guede, José Manuel; Etxaniz, Oier; Herrero, Álvaro; Sáez, José Antonio; Quintián, Héctor; Corchado, Emilio		
https://sysrev.com/p/64118/article/10768630	Sensors data analysis in supervisory control and data acquisition (Scada) systems to foresee failures with an undetermined origin	Sensors	Javier Maseda, F.; López, I.; Martija, I.; Alkorta, P.; Garrido, A.J.; Garrido, I.	This paper presents the design and implementation of a supervisory control and data acquisition (SCADA) system for automatic fault detection. The proposed system offers advantages in three areas: the prognostic capacity for preventive and predictive maintenance, improvement in the quality of the machined product and a reduction in breakdown times. The complementary technologies, the Industrial Internet of Things (IIoT) and various machine learning (ML) techniques, are employed with SCADA systems to obtain the objectives. The analysis of different data sources and the replacement of specific digital sensors with analog sensors improve the prognostic capacity for the detection of faults with an undetermined origin. Also presented is an anomaly detection algorithm to foresee failures and to recognize their occurrence even when they do not register as alarms or events. The improvement in machine availability after the implementation of the novel system guarantees the accomplishment of the proposed objectives. © 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland.	0.416
https://sysrev.com/p/64118/article/10768631	An Industrial Case Study Using Vibration Data and Machine	2018 IEEE 20th Conference on Business	Amihai, Ido; Gitzel, Ralf; Kotriwala, Arzam Muzaffar;	Over the years, there has been considerable progress in using condition monitoring of industrial assets to detect and predict failures. However, there are not many papers using real field data to validate such approaches. Our goal is to provide a proof-of-concept, which shows that the condition of industrial assets can be predicted using machine learning applied to field data from an industrial plant. In this paper, an extensive case study based on vibration monitoring is presented. Data	0.427

Annexe 1

	Learning to Predict Asset Health	Informatics (CBI)	Pareschi, Diego; Subbiah, Subanatarajan; Sosale, Guruprasad	collected from 30 industrial pumps in a chemical plant over a 2.5-year period is used to validate the concept. To do so, metrics derived from vibration data are predicted up to 7 days ahead using the well-established and quick-to-use Random Forest algorithm. The model's performance is benchmarked against a standard persistence technique. We detail the pre-processing steps taken to prepare the data for machine learning. In doing so, insights gained from the challenges that arise when applying machine learning to real-world industrial data are also mentioned. For some failures, we also physically verified their root-causes, which showed that such failures could have been prevented with reliable predictions. Thus, our findings are particularly useful for those interested in the applicability of machine learning in an industrial context.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768632	Machine Learning Predictive Model for Industry 4.0		Candanedo, Inés Sittón; Nieves, Elena Hernández; González, Sara Rodríguez; Martín, M. Teresa Santos; Briones, Alfonso González; Uden, Lorna; Hadzima, Branislav; Ting, I-Hsien	In an Industry 4.0 environment, the data generated by sensors networks requires machine learning and data analysis techniques. Thus, organizations face both new opportunities and challenges, one of them is predictive analysis using computer tools capable of detecting patterns in the analyzed data from the same rules that can be used to formulate predictions. The Heating, Ventilation and Air Conditioning Systems (HVAC) control in an important number of industries: indoor climate, air's temperature, humidity and pressure, creating an optimal production environment. In accordance, a case study is presented, in it a HVAC dataset was used to test the performance of the equipment and observe whether it maintains temperatures in an optimal range. The aim of this paper is making use of machine learning algorithms for the design of predictive models in the Industry 4.0 environment, using the previously mentioned dataset.	0.442
https://sysrev.com/p/64118/article/10768633	Machine Learning in Predictive Maintenance towards Sustainable Smart	Sustainability	Çınar, Zeki Murat; Abdussalam Nuhu, Abubakar; Zeeshan, Qasim;	Recently, with the emergence of Industry 4.0 (I4.0), smart systems, machine learning (ML) within artificial intelligence (AI), predictive maintenance (PdM) approaches have been extensively applied in industries for handling the health status of industrial equipment. Due to digital transformation towards I4.0, information techniques, computerized control, and communication networks, it is possible to collect massive amounts of operational and processes conditions data generated from several pieces of equipment and harvest data for making an automated fault detection and diagnosis with the aim to minimize downtime and increase utilization rate of the components and increase their	0.444

Annexe 1

	Manufacturing in Industry 4.0		Korhan, Orhan; Asmael, Mohammed; Safaei, Babak	remaining useful lives. PdM is inevitable for sustainable smart manufacturing in I4.0. Machine learning (ML) techniques have emerged as a promising tool in PdM applications for smart manufacturing in I4.0, thus it has increased attraction of authors during recent years. This paper aims to provide a comprehensive review of the recent advancements of ML techniques widely applied to PdM for smart manufacturing in I4.0 by classifying the research according to the ML algorithms, ML category, machinery, and equipment used, device used in data acquisition, classification of data, size and type, and highlight the key contributions of the researchers, and thus offers guidelines and foundation for further research.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768634	Fault classification in three-phase motors based on vibration signal analysis and artificial neural networks	Neural Comput & Applic	Ribeiro Junior, Ronny Francis; de Almeida, Fabrício Alves; Gomes, Guilherme Ferreira	Competition in the industrial environment is increasingly intense, so it is of utmost importance that organizations keep their assets in operation as much as possible (in order to produce more). In this context, there is a need for predictive maintenance, a technique that detects the health of assets in real time, allowing failures to be diagnosed before they can interrupt the operation of the assets, avoiding high financial losses. This study uses a sixteen-motor experimental setup with four different known operating conditions. The vibration signal of these motors, through signal analysis, both in time and frequency domains, is performed to evaluate the types and severities of the defects. An artificial neural network (ANN) is used to classify these defects. Considering the vibration analysis, mechanical faults can be identified quickly and conveniently. For the development of the ANN, it was necessary to perform a preprocessing of the vibration signal (response in time) due to the data size, which overwhelms the network. Thus, statistical data were used to extract key information from the vibration signal. Finally, the neural network created based on this study's methodology presents extremely reliable results, allowing a quick and robust diagnosis of the motor operating condition.	0.436
https://sysrev.com/p/64118/article/10768635	A Hybrid Machine Learning Approach for Predictive Maintenance in Smart Factories of the Future		Cho, Sangje; May, Gökan; Tourkogiorgis, Ioannis; Perez, Roberto; Lazaro, Oscar; de la Maza, Borja; Kiritsis, Dimitris; Moon,	Advanced technologies based on Internet of Things (IOT) are blazing a trail to effective and efficient management of an overall plant. In this context, manufacturing companies require an innovative strategy to survive in a competitive business environment, utilizing those technologies. Guided by these requirements, the so-called predictive maintenance is of paramount importance and offers a significant potential for innovation to overcome the limitations of traditional maintenance policies. However, real shop-floors often have obstacles in providing insights to facilitate the effective management of assets in smart factories. Even if a significant amount of machine and process data is available, one of the common problems of these data is the lack of annotations describing the machine status or maintenance history. For this reason, companies have limited options to analyse manufacturing data, despite the capability of advanced machine learning techniques in supporting the identification of failure symptoms in order to optimize scheduling of maintenance operations. Moreover, each machine generates highly heterogeneous data, making it difficult to integrate all the	0.437

Annexe 1

			Ilkyeong; Lee, Gyu M.; Park, Jinwoo; Kiritsis, Dimitris; von Cierniewski, Gregor	information to provide data-driven decision support for predictive maintenance. Inspired by these challenges, this research provides a hybrid machine learning approach combining unsupervised learning and semi-supervised learning. The approach and result in this article are based on the development and implementation in a large collaborative EU-funded H2020 research project entitled BOOST 4.0 i.e. Big Data Value Spaces for COmpetitiveness of European COnnected Smart FACTories.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768636	A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance	Computers & Industrial Engineering	Carvalho, Thyago P.; Soares, Fabrizzio A. M. N.; Vita, Roberto; Francisco, Roberto da P.; Basto, João P.; Alcalá, Symone G. S.	The amount of data extracted from production processes has increased exponentially due to the proliferation of sensing technologies. When processed and analyzed, data can bring out valuable information and knowledge from manufacturing process, production system and equipment. In industries, equipment maintenance is an important key, and affects the operation time of equipment and its efficiency. Thus, equipment faults need to be identified and solved, avoiding shutdown in the production processes. Machine Learning (ML) methods have been emerged as a promising tool in Predictive Maintenance (PdM) applications to prevent failures in equipment that make up the production lines in the factory floor. However, the performance of PdM applications depends on the appropriate choice of the ML method. The aim of this paper is to present a systematic literature review of ML methods applied to PdM, showing which are being explored in this field and the performance of the current state-of-the-art ML techniques. This review focuses on two scientific databases and provides a useful foundation on the ML techniques, their main results, challenges and opportunities, as well as it supports new research works in the PdM field.	0.423
https://sysrev.com/p/64118/article/10768637	Cloud-based machine learning for predictive analytics: Tool wear prediction in milling	2016 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)	Wu, Dazhong; Jennings, Connor; Terpenney, Janis; Kumara, Soundar	The proliferation of real-time monitoring systems and the advent of Industrial Internet of Things (IIoT) over the past few years necessitates the development of scalable and parallel algorithms that help predict mechanical failures and remaining useful life of a manufacturing system or system components. Classical model-based prognostics require an in-depth physical understanding of the system of interest and oftentimes assume certain stochastic or random processes. To overcome the limitations of model-based methods, data-driven methods such as machine learning have been increasingly applied to prognostics and health management (PHM). While machine learning algorithms are able to build accurate predictive models, large volumes of training data are required. Consequently, machine learning techniques are not computationally efficient for data-driven PHM. The objective of this research is to create a novel approach for machinery prognostics using a cloud-based parallel machine learning algorithm. Specifically, one of the most popular machine learning algorithms (i.e., random forest) is applied to predict tool wear in dry milling operations. In addition, a parallel random forest algorithm is developed using the MapReduce framework and then	0.433

				implemented on the Amazon Elastic Compute Cloud. Experimental results have shown that the random forest algorithm can generate very accurate predictions. Moreover, significant speedup can be achieved by implementing the parallel random forest algorithm.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768638	Machine Learning approach for Predictive Maintenance in Industry 4.0	2018 14th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA)	Paolanti, M.; Romeo, L.; Felicetti, A.; Mancini, A.; Frontoni, E.; Loncarski, J.	Condition monitoring together with predictive maintenance of electric motors and other equipment used by the industry avoids severe economic losses resulting from unexpected motor failures and greatly improves the system reliability. This paper describes a Machine Learning architecture for Predictive Maintenance, based on Random Forest approach. The system was tested on a real industry example, by developing the data collection and data system analysis, applying the Machine Learning approach and comparing it to the simulation tool analysis. Data has been collected by various sensors, machine PLCs and communication protocols and made available to Data Analysis Tool on the Azure Cloud architecture. Preliminary results show a proper behavior of the approach on predicting different machine states with high accuracy.	0.415
https://sysrev.com/p/64118/article/10768639	A Hybrid Expert Decision Support System Based on Artificial Neural Networks in Process Control of Plaster Production – An Industry 4.0 Perspective		Ramezani, Javaneh; Jassbi, Javad; Camarinha-Matos, Luis M.; Parreira-Rocha, Mafalda; Ramezani, Javaneh	Emerging technologies could affect future of factories and smartness is the main trend to receive that points. Quality was important and will be crucial in future but the question is how to build Smart Systems to guaranty quality in workshop level. This is an important challenge in Industry 4.0 paradigm. In this paper the main objective is to present practical solution under the light of Industry 4.0. The aim of this study is to presents propose a Hybrid Expert Decision Support System (EDSS) model, which integrates Neural Network (NN) and Expert System (ES) to detect unnatural CCPs and to estimate the corresponding parameters and starting point of the detected CCP. For this purpose, Learning Vector Quantization (LVQ) and Multi-Layer Perceptron (MLP) networks architecture have been designed to identify unnatural CCPs. Moreover, a rule based ES has been developed for diagnosing causes of process variations and subsequently recommending corrective action. The proposed model was successfully implemented in Construction Plaster producing company to demonstrate the capabilities and applicability of the model.	0.461
https://sysrev.com/p/64118/article/10768640	Decision Tree-Based Approach for Defect Detection and Classification in Oil and Gas Pipelines		Mohamed, Abduljalil; Hamdi, Mohamed Salah; Tahar, Sofiene; Arai, Kohei;	Metallic pipelines are used to transfer crude oil and natural gas. These pipelines extend for hundreds of kilometers, and as such, they are very vulnerable to physical defects such as dents, cracks, corrosion, etc. These defects may lead to catastrophic consequences if not managed properly. Thus, monitoring these pipelines is an important step in the maintenance process to keep them up and running. During the monitoring stage, two critical tasks are carried out: defect detection and defect classification. The first task concerns with the determination of the occurrence of a defect in the monitored pipeline. The second task concerns with classifying the detected defect as a serious or	0.461

Annexe 1

			Bhatia, Rahul; Kapoor, Supriya	tolerable defect. In order to accomplish these tasks, maintenance engineers utilize Magnetic Flux Leakage (MFL) data obtained from a large number of magnetic sensors. However, the complexity and amount of MFL data make the detection and classification of pipelines defects a difficult task. In this study, we propose a decision tree–based approach as a viable monitoring tool for the oil and gas pipelines.	
https://sysrev.com/p/64118/article/10768641	A new fuzzy approach to identify the critical risk factors in maintenance management	Int J Adv Manuf Technol	Nazeri, Ali; Naderikia, Reza	Maintenance is carried out to prevent the occurrence of events that lead to malfunction and interruption of the production process or the operation of the concerned equipment. One of the main approaches in maintenance is to identify the risk of equipment failure mode. Whereas by reducing the high risk of failure mode the reliability and availability of equipment enhanced and the cost of shutdown reduced, identifying the risk of failure is important. In this paper, a fuzzy hybrid approach, including failure mode and effective analysis (FMEA), decision-making trial and evaluation laboratory technique (DEMATEL), and analytic network process (ANP), is presented to select an appropriate maintenance policy through identifying the risk of failures. The authors aim to develop a risk-based method for selecting a proper maintenance strategy to have available and reliable tamping equipment in railway of Iran. Because of considering the same weight of risk factors, failure occurrence, failure severity, and failure detection ability in FMEA, the traditional FMEA method cannot correctly predict the system’s behavior. So, in this paper, the risk factors as fuzzy variables are proposed and evaluated using fuzzy linguistic terms and fuzzy ratings. In a case study, the present approach is utilized for evaluation and determination of the risk of failure modes for a railway company. At first, fuzzy FMEA is used to identify the main risk and sub-risk of failure modes. Second, fuzzy DEMATEL method is used in order to put forward the interrelationship among the main risks which are determined through fuzzy FMEA. Then, the weights of the sub-risks are calculated by fuzzy ANP approach on the basis of cause–effect relationships that are exposed through DEMATEL method. Finally, the weights of sub-risks are determined by multiplying the weights which have been obtained from fuzzy FMEA to the weights of ANP supermatrix. The weights of sub-risks were determined on the basis of these examined dependencies, and these weights were used for a tamping machine to determine maintenance policy. Finally, some strategies and suggestions have been drawn concerning the needs to reduce the risks and improve the equipment’s availability.	0.442
https://sysrev.com/p/64118/article/10883678	Maintenance 4.0 World of Integrated Information				0.471

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10883679	Big Data maintenance prédictive au service de l'industrie				0.481
https://sysrev.com/p/64118/article/10883680	Pronostic des systèmes industriels basé sur l'intelligence artificielle maintenance prédictive				0.456
https://sysrev.com/p/64118/article/10883681	Predictive Maintenance of Aircraft Engine using deep learning				0.403
https://sysrev.com/p/64118/article/10883682	Industry 4.0 tools in lean production				0.536
https://sysrev.com/p/64118/article/10883683	How AI Affects the Future Predictive				0.413
https://sysrev.com/p/64118/article/10883684	Maintenance 4.0 Framework Using SelfAdaptive Software Architecture				0.493
https://sysrev.com/p/64118/article/10883685	A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance				0.402

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10883686	Deep Learning Approach to Multiple future sequence analysis				0.429
https://sysrev.com/p/64118/article/10883687	Deep Learning Methods for Sensor Based Predictive maintenance				0.4
https://sysrev.com/p/64118/article/10883688	Deep Learning Algorithm for Predictive maintenance				0.393
https://sysrev.com/p/64118/article/10883689	Development of a diagnostic and prognostic tool for predictive maintenance				0.436
https://sysrev.com/p/64118/article/10883690	Machine Learning in Predictive Maintenance towards Sustainable Smart Manufacturing in Industry 4.0				0.462
https://sysrev.com/p/64118/article/10883691	Predictive Industrial Maintenance with a Viable Systems Model and Maintenance 4.0				0.476

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10883692	A Framework for Maintenance 4.0				0.52
https://sysrev.com/p/64118/article/10883693	Enabling Cognitive Predictive Maintenance Using Machine Learning				0.409
https://sysrev.com/p/64118/article/10883694	A new dynamic predictive maintenance framework using deep learning for failure prognostics				0.418
https://sysrev.com/p/64118/article/10883695	Log-based Predictive Maintenance				0.422
https://sysrev.com/p/64118/article/10883696	Making factories smarter, more productive through predictive maintenance				0.455
https://sysrev.com/p/64118/article/10883697	Application des algorithmes d'apprentissage automatique pour la détection de défauts de roulements sur les machines tournantes dans le cadre de l'Industrie 4.0				0.452
https://sysrev.com/p/64118/article/10883698	Deep Learning Approach to				0.429

Annexe 1

18/article/10883698	Multiple future sequence analysis				
https://sysrev.com/p/64118/article/10883699	How AI Affects the Future Predictive maintenance a primer of deep learning				0.42
https://sysrev.com/p/64118/article/10883700	Maintenance 4.0: Intelligent and Predictive Maintenance System Architecture				0.426
https://sysrev.com/p/64118/article/10883701	Anomaly detection via blockchained deep learning smart contracts				0.451
https://sysrev.com/p/64118/article/10883702	Machine Learning for Predictive and Prescriptive Analytics of Operational Data in Smart Manufacturing				0.428
https://sysrev.com/p/64118/article/10883703	Machine Learning approach for Predictive Maintenance in Industry 4.0				0.418

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10883704	Machine learning based predictive maintenance strategy				0.408
https://sysrev.com/p/64118/article/10883705	Predictive maintenance architecture				0.443
https://sysrev.com/p/64118/article/10883706	a new dynamic predictive maintenance				0.441
https://sysrev.com/p/64118/article/10883707	Channel State Information (CSI) analysis for Predictive Maintenance using Convolutional Neural Network				0.416
https://sysrev.com/p/64118/article/10883708	INDUSTRIE 4.0 NOUVELLE DONNE INDUSTRIELLE, NOUVEAU MODÈLE ÉCONOMIQUE				0.513
https://sysrev.com/p/64118/article/10883709	Predictive Maintenance Architecture				0.443
https://sysrev.com/p/64118/article/10883710	Une politique d'innovation sociale pour l'industrie 4.0				0.503

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10883711	Opportunities for Explainable Artificial Intelligence in Aerospace Predictive Maintenance				0.433
https://sysrev.com/p/64118/article/10883712	Industry 4.0 Why Machine Learning				0.44
https://sysrev.com/p/64118/article/10883713	A Global Manufacturing Big Data Ecosystem for Fault Detection in Predictive Maintenance				0.475
https://sysrev.com/p/64118/article/10883714	A Deep Learning-Based Approach for Automatic Leather Classification in industry 4.0				0.417
https://sysrev.com/p/64118/article/10883715	Estimation du RUL par des approches basées sur l'expérience de la donnée vers la connaissance				0.442
https://sysrev.com/p/641	Deep Learning Algorithms for				0.437

Annexe 1

18/article/10883716	Machinery Health				
https://sysrev.com/p/641883717	PREDICTIVE MAINTENANCE OF PHOTOVOLTAIC PANELS VIA DEEP LEARNING				0.472
https://sysrev.com/p/641883718	L'Intelligence Artificielle en maintenance				0.475
https://sysrev.com/p/641883719	Using Deep Learning for Predictive Maintenance				0.412
https://sysrev.com/p/641883720	A Survey of Predictive Maintenance Systems, Purposes and Approaches				0.432
https://sysrev.com/p/641883721	Industry 4.0 Roadmap: Implementation for Small and Medium-Sized Enterprises				0.528
https://sysrev.com/p/641883722	Using Deep Learning for				0.412

Annexe 1

18/article/10 883722	Predictive Maintenance				
https://sysrev.com/p/64118/article/10883723	Predictive Maintenance 4.0 Predict the unpredictable				0.455
https://sysrev.com/p/64118/article/10883724	L'intelligence artificielle au service de la maintenance prévisionnelle				0.475
https://sysrev.com/p/64118/article/10883725	A new remaining useful life estimation method for equipment subjected to intervention of imperfect maintenance activities				0.476
https://sysrev.com/p/64118/article/10883726	Machine Learning for Predictive Maintenance of Industrial Machines using IoT Sensor Data				0.421
https://sysrev.com/p/64118/article/10883727	L'intelligence artificielle au service de la maintenance prévisionnelle				0.475
https://sysrev.com/p/64118/article/10883728	LA MAINTENANC E DISTRIBUÉE				0.527

Annexe 1

	CONCEPT, ÉVALUATION				
https://sysrev.com/p/64118/article/10883729	Building Predictive maintenance models				0.458
https://sysrev.com/p/64118/article/10883730	The Future of Maintenance				0.495
https://sysrev.com/p/64118/article/10883731	Supporting remote maintenance in industry 4.0 through augmented reality				0.51
https://sysrev.com/p/64118/article/10883732	Machine learning and reasoning for predictive maintenance in industry 4.0				0.416
https://sysrev.com/p/64118/article/10883733	Advanced Correlation-Based Anomaly Detection method for predictive maintenance				0.426
https://sysrev.com/p/64118/article/10883734	using deep learning				0.444

Annexe 1

18/article/10 883734					
https://sysrev.com/p/64118/article/10883735	A New Approach of PHM as a Service in Cloud Computing				0.509
https://sysrev.com/p/64118/article/10883736	Industry 4.0: Some Challenges and Opportunities for Reliability Engineering				0.499
https://sysrev.com/p/64118/article/10883737	Deep learning models for predictive maintenance a survey, comparison, challenges				0.439
https://sysrev.com/p/64118/article/10883738	Deep Learning Driven Approaches for Predictive Maintenance				0.412
https://sysrev.com/p/64118/article/10883739	L'intelligence artificielle au service de la maintenance prévisionnelle				0.475

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10883740	Hidden Semi-Markov Models for Predictive Maintenance				0.421
https://sysrev.com/p/64118/article/10883741	Maintenance performance measurement and management				0.483
https://sysrev.com/p/64118/article/10883742	Explainable AI in Manufacturing : A Predictive Maintenance Case Study				0.443
https://sysrev.com/p/64118/article/10883743	Deep Learning Algorithms for Machinery Health				0.437
https://sysrev.com/p/64118/article/10883744	Machine learning-based predictive maintenance				0.392
https://sysrev.com/p/64118/article/10883745	industry 4.0 challenges and solutions for the digital transformation				0.526
https://sysrev.com/p/64118/article/10883746	A Deep Learning model for				0.478

Annexe 1

18/article/10883746	Smart Manufacturing using Convolutional LSTM				
https://sysrev.com/p/64118/article/10883747					0.54
https://sysrev.com/p/64118/article/10883748					0.54
https://sysrev.com/p/64118/article/10883749	A hybrid predictive maintenance approach for CNC machine tool driven by Digital Twin				0.45
https://sysrev.com/p/64118/article/10883750	A Predictive Maintenance Approach Toward industry 4.0 machines				0.442
https://sysrev.com/p/64118/article/10883751					0.54
https://sysrev.com/p/64118/article/10883752	Classification d'objets avec le Deep Learning				0.454
https://sysrev.com/p/64118/article/10883753	Industrial maintenance decision-making				0.535

Annexe 1

https://sysrev.com/p/64118/article/10883754	INDUSTRIE 4.0 : COMMENT CARACTÉRISER CETTE QUATRIÈME RÉVOLUTION INDUSTRIELLE ET SES ENJEUX ?				0.509
https://sysrev.com/p/64118/article/10883755	Deep Learning Algorithm for Predictive maintenance				0.393
https://sysrev.com/p/64118/article/10883756	Predictive Maintenance in Industry 4.0				0.447
https://sysrev.com/p/64118/article/10883757	Predictive maintenance system for production lines in manufacturing A machine learning approach using IoT data in real-time				0.429
https://sysrev.com/p/64118/article/10883758	A Predictive Maintenance Method				0.418
https://sysrev.com/p/64118/article/10883759	Industrial Big Data in an Industry 4.0 Environment: Challenges, Schemes, and Applications for Predictive Maintenance				0.47
https://sysrev.com/p/64118/article/10883760	Making factories smarter, more productive through				0.455

Annexe 1

	predictive maintenance				
https://sysrev.com/p/64118/article/10883761	research on equipment predictive maintenance strategy based on big data				0.446
https://sysrev.com/p/64118/article/10883762	Maintenance 4.0 Framework Using SelfAdaptive Software Architecture				0.493
https://sysrev.com/p/64118/article/10883763	Data science applications for predictive maintenance				0.433
https://sysrev.com/p/64118/article/10883764	Predictive maintenance strategy of variable period				0.424
https://sysrev.com/p/64118/article/11385177	Gearbox fault diagnosis based on deep random forest fusion of acoustic and vibratory signals	Mechanical Systems and Signal Processing	Li, Chuan; Sanchez, René-Vinicio; Zurita, Grover; Cerrada, Mariela; Cabrera, Diego;	Fault diagnosis is an effective tool to guarantee safe operations in gearboxes. Acoustic and vibratory measurements in such mechanical devices are all sensitive to the existence of faults. This work addresses the use of a deep random forest fusion (DRFF) technique to improve fault diagnosis performance for gearboxes by using measurements of an acoustic emission (AE) sensor and an accelerometer that are used for monitoring the gearbox condition simultaneously. The statistical parameters of the wavelet packet transform (WPT) are first produced from the AE signal and the vibratory signal, respectively. Two deep Boltzmann machines (DBMs) are then developed for deep representations of the WPT statistical parameters. A random forest is finally suggested to fuse the outputs of the two DBMs as the integrated DRFF model. The proposed DRFF technique is evaluated	0.424

Annexe 1

			Vásquez, Rafael E.	using gearbox fault diagnosis experiments under different operational conditions, and achieves 97.68% of the classification rate for 11 different condition patterns. Compared to other peer algorithms, the addressed method exhibits the best performance. The results indicate that the deep learning fusion of acoustic and vibratory signals may improve fault diagnosis capabilities for gearboxes.	
https://sysrev.com/p/64118/article/11385178	Vehicle Remote Health Monitoring and Prognostic Maintenance System	Journal of Advanced Transportation	Shafi, Uferah; Safi, Asad; Shahid, Ahmad Raza; Ziauddin, Sheikh; Saleem, Muhammad Qaiser	In many industries inclusive of automotive vehicle industry, predictive maintenance has become more important. It is hard to diagnose failure in advance in the vehicle industry because of the limited availability of sensors and some of the designing exertions. However with the great development in automotive industry, it looks feasible today to analyze sensor's data along with machine learning techniques for failure prediction. In this article, an approach is presented for fault prediction of four main subsystems of vehicle, fuel system, ignition system, exhaust system, and cooling system. Sensor is collected when vehicle is on the move, both in faulty condition (when any failure in specific system has occurred) and in normal condition. The data is transmitted to the server which analyzes the data. Interesting patterns are learned using four classifiers, Decision Tree, Support Vector Machine, Nearest Neighbor, and Random Forest. These patterns are later used to detect future failures in other vehicles which show the similar behavior. The approach is produced with the end goal of expanding vehicle up-time and was demonstrated on 70 vehicles of Toyota Corolla type. Accuracy comparison of all classifiers is performed on the basis of Receiver Operating Characteristics (ROC) curves.	0.435
https://sysrev.com/p/64118/article/11385179	Machine Learning based Data Driven Diagnostics & Prognostics Framework for Aircraft Predictive Maintenance		Adhikari, Partha; Rao, Harsha GURURAJA	Recent trends of Digitalization across different industries have led to generation of massive amounts of data. As a natural consequence, there is a surge in Advanced Machine Learning techniques being applied to this Big Data. Simultaneously, there has been growing needs of increased Operational Reliability, driving down Maintenance costs and increase in Safety, due to which Predictive Maintenance is quickly becoming the most important strategy across many industries, especially in Aerospace. As newer Aircrafts are being equipped with more sensors, Machine Learning based Diagnostics and Prognostics techniques are becoming increasingly popular compared to conventional approaches in developing Predictive Maintenance solutions. Building a ML based Diagnostics & Prognostics Model requires massive amount of Run-to-Fail Sensor data, but the opportunity to capture this in-service failure related data is very limited in highly reliable & safety critical aircraft platforms in comparison to other domains. To address this challenge of lack of adequate & appropriate in-service failure data, Airbus DS has developed a Simulation Framework in the roadmap of Technology development of ISHM and Predictive Maintenance. To accelerate the development of Predictive Maintenance solutions for various aircraft systems, a Data Driven Diagnostics & Prognostics	0.437

Annexe 1

				Framework has been developed. This paper outlines this unique framework and its validation using the data generated from the ISHM Simulation Framework.	
https://sysrev.com/p/64118/article/11385180	Direct Remaining Useful Life Estimation Based on Support Vector Regression	IEEE Transactions on Industrial Electronics	Khelif, Racha; Chebel-Morello, Brigitte; Malinowski, Simon; Laajili, Emna; Fnaiech, Farhat; Zerhouni, Noureddine	Prognostics is a major activity in the field of prognostics and health management. It aims at increasing the reliability and safety of systems while reducing the maintenance cost by providing an estimate of the current health status and remaining useful life (RUL). Classical RUL estimation techniques are usually composed of different steps: estimations of a health indicator, degradation states, a failure threshold, and finally the RUL. In this work, a procedure that is able to estimate the RUL of equipment directly from sensor values without the need for estimating degradation states or a failure threshold is developed. A direct relation between sensor values or health indicators is modeled using a support vector regression. Using this procedure, the RUL can be estimated at any time instant of the degradation process. In addition, an offline wrapper variable selection is applied before training the prediction model. This step has a positive impact on the accuracy of the prediction while reducing the computational time compared to existing indirect RUL prediction methods. To assess the performance of the proposed approach, the Turbofan dataset, widely considered in the literature, is used. Experimental results show that the performance of the proposed method is competitive with other existing approaches.	0.435

Annexe 2 : Fiche technique de la motopompe 1102A.

FOSTER WHEELER FRANÇAISE
31 RUE DES BOURDONNAIS 75 - PARIS 1
TX 210782 tel 233 44 32

REQUISITION DE MATERIEL

CONTRAT PRC 6260 N° DE REQUISITION 6260-1311.CS PAGE 1/1

ORIGINE PAR NG R1 R2 R3 R4
EMIS LE 30.11.78 12.14 6.2 25.9 4.1
79 79 79 80

UNITE 1100. STEAM GENERATING CENTRIFUGAL PUMP

MATERIEL. SERVICE BOILER FEED PUMP
PROVIDED BY PURCHASER MTD BY PUMP MFR
MATERIAL. PROVIDED BY PURCHASER MTD BY PUMP MFR

DESTINATION SONATRACH ARZEW 2 (ALGERIA)

ITEM NO P 1102 A/B/C/D N° PUMPS REQ'D 4
N° MOTORS REQ'D 2 ITEM N°
N° TURBINES REQ'D 2 ITEM N°

PUMP MFR KSB - AUSTRIA
SERIAL VAL 04110565719/58066 SIZE AND TYPE HDA 80/10 ST

OPERATING CONDITIONS, EACH PUMP

LIQUID GENERATED M3/H at PT, NOR. 47.8 RATED 55
DISCH. PRESS. BAR G
SUCT. PRESS. BAR G MAX 68.0 (R2)
PROP. NOR. 105 MAX SUCT. PRESS. BAR G MAX 0.7
RPM 2975 NPSHR (WATER) 3.2 M
EFF. 63% KW RATED 165
MAX KW RATED IMP 215
MAX HEAD RATED IMP 777 M
MIN. CONTINUOUS M3/H 17
ROTATION (VIEWED FROM CPLG END) CW

CONSTRUCTION

NOZZLES	SIZE	RATING	FACING	LOCATION
SUCTION **	4"	300 #	RF	TOP
DISCHARGE	3"	300 #	RF	TOP

SHOP TESTS
 NON-WIT, PERF. WIT, PERF.
 NON-WIT, HYDRO WIT, HYDRO
 NPSH REQ'D WIT, NPSH
 SHOP INSPECTION
 DISMANT. & INSP. AFTER TEST
 OTHER
 NPSH TEST WITH 5 POINTS

MATERIALS
 PUMP, CASE/TRIM CLASS C6
 SHAFT MIT 60-2 CHROM
 PLATED

WEIGHTS KG
 PUMP 400 BASE 406
 MOTOR 1200 TURBINE 800

APPLICABLE SPECIFICATIONS
 MFR STD [APPLICABLE]
 API STANDARD 610 AS FAR AS V.
 GENERAL NOTES N° 6260 - 1300 A
 SPEC N° 6260.30.20 (X)

AUXILIARY PIPING
 C.W. PIPE PLAN C CU. ASS. TUBING PIPE
 TOTAL COOLING WATER REQ'D. 1 M3/H SIGHT F.I. REQ'D
 PACKING COOLING INJECTION REQ'D TOTAL M3/H BAR G
 SEAL FLUSH PIPE PLAN C.S. O.S.S. TUBING PIPE
 EXTERNAL SEAL FLUSH FLUID M3/H BAR G
 AUXILIARY SEAL PLAN C.S. O.S.S. TUBING PIPE
 AUX. SEAL QUENCH FLUID

MOTOR DRIVER FOR P 1102 A/B
 KW 220 RPM 2975 FRAME 3556 VOLTS/PHASE/CYCLES 330/3/50
 MFR HOLES BEARINGS LUBE
 TYPE UK 3556LV.2 INSUL FULL LOAD AMPS
 ENC. TEMP RISE, C LOCKED ROTOR AMPS
 VHS VSS VERT. THRUST CAP. LB.

REMARKS
 THREE PUMPS OPERATE IN PARALLEL
 PUMPS FURNISHED WITH SCHROEDER VALVE TYPE SIZE & SPECIFY TOOLS
 * THESE TEST PROCEDURE ARE ONLY APPLICABLE TO STAGG & DISCHARGE
 CASING
 * * SUCTION NOZZLE: THICKNESS AS ANSI 300 # RF WITH BORING
 AS ANSI 150 # RF
 (Manufacturer to fill in all missing data)

CHAQUE REVISION ANNULE ET REMPLACE L'EMISSION PRECEDENTE.
 LES MODIFICATIONS SONT SIGNALÉES PAR L'INDICE DE REVISION (TEL QUE R1)

Références

- [1] MON François MONCHEY, Maintenance, méthode et organisation 2^{ème} édition Dunod, Paris 2003.
- [2] X60-319/NF EN 13306 2010 AFNOR Terminologie de la maintenance.
- [3] A. Moeuf, « Identification des risques, opportunités et facteurs critiques de succès de l'industrie 4.0 pour la performance industrielle des PME », thèse de doctorat, disponible chez proQuest Dissertations & Theses Full Text.
- [4] M. Schermann, H. Hensen, C. et al. Buchmuller, « Big Data », Bus Inf Syst Enge 6, 261-266, 2014.
<https://doi.org/10.1007/s12599-014-0345-1>
- [5] C. Cayrat, « Le processus de transformation 4.0 et le role des gestionnaires en ressources humaines, cinq études de cas au sein du secteur manufacturier au Québec », mémoire de maîtrise, disponible chez proQuest Dissertations & Theses Full Text.
- [6] M. Blanchet, « Industrie 4.0 : nouvelle donne industrielle, nouveau modèle économique », Géoéconomie, 82(5), 37-53, 2016.
<http://dx.doi.org/10.3917 /geoec.082.0037>
- [7] Sarna, « D.Y.E Implementing and developing cloud computing applications », Taylor and Francis Group, Page 2, 2011.
- [8] Zeki Murat Çınar et & Al., « Machine Learning in Predictive Maintenance towards Sustainable Smart Manufacturing in Industry 4.0 », *Department of Mechanical Engineering, Eastern Mediterranean University, Famagusta 99628, North Cyprus via Mersin, Turkey.*
- [9] OSCAR SERRADILLA et Al., « Deep learning models for predictive maintenance a survey, comparison, challenges and prospect », p. 34, oct. 07, 2020.
- [10] 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.
- [11] O. Motaghare, A. S. Pillai, et K. I. Ramachandran, « Predictive Maintenance Architecture », in *2018 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC)*, Madurai, India, déc. 2018, p. 1-4. doi: 10.1109/ICCIC.2018.8782406.
- [12] Norme x60-319/nf en 13306 terminologie de la maintenance. 2001. 6, 9, 10, 11.

Références

- [13] A. Cachada *et al.*, « Maintenance 4.0: Intelligent and Predictive Maintenance System Architecture », in *2018 IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, Turin, sept. 2018, p. 139-146. doi: 10.1109/ETFA.2018.8502489.
- [14] « Predictive Maintenance - Beyond the hype: PdM 4.0 delivers results », 2018, p. 19.
- [15] « La maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 : Maintenance prédictive intelligente pour l'industrie 4.0 | Techniques de l'Ingénieur ». <https://www-techniques-ingenieur-fr.snd11.arn.dz/base-documentaire/genie-industriel-th6/mise-en-uvre-de-la-maintenance-42136210/la-maintenance-predictive-intelligente-pour-l-industrie-4-0-mt9572/maintenance-predictive-intelligente-pour-l-industrie-4-0-mt9572niv10003.html> (consulté le mai 25, 2021).
- [16] S. Alaswad et Y. Xiang, « A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system », *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 157, p. 54-63, janv. 2017, doi: 10.1016/j.res.2016.08.009.
- [17] L. S. Terrissa, S. Meraghni, Z. Bouzidi, et N. Zerhouni, « A new approach of PHM as a service in cloud computing », in *2016 4th IEEE International Colloquium on Information Science and Technology (CiSt)*, Tangier, Morocco, oct. 2016, p. 610-614. doi: 10.1109/CIST.2016.7804958.
- [18] D. Kwon, M. R. Hodkiewicz, J. Fan, T. Shibutani, et M. G. Pecht, « IoT-Based Prognostics and Systems Health Management for Industrial Applications », *IEEE Access*, vol. 4, p. 3659-3670, 2016, doi: 10.1109/ACCESS.2016.2587754.
- [19] V. Atamuradov, K. Medjaher, P. Dersin, B. Lamoureux, et N. Zerhouni, « Prognostics and health management for maintenance practitioners - Review, implementation and tools evaluation », *International Journal of Prognostics and Health Management*, vol. 8, n° 060, Art. n° 060, déc. 2017.
- [20] Khelif, Racha. Estimation du RUL par des approches basées sur l'expérience de la donnée vers la connaissance, Automatique. Université de Franche-Comté, 2015, 142p.
- [21] Y. Peng, M. Dong, et M. J. Zuo, « Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review », *Int J Adv Manuf Technol*, vol. 50, n° 1, p. 297-313, sept. 2010, doi: 10.1007/s00170-009-2482-0
- [22] A. Bouchiba, « EVALUATION DE DYSFONCTIONNEMENT D'UN SYSTEME PAR APPROCHE BAYESIENNE : CAS DU SYSTEME FERROVIAIRE », phdthesis, Université d'Angers, 2013. Consulté le: juill. 27, 2021. [En ligne]. Disponible sur: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00842756>
- [23] P. Na'im, P.-H. Willemin, P. Leray, O. Pourret, et A. Becker, *Réseaux Bayésiens*. 2007.
- [24] Y. Ran, X. Zhou, P. Lin, Y. Wen, et R. Deng, « A Survey of Predictive Maintenance: Systems, Purposes and Approaches », *arXiv:1912.07383 [cs, eess]*, déc. 2019, Consulté le: avr. 10, 2021. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1912.07383>

Références

- [25] R. Gao *et al.*, « Cloud-enabled prognosis for manufacturing », *CIRP Annals*, vol. 64, n° 2, p. 749-772, janv. 2015, doi: 10.1016/j.cirp.2015.05.011.
- [26] B. Kitchenham, « Procedures for Performing Systematic Reviews », p. 33,2015.
- [27] « Introducing Sysrev: The Intelligent Platform For Document Review And Automated Data Extraction ». <https://www.biopharmatrend.com/post/103-introducing-sysrev-the-intelligent-platform-for-document-review-and-automated-data-extraction/> (consulté le juin 23, 2021).
- [28] V. C. Sai, M. V. Shcherbakov, et V. P. Tran, « Data-Driven Framework for Predictive Maintenance in Industry 4.0 Concept », in *Creativity in Intelligent Technologies and Data Science*, Cham, 2019, p. 344-358. doi: 10.1007/978-3-030-29743-5_28.
- [29] W. Zhang, D. Yang, et H. Wang, « Data-Driven Methods for Predictive Maintenance of Industrial Equipment : A Survey », *IEEE Systems Journal*, vol. 13, n° 3, p. 2213-2227, sept. 2019, doi: 10.1109/JSYST.2019.2905565.
- [30] W. Yu, T. Dillon, F. Mostafa, W. Rahayu, et Y. Liu, « A Global Manufacturing Big Data Ecosystem for Fault Detection in Predictive Maintenance », *IEEE Trans. Ind. Inf.*, vol. 16, n° 1, p. 183-192, janv. 2020, doi: 10.1109/TII.2019.2915846.
- [31] H. Lee, « Framework and development of fault detection classification using IoT device and cloud environment », *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 43, p. 257-270, avr. 2017, doi: 10.1016/j.jmsy.2017.02.007.
- [32] T. Wuest, « Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications », p. 24 ,2016.
- [33] J. P. Patel et S. H. Upadhyay, « Comparison between Artificial Neural Network and Support Vector Method for a Fault Diagnostics in Rolling Element Bearings », *Procedia Engineering*, vol. 144, p. 390-397, janv. 2016, doi: 10.1016/j.proeng.2016.05.148.
- [40] R. F. Ribeiro Junior, F. A. de Almeida, et G. F. Gomes, « Fault classification in three-phase motors based on vibration signal analysis and artificial neural networks », *Neural Comput & Applic*, vol. 32, n° 18, p. 15171-15189, sept. 2020, doi: 10.1007/s00521-020-04868-w.
- [41] P. Adhikari et H. G. Rao, « Machine Learning based Data Driven Diagnostics & Prognostics Framework for Aircraft Predictive Maintenance », p. 15,2018.
- [42] R. Khelif, B. Chebel-Morello, S. Malinowski, E. Laajili, F. Fnaiech, et N. Zerhouni, « Direct Remaining Useful Life Estimation Based on Support Vector Regression », *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 64, n° 3, p. 2276-2285, mars 2017, doi: 10.1109/TIE.2016.2623260.
- [43] U. Shafi, A. Safi, A. R. Shahid, S. Ziauddin, et M. Q. Saleem, « Vehicle Remote Health Monitoring and Prognostic Maintenance System », *Journal of Advanced Transportation*, vol. 2018, p. e8061514, janv. 2018, doi: 10.1155/2018/8061514.
- [44] I. Amihai, R. Gitzel, A. M. Kotriwala, D. Pareschi, S. Subbiah, et G. Sosale, « An Industrial Case Study Using Vibration Data and Machine Learning to Predict Asset Health »,

Références

in *2018 IEEE 20th Conference on Business Informatics (CBI)*, juill. 2018, vol. 01, p. 178-185. doi: 10.1109/CBI.2018.00028.

[45] M. Paolanti, L. Romeo, A. Felicetti, A. Mancini, E. Frontoni, et J. Loncarski, « Machine Learning approach for Predictive Maintenance in Industry 4.0 », in *2018 14th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA)*, juill. 2018, p. 1-6. doi: 10.1109/MESA.2018.8449150.

[46] D. Wu, C. Jennings, J. Terpenney, R. Gao, et S. Kumara, « Data-Driven Prognostics Using Random Forests: Prediction of Tool Wear », présenté à *ASME 2017 12th International Manufacturing Science and Engineering Conference collocated with the JSME/ASME 2017 6th International Conference on Materials and Processing*, juill. 2017. doi: 10.1115/MSEC2017-2679.

[47] Nikhil M. Thoppil et Al., « Deep Learning Algorithms for Machinery Health Prognostics Using Time-Series Data: A Review ». Krishtel eMaging Solutions Private Limited 2021, févr. 05, 2021.

[48] OSCAR SERRADILLA et Al., « Deep learning models for predictive maintenance a survey, comparison, challenges and prospect », p. 34, oct. 07, 2020.

[49] A. Essien et Al., « A Deep Learning model for Smart Manufacturing using Convolutional LSTM Neural Network Autoencoders », janv. 15, 2020.

[50] Timo Huuhtanen et Alexander Jung, « PREDICTIVE MAINTENANCE OF PHOTOVOLTAIC PANELS VIA DEEP LEARNING », Department of Computer Science, Aalto University, Espoo, Finland, 2018.

[51] R. Caponetto et Al., « Deep Learning Algorithm for Predictive Maintenance of Rotating Machines Through the Analysis of the Orbits Shape of the Rotor Shaft ». University of Catania, DIEEI, Catania, Italy, 2019.

[52] « System 1 Software Datasheet Bently Nevada Machinery Management ».

[53] « Bayesian Network Software | AgenaRisk », *agena*. <https://www.agenarisk.com> (consulté le août 04, 2021).

[54] « SCOUT100-EX Vibration Data Collector, Analyzer and Balancer ». Bently Nevada.

Références