

Faculté des Sciences Exactes et d'Informatique
Département de Mathématiques et informatique
Filière : Informatique

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES

Pour l'Obtention du Diplôme de Master en Informatique

Option : **Ingénierie des Systèmes d'Information**

Présenté par :

AISSA Nador

THEME :

Prise en compte de l'incertitude lors de l'analyse des données de maintenance par data mining

Soutenu le :

Devant le jury composé de :

ABDALLAH BENSALOUA Charef	MCB	Université de Mostaganem	Président
MOUMEN Med El Amine	MCB	Université de Mostaganem	Examineur
BENAMEUR Abdelkader	MAA	Université de Mostaganem	Encadreur

Année Universitaire 2020-2021

Résumé

L'utilisation des techniques du data mining dans la maintenance industrielle est une problématique d'actualité à laquelle s'intéressent les entreprises industrielles et les structures de recherche. Les enjeux économiques et l'émergence des technologies de traitement de l'information et d'extraction des connaissances ont données d'autres perspectives de recherche à cette thématique. Le présent mémoire traite cette thématique dans un milieu industriel et montre comment le traitement de données relevée par la maintenance prédictive fournit au manager des outils d'aide à la décision. Le thème traité par ce mémoire appliqué sur des données de la surveillance vibratoire permettra aux responsables de la maintenance de planifier les interventions de façon à favoriser la productivité tout en préservant l'état des équipements et la pérennité de leur fonctionnement.

Mots-clés :

Data Mining, Maintenance Predictive, Analyse Vibratoire, Série Temporelle, Modèles.

Abstract

The integration of data mining into industrial maintenance is a topic in which industrial companies and research structures are focused. The economic challenges and the emergence of information retrieval and knowledge discovery technologies have given to this topic new research perspectives. This document describes this theme through two distinct but converging axes. The first is data analysis by data mining, and the second is the uncertainty related to the data and how to deal with it. This thesis deals with this topic in an industrial environment and shows how the processing of data identified by predictive maintenance provides the manager with decision support tools. The theme is applied to vibration monitoring data and will allow maintenance managers to plan interventions in such a way as to promote productivity while preserving the condition of the equipment and the sustainability of its operation.

Keywords:

Data mining, Predictive Maintenance, Vibration Analysis, Temporal Serie, Patterns.

المخلص

يعد استخدام تقنيات التنقيب عن البيانات في ميدان الصيانة الصناعية موضوع همم جدا بالنسبة للشركات الصناعية ومؤسسات البحث. و في هذا الإطار أعطت التحديات الاقتصادية وظهور تقنيات معالجة المعلومات واستخراج المعرفة وجهات نظر بحثية متعددة لهذا الموضوع . تتناول هذه الرسالة هذا الموضوع في بيئة صناعية وتوضح كيف يمكن لمعالجة البيانات التي تم الحصول عليها بواسطة وسائل الصيانة التنبؤية أن تزود مدراء المؤسسات الصناعية بأدوات تسهيل أخذ القرارات في هذا المجال. يمكن تطبيق هذه الدراسة على بيانات مراقبة الاهتزاز للمسؤولين بتخطيط عمليات الصيانة بطريقة تسمح بتعزيز الإنتاجية مع الحفاظ على حالة المعدات واستدامة تشغيلها.

الكلمات المفتاحية

التنقيب عن البيانات ، الصيانة التنبؤية ، تحليل الاهتزاز ، السلاسل الزمنية ، الأنماط.

Remerciements

Ce travail est le résultat de la contribution de plusieurs personnes que je tiens à remercier ;

Je remercie d'abord M. BENAMEUR Abdelkader pour l'honneur qu'il m'a fait et la confiance qu'il m'a accordée en assurant l'encadrement scientifique et pédagogique de ce travail. Je le remercie infiniment pour son étroite collaboration durant cette expérience.

Je remercie également mes collègues du Complexe GL2Z pour leur contribution dans la mise en œuvre pratique du thème étudié, en particulier mes collègues de l'informatique et de la gestion de la maintenance; une reconnaissance particulière pour Mme TALEB Latifa, Chef Service Informatique pour l'assistance en matière d'infrastructures et de données, et M. MERAD Kamel, Chef Section Maintenance Prédictive pour son apport important et indispensable en matière de clarifications techniques et de données métiers, et aussi pour son avis d'expert dans l'interprétation des résultats.

Je remercie l'équipe administrative et pédagogique de la Faculté des Sciences Exactes et d'Informatique pour la formation et l'accompagnement ; je cite en particulier M. GHEZZAR Mohamed, Vice-Doyen chargé des Etudes et M. DJEBBARA Réda, Chef Département Mathématiques et informatique.

Je remercie les membres du jury qui ont accepté de juger ce travail et lui ont consacré de leur précieux temps.

Enfin, je remercie mes collègues de la promotion avec lesquels j'ai eu des échanges très enrichissants.

Liste des figures

Figure N°	Titre de la figure	Page
Figure 1.1	Types de maintenance	8
Figure 1.2	Approche PHM	15
Figure 2.1	Processus d'ECD	18
Figure 2.2	Technologie utilisées dans le Data Mining	23
Figure 2.3	Exemple de série temporelle	26
Figure 2.4	Représentations des séries temporelles	27
Figure 3.1	Défauts détectés par la maintenance prédictive	32
Figure 3.2	Système de supervision hors-ligne	34
Figure 3.3	Processus de récupération et sélection des données	35
Figure 3.4	Description du compresseur étudié (X01J)	36
Figure 4.1	Série temporelle des mesures 101J	39
Figure 4.2	Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 6	40
Figure 4.3	Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 7	41
Figure 4.4	Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 8	41
Figure 4.5	Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 9	42
Figure 4.6	Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 10	42
Figure 4.7	Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 11	43
Figure 4.8	Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 12	43
Figure 4.9	Matrix Profile et Motifs 501J pour les séquences de 7	47
Figure 4.10	Matrix Profile et Motifs 601J pour les séquences de 7	47
Figure 4.11	Matrix Profile et Motifs pour 101J, 501J et 601J	48

Liste des abréviations

Abréviation	Expression Complète	Page
AMDEC	Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité	10
AFNOR	Association Française de la Normalisation	11
GMAO	Gestion de la Maintenance Assistée par Ordinateur	13
PHM	Pronostic and Health Management	15
ECD	Extraction des Connaissances à partir des Données	17
SAX	Symbolic Aggregate Approximation	26

Table des matières

Résumé.....	
Remerciements.....	
Liste des figures.....	
Liste des abréviations.....	
Table des matières	1
Introduction Générale	5
Chapitre 1 Maintenance Industrielle.....	7
1.1 Introduction	7
1.2 Définition de la maintenance.....	7
1.2.1 Concepts de la maintenance.....	7
1.2.2 Management de la maintenance.....	8
1.3 Types de la maintenance	9
1.3.1 Maintenance corrective.....	10
1.3.2 Maintenance préventive.....	10
1.3.3 Maintenance prédictive.....	12
1.4 Etendu de la maintenance prédictive.....	12
1.4.1 Les objectifs de la maintenance prédictive	12
1.4.2 Outils de la maintenance prédictive.....	13
1.4.3 Périmètre de la maintenance prédictive	13
1.4.4 Système d'information de la maintenance	14
1.4.5 Apports métiers de la GMAO.....	15
1.5 Pronostic et Health Management (PHM).....	16
1.6 Conclusion.....	17
Chapitre 2 Data Mining	18

2.1	Introduction	18
2.2	Définitions	18
2.3	Le processus ECD	19
2.3.1	Nettoyage	20
2.3.2	Intégration	20
2.3.3	Sélection et transformation	21
2.3.4	Fouille de données	21
2.3.5	Evaluation	22
2.4	Méthodes de data mining	22
2.4.1	Méthodes descriptives	22
2.4.2	Méthodes prédictives	23
2.5	Technologies utilisées dans le Data Mining	24
2.5.1	Statistiques	25
2.5.2	Apprentissage automatique	25
2.5.3	Bases de données et Entrepôt de données	25
2.5.4	Recherche d'informations	25
2.6	Quelques logiciels de data mining	25
2.6.1	Python	26
2.6.2	Langage R	26
2.6.3	Tanagra	26
2.6.4	RapidMiner	26
2.7	Séries temporelles	27
2.7.1	Définition des séries temporelles	27
2.7.2	Représentation des séries temporelles	27
2.7.3	Prédiction par les séries temporelles	28
2.8	Conclusion	29
Chapitre 3 Implémentation de la démarche		30
3.1	Introduction	30

3.2	Périmètre de travail	30
3.2.1	Présentation du Complexe GL2Z.....	30
3.2.2	Classification des équipements	31
3.2.3	Processus de maintenance prédictive à GL2Z	32
3.3	Analyse vibratoire et prise de décision	32
3.3.1	Notions de base	32
3.3.2	Etapas de l'analyse vibratoire	33
3.4	Application de la démarche datamining.....	35
3.4.1	Compréhension du contexte et préparation des données	35
3.4.2	Présentation de l'équipement choisi	36
3.4.3	Fouille de données et extraction des connaissances	37
3.4.4	Implémentation avec Python.....	38
3.5	Conclusion.....	39
Chapitre 4 Extraction des motifs et analyse des résultats.....		40
4.1	Introduction	40
4.2	Expérimentation avec le compresseur choisi 101J.....	40
4.2.1	Présentation de la série temporelle du compresseur	40
4.2.2	Traitement de la série temporelle.....	41
4.3	Analyse et choix d'une séquence type	45
4.4	Interprétation des résultats sur avis de l'expert métier.....	46
4.5	Recherche des motifs pour des compresseurs similaires	47
4.5.1	Recherche des motifs du compresseurs 501J.....	48
4.5.2	Recherche des motifs du compresseurs 601J.....	48
4.5.3	Recherche des motifs similaires entre 101J, 501J et 601J.....	49
4.5.4	Analyse des résultats.....	49
4.6	Conclusion.....	50
Conclusion Générale.....		51

Annexe A – Programmes python.....	53
Annexe B – Librairies python utilisées	55
Bibliographie.....	56

Introduction Générale

Le traitement de l'information et l'accès à la connaissance constitue un enjeu majeur pour les entreprises industrielles. Jusqu'à un passé récent, la maintenance industrielle était considérée comme une fonction de support face à la fonction de production. Le principal objectif d'une entreprise industrielle est de produire et réaliser des profits, le rôle de la maintenance étant alors de maintenir l'outil de production dans un état de bon fonctionnement pour assurer cette productivité. A l'ère de la complexité technique des installations industrielles et la concurrence imposée par le marché, la maintenance industrielle est devenue une fonction de plus en plus stratégique. Elle est passée d'une logique de correction des pannes à une logique de prédiction des défaillances. Ce caractère prédictif de la fonction a généré un besoin crucial d'informations, non seulement celles produites par les activités de l'entreprise, mais surtout celles inconnues qu'on doit prédire de manière anticipée pour prise de décisions.

Afin de répondre à cette problématique, l'intégration du data mining en tant que démarche structurée et un ensemble de technologies complémentaires, dans le domaine de la maintenance industrielle, est devenue indispensable. L'analyse et le traitement des volumes de données, produits par les équipements durant le fonctionnement normal et par les actions de maintenance qu'ils subissent, dépassent la capacité humaine basée essentiellement sur la constatation et l'expérience. Les techniques et les algorithmes du data mining, basés sur l'apprentissage et la prédiction, sont en mesure d'interpréter des brins d'informations et en extraire des connaissances révélatrices des évolutions futures de chaque équipement et de l'installation dans sa globalité.

Dans ce travail nous allons nous intéresser à la classification non supervisée via l'utilisation des séries temporelles au vu que les données traitées sont organisées sous cette forme qui offre un champs élargie d'analyse et de prédiction grâce à la segmentation.

Le présent mémoire est organisé en quatre chapitres ;

Le premier chapitre présente l'état de l'art de la maintenance industrielle en tant que métier stratégique du monde industriel, en se focalisant sur la maintenance prédictive et en introduisant un concept nouveau et important qui est Pronostic et Health Management (PHM).

Le deuxième chapitre traite le sujet du data mining en tant que technique multidisciplinaires, avec ses fondements historiques tirés des mathématiques et des statistiques et son caractère moderne basé des technologies émergentes de l'informatique.

Le troisième chapitre qui constitue notre contribution présente le contexte industriel et organisationnel au sein duquel le sujet traité a été mis en œuvre. Dans ce chapitre nous expliquons notre démarche de travail et comment nous avons transformé des données brutes et hétérogènes en données structurées que nous avons traité avec Python après analyse de pertinence et sélection d'échantillon.

Le quatrième chapitre présente les résultats obtenus de l'implémentation réalisées en s'appuyant sur des Bibliothèques spécialisées de Python. Ces résultats ont été objet d'analyse et d'interprétation, et d'extraction des connaissances. Afin de consolider notre travail, nous ne pouvons rater l'opportunité de côtoyer des spécialistes métiers sans prendre leurs avis d'experts très appréciable.

Le mémoire se termine par une conclusion générale expliquant les leçons apprises et les perspectives de continuité de ce travail que nous considérons de grande utilité ; sur le plan académique dont l'extraction de la connaissance constitue l'axe de recherche principal de la science des données, ou sur le plan opérationnel pour l'Entreprise contraint à trouver des solutions innovantes et optimales afin de réduire ses coûts et augmenter ses profits pour rester concurrentielle.

Chapitre 1

Maintenance Industrielle

1.1 Introduction

Le principal objectif d'une entreprise industrielle est de produire et réaliser des profits, le rôle de la maintenance étant alors de maintenir l'outil de production dans un état de bon fonctionnement pour assurer cette productivité. Cependant, une panne importante permet de mesurer l'impact négatif qu'entraîne une mauvaise gestion de la maintenance sur les activités de l'entreprise. Dans ce chapitre, nous allons nous initier à la fonction maintenance industrielle.

1.2 Définition de la maintenance

Il existe plusieurs définitions de la maintenance bien entendu. Dans ce chapitre, nous la présentons du point de vue normatif. Dans ce sens, nous décrivons deux aspects importants : la maintenance avec ses concepts, et le management de la maintenance avec ses étendus.

1.2.1 Concepts de la maintenance

Définition : *Ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise [1].*

A partir de cette définition, on comprend que la maintenance englobe deux volets complémentaires ; des actions techniques, et des actions administratives et de management. Cela signifie qu'en plus des interventions sur les équipements, tels que le nettoyage, la réparation, la vérification, le contrôle, et le rangement, la maintenance est aussi concernée par l'organisation et la gestion à travers des processus, des méthodes et des procédures qui y sont liés [2].

Dans cette définition, la maintenance est appliquée à un bien. Celui-ci est défini par la norme NF EN 13306 comme « *tout élément, composant, mécanisme, sous-système, unité fonctionnelle, équipement ou système qui peut être considéré individuellement* » [1].

En se référant à la norme, par maintenir il faut entendre une notion préventive pour éviter la défaillance tandis que rétablir se réfère à la réparation après défaillance. En outre, à la fin de la définition, apparaît la notion de fonction requise qui est défini par la même norme : « *fonction ou ensemble de fonctions d'un bien considérées comme nécessaires pour fournir un service donné* ».

1.2.2 Management de la maintenance

Définition : *Toutes les activités des instances de direction qui déterminent les objectifs, la stratégie et les responsabilités concernant la maintenance et qui les mettent en application par des moyens tels que la planification, la maîtrise et le contrôle de la maintenance, l'amélioration des méthodes dans l'entreprise, y compris dans les aspects économiques* [1].

À la lecture de cette définition, l'expression « *instances de direction* » dépend de l'organisation de l'entreprise pour déterminer les objectifs de la maintenance et la stratégie pour les atteindre [3]. Cette deuxième expression qui est stratégie est défini par la norme NF EN 13306 comme « *Méthode de management utilisée en vue d'atteindre les objectifs de maintenance* » [1]. En résumé, le management de la maintenance consiste à piloter toutes les actions visant à atteindre les objectifs fixés. Si la maintenance sert à préserver un état, le management de la maintenance recherche les solutions pour améliorer cet état en termes de disponibilité, qualité, capacité, productivité, coûts, sécurité et protection de l'environnement [2].

1.3 Types de la maintenance

La politique de maintenance d'une entreprise consiste à fixer les orientations en matière de méthode, programme, budget, etc., dans le cadre des objectifs fixés. La politique de maintenance conduit à faire des choix du type de maintenance, à la réaliser en interne ou l'externaliser en faisant appel à la sous-traitance. Elle définit également l'approvisionnement en pièces de rechange, le développement des ressources humaines, l'établissement du système sécurité et le management qualité et de la fonction maintenance, et bien d'autres aspects similaires. La stratégie de maintenance, qui résulte de la politique de maintenance, impose des choix pour atteindre, voire dépasser les objectifs fixés. Les choix à faire concernent les méthodes de maintenance, les standards de travail, les méthodes et moyens de sécurité, les flux d'informations, l'organisation des équipes de maintenance et la gestion des stocks.

Donc, les types (ou formes) de maintenance décrits dans la Figure 1.1 et présentées dans la suite de ce chapitre font partie de la stratégie de maintenance. La naissance des différents types de la maintenance est le résultat de l'influence de l'environnement interne de l'entreprise, mais aussi et surtout externe (technologique, économique, social, écologique, etc.) [2].

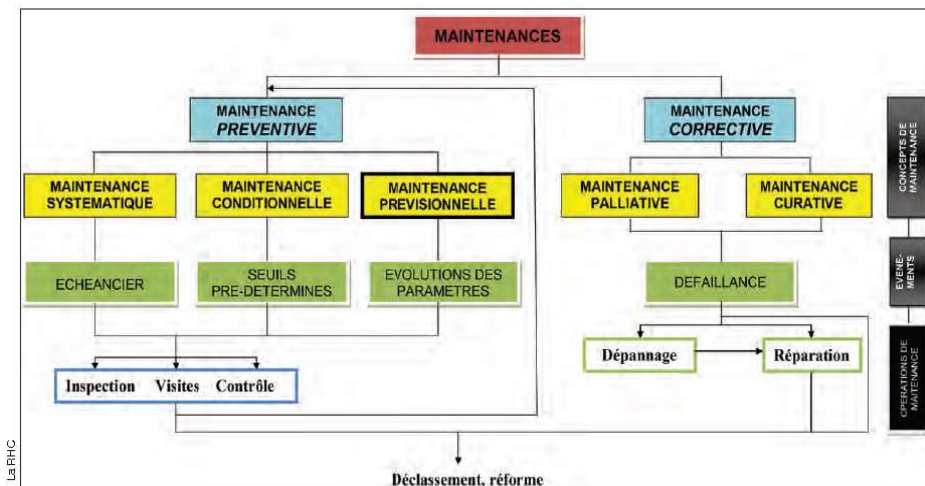


Figure 1.1 – Types de maintenance [8].

1.3.1 Maintenance corrective

Historiquement, jusqu'à la fin du XIX^{ème} siècle, en pensant que la conception était bien faite, on considérait que l'entretien, le nettoyage, le graissage et la lubrification appliqué aux équipements étaient suffisant pour qu'ils fonctionnaient sans tomber en panne. Ce n'est que lorsque les pannes survenaient à succession, qu'on s'est aperçu que la conception n'était pas infaillible et que les équipements devaient être améliorés [2]. Comme l'indique son nom, la maintenance corrective vise à corriger les défauts de fonctionnement dès leur apparition. C'est une maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise [4]. Elle comprend en particulier :

- Diagnostic de la défaillance (détection, localisation, analyse).
- Action corrective ou palliative immédiate (fonction requise totale ou marche dégradée).
- Action corrective différée avec ou sans amélioration.
- Essai de fonctionnement.

La maintenance corrective peut être exécutée immédiatement après la détection d'une panne si l'intervention est jugée urgente ou retardée en accord avec des règles de maintenance données selon les conséquences [5]. Elle a deux formes : palliative qui caractérise les actions de dépannage (remise en état provisoire) ou curative qui consiste en la réparation de la panne. Cette dernière forme inclut l'idée d'amélioration. Le principe de la maintenance corrective est de supprimer les causes actions afin de garantir la performance du processus [6].

1.3.2 Maintenance préventive

La naissance de la maintenance préventive est une conséquence des dégâts matériels et humains provoqués par les pannes de certains équipements dangereux, et qui ont poussé les organismes nationaux et internationaux à imposer que des visites et des contrôles réglementaires soient exécutés systématiquement. De ce fait, la maintenance préventive systématique à base de remplacements et de révisions a fait son apparition. Avec le temps, on s'est rendu compte que les remplacements systématiques n'apportaient pas de garanties de fiabilité en plus des coûts onéreux. Ceci a donné naissance à la maintenance préventive

conditionnelle qui se base sur le contrôle et l'analyse de l'état de l'équipement avant de prendre la décision d'intervenir [2].

- **Maintenance préventive systématique**

La maintenance préventive systématique inclut les actions de maintenance requises par les dispositions légales et/ou réglementaires. Elle inclut au minimum la planification formelle, la description claire et précise du travail à effectuer (lubrification, changement de filtres, remplacement des roulements, etc.) et l'enregistrement du travail accompli. Elle s'applique à des mécanismes de dégradation dont l'évolution est globalement connue [4]. Les gammes de maintenance sont établies en fonction des recommandations constructeurs, de l'expérience et d'analyse via des outils, notamment AMDEC [6].

- **Maintenance préventive conditionnelle**

La maintenance conditionnelle est une maintenance préventive qui comprend une combinaison de surveillance en fonctionnement et/ou d'inspection et/ou d'essai, d'analyse et les actions de maintenance qui en découlent [1]. L'idée de la maintenance conditionnelle est de ne pas réaliser une action de maintenance sur un équipement tant qu'il n'est pas sur le point de ne plus assurer sa fonction requise. Elle vise, d'une part, de réduire la fréquence de certaines actions de maintenance préventive qui nécessitent l'arrêt ou le démontage des équipements, et d'autre part, de tenir compte que la durée de vie de certains équipements peut diminuer si ces derniers sont arrêtés et redémarrés trop fréquemment ou s'ils sont démontés plus que nécessaire. La maintenance conditionnelle suit de façon systématique la procédure suivante [4] :

- Mesures ou observations réalisées périodiquement ou en continu.
- Traitement et validation des mesures pour l'analyse.
- Analyse de l'évolution des paramètres relevés. Toute tendance doit trouver son explication et conduire à l'établissement d'un diagnostic.

1.3.3 Maintenance prédictive

Connue sous l'appellation de maintenance prévisionnelle au sens de l'AFNOR, elle est définie comme : maintenance conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien [4].

La maintenance prédictive a le même objectif principal que la maintenance préventive, qui est d'intervenir avant que la panne se produise et éviter de ce fait son impact. Mais, contrairement à la maintenance préventive, elle est basée sur les conditions mesurées de l'équipement. La maintenance prédictive se base sur des mesures discrètes qui peuvent être orientées par rapport à une limite prédéfinie, ou suivies à l'aide de graphiques de contrôle statistique. Lorsqu'une anomalie est observée, un avertissement est fourni avec suffisamment de temps pour analyser la nature du problème et prendre des mesures correctives pour éviter une panne.

Grâce à la détection précoce de l'usure, on peut planifier et prendre des mesures correctives pour retarder le taux d'usure ou pour minimiser l'impact d'une défaillance [7]. Les travaux de maintenance corrective permettent de remettre le composant en bon état de fonctionnement. Ainsi, l'équipement fonctionne avec une plus grande probabilité de performances sans problème.

1.4 Etendu de la maintenance prédictive

1.4.1 Les objectifs de la maintenance prédictive

L'objectif de la maintenance prédictive est réduire la fréquence des pannes des machines et, en conséquence, diminuer la fréquence des interventions de réparation. Le recours à ce type de maintenance permet d'anticiper les moments précis où une panne pourrait intervenir, détecter la probabilité de ces pannes et prévoir les défaillances des machines avant qu'elles ne surviennent. La maintenance prévisionnelle, ou prédictive, permet de **planifier les réparations de machines** au moment le plus opportun qui a le moins de conséquences sur la production.

La mise en place de la maintenance prédictive optimale passe par le processus suivant :

- Lister les pièces à surveiller,
- Etablir les seuils d'alerte,
- Définir la périodicité de la vérification,
- Auditer la mise en place de la maintenance prédictive,
- Mettre à jour la procédure dans le plan de maintenance préventive.

1.4.2 Outils de la maintenance prédictive

La maintenance prédictive est basée sur l'usage d'outils de surveillance et de capture qui donnent l'alerte avant qu'une panne ne se produise. Grâce à ces outils, la maintenance prédictive permet d'analyser l'équipement et suivre son état en temps réel. Les principaux outils sont :

- **La mesure ultrasons**, pour évaluer l'état des machines industrielles. L'écoute des ultrasons émis par les équipements en fonctionnement aide à détecter les défauts mécaniques, les fuites, les problèmes électriques, et les défauts d'étanchéité.
- **La thermographie**, surveille le profil thermique des équipements grâce à des capteurs de températures (souvent les caméras infrarouges). Les variations anormales de température peuvent indiquer des fuites, des points chauds, et des défauts électriques. La thermographie ne nécessite aucun contact avec les machines, et n'interrompt pas les opérations en cours.
- **L'analyse vibratoire**, intervient comme un complément de la méthode thermique ou ultrason pour confirmer un diagnostic et le préciser. Elle analyse l'amplitude des vibrations émises par les machines en fonctionnement. Cette méthode permet d'identifier les défauts de serrage, les défauts d'alignement, et les usures des pièces [9].

1.4.3 Périmètre de la maintenance prédictive

La maintenance prédictive s'effectue sans arrêter l'équipement inspecté. Cela permet de prendre des mesures qui reflètent les conditions de fonctionnement réels et l'environnement de

production réels. Bien que les connaissances techniques requises pour les inspections de cette maintenance soient généralement plus élevées que les autres types de maintenance, le cout d'inspection est bien moindre du fait qu'on a pas besoin de démonter les machines pour l'inspection et que l'inspection d'un lot important de machines peut se faire en une durée réduite.

Malgré les avantages qu'elle présente, la maintenance prédictive n'est pas toujours adaptée à certains équipements et reste complémentaires aux autres types de maintenance, notamment la maintenance préventive. La maintenance prédictive est plus adaptée aux pompes, ventilateurs, réducteurs de vitesse, machines tournantes et machines avec de grands stocks d'huiles hydrauliques et lubrifiantes. Par contre, pour des machines qui nécessitent des ajustements de précision, la maintenance préventive est plus adaptée. Le choix de la maintenance préventive implique la prise en compte des éléments suivants :

- Tenir compte de la variété des problèmes (défauts) qui se développent dans l'équipement,
- Utiliser des méthodes prédictives pour identifier si la maintenance prédictive est adéquate,
- Ne pas utiliser la maintenance prédictive s'il est évident qu'elle ne s'applique pas correctement, et que la maintenance préventive est plus adaptée.

1.4.4 Système d'information de la maintenance

En maintenance, la documentation incontournable est la documentation relative aux équipements, du plan de maintenance et des historiques de maintenance. Cette documentation peut être partiellement ou totalement informatisée par l'utilisation d'outils et supports différents. Cependant, des outils informatiques généralement appelés GMAO (Gestion de la Maintenance Assistée par Ordinateur) sont plus complets et plus adaptés pour gérer l'ensemble du management de la maintenance. Avec l'émergence de la numérisation et des contenus numériques, les outils GMAO sont complétés nativement ou via des interfaces par des

fonctions ou des logiciel GED (Gestion Electronique des Documents), qui permettent l'acquisition, le classement, le stockage et d'archivage des documents des documents de la maintenance [3].

La mise en place d'un système GMAO augmente le niveau d'information sur la maintenance, qui provient du développement de la base de données historique qui devient facilement disponible en tant qu'informations de maintenance critiques. Une GMAO efficace aide à transformer les données en informations utiles à une gestion efficace de la maintenance [7].

1.4.5 Apports métiers de la GMAO

Par la capacité de mémorisation, et de traitement, et la vitesse d'accès à l'information, un outil GMAO apporte beaucoup de bénéfices à la fonction maintenance. Nous pouvons citer :

- **Meilleur contrôle du travail**, par la gestion améliorée des demandes de travaux, suivi des travaux en attente, détermination des priorités, planification efficace travaux supplémentaires.
- **Amélioration de la planification**, en s'appuyant sur des processus automatisés de planification des travaux l'entretien quotidien qui contribuent à une meilleure utilisation de la main-d'œuvre.
- **Maintenance préventive et prédictive améliorée**, par l'automatisation des activités répétitives de la maintenance préventive et d'inspection à des fréquences définies de la maintenance prédictive. Aussi, en fournissant une méthode de surveillance des pannes et mettant en évidence les principales causes de ces pannes.
- **Amélioration de la disponibilité des pièces et des matériaux**, avec une gestion précise des stocks et des éléments clés d'une planification efficace de la maintenance [7].

1.5 Pronostic et Health Management (PHM)

La maintenance conditionnelle est l'outil de base de la maintenance prédictive. Les évolutions technologiques et la capacité d'avoir des informations et les traiter, ont conduit à l'émergence de deux concepts étroitement liés à la prédiction des pannes, ce qui sont le pronostic et la gestion de la santé (Pronostic and Health Management - PHM) ainsi que la durée de vie utile restante (Remaining Useful Life - RUL).

Les pronostics et la gestion de la santé (PHM) font spécifiquement référence à la phase intégrée avec la prédiction du comportement futur, en se basant sur l'état de fonctionnement actuel et la planification des actions requises pour maintenir la santé du système. La durée de vie utile restante (Remaining Useful Life - RUL) est la durée opérationnelle entre le temps de détection de la panne et le niveau de dégradation inacceptable.

La Figure 1.2 ci-après montre l'intérêt de passer d'une logique de diagnostic permettant la prédiction de panne et la planification des actions de réparation à une logique de pronostic permettant la prédiction de l'état de santé de l'équipement et de sa durée de vie utile et la planification des actions permettant de préserver l'équipement [16].

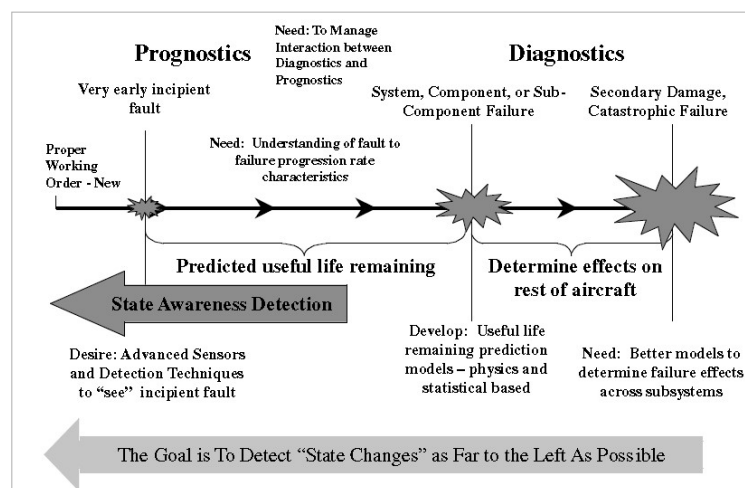


Figure 1.2 – Approche PHM [16].

1.6 Conclusion

L'atteinte de la performance industrielle dépend principalement de deux facteurs ; la productivité assurée par des moyens de production de haute performance et la disponibilité de ses moyens quel que soit le contexte. C'est dans ce sens de disponibilité que s'inscrit la maintenance industrielle avec les deux volets, techniques d'intervention et méthodologies de management.

Dans ce chapitre, nous avons vu ce dernier volet, en particulier, la définition de la maintenance, son positionnement dans le contexte industriel de production, ainsi que les types de maintenance. Les types de maintenance présentés, corrective avec ses variantes curative et palliative, préventive avec ses variantes systématique et conditionnelle, et prédictive restent complémentaires et utiles selon les contexte et moyens de l'entreprise, les types d'équipements installés et surtout la politique et la stratégie de l'entreprise. Cependant, viser l'excellence industrielle impose deux paramètres importants qui sont l'anticipation dans la détection et l'évitement des pannes avant qu'elles se produisent et l'efficacité économique, résultat de réduction et d'optimisation des ressources utilisées. Dans cette optique, nous avons présenté avec plus de détails la maintenance prédictive, qui présente plus d'opportunité technologique et économique, bien qu'elle ne puisse être utilisée sans les autres types de maintenance.

A la fin de ce chapitre, nous avons abordé une tendance importante de la gestion de la maintenance qui est le Pronostic et le Health Management (PHM).

Chapitre 2

Data Mining

2.1 Introduction

Le volume de données a toujours constitué la contrainte principale de l'informatique, et l'une des raisons de son évolution, que ce soit pour le stockage ou le traitement. En matière de traitement, l'évolution des architectures, de modèles de données, et des algorithmes, ont permis non seulement la réalisation des traitements en temps réels, mais aussi produire, un résultat signifiant du point de vue business. Parmi ces technologies, on trouve le data mining qui consiste à extraire des connaissances intéressantes à partir d'une grande quantité de données.

L'approche data mining est motivée par la croissance des capacités de stockage, de puissance de calcul, de la bande passante des réseaux, et l'amélioration des algorithmes de traitement et de recherche de l'information, et poussées par les besoins accrus des entreprises de renforcer la maîtrise de leurs activités avec une vue globale synthétique accessible en temps réels.

2.2 Définitions

L'exploration de données, connue aussi sous l'expression de fouille de données, forage de données, prospection de données, data mining, ou encore Extraction de Connaissances à partir de Données (ECD), a pour objet l'extraction d'un savoir ou d'une connaissance à partir de grandes quantités de données, par des méthodes automatiques ou semi-automatiques. Elle se propose d'utiliser un ensemble d'algorithmes issus de disciplines scientifiques diverses telles que les statistiques, l'intelligence artificielle ou l'apprentissage automatique, pour construire des modèles à partir des données, c'est-à-dire trouver des structures intéressantes ou des motifs selon des critères fixés au préalable, et d'en extraire un maximum de connaissances [10].

Au vu des précédentes définitions, il est utile d'indiquer trois concepts essentiels qui sont, les données, les informations et connaissances :

- **Les données** sont des faits, des nombres, ou des textes pouvant être traités par un ordinateur.
- **Les informations** sont obtenues à travers des patterns, des **associations et des relations entre les données**.
- **Les connaissances** sont le résultat de conversion des informations en **patterns historiques ou en tendances futures**.

A ces trois concepts de base, on ajoute un le concept d'ECD qui se définit comme « l'acquisition de connaissances nouvelles, intelligibles et potentiellement utiles à partir de faits cachés au sein de grandes quantités de données » [11] .

2.3 Le processus ECD

Le processus d'extraction de connaissances est composé généralement des étapes présentées dans la Figure 2.1 et décrites ci-dessous :

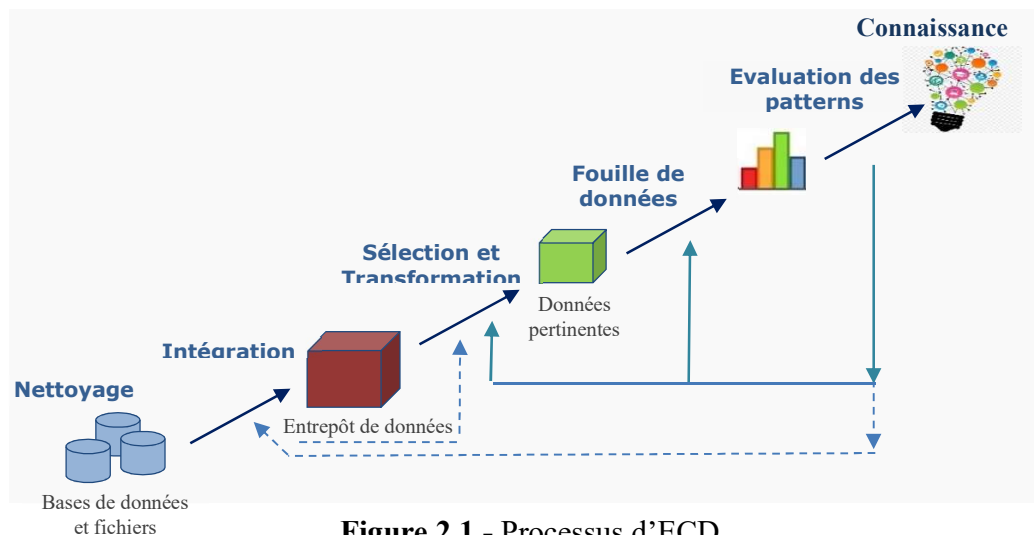


Figure 2.1 - Processus d'ECD.

Les étapes nettoyage, intégration, sélection et transformation servent à préparer les données. L'étape fouille de données (Data Mining) peut interagir avec des utilisateurs ou d'autres bases de connaissances. Les patterns intéressants seront présentés à l'utilisateur et peuvent être stockés dans la base de connaissances.

2.3.1 Nettoyage

Les données du monde réel ont tendance à être incomplètes, bruyantes et incohérentes, ce que l'étape nettoyage des données tente de corriger. Le nettoyage consiste à remplir les valeurs manquantes, et lisser le bruit et corriger les incohérences dans les données [12]. Le remplissage des attributs avec valeurs manquantes est fait, soit par l'ignorance des tuples qui contiennent un nombre important d'attribut vides, ou remplissage des attributs vides manuellement, ou avec valeurs constantes, ou avec des valeurs calculées par mesure de la tendance, ou calculé avec d'autres techniques probabilistes ou statistiques.

Le bruit dans les données est une erreur aléatoire ou une variance dans une variable mesurée. Le bruit peut être identifié et lissé en utilisant plusieurs techniques, telles que la consultation des valeurs de voisinage, la régression qui consiste à prédire une valeur d'un attribut sur la base d'autres attributs en fonction d'une relation linéaire, ou analyse des valeurs incohérentes détectées par regroupement (clustering).

2.3.2 Intégration

Le data mining nécessite l'intégration des données, c'est-à-dire la fusion des données de plusieurs sources. L'intégration aide à réduire ou à éviter les redondances et les incohérences dans les données et à améliorer la précision et la vitesse des processus d'exploration de données. L'intégration des données consiste en le traitement du problème d'identification des entités qui vise à mettre en correspondance des entités équivalentes venant de sources différentes, l'analyse des redondances et de corrélations via des formules mathématiques, la détection des tuples dupliqués, et la résolution des conflits de valeurs où pour la même entité du monde réel, des valeurs d'un même attribut provenant de différentes sources sont différentes [12].

2.3.3 Sélection et transformation

L'ensemble de données de l'entrepôt est souvent énorme et complexe, l'analyse et l'extraction de ces données peuvent prendre beaucoup de temps, ce qui rend cette analyse irréalisable. Des techniques de réduction et de sélection des données peuvent être appliquées pour obtenir une représentation réduite de l'ensemble de données, tout en maintenant l'intégrité. L'extraction sur l'ensemble de données réduit devrait être plus efficace tout en produisant des résultats analytiques identiques ou presque identiques. La transformation des données sert à transformer ou consolider les données dans une forme plus appropriée pour la fouille. Les stratégies de transformation consistent à ce qui suit [12] :

- **Lissage**, qui permet de supprimer le bruit des données via des techniques de voisinage, de régression et de regroupement.
- **Construction d'attributs**, où de nouveaux attributs sont construits et ajoutés à partir des attributs existants.
- **Agrégation**, où des opérations de synthèse ou d'agrégation sont appliquées aux données.
- **Normalisation**, où les données d'attribut sont mises à l'échelle de manière à avoir des plages plus petites de données.
- **Discrétisation**, où les valeurs brutes d'attributs numériques sont remplacées par les étiquettes d'intervalle.
- **Génération d'hierarchie de concepts pour les données nominales**, où des attributs tels que la rue peut être généralisée à des concepts de plus haut niveau, comme la ville ou le pays.

2.3.4 Fouille de données

La fouille de données est l'étape essentielle où des méthodes intelligentes sont appliquées pour extraire des modèles de données. Elle implique l'investigation de nouveaux types de connaissances, l'exploitation minière en espace multidimensionnelle, l'intégration des méthodes issues d'autres disciplines et la prise en compte des liens sémantiques entre les objets de données.

2.3.5 Evaluation

Un système d'exploration de données a le potentiel de générer des milliers, voire des millions de modèles et de règles. L'évaluation permet d'identifier des modèles intéressants qui représentent les connaissances basées sur des mesures d'intérêt, mais, ce n'est pas tous les modèles qui sont intéressants. De manière générale, un modèle est intéressant s'il est facilement compréhensible par les humains, valide sur des données nouvelles avec un certain degré de certitude. Un modèle est également intéressant s'il valide une hypothèse que l'utilisateur cherche à confirmer. Il représente la connaissance qui est la résultante du processus Data Mining [12].

2.4 Méthodes de data mining

Les principales méthodes du data mining se répartissent en deux grandes familles : les méthodes descriptives et les méthodes prédictives.

2.4.1 Méthodes descriptives

Les méthodes descriptives se concentrent sur la recherche de modèles interprétables par l'homme. Elles se répartissent en deux techniques :

- **Clustering**

Le clustering ou l'analyse de cluster est le processus de partitionnement d'un ensemble d'objets de données en sous-ensembles. Chaque sous-ensemble constitue un cluster regroupant des objets similaires, et différents des objets d'autres clusters. Le partitionnement est effectué par un algorithme de clustering qui conduit à la découverte de groupes inconnus dans les données.

L'analyse de cluster a été largement utilisée dans de nombreuses applications telles que l'intelligence d'affaires, la recherche sur le Web, la biologie et la sécurité. Dans l'intelligence d'affaires, par exemple, le clustering permet de regrouper des clients qui partagent des

caractéristiques similaires afin de développer des stratégies commerciales pour une meilleure gestion de la relation client [12].

- **Analyses factorielles**

Les analyses factorielles sont des méthodes statistiques qui permettent de dégager des variables cachées appelés « facteurs » dans un ensemble de mesures. Le principe est que si les données sont dépendantes entre elles, elles sont donc liées à des facteurs communs. L'intérêt est le fait qu'un nombre réduit de facteurs explique bien un nombre important de données. Parmi les techniques factorielles : l'analyse en composantes principales, l'analyse en composantes indépendantes, l'analyse factorielle des correspondances, etc. [13].

- **Règles d'associations**

Cette technique d'exploration de données permet de découvrir un lien entre deux ou plusieurs éléments. L'exploration de règles d'association est utilisée dans plusieurs domaines ; par exemple pour la corrélation des ventes des produits achetés durant une période donnée [14].

2.4.2 Méthodes prédictives

Les méthodes prédictives impliquent l'utilisation de certaines variables de la base de données pour prédire les valeurs inconnues ou futures. Elles se répartissent en trois techniques :

- **Classification supervisée**

La classification est une forme d'analyse de données qui extrait des modèles décrivant des classes de données importantes, appelés classificateurs. De nombreuses méthodes de classification ont été proposées par des chercheurs en apprentissage automatique. La classification a de nombreuses applications comme la détection de fraude, le marketing ciblé, la prédiction des performances, la fabrication et le diagnostic médical. Les principales

techniques de classification supervisées sont les arbres de décision et les réseaux de neurones [14].

- **Analyse de la régression**

L'analyse de la régression est le processus d'exploration de données utilisé pour identifier et analyser la relation entre les variables en raison de la présence d'autres facteurs. Elle est utilisée pour définir la probabilité de la variable spécifique. La régression est une forme de planification et de modélisation. Par exemple, nous pouvons l'utiliser pour projeter certains coûts, en fonction d'autres facteurs tels que la disponibilité, la demande des consommateurs et la concurrence [14].

2.5 Technologies utilisées dans le Data Mining

Le data mining incorpore de nombreuses technologies telles que les statistiques, l'apprentissage automatique, la reconnaissance de formes, les systèmes de base de données et d'entrepôt de données, la recherche d'informations, la visualisation, les algorithmes, et le calcul intensif. La nature interdisciplinaire du data mining contribue fortement à son succès. Les disciplines intégrées dans le data mining sont illustrées dans la Figure 2.2.

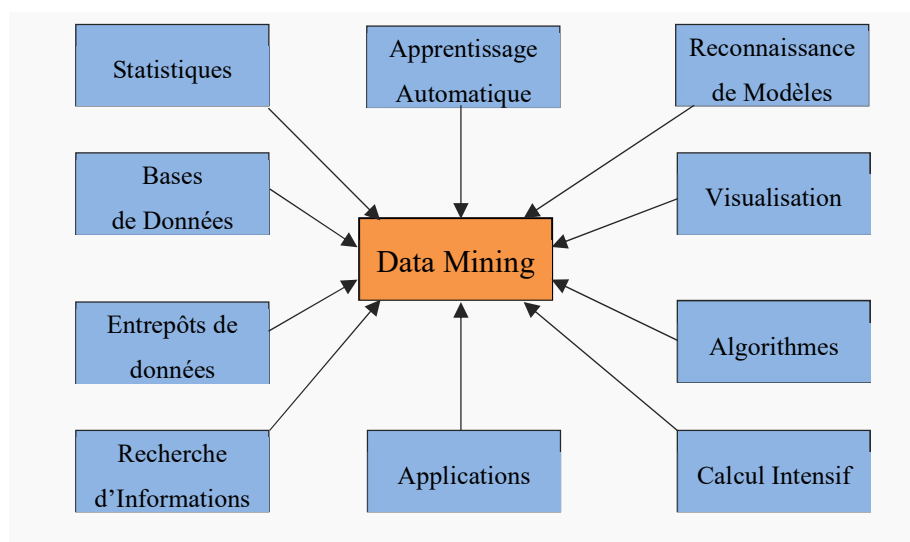


Figure 2.2 – *Technologie utilisées dans le Data Mining.*

2.5.1 Statistiques

Les statistiques étudient la collecte, l'analyse, l'interprétation et la présentation des données, elles ont un lien inhérent avec le data mining [12].

2.5.2 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est une discipline en pleine croissance qui étudie comment les ordinateurs peuvent apprendre sur la base des données et prendre des décisions intelligentes. Ce qui le rend utile pour le data mining est que, par exemple l'apprentissage supervisé est synonyme de classification, l'apprentissage non supervisé est synonyme de clustering [12].

2.5.3 Bases de données et Entrepôt de données

Les bases de données sont connues pour leur capacité et évolutivité de stockage et de traitement des données volumineuses et structurées. Par conséquent, le data mining peut faire usage des technologies de base de données pour atteindre une efficacité et une évolutivité élevées sur de grands ensembles de données. Les entrepôts de données ont la capacité d'intégrer des données de différentes sources, ce qui permet de donner plus de performance au data mining [12].

2.5.4 Recherche d'informations

La recherche d'informations est la science de la recherche de documents ou d'informations dans des documents. En intégrant des techniques de recherche d'informations et des techniques de data mining, on peut retrouver des sujets majeurs dans une collection de documents, et pour chaque document de la collection, les sujets majeurs qui le concernent [12].

2.6 Quelques logiciels de data mining

L'émergence du domaine du Data Mining a conduit à la naissance de plusieurs logiciels spécialisés. Des outils open source comme *Python*, le langage *R*, *Tanagra*, *RapidMiner* et *WEKA* sont les plus utilisés.

2.6.1 Python

Python de *Python Software Foundation* est un langage de programmation interprété multiplateformes très puissant utilisé dans le data mining. Il permet de faire l'analyse statistique, la classification, le clustering et l'analyse prédictive [15].

2.6.2 Langage R

R est un langage de programmation et un logiciel open source destiné aux statistiques et à la science des données soutenu par la *R Foundation for Statistical Computing*. Il permet de faire l'analyse statistique, la classification, le clustering et l'analyse prédictive [15].

2.6.3 Tanagra

Tanagra est un logiciel open source de data mining destiné à l'enseignement et à la recherche. Il implémente une série de méthodes issues du domaine de la statistique exploratoire, de l'analyse de données, de l'apprentissage automatique et des bases de données [15].

2.6.4 RapidMiner

RapidMiner est outil open source avec version gratuite et version commerciale. C'est une plate-forme logicielle de science des données développée par la société du même nom. Il fournit un environnement intégré pour la préparation des données, l'apprentissage automatique, l'apprentissage en profondeur, l'exploration de texte et l'analyse prédictive [15].

2.6.5 WEKA

Weka est une suite populaire de logiciels d'apprentissage automatique, écrite en Java, développée à l'université de *Waikato* en *Nouvelle-Zélande*. *Weka* est un logiciel open source qui permet de faire l'analyse statistique, la classification, le clustering et l'analyse prédictive [15].

2.7 Séries temporelles

2.7.1 Définition des séries temporelles

Une série temporelle T est une séquence ordonnée de n valeurs réelles. $T = (t_1, \dots, t_n)$, avec $t_i \in \mathbb{R}$ pour $1 \leq i \leq n$.

Une sous-série temporelle S de T est une série temporelle de taille $m \leq n$ composée de m valeurs consécutives de T $S = (t_i, t_{i+1}, \dots, t_{i+m-1})$ avec $1 \leq i \leq n - m + 1$. [17]

La Figure 2.3 ci-après donne un exemple d'une série temporelle.

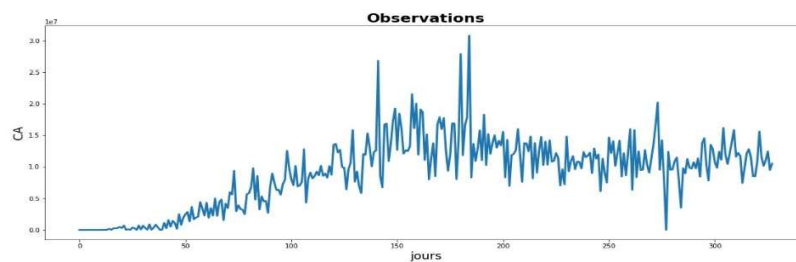


Figure 2.3 – Exemple de série temporelle [17]

2.7.2 Représentation des séries temporelles

Nous distinguons trois types de changement de représentation d'une série temporelle (illustrés dans la Figure 2.4) ;

- Nouvelle série temporelle qui consiste à sélectionner ou calculer un sous-ensemble de points tout en conservant l'ordre des valeurs dans la nouvelle série,
- Séquence symbolique où il s'agit de projeter le domaine des valeurs de la série temporelle dans un domaine discret en utilisant des symboles. L'une des approches utilisées est Symbolic Aggregate Approximation (SAX).
- Vecteur numérique, où un ensemble de valeurs numériques est calculé à partir de la série temporelle initiale pour la représenter. L'une des approches utilisées est celle issue du

traitement du signal, qui consiste à passer les séries temporelles dans le domaine fréquentiel par transformation de fourrier.

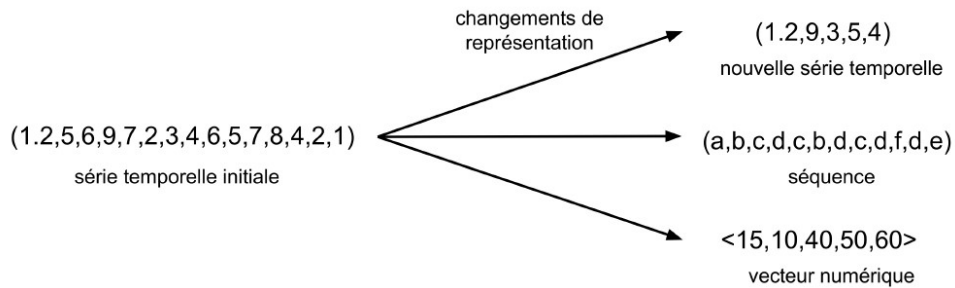


Figure 2.4 – Représentations des séries temporelles [17]

La similarité entre des séries temporelles est l'une des propriétés les plus utilisées en apprentissage automatique sur des séries temporelles. Pour évaluer cette similarité, les méthodes utilisent une mesure de distance. La mesure de distance la plus connue est la distance euclidienne, dite de norme 2 qui se calcule selon la formule suivante :

$$D_{euclidienne}(T, U) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (T_i - U_i)^2}$$

T et U deux séries temporelles de même taille n avec T_i et U_i les valeurs respectives de T et de U à la date i .

2.7.3 Prédiction par les séries temporelles

La fouilles de données par les séries temporelles passe par les étapes suivantes ;

- Représentation de la série temporelle selon l'une des représentations décrites ci-dessus.
- Recherche des séries temporelles similaires à une série donnée sur la base de la mesure de la distance.

- Regroupement de séries temporelles (ou clustering en anglais) consiste à identifier K sous-ensembles dans un ensemble de séries temporelles.
- Prédiction des valeurs futures d'une série temporelle à partir d'un instant t sur la base des comportements réguliers et périodiques.
- Détection d'anomalie qui consiste à identifier dans une série temporelle des sous-séries ou des points dont le comportement est différent du reste de la série temporelle.
- Découverte de régularités consiste à découvrir des sous-séries qui sont redondantes dans les séries temporelles.
- Classification d'une série temporelle qui consiste à associer une catégorie à une nouvelle série temporelle.

2.8 Conclusion

Le data mining vise à automatiser l'extraction des connaissances à partir des volumes importants des données, à identifier les connaissances pertinentes pour la prise de décision. Le recours à cette technologie ne cesse de s'accroître à cause de l'accroissement dramatique des contenus numériques et de l'hétérogénéité des sources de données.

Les techniques, les méthodes et les outils se multiplient pour prendre en charge les différents cas et s'adapter aux différents contextes. A la fin de ce chapitre, nous avons présenté les séries temporelles qui représente l'une des techniques les plus répondues en la matière, et dont la puissance réside dans l'appui sur un facteur très important qui est le temps, un facteur étroitement lié à l'évolution des comportements.

Chapitre 3

Implémentation de la démarche

3.1 Introduction

Dans le chapitre 1, nous avons vu les principaux outils de capture des données des équipements sur lesquels se base la maintenance prédictive, et qui sont, la mesure ultrasons, la thermographie, et l'analyse vibratoire. Dans le monde industriel, l'analyse vibratoire représente la méthode la plus utilisée, et vers laquelle la démarche de maintenance prédictive est grandement orientée.

Dans ce chapitre, nous allons voir l'implémentation de la démarche datamining sur des données issues de l'analyse vibratoire dans un complexe industriel de Liquéfaction du Gaz Naturel (GNL). Les résultats obtenus, leurs analyses et interprétations font objet du chapitre 4.

3.2 Périmètre de travail

3.2.1 Présentation du Complexe GL2Z

Le Complexe GL2Z au sein duquel notre travail a été réalisé est l'un Complexe GNL de l'Entreprise SONATRACH, situé dans la zone industrielle d'Arzew à 390 km d'Alger. Sa capacité de production GNL de 18 000 000 m³/an qui est le produit principal, et de 1 100 000 tonnes/an d'autres produits, réparti entre le propane, le butane, la gazoline et l'hélium.

Après la construction réalisée par la société Américaine « PULLMAN KELLOGG » en 1977 et qui a duré 4 ans, le Complexe a fait sa première production du GNL en Février 1981

et sa première expédition en Juillet 1981. Le complexe GL2Z a connu une opération de rénovation de 1992 à 1996 et a eu sa certification ISO 9001 en 2002.

L'usine GNL2Z se compose de (06) modules identiques, appelés trains, de liquéfactions (transformation du Gaz en liquide) d'une capacité de production de 9000 m³/ jour, conçus pour fonctionnement autonome, et disposant chacun de :

- Propre production de vapeur,
- Section de décarbonations,
- Section de séchage,
- Liquéfaction,
- Compression,
- Fractionnement d'hydrocarbure.

Le complexe GL2Z est structuré en trois zones ;

- Zone de procédé qui comprend six trains de liquéfaction similaire, indépendants et fonctionnant en parallèle.
- Zone utilités conçue essentiellement à fournir toute sorte d'énergie et des besoins des 6 trains de production du complexe (vapeur, énergie électrique, air, azote, eau,..).
- Zone de stockage, d'expédition et de chargement qui sert au stockage du GNL des 6 trains de production dans des réservoirs, et au chargement à travers un quai de chargement contient 6 bras de chargements.

3.2.2 Classification des équipements

Bien que le complexe est organisé géographiquement par zones, une classification logique par natures d'équipements est adoptée pour les besoins de l'analyse vibratoire ; Les équipements sont classés selon la hiérarchie suivantes ; sites, lignes, machines. Chaque site est composé de plusieurs lignes et chaque ligne est composée de plusieurs machines (équipements). Une machine est l'objet de l'analyse vibratoire.

Par rapport à la nature stratégique des équipements, les principaux sites sont :

- AIR-INSTRUMENT composé principalement de compresseurs d'air.
- CHAUDIERES composé de plusieurs types ; celle commune de la zone utilités et celles rattachées à chaque train de production.
- PLATE FORME avec deux grandes familles (lignes) qui sont les turbocompresseurs propres à chaque train de production et les turbogénérateurs communs pour tous les trains.

3.2.3 Processus de maintenance prédictive à GL2Z

Les différents types de maintenance vus dans le chapitre 1, corrective, préventive et prédictive sont appliqués au niveau du Complexe GL2Z et gérées via un système GMAO.

La maintenance prédictive est étroitement liée à la maintenance préventive ; Le planning annuel de maintenance préventive est établi sur la base de calendriers ou de compteurs, et ce, en prenant en compte les recommandations du constructeur, les recommandations du personnel de maintenance et de production ainsi que l'historique des interventions.

Pour des raisons de disponibilité de la production et d'optimisation des coûts, la mise en œuvre du planning préventif se fait selon l'état des équipements, suivi à travers les inspections planifiées, et la surveillance en ligne ou hors lignes. Les résultats des inspections et des surveillances sont traduits en rapports comportant l'état de équipements, la criticité de son état de santé et la nécessité de l'intervention. La mise en œuvre des recommandations se traduit par l'application du planning préventif à travers des demandes de travail.

3.3 Analyse vibratoire et prise de décision

3.3.1 Notions de base

Le fonctionnement des machines engendre des efforts qui sont souvent la cause des défaillances ultérieures (efforts tournants, turbulence, chocs, instabilité). Les efforts sont à leur

tour causes de vibrations qui vont endommager les structures et les composants des machines; la vibration constitue un bon indicateur de l'état de l'équipement [18].

Les défauts détectés par la maintenance prédictive sont présentés dans la Figure 3.1 qui illustre l'importance de l'analyse vibratoire pour la détection des principaux défauts:

Défaut	Types de surveillance									
	Analyse huile	Acoustique	T°	Thermo graphie	P	Débit	Vibrations	Temporel	Stroboscope	alignement
Balourd							1			x
Désalignement			x	x			1		x	x
Roulement à billes	x	x	x	x			1	x		
Paliers	x	x	x	x	x	x	x	x		1
Dentures	x	x					1			
Résonance		x					1		x	x
Cavitation		x					x			
Courbure d'arbre							1			x
Déséquilibre électrique							1			
Tourbillon d'huile		0					1			1
Courroie							x		1	
Souillure							1		x	x
Contamination	1									
Manque de lubrifiant	x	x	1				x	x		x

"1" = adapté "0" = non adapté "x" = moyenne

Figure 3.1 – Défauts détectés par la maintenance prédictive

3.3.2 Etapes de l'analyse vibratoire

Le périmètre de notre étude concerne la surveillance hors-ligne à travers des équipements mobiles. Le prélèvement des vibrations se fait à fréquences prédéterminées. Les principales étapes sont décrites ci-après et illustrées par la Figure 3.2:

- **Mise en place des capteurs et des points de mesure**

Les capteurs utilisés sont des accéléromètres placés en liaison mécanique directe avec l'élément mobile, le plus près possible des paliers. Les points de mesure sont repérés sur des surfaces plane en contact directe avec les capteurs.

- **Configuration des points mesures**

Chaque équipement (machine) est associé à plusieurs points de mesure. Le nombre de points varie de 4 à 12 selon l'équipement.

La configuration des points de mesure se fait sur un logiciel spécialisé installé sur un PC. Les données de configuration sont transférées du PC vers le collecteur de données avant de procéder au prélèvement.

- **Prélèvement des mesures**

Le prélèvement des mesures est réalisé à travers un collecteur mobile de données. La fréquence des prélèvements est mensuelle dans la situation normale, et réduite à 2 semaines ou une semaine dans le cas de présence des indications de défaillance.

Après le prélèvement sur les équipements, les données sont transférées du collecteur vers le PC. A chaque opération de prélèvement deux types de données sont récupérées, l'amplitude connue comme valeur global qui est la donnée traitée dans notre projet, et le signal qui englobe des données détaillées pouvant être analysées et interprétés au besoin.

- **Analyses des données de vibration et prise de décision**

Le premier niveau d'analyse et l'analyse temporelle qui consiste à comparer l'amplitude par rapport au premier seuil appelé seuil d'alarme. En cas de dépassement du seuil d'alarme, une analyse fréquentielle du signal est entamée. Ce type d'analyse permet une interprétation physique et mécanique de l'état de l'équipement, et qui sert à prendre des décisions quant à la date prévisionnelle de l'arrêt et de la planification de l'intervention.



Figure 3.2 – Système de supervision hors-ligne

3.4 Application de la démarche datamining

3.4.1 Compréhension du contexte et préparation des données

Un état des lieux nous a permis d'identifier une base de données d'environ 25000 mesures couvrant plus de 100 équipements pour une période de plus de 10 ans. L'identification et la récupération des données nécessaires ont été faite sur la base de:

- Entretiens avec les experts métiers de la maintenance,
- Données historiques de prélèvements de vibrations.
- Logiciel de GMAO,
- Documents de référence et de travail relatifs à la gestion de la maintenance,

Une analyse des contenus a permis de détecter deux problématiques majeures ; la non complétude des documents pour des mesures successives, et la discontinuité des mesures pendant certaines périodes.

La première problématique a été réglée par la reconstitution des documents en se basant sur la classification des équipements concernées par les mesures de vibrations. La deuxième problématique a été réglée par la suppression des périodes creuses en considérant que les périodes de disponibilité, sachant que le prélèvement des vibrations se fait pour des équipements opérationnels.

Par ailleurs, l'intégration des données a été vérifiée en s'assurant que pour un même équipement, même point de prélèvement et une même date, une seule mesure est prise en compte.

Afin de s'assurer de l'efficacité du processus d'extraction de données, il était nécessaire de réduire le périmètre à un échantillon représentatif. A cet effet, nous avons pris les données pour un équipement identique pour les six trains et pour un même point de mesure. Les équipements choisis sont identifiés par les experts métiers comme stratégiques par rapport à leur importance dans le procédé de production et l'impact de leur défaillance sur la continuité de la production. La Figure 3.3 présentent les étapes du processus que nous avons adopté pour la récupération et sélection des données.

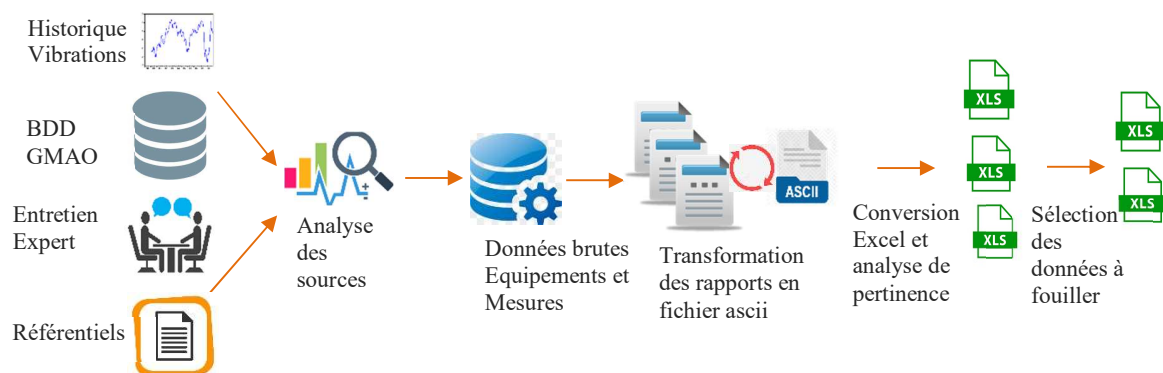


Figure 3.3 – Processus de récupération et sélection des données

3.4.2 Présentation de l'équipement choisi

L'équipement stratégique choisi pour l'implémentation est un compresseur pour propane qui en s'intégrant à une turbine forment un turbo-compresseur. Pour chaque train de production, il existe plusieurs types de turbo-compresseurs formant un système de réfrigération

GNL intégré sans système de secours ; La défaillance d'un seul ensemble turbocompresseur entraîne l'arrêt immédiat du train de production.

Selon la nomenclature GL2Z, le compresseur choisi est codé X01J, la turbine est X01JT. X étant le numéro du train de production ; 101J est le compresseur du train de production n°1 et 101JT est sa turbine. En matière de vibration, chaque compresseur est surveillé via 4 points de mesures. Deux du côté aspiration propane (un point horizontal « 1H » et l'autre vertical « 1V ») et deux du côté refoulement (un point horizontal « 2H » et l'autre vertical « 2V »).

Notre travail a été fait principalement sur les données du compresseur 101J et pour le point de mesure horizontal de l'aspiration propane « 1H ». L'analyse a été étendue aux données des compresseurs 501J et 601J et pour le même point de mesure.

La Figure 3.4 donne un schéma synoptique qui montre la position du compresseur étudié (X01J).

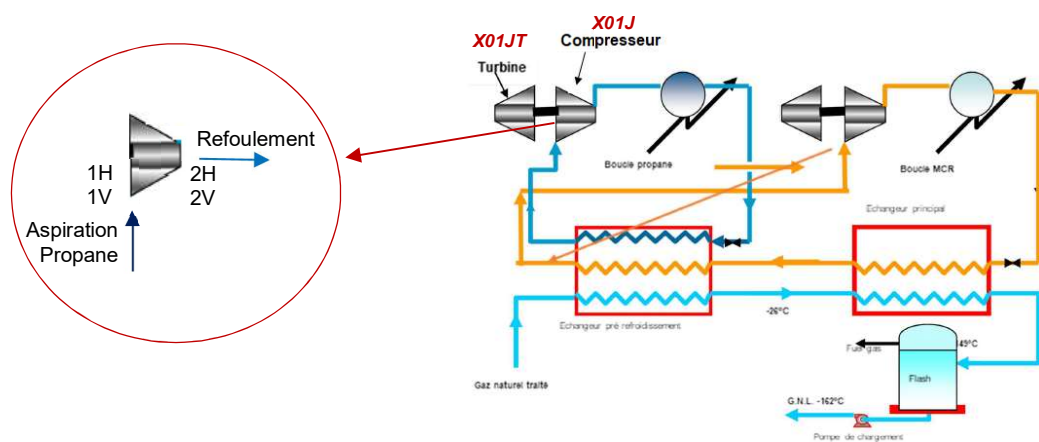


Figure 3.4 – Description du compresseur étudié (X01J)

3.4.3 Fouille de données et extraction des connaissances

Les données des équipements sélectionnés ont été transformés au format csv exploitable par l'outil choisi qui est Python que nous décrivons dans la suite de ce chapitre. Chaque fichier csv correspond à une série temporelle.

Le processus de fouille de données et d'extraction des connaissances adopté est décrit dans ce qui suit :

- Choix d'une famille d'équipements stratégiques similaires et d'un équipement type pour l'expérimentation.
- Chargement des données : cette opération sert à lire le contenu du fichier csv qui correspond à la série temporelle. Le résultat de ce chargement est vérifié via l'affichage du graphe du signal.
- Calcul des profils : cette opération dont le résultat est un graphe sert à :
 - Décomposer la série temporelle en séquence de n points ; le chiffre n correspond au nombre de mois. L'expérimentation a été fait pour n de 7 à 12 mois.
 - Calculer les distances Euclidienne minimale entre chaque séquence de n points et les autres séquences.
 - Réalisation de la même opération pour plusieurs séries où chaque série correspond à un équipement.
- Extraction des motifs fréquents: le code source Python utilisé pour chargement des données, le calcul des profils et l'extraction des motifs fréquents est donné en annexe. Cette opération a été réalisée pour l'équipement type pour plusieurs séquences et étendue à d'autres équipements pour la séquence choisie.
- Analyse des résultats : l'analyse des résultats est l'étape la plus importante du processus et qui sert à l'extraction des connaissances en vue de faire le pronostic sur la santé de l'équipement. Ce volet est détaillé dans la chapitre 4.

3.4.4 Implémentation avec Python

L'implémentation de la démarche a été fait avec python 3.9 64 bits via un programme structuré basé sur un ensemble de Librairies fournies avec Python. L'environnement de développement utilisé est pycharm professional 2021 64 bits. Le programme et les Librairies sont données en Annexes A et B [19] [20].

Le programme a été implémenté dans un environnement Jupyter Notebook (anciennement IPython Notebooks, le nom Jupyter est tiré de combinaison de trois langage qu'il supporte **J**ulia, **P**ython et **R**) qui est un environnement de calcul interactif basé sur le Web permettant de créer des documents de Notebook Jupyter. L'interactivité de l'environnement Jupyter permet d'avoir dans la même interface les codes du programme, des éléments de texte enrichi, tels que des figures, des liens, des équations..., ainsi que les résultats.

En raison du mélange d'éléments de code et de texte, il est possible de rassembler aussi une description d'analyse et ses résultats en temps réel et dans un format facilement éditable.

3.5 Conclusion

La mise en œuvre de la démarche datamining dans un environnement réel nous a permis de constater que la restructuration et la préparation des données est une étape aussi importante que le traitement et la fouille des données.

Elle nous a également permis de voir l'utilité des séries temporelles dans la description du fonctionnement d'un équipement industriel et dans l'interprétation de ses comportements.

L'environnement d'implémentation adapté, composé de Python, Pycharm et Jupyter Notebook nous ont permis d'accélérer le traitement et d'avoir des résultats exploitables.

Chapitre 4

Extraction des motifs et analyse des résultats

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats d'implémentation de la démarche présentée dans le chapitre précédent.

Le contenu de ce chapitre composé essentiellement des graphes tirés de l'environnement d'implémentation représente le processus de fouille de données et d'analyse des résultats.

L'analyse faite est de deux types ; une analyse des données que nous avons effectuée sur la base des concepts de data mining et une analyse métier faite par un expert métier spécialisée dans la maintenance prédictive et qui dispose des compétences dans le domaine de la mécanique et dans le périmètre d'application de notre thème.

4.2 Expérimentation avec le compresseur choisi 101J

4.2.1 Présentation de la série temporelle du compresseur

Pour le point de mesure choisi, 88 valeurs disponibles ont fait objet de traitement. Chaque valeur correspond à un mois. Les mois sont notés de M1 à M88. La Figure 4.1 représente la série temporelle étudiée.



Figure 4.1 – Série temporelle des mesures 101J

4.2.2 Traitement de la série temporelle

En vue de découvrir les motifs, l'expérimentation a été faite pour une variété de séquences, de 6 à 12. Les résultats sont présentés ci-après à travers les Figures 4.2, 4.3, 4.4, 4.5, 4.6, 4.7 et 4.8. Les nombres en dessous du graphe représentent les débuts des sous-séries des motifs identifiés. Chaque tuple de N valeurs ((15, 48, 74, 78) par exemple) représente les débuts des sous-séries d'un motif qui se répète N fois dans la série étudiée. Ce principe est valable pour tous les graphes Matrix Profile et Motifs de la suite de ce mémoire.

- **Matrix Profile et Motifs pour les séquence de 6 mois**

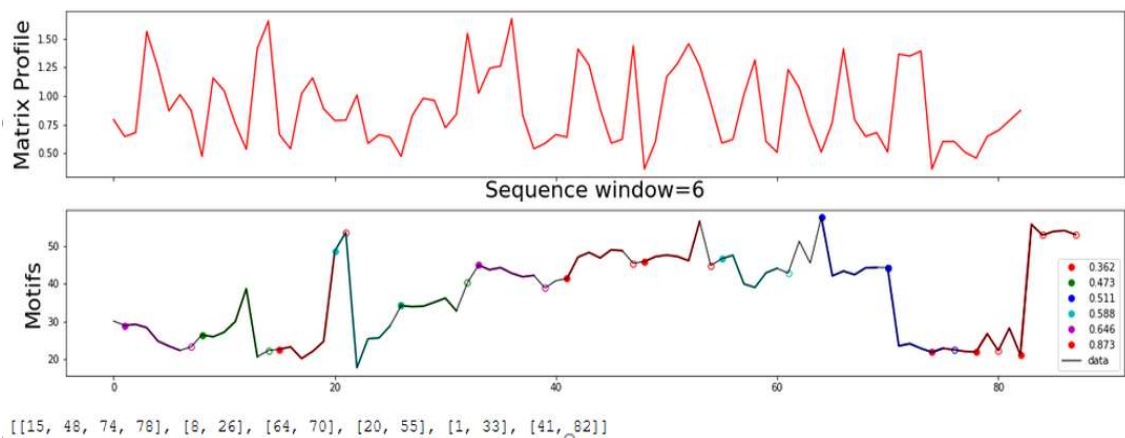


Figure 4.2 – Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 6

➤ Résultat : un motif se répète 4 fois et 5 motifs se répètent deux fois chacun.

- **Matrix Profile et Motifs pour les séquence de 7 mois**

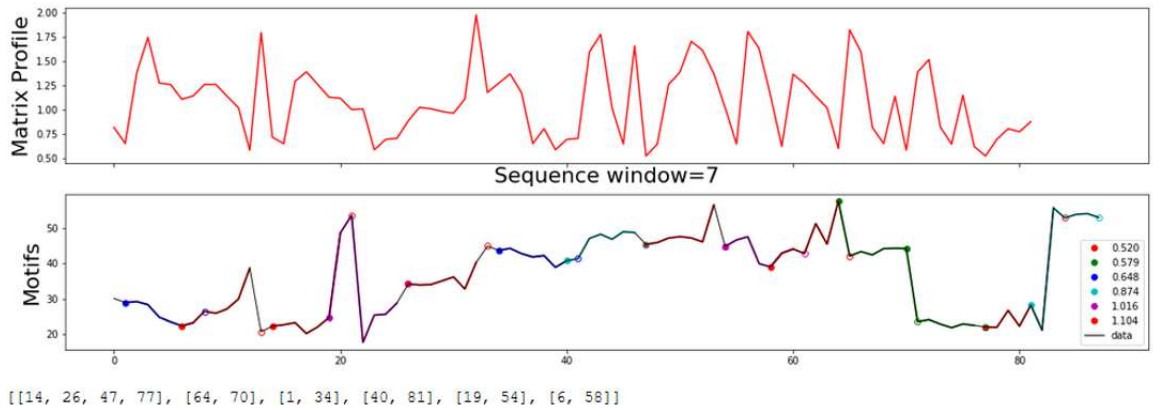


Figure 4.3 – Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 7

➤ Résultat : 1 motif se répète 4 fois et 5 motifs se répètent deux fois chacun.

- **Matrix Profile et Motifs pour les séquence de 8 mois**

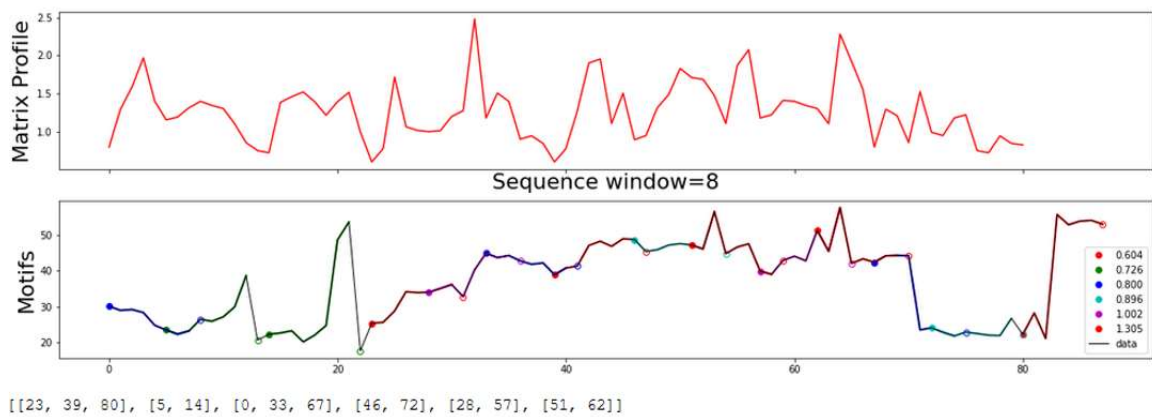


Figure 4.4 – Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 8

➤ Résultat : 2 motifs se répètent 3 fois et 4 motifs se répètent deux fois chacun.

• **Matrix Profile et Motifs pour les séquence de 9 mois**

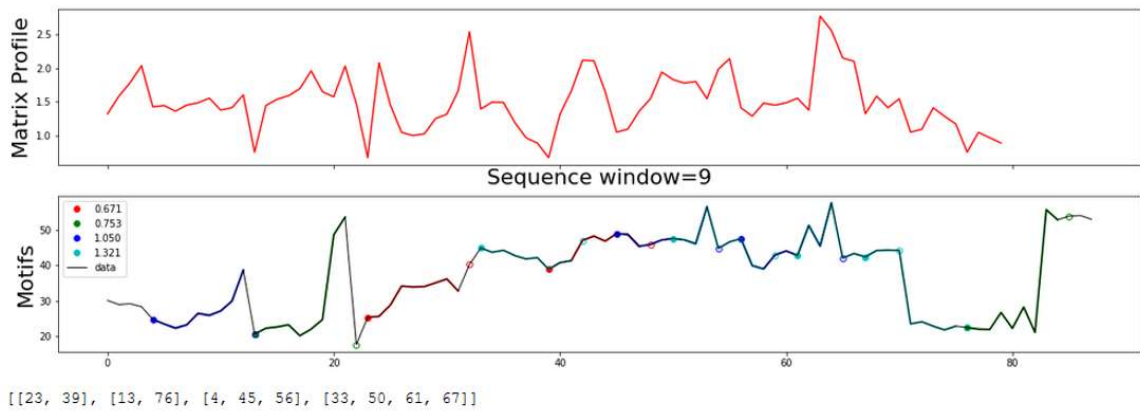


Figure 4.5 – Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 9

➤ Résultat : 1 motif se répète 4 fois, 1 motif se répète 3 fois et deux motifs se répètent deux fois chacun.

• **Matrix Profile et Motifs pour les séquence de 10 mois**

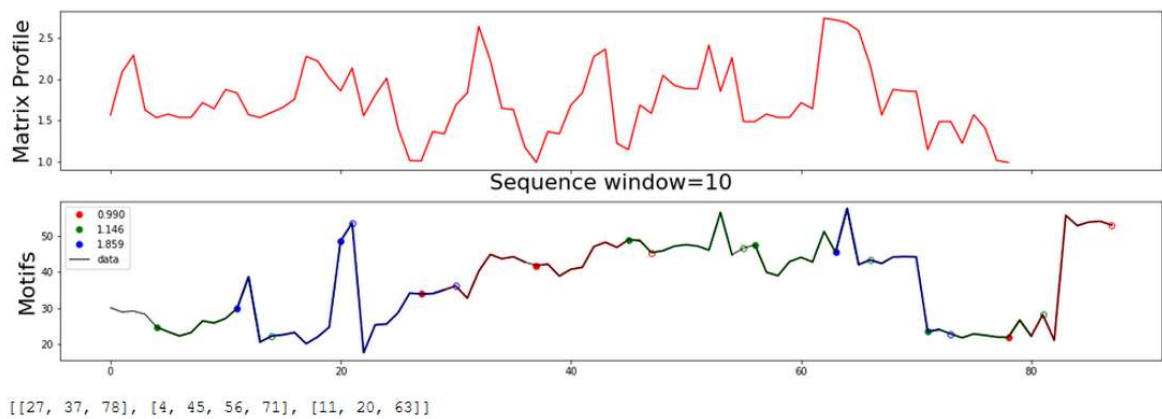


Figure 4.6 – Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 10

➤ Résultat : 1 motif se répète 4 fois, 2 motifs se répètent 3 fois chacun.

- **Matrix Profile et Motifs pour les séquence de 11 mois**

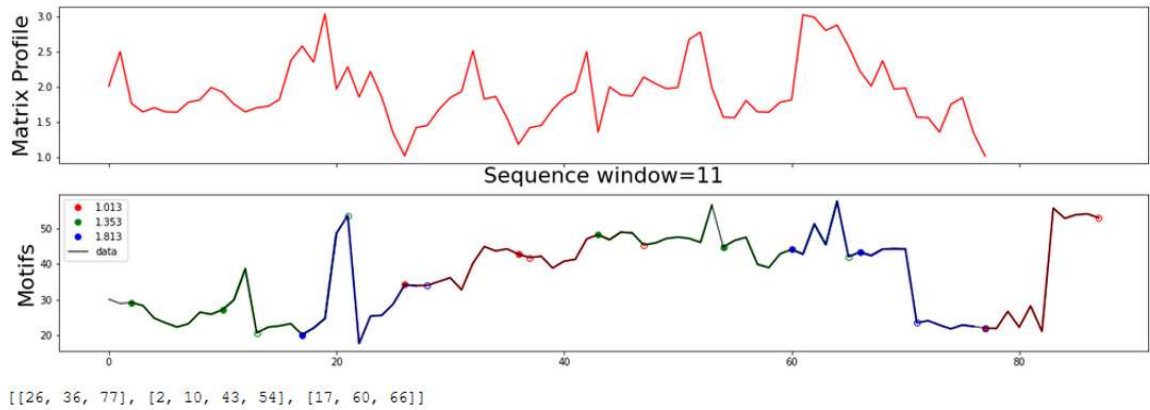


Figure 4.7 – Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 11

➤ Résultat : 1 motif se répète 4 fois, 2 motifs se répètent 3 fois chacun.

- **Matrix Profile et Motifs pour les séquence de 12 mois**

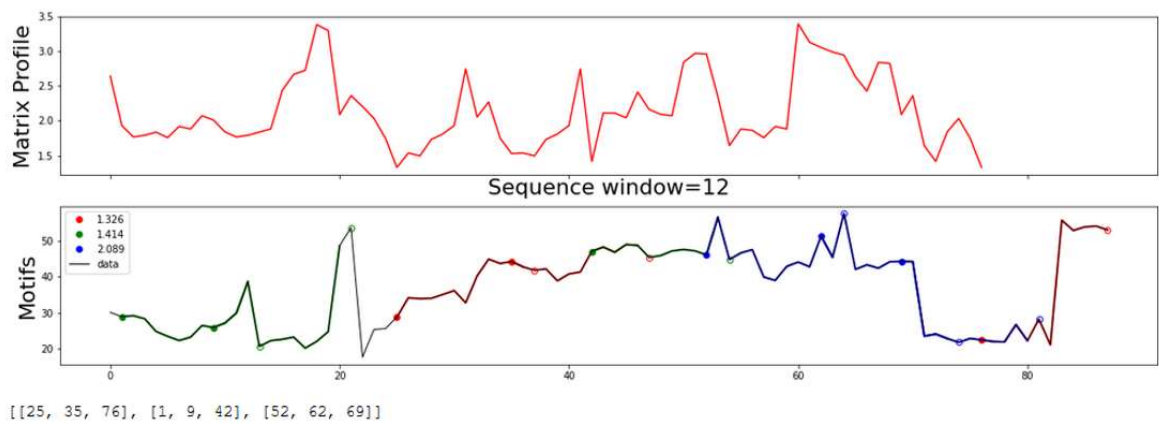


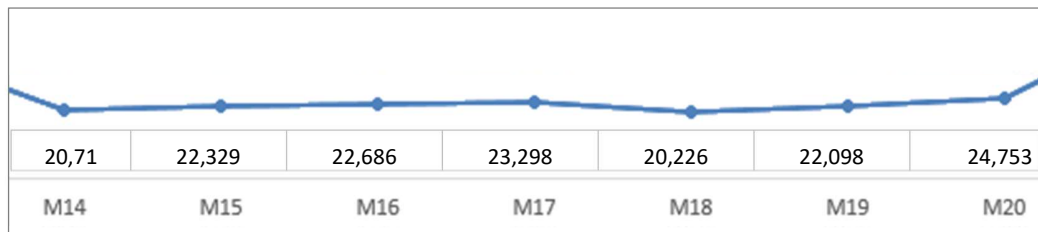
Figure 4.8 – Matrix Profile et Motifs 101J pour les séquences de 12

➤ Résultat : 3 motifs se répètent 3 fois chacun.

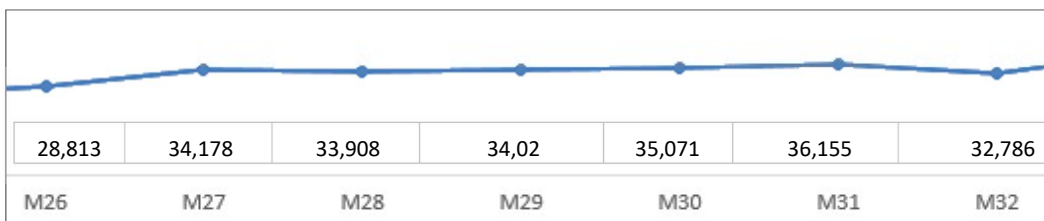
4.3 Analyse et choix d'une séquence type

Par rapport à la répétition du motif, le nombre maximum de fois est 4. Le cas se présente pour les séquences 6, 7 et 9. Au vu de la consistance de la période dans la vie d'un équipement, les séquences de 6 et 7 ont été préférés à celle de 9. Le choix final a été fait pour la séquence de 7 par rapport à celle de 6 au vu que cette dernière présente un motif répété pour des sous-séries qui se chevauchent.

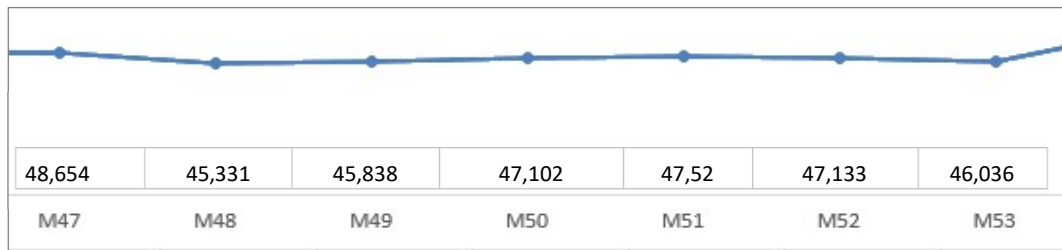
- **Séquence 14 à 20**



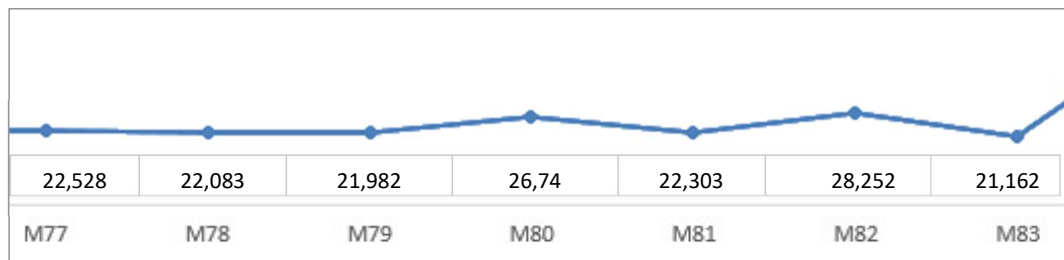
- **Séquence 26 à 32**



- **Séquence 47 à 53**



- **Séquence 77 à 83**



4.4 Interprétation des résultats sur avis de l'expert métier

Une séance de travail a été tenue avec l'expert du domaine afin d'analyser les résultats et interpréter les motifs. Son interprétation qui reste globale selon sa précision, et qui peut être approfondie par d'autres éléments, se résume comme suit :

Les données relatives au motif répété reflètent une stabilité de l'état de l'équipement, ce qui le laisse à l'abri d'une augmentation subite de la valeur de vibration et le rapprochement du seuil d'alarme qui est à 60 pour cet équipement.

Les différences des tranches de valeurs peuvent être expliquées par deux cas de figure :

- Le rapprochement ou l'éloignement des actions de maintenance ; les valeurs basses surviennent généralement après une opération de maintenance qui permet de réparer les paliers, ce qui réduit les vibrations, tandis que les valeurs hautes surviennent généralement

à l'éloignement approche d'une opération de maintenance et l'approche de l'opération suivante.

- Le débit de production ; l'augmentation du rendement du train de production peut générer plus de vibration et donc augmentation de la valeur de la mesure tandis qu'une baisse du rendement peut générer une baisse des vibrations.

L'analyse globale des valeurs indique que l'équipement n'a pas atteint le seuil d'alarme pendant la période de 88 mois. Ce qui implique que malgré les variations d'une période à une autre, les problèmes qu'a subi cet équipement n'ont pas atteint un niveau de sévérité qui impacte son état de santé globale.

4.5 Recherche des motifs pour des compresseurs similaires

Le compresseur étudié 101J fait partie d'une famille de compresseurs similaires codés X01J à raison d'un compresseur par train de production, soit 201J, 301J, 401J, 501J, 601J en plus du 101J.

Lors de l'étude préliminaire faite sur la base de l'évolution des mesures de vibrations, nous avons identifié deux catégories de similarité ; trois compresseurs 101J, 501J et 601J qui n'ont pas atteint le seuil d'alarme et trois autres compresseurs 201J, 501J et 601J qui l'ont atteint avec des fréquences qui diffèrent d'un équipement à un autre.

Pour les raisons citées et au vu que notre travail était orienté vers l'identification des motifs (similarité), la comparaison du compresseur 101J a été faite avec 501J et 601J pour des séquences de 7.

4.5.1 Recherche des motifs du compresseurs 501J

Les matrices de profils ainsi que les motifs relatifs au compresseur 501J sont représentés par la Figure 4.9.

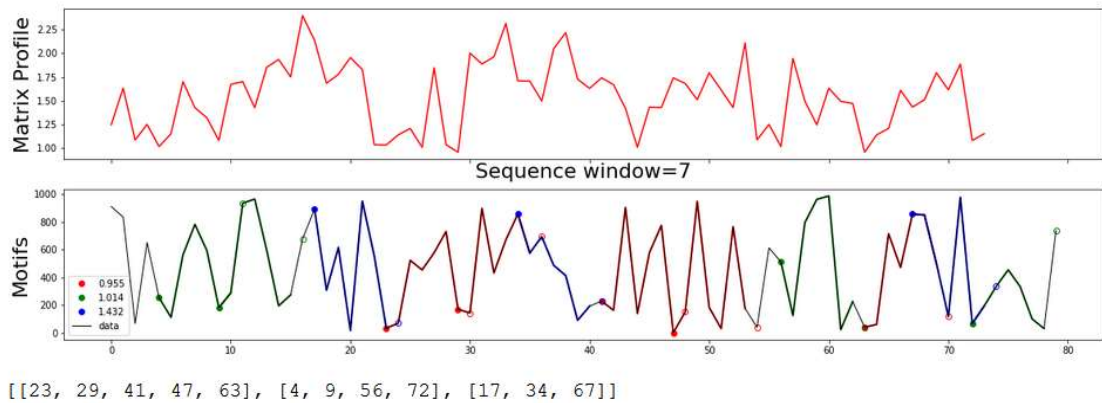


Figure 4.9 – Matrix Profile et Motifs 501J pour les séquences de 7

4.5.2 Recherche des motifs du compresseurs 601J

Les matrices de profils ainsi que les motifs relatifs au compresseur 501J sont représentés par la Figure 4.10.

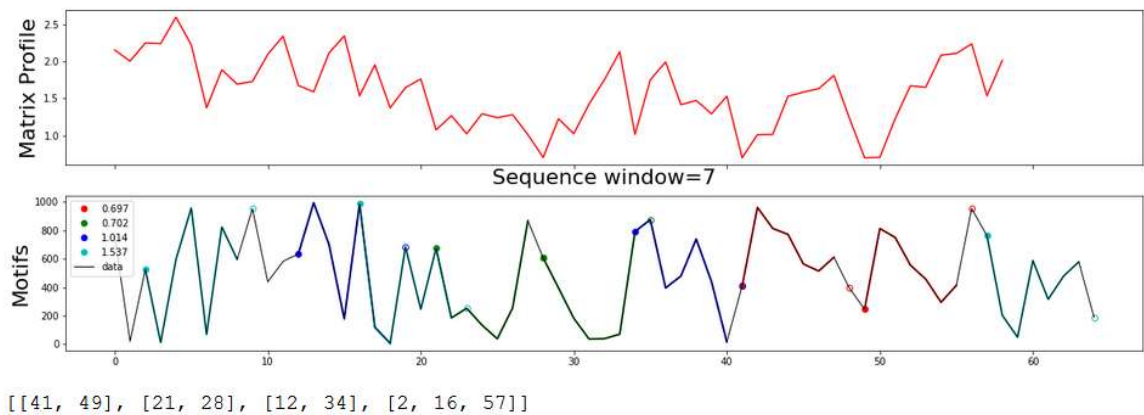
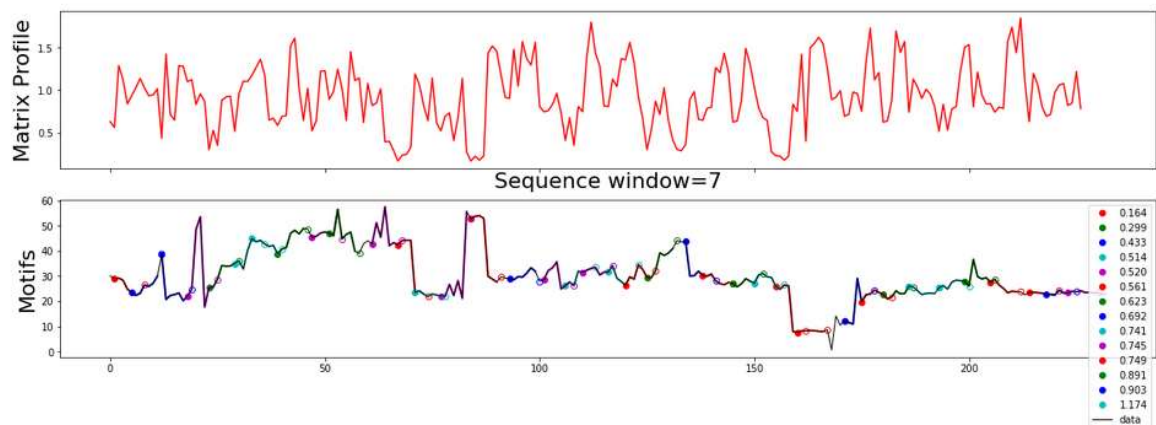


Figure 4.10 – Matrix Profile et Motifs 601J pour les séquences de 7

4.5.3 Recherche des motifs similaires entre 101J, 501J et 601J

Afin d'identifier des motifs communs nous avons construit une série globale à partir des trois séries. L'analyse a été faite en repérant l'appartenance de l'indice globale par rapport aux séquences initiales. La Figure 4.11 représente les matrices de profils ainsi que les motifs pour les trois compresseurs 101J, 501J et 601J.



[[67, 84, 155], [23, 39, 125], [12, 134], [29, 106, 193], [47, 77], [1, 138, 205, 214], [145, 180], [171, 218], [71, 116, 186], [18, 61, 101, 110, 223], [120, 160, 175], [51, 199], [5, 9 3], [33, 150]]

Figure 4.11 – Matrix Profile et Motifs pour 101J, 501J et 601J

4.5.4 Analyse des résultats

A partir des tests réalisés, on peut tirer deux conclusions ;

- Les équipements 501J et 601J, à l'instar du 101J, présentent plusieurs motifs qui se répètent, ce qui explique une régularité et une stabilité d'une période à une autre.
- Les équipements 101J, 501J et 601J présentent des motifs communs, ce qui explique la similitude en matière de comportement et de stabilité.

4.6 Conclusion

La variété des données utilisées et la puissance offerte par les bibliothèques python nous ont permis d'avoir des résultats concrets qui représentent des connaissances réelles, non évidente avant l'implémentation. La richesse des résultats et l'importance de l'interprétation font de ce chapitre un aboutissement de tous les efforts déployés durant la réalisation de ce projet.

Conclusion Générale

Les axes traités dans les deux chapitres de ce document, la maintenance industrielle et le Data Mining, ont été choisis par rapport à des aspects communs. L'objectif est de disposer des éléments de base nécessaires et utiles à la mise en œuvre dans un contexte industriel réel. Les fondements théoriques étudiés doivent être complétés par une étude plus approfondie de la problématique réelle selon le point de vue des acteurs concernés, une adaptation de la démarche data mining selon les besoins de mise en œuvre, et un choix judicieux de l'architecture et des outils à mettre en place.

L'exploitation effective d'un système de data mining aidera l'entreprise à collecter, extraire et créer des connaissances inaccessibles avec des outils classiques du système d'information. Cela ne pouvait être possible sans l'utilisation des outils d'implémentation spécialisés et performants.

La fouille des données traitées et l'analyse des résultats nous ont permis de toucher de très près aux concepts de l'apprentissage non supervisé qui nourrit la curiosité d'approfondir l'analyse et détecter de plus en plus de connaissances. L'accès à ces connaissances initialement inconnues permettra d'anticiper les pannes, et éviter les indisponibilités des installations et les arrêts non planifiés de la production.

L'expérience vécue dans ce projet nous amène à voir beaucoup de perspectives pour continuer le travail réalisé jusque-là par l'élargissement du périmètre d'étude, que ce soit en matière de périmètre physique en touchant à d'autres d'équipements, ou par rapport à l'axe en passant à analyse des anomalies (discords), ou par rapport aux outils de captures en passant vers des outils de supervision en ligne qui permettent d'exploiter d'autres types de maintenance prédictive.

A la fin de ce travail, nous avons conclu que les données générées par les équipements et capturés par les outils de supervision en ligne et hors ligne génère chaque jour des

connaissances cachées et dont l'extraction et l'analyse à l'avance permettront de passer d'une logique de diagnostic à une logique de pronostic qui l'objectif du PHM qui vise à préserver la santé de l'équipement et assurer une meilleure production qui la raison d'être de l'Entreprise Industrielle.

Annexe A – Programmes python

Chargement des Librairies

```
from matrixprofile import *
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
```

Chargement des données (csv)

```
data = pd.read_csv('d:\data101J.csv')

pattern = data.data.values

#Plot data
fig, ax1 = plt.subplots(figsize=(20,5))
ax1.plot(np.arange(len(pattern)),pattern, label="Synthetic Data")
legend = ax1.legend(loc='upper right')
```

Calcul des Matrix Profile et Motifs

```
m=7
mp = matrixProfile.stomp(pattern,m)
```

```
def plot_motifs(mtf, labels, ax):

    colori = 0
    colors = 'rgbcm'
    for ms, l in zip(mtf, labels):
        c = colors[colori % len(colors)]
        starts = list(ms)
        ends = [min(s + m, len(pattern)-1) for s in starts]
        ax.plot(starts, pattern[starts], c + 'o', label=l)
        ax.plot(ends, pattern[ends], c + 'o', markerfacecolor='none')
        for nn in ms:
            ax.plot(range(nn, nn+m), pattern[nn:nn+m], c, linewidth=2)
        colori += 1

ax.plot(pattern, 'k', linewidth=1, label="data")
ax.legend()
```

Affichage des motifs et identification des sous-séquences correspondantes

```
mtfs ,motif_d = motifs.motifs(pattern, mp, max_motifs=20, n_neighbors=None)
```

```
#Append np.nan to Matrix profile to enable plotting against raw data  
mp_adj = np.append(mp[0],np.zeros(m-1)+np.nan)  
  
#Plot the signal data  
fig, (ax1, ax2, ax3) = plt.subplots(3,1,sharex=True,figsize=(20,10))  
  
ax1.plot(np.arange(len(pattern)),pattern, label="Synthetic Data")  
ax1.set_ylabel('Signal', size=22)  
  
#Plot the Matrix Profile  
ax2.plot(np.arange(len(mp_adj)),mp_adj, label="Matrix Profile", color='red')  
ax2.set_ylabel('Matrix Profile', size=22)  
ax2.set_xlabel("Sequence window={}".format(m), size=22)  
  
#Plot the Motifs  
plot_motifs(motifs, [f"{md:.3f}" for md in motif_d], ax3)  
ax3.set_ylabel('Motifs', size=22)  
#plt.xlim((0,100))  
plt.show()  
print(motifs)
```

Annexe B – Librairies python utilisées

matrixprofile-ts : est une bibliothèque Python 2 et 3 permettant d'évaluer les données de séries chronologiques à l'aide des algorithmes Matrix Profile développés par les groupes de recherche Keogh et Mueen de l'UC-Riverside et de l'Université du Nouveau-Mexique.

numpy : peut être utilisé pour effectuer une grande variété d'opérations mathématiques sur des tableaux. Il ajoute de puissantes structures de données à Python qui garantissent des calculs efficaces avec des tableaux et des matrices et il fournit une énorme bibliothèque de fonctions mathématiques de haut niveau qui opèrent sur ces tableaux et matrices.

pandas est une boîte à outils d'analyse de données populaire basée sur Python qui peut être importée à l'aide d'import pandas as pd . Il présente une gamme variée d'utilitaires, allant de l'analyse de plusieurs formats de fichiers à la conversion d'une table de données entière en un tableau matriciel numpy.

pyplot est une collection de fonctions dans le package de visualisation populaire Matplotlib. Ses fonctions manipulent les éléments d'une figure, telles que la création d'une figure, la création d'une zone de traçage, le traçage de lignes, l'ajout d'étiquettes de tracé, etc.

Bibliographie

Livres, monographie

- [1] Commission de Normalisation AFNOR NF EN 13-306, *Terminologie de la maintenance*, Ed. Afnor, Paris, 2010.
- [2] Driss Bouami, *Le grand livre de la maintenance*, Ed. Afnor, Paris, 2019.
- [3] Guillaume Laloux, *Management de la maintenance selon ISO 9001:2008*, Ed. Afnor, Paris, 2009.
- [4] Commission de Normalisation AFNOR AFNOR FD X 60-000, *Maintenance industrielle Fonction maintenance*, Ed. Afnor, Paris, 2002.
- [5] François Monchey Jean Pierre Vernier, *Management Méthodes et organisations*, Ed. DUNOD, Paris, 2010.
- [6] Jean-Marc Gallaire, *Les outils de la performance industrielle*, Ed. EYROLLES, Paris, 2008.
- [7] Ralph W. Peters, *Maintenance Benchmarking and Best Practices*, Ed. Mc GRAW-HILL, 2006.
- [12] J. Han, M. Kamber, J. Pei, *Data Mining Concepts and Techniques*, Ed. MORGAN KAUFMANN, USA 2012.
- [16] George Vachtsevanos, Frank Lewis, Michael Roemer, Andrew Hess, Biqing Wu, *Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis*, Ed. John Wiley & Sons, 2006
- [17] Maël Guillemé, *Thèse Doctorat Extraction de connaissances interprétables dans des series temporelles*, UNIVERSITÉ DE RENNES 1, 2019.

Articles de revue

- [8] Rédaction Fluides & Transmissions, *Maintenance Prédictive Intérêts et enjeux page 26*, Fluides & Transmissions, 2014.
- [11] Dominique Crié, De l'extraction des connaissances au Knowledge Management, revue française de gestion, 2003/5 n° 146, pages 59-79. (consulté sur <https://www.cairn.info/revue-francaise-de-gestion-2003-5-page-59.htm?contenu=article>), Revue française de gestion, 2003
- [18] Jacques MOREL, *Surveillance vibratoire et maintenance prédictive*, Techniques de l'Ingénieur, R 6100-1 à R 6100-2, Techniques de l'Ingénieur, 2002

Documents web

- [9] Maintenance prédictive, <https://www.appvizer.fr/magazine/operations/gmao/maintenance-predictive-definition>, consulté en Juin 2021
- [10] Exploration de données, https://fr.wikipedia.org/wiki/Exploration_de_données, consulté en Juin 2021
- [13] Exploration de données#Algorithmes, https://fr.wikipedia.org/wiki/Exploration_de_données#Algorithmes, consulté en Juin 2021
- [14] Data Mining Techniques, <https://www.javatpoint.com/data-mining-techniques>
- [15] top 5 des outils les plus utilisés en data mining, <https://jafwin.com/2019/01/14/top-5-des-outils-les-plus-utilises-en-data-mining/>, consulté en Juin 2021
- [19] The UCR Matrix Profile Page, <https://www.cs.ucr.edu/~eamonn/MatrixProfile.html>, consulté en Juin 2021
- [20] matrixprofile-ts, <https://github.com/target/matrixprofile-ts>, consulté en Juin 2021