THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Institut National Polytechnique de Toulouse (Toulouse INP)

Discipline ou spécialité :

Genie industriel

Présentée et soutenue par :

Mme HOUDA SARIH

le lundi 15 juin 2020

Titre :

Surveillance,diagnostic et pronostic de défaillance dans les systèmes de radio/télédiffusion.

Ecole doctorale :

Systèmes (EDSYS)

Unité de recherche :

Laboratoire Génie de Production de l'ENIT (E.N.I.T-L.G.P.)

Directeurs de Thèse :

M. KAMAL MEDJAHER

M. AYELEY TCHANGANI

Rapporteurs :

M. BRUNO CASTANIER, UNIVERSITE D'ANGERS

MME MIREILLE BAYART, UNIVERSITE LILLE 1

Membres du jury :

M. KONDO HLOINDO ADJALLAH, UNIVERSITE DE METZ, Président

M. AYELEY TCHANGANI, UNIVERSITE TOULOUSE 3, Membre

M. ERIC PERE, Invité

M. KAMAL MEDJAHER, ECOLE NATIONALE D'INGENIEURS DE TARBES, Membre

M. XAVIER DESFORGES, ECOLE NATIONALE D'INGENIEURS DE TARBES, Membre

Sommaire

Publications **13**

Introduction générale **15**

1 PHM dans le domaine de la radio/télédiffusion **21**

1.1 Introduction 22

1.2 Importance de la maintenance 23

1.3 La maintenance et ses terminologies 25

1.3.1 Définition de la maintenance 25

1.3.2 Objectifs de la maintenance 26

1.3.3 Impact de la maintenance sur les coûts de cycle de vie 26

1.3.4 Différents types de maintenance 27

1.3.5 Architectures pour l'évaluation de la santé des systèmes 29

1.4 PHM pour les systèmes radio/télédiffusion 33

1.4.1 Contexte industriel 33

1.4.2 Contexte scientifique 35

1.4.3 Maintenance des équipements radio/télédiffusion 35

1.4.4 Présentation de l'entreprise WorldCast Systems 36

1.4.5 Émetteur FM 39

1.4.6 Contextes et conditions d'utilisation des émetteurs FM 40

1.5 Approche PHM pour les émetteurs FM 45

1.5.1 État de l'art des approches d'implémentation de PHM 45

1.5.2 Développement d'une démarche PHM pour les émetteurs 46

1.6 Conclusion 47

2 Surveillance des émetteurs FM **49**
2.1 Introduction . . . 49
2.2 Identification des composants critiques . . . 50
2.2.1 Méthodes d'identification des composants critiques . . . 51
2.2.2 Méthode proposée pour l'identification des composants critiques . . . 55
2.2.3 Application de l'approche d'identification des composants critiques à un émetteur FM . . . 59
2.3 Prétraitement des données pour la surveillance d'un émetteur FM . . . 67
2.3.1 Collecte des données . . . 70
2.3.2 Prétraitement des données . . . 70
2.3.3 Application de la méthode proposée pour le prétraitement des données . 71
2.4 Conclusion . . . 77

3 Détection et diagnostic des émetteurs FM **79**
3.1 Introduction . . . 79
3.2 Approches de détection et de diagnostic . . . 80
3.2.1 Approches de détection . . . 81
3.2.2 Approches de diagnostic dans la littérature . . . 82
3.3 Données de surveillance pour la détection et le diagnostic . . . 83
3.3.1 Données de test pour un émetteur FM . . . 83
3.3.2 Données clients en ligne . . . 83
3.3.3 Données de déverminage . . . 84
3.4 Proposition d'une approche de détection et de diagnostic guidée par les données 85
3.4.1 Approche proposée . . . 85
3.4.2 Application de l'approche de détection et diagnostic . . . 90
3.5 Conclusion . . . 103

4 Pronostic de défaillances des émetteurs FM **105**
4.1 Introduction . . . 105
4.2 Pronostic de défaillances : définitions, état de l'art et approches . . . 106
4.2.1 Définitions . . . 106
4.2.2 Approches de pronostic . . . 107
4.2.3 Taxonomie de classifieurs et applicabilité au PHM . . . 113
4.3 Méthode de pronostic pour les émetteurs FM . . . 114
4.3.1 Données de surveillance pour l'approche du pronostic . . . 114

4.3.2 Architecture de l'approche de pronostic proposée 117
4.4 Application et discussion 123
4.5 Conclusion 128

Conclusion générale **131**

Table des figures

1 Évolution du téléphone portable entre le passé, le présent et le futur. 16
2 Structure du mémoire. 20

1.1 Répartition du coût de cycle de vie dans deux industries adapté de [37]. 27
1.2 Schéma conceptuel d'OSA-CBM [64]. 30
1.3 Processus PHM. 31
1.4 Le groupe WorldCast Systems. 38
1.5 Du studio au site de l'émetteur. 39
1.6 Émetteur FM. 40
1.7 Exemple d'un émetteur installé en haut d'un château d'eau. 43
1.8 Quelques emplacements géographiques des émetteurs FM de WorldCast Systems. 44
1.9 Démarche PHM proposée pour les émetteurs FM. 46

2.1 Exemple d'arbre de défaillances. 53
2.2 Étapes de la méthode proposée pour identifier les composants critiques. 56
2.3 Fiche synthétique par système. 57
2.4 Bilan des données brutes collectées. 57
2.5 Données brutes issues des retours d'expérience. 58
2.6 Prétraitement des données. 58
2.7 Le document créé sur Excel pour chaque gamme de produit. 60
2.8 Exemple de la fiche synthétique de la gamme faible puissance des émetteurs FM. 61
2.9 Diagramme Pareto. 65
2.10 AMDEC de l'émetteur FM pour un composant. 66
2.11 Le cadre de passage des données brutes aux données exploitables orientées PHM. 68
2.12 Ce que les data scientists consacrent le plus de temps à faire adapté de Forbes [92]. 68

2.13 Organigramme de la méthode de collecte et de prétraitement des données proposé pour WorldCast Systems. 69
2.14 Collecte de données. 70
2.15 Prétraitement des données. 71
2.16 Format XML et CSV. 71
2.17 Extrait de base de données créée par MySQL Workbench. 72
2.18 Techniques de remplacements des données manquantes. 74
2.19 Représentation graphique de la mesure « Température de l'alimentation ». . . . 76
2.20 Remplacement des valeurs manquantes en utilisant une fonction de lissage ainsi que son agrandissement. 76
2.21 Données sans valeurs aberrantes et sans valeurs manquantes. 77

3.1 Schéma représentant une vue globale de la méthode de détection et de diagnostic Proposée. 87
3.2 Les deux approches proposées pour la détection et le diagnostic des émetteurs FM. 87
3.3 Graphique des valeurs propres « critère de coude ». 93
3.4 Résultats de l'ACP obtenus sur 3 modes (état normal, arrêt et décélération du ventilateur). 95
3.5 a. Cercle de corrélation pour l'état normal d'un émetteur FM ; b. Cercle de corrélation pour l'état d'arrêt du ventilateur d'un émetteur FM ; c. Cercle de corrélation pour le ralentissement du ventilateur d'un émetteur FM. 96
3.6 Phases d'application de la démarche de détection et de diagnostic. 98
3.7 Représentation des modes de fonctionnement d'un émetteur FM. 98
3.8 Construction d'indicateurs de santé à partir des valeurs de l'écart-type, quadratique moyennes et le kurtosis 100
3.9 Détection/diagnostic de défaillances de l'émetteur FM par l'utilisation d'un indicateur de santé. 101
3.10 Résultats de classification obtenus à l'aide de l'indicateur de santé RMS/STD. . 102
3.11 Classification d'un émetteur à l'état sain situé en Espagne et un autre situé en France. 102
3.12 Idée de classification par pays dans le cas sain en ajoutant un seuil. 103

4.1 Taxonomie des approches de pronostic. 107
4.2 Principe du pronostic basé sur un modèle physique [103]. 108
4.3 Principe du pronostic guidé par les données [103]. 110

4.4 Méthodes de classification (adapté de [40]). 113
4.5 Dernière étape de la démarche PHM : pronostic. 115
4.6 Courbe en baignoire. 116
4.7 Défaillance soudaine. 116
4.8 Défaillance progressive (dégradation). 117
4.9 Description de l'approche proposée pour le pronostic des émetteurs FM. 118
4.10 Représentation multidimensionnelle et matricielle des indicateurs de santé. . . . 120
4.11 Principe du SVM [44]. 120
4.12 Indicateur de santé du système en fonction du temps. 122
4.13 Principe de l'approche proposée du pronostic. 123
4.14 Composantes obtenus par la réduction ACP. 124
4.15 Partitionnement des états de l'émetteur FM. 125
4.16 Classification des données réelles d'un émetteurs FM par SVM. 126
4.17 Indice de dégradation en fonction du temps. 127
4.18 La vitesse de dégradation vers l'état défaillant. 128
4.19 Schéma du déploiement du prototype PHM pour les émetteurs FM. 137
4.20 Schéma du suivi d'aide au transfert à l'entreprise par l'outil de gestion de projet Trello. 138

Liste des tableaux

1.1 Accidents dans divers secteurs et leur impact. 24
1.2 Types de maintenance [94]. 27
1.3 Solutions de maintenance prédictive recensées. 34
1.4 Exemple de conditions nominales d'utilisation d'émetteur. 41

2.1 Principales méthodes pour identifier les composants critiques. 51
2.2 Exemple de tableau AMDEC. 52
2.3 Exemple de tableau APR. 52
2.4 Fiche récapitulative. 59
2.5 Présentation des données collectées. 62
2.6 Données manquantes. 63
2.7 Informations incorrectes ou impossibles. 63
2.8 Structure non identique. 63
2.9 Retour du produit sans défaillance. 63
2.10 Analyse Pareto du cas d'étude. 64
2.11 Un exemple d'analyse fonctionnelle d'un émetteur FM. 66
2.12 Exemple de données brutes extraites 72
2.13 Exemple de données brutes extraites. 73

3.1 Avantages et inconvénients de quelques algorithmes de classification. 86
3.2 Un échantillon des données d'un émetteur FM dans un état normal 91
3.3 Variables physiques mesurées de l'émetteur FM et leur signification. 92
3.4 Tableau d'ACP 94
3.5 Les méthodes de classification et les précisions correspondantes. 99

4.1 Résumé sur le principe, les avantages, les inconvénients et les techniques utilisées par chaque approche de pronostic. 112

4.2 Coefficients de l'équation de l'hyperplan (ici une droite) séparateur du SVM. . . 125
4.3 Un échantillon d'estimation de l'état courant en utilisant de nouvelles observations d'un émetteur FM. 127

Publications de l'auteur

Conférences internationales avec actes et comité de lecture

— Sarih, H., Tchangani, A. P., Medjaher, K., et Pere, E. (2018). Critical components identification based on experience feedback data in the framework of PHM. IFAC-PapersOnLine, 51(11), 429-434.

— Sarih, H., Tchangani, A. P., Medjaher, K., et Pere, E. (2019, April). Data preparation and preprocessing for broadcast systems monitoring in PHM framework. In 2019 6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT) (pp. 1444-1449). IEEE.

— Sarih, H., Tchangani, A. P., Medjaher, K., et Pere, E. (2019). Data reduction of a distributed broadcast system subject to different operating contexts and conditions. In Proc. Asia–Pac. Conf. Prognostics Health Manag. Soc, pages 208–216.

Revues internationales avec actes et comité de lecture

— Sarih, H., Tchangani, A. P., Medjaher, K., et Pere, E. (2020). Fault detection and diagnostics in a worldwide distributed broadcasting system. IJPHM Industrial applications. (soumis en attente d'une réponse)

Introduction générale

Dans L'Empire des Anges, l'écrivain toulousain, Bernard Werber a écrit : « Le sens de la vie : le but de tout est d'évoluer ». Cette affirmation est en adéquation parfaite avec notre époque car actuellement, le monde subit une évolution permanente qui ne fait que se développer avec l'avancement et l'usage répandu des nouvelles technologies. En effet, les équipements d'hier sont bien différents de ceux développés aujourd'hui et ceux de demain seront non semblables à ceux développés jusqu'à présent. Un excellent exemple concret, qui fait l'objet du quotidien, est le moyen de télécommunication « le téléphone portable ». Cet appareil qui a subi une évolution fulgurante depuis la commercialisation du premier téléphone portable de l'histoire en 1983 "Le Motorola DynaTac 8000". Ce téléphone mesurait à l'époque 25 cm de longueur et pesait 793 grammes, et il fallait dix bonnes heures afin de recharger sa batterie, on pouvait espérer 60 minutes d'autonomie de communication. De plus, seules quelques personnes pouvaient en bénéficier cause de son prix de vente élevé (autour de 4000 $). Depuis lors, les téléphones portables ont pu connaître une évolution proche des souhaits qui étaient exprimés dans les contes pour enfants (Figure 1). Ceux d'aujourd'hui, tels les instruments de James Bond, sont indéfiniment performants et proposent de très nombreuses fonctions qui n'ont pas de rapport avec le principe de base d'un téléphone portable, la communication. Ils permettent un accès à internet, appareil photo et caméra, lecteur musique, mémoire de stockage, enregistrement vidéo, etc. Tout simplement un "SMART" téléphone. Enfin, ceux du futur seront incassables, sans chargeur et embarquant des composants plus petits, performants, invisibles, etc. Et peut-être les acheter nécessitera une stratégie d'investissement un peu différente, semblable à l'acquisition d'un ordinateur.

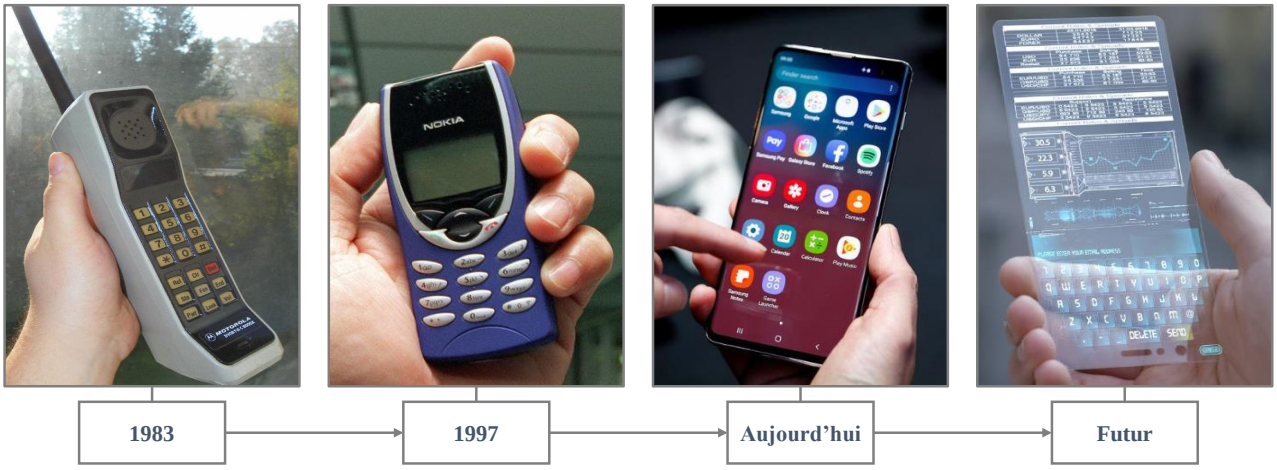


FIGURE 1 – Évolution du téléphone portable entre le passé, le présent et le futur.

L'évolution de ces équipements ou d'autres au fil d'un temps où la technologie est omniprésente, pose le problème de leur structure de surveillance, car qui dit évolution, dit accroissement de la complexité de ces systèmes. D'autre part, le besoin de satisfaire les clients nécessite plus de fonctionnalités, de performances aux moindres coûts pendant leur durée de vie, ce qui met en avant l'importance d'assurer leur sécurité, leur maintenabilité et leur disponibilité. Afin de répondre à ces défis, il faut assurer une fiabilité importante pour ces systèmes industriels.

Il est bien connu que la fiabilité occupe une place privilégiée dans les équipements industriels pour concevoir les produits du futur. Elle est l'une des caractéristiques les plus importantes pour les clients de nos jours et joue un rôle crucial dans la capacité de répondre aux exigences de compétitivité des entreprises et d'adaptation aux évolutions du marché. Les attentes du client en matière de fiabilité doivent être prise en compte avant, pendant et après le développement du produit. Contrairement à d'autres caractéristiques, la plupart des clients ne paieront pas un supplément pour une fiabilité élevée. Les produits des entreprises doivent présenter une fiabilité intrinsèque importante, comme la signature même de l'entreprise qui les produit (ne disait-t-on pas autrefois : le possesseur d'une Rolls-Royce n'en soulève jamais le capot). En revanche, une mauvaise fiabilité coûte aux industriels, sous forme d'augmentation des coûts de garantie, de pénalités contractuelles et de perte de ventes répétées. Plus important encore, une meilleure disponibilité du service entraîne la satisfaction et la fidélité des clients. Certains fournisseurs de services sont allés jusqu'à vanter la fiabilité du service comme moyen de se démarquer de leurs concurrents. C'est dans cette optique que la fiabilité des produits est très importante pour les prestataires de services car elle a un impact significatif sur leurs opérations. Ils sont financièrement affectés par les coûts de maintenance et la perte de revenus due aux

temps d'arrêt des systèmes. Pour les équipements de la chaine de radio/télédiffusion (objet principal de cette thèse), un arrêt n'est souvent pas acceptable du fait de l'obligation de service que le diffuseur a vis-à-vis de ses clients, alors même que l'accès aux sites d'installation de ces équipements pour une éventuelle opération de maintenance corrective est souvent difficile, voire impossible. De plus, les coûts d'exploitation de ces équipements doivent être réduits étant donné les contraintes de coûts de diffusion très serrés afin que le diffuseur reste concurrentiel.

Traditionnellement, les stratégies employées pour la maintenance des équipements de radio et télédiffusion reposent sur des méthodes classiques de maintenance corrective et éventuellement préventive (programmée) que l'on trouve dans beaucoup d'autres industries. La nécessité de réduction des coûts d'exploitation couplée aux possibilités qu'offrent les nouvelles technologies en termes de capacité de traitement embarqué, amène les industriels à s'intéresser aux potentialités de la surveillance à distance, du diagnostic de pannes et plus largement à des solutions de maintenance prédictive. Il devient ainsi nécessaire de développer un cadre pour faire face à cet enjeu. L'un des concepts récents pour le relever est le paradigme « Prognostics and Health Management (PHM) » que nous avons utilisé dans cette thèse afin de proposer des solutions de maintenance prédictive propre aux équipements de radio/télédiffusion pour l'entreprise WorldCast Systems.

Dans ce contexte, le partenaire industriel, qui offre un large éventail d'appareils innovants dans le secteur de radiodiffusion, a posé un défi en 2019 qui se base sur deux axes stratégiques :

- devenir le leader mondial des fabricants d'émetteurs FM ;
- devenir un acteur international de la supervision dans le monde du média et de l'industrie.

L'objectif de cette thèse est la mise en place d'une démarche PHM pour les équipements de radio/télédiffusion en général et pour les émetteurs FM en particulier. En effet, dans la plupart des travaux rapportés dans la littérature scientifique, le PHM est appliqué à des composants spécifiques tels que les roulements, les systèmes de batterie, la boite de vitesse, le turboréacteur, etc. L'originalité de ce travail de thèse est donc de mettre en place une démarche PHM pour un système distant, localisé à différents endroits dans le monde et soumis à des conditions et des contextes d'utilisation différents. De plus, les principaux objectifs de ce travail portent sur les points suivants :

- l'exploitation des données du retour d'expérience afin de faire une analyse fonctionnelle pour comprendre le fonctionnement du système et une analyse dysfonctionnelle pour déterminer les composants critiques. Ces données sont prétraitées pour obtenir des données fiables et traitées afin de réduire l'espace d'analyse et éventuellement le nombre de

capteurs à utiliser ;

- la mise en place d'une démarche PHM concernant l'émetteur FM. Nous nous sommes appuyés sur l'approche orientée données du paradigme PHM afin d'extraire des informations pertinentes sur l'état de santé des équipements, dans le but d'anticiper leurs défaillances et leur maintenance ;
- la proposition d'une méthode de détection et de diagnostic ainsi qu'une méthode de pronostic par la construction d'indicateurs de santé.

En effet, souvent des entreprises pensent qu'elles peuvent mettre en place une maintenance prédictive étant donné qu'elles disposent potentiellement d'une énorme quantité de données, mais cela n'est pas si facile comme l'illustre la déclaration de l'écrivain américain F. Scott Fitzgerald à propos de son roman "Gatsby le Magnifique" : « Il m'a fallu trois mois pour l'écrire ; trois minutes pour le concevoir ; et toute ma vie pour collecter les données ». On comprend ainsi la difficulté de la première étape de la démarche PHM qui consiste en la collecte des données. Pour qu'une entreprise soit capable d'implémenter cette démarche orientée données, elle doit répondre à un certain nombre de questions parmi lesquelles :

— quelles données collecter ?
— quelles sources de données utiliser ?
— quel format de sauvegarde ?
— comment faciliter leur récupération ?
— ces données récupérées, qui sont généralement bruitées, incomplètes et incohérentes, sont-t-elles exploitables ?
— Comment extraire des informations pertinentes sur le déclenchement et la progression des dégradations, à partir de ces données ?

La réponse à ces questions et les objectifs cités précédemment sont développés et justifiés dans ce manuscrit composé de quatre chapitres et dont la structure est illustrée sur la Figure 2.

Le chapitre 1 présentera le contexte général du travail de thèse et la problématique de recherche sur laquelle nous nous sommes focalisée ainsi qu'une vue d'ensemble de la procédure et des exigences pour le développement et le déploiement de l'approche PHM. Ensuite, une vue générale de la problématique industrielle et scientifique est présentée ainsi qu'une méthodologie du PHM adaptée au système de télédiffusion et particulièrement les émetteurs FM. Le reste de ce chapitre consistera en deux parties : la première partie traitera de l'importance de la maintenance dans l'optimisation du cycle de vie des produits industriels tandis que la seconde partie s'attachera à établir les contours de l'approche PHM dans le domaine de la télédiffusion.

Dans le chapitre 2, seront abordées quelques approches utilisées pour l'identification des composants critiques et une approche applicable aux émetteurs FM. Ensuite, les différentes approches de prétraitement nécessaires pour améliorer la qualité des données (suppression des données aberrantes, traitement des données manquantes, etc.) seront présentées pour aboutir à une approche spécifique de prétraitement des données dédiées aux émetteurs FM.

Le chapitre 3 présentera le développement de l'approche de détection et de diagnostic de la démarche PHM. Ainsi, la première section de ce chapitre a pour but de présenter un état de l'art des différentes approches de détection et de diagnostic proposées dans la littérature. Par la suite, pour valider les approches de détection et diagnostic, comme les données récupérées ne contenaient que peu de cas de pannes, les différents moyens de génération de données de surveillance pour les états nominaux et les états d'anomalies seront décrits. La validation de l'approche proposée s'effectuera sur des données réelles issues de la surveillance des émetteurs FM.

Dans le chapitre 4, nous présenterons une méthode de pronostic pour la prédiction de la dégradation des émetteurs FM. Dans la première partie nous aborderons la définition ainsi que l'état de l'art du pronostic notamment les trois principales approches utilisées dans la littérature. Cette étape se terminera par le choix de l'approche que nous avons utilisée pour développer le processus de pronostic appliqué sur les émetteurs FM. La deuxième partie sera consacrée à la description de l'architecture et des étapes de l'approche proposée.

Enfin, dans la conclusion générale, nous repositionnons l'ensemble de nos développements par rapport à l'objectif initial de la thèse et nous concluons le manuscrit en résumant les travaux réalisés. Les perspectives de nos travaux de recherche seront également discutées.

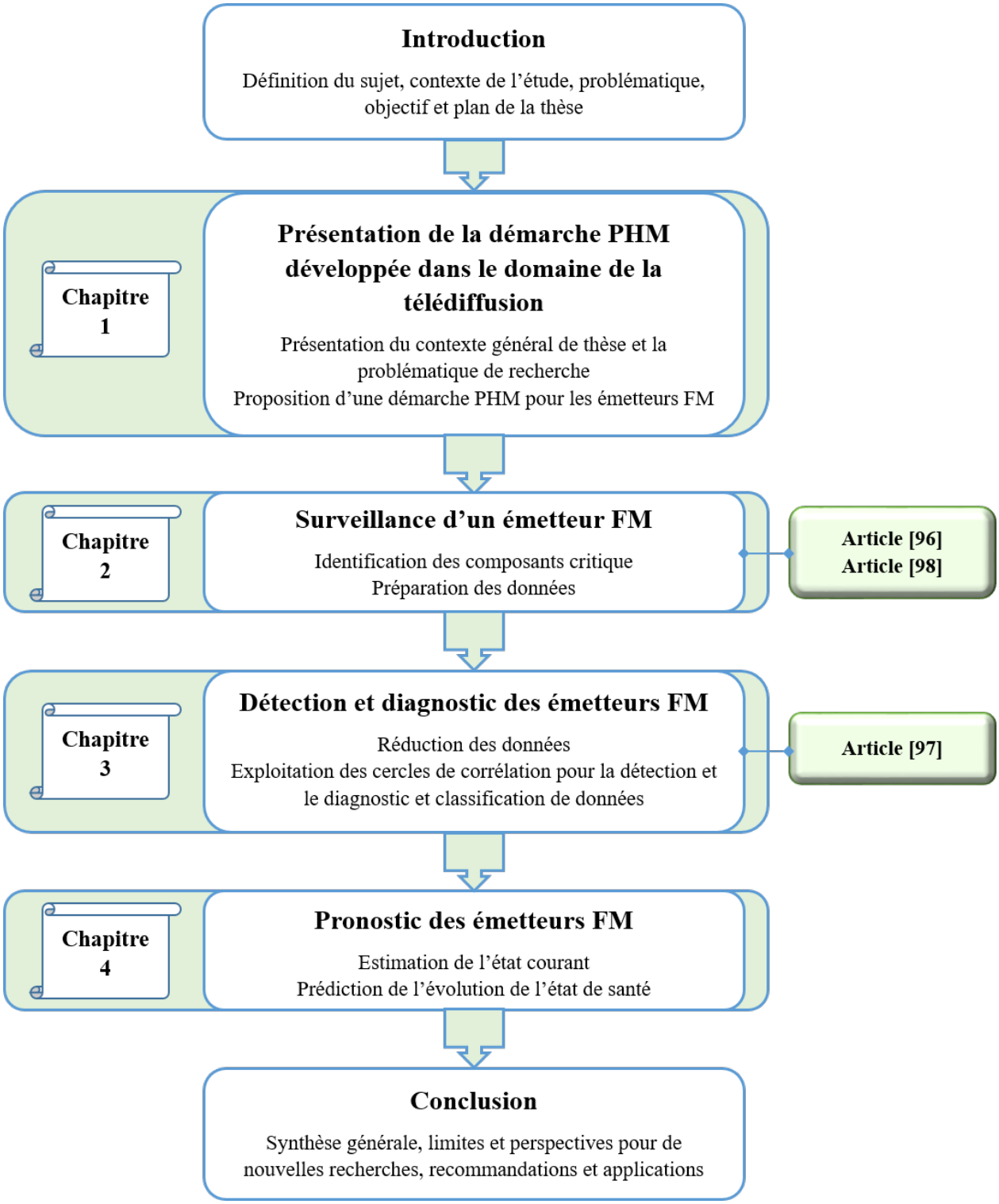


FIGURE 2 – Structure du mémoire.

Chapitre 1

PHM dans le domaine de la radio/télédiffusion

Sommaire

1.1 Introduction 22
1.2 Importance de la maintenance 23
1.3 La maintenance et ses terminologies 25
1.3.1 Définition de la maintenance 25
1.3.2 Objectifs de la maintenance 26
1.3.3 Impact de la maintenance sur les coûts de cycle de vie 26
1.3.4 Différents types de maintenance 27
1.3.5 Architectures pour l'évaluation de la santé des systèmes 29
1.4 PHM pour les systèmes radio/télédiffusion 33
1.4.1 Contexte industriel 33
1.4.2 Contexte scientifique 35
1.4.3 Maintenance des équipements radio/télédiffusion 35
1.4.4 Présentation de l'entreprise WorldCast Systems 36
1.4.5 Émetteur FM 39
1.4.6 Contextes et conditions d'utilisation des émetteurs FM 40
1.5 Approche PHM pour les émetteurs FM 45
1.5.1 État de l'art des approches d'implémentation de PHM 45
1.5.2 Développement d'une démarche PHM pour les émetteurs 46
1.6 Conclusion 47

1.1 Introduction

De nos jours, tout produit industriel ou même de service se doit de respecter les contraintes de durabilité exprimées à travers ses attributs lui permettant d'assurer les objectifs économiques, sociaux et environnementaux. Ces derniers passent pour être de plus en plus exigeants. En effet pendant longtemps, les objectifs économiques avaient pris le dessus sur les autres parce qu'il fallait satisfaire un plus grand nombre de consommateurs. Aujourd'hui, les progrès techniques ont grandement facilité la massification de production à tel point que le vrai challenge devient donc l'assurance de la qualité, au sens large, des produits et surtout de leur capacité à satisfaire aux contraintes de durabilité. La notion de durabilité exprimée à travers le paradigme de développement durable comme « développement qui assure les besoins du présent sans compromettre la possibilité pour les futures générations d'assurer les leurs. » [21] par l'ancien premier ministre Norvégien, Gro Harlem Brundtland, en 1987, est mesurée à travers les indicateurs sociaux, économiques et environnementaux. En tant que productrices de produits industriels, les entreprises se doivent de penser à ces indicateurs depuis la phase de conception de leurs produits jusqu'à la phase de retrait ou de fin de vie en passant par la phase d'exploitation. Ces trois phases du cycle de vie des produits doivent donc être pensées et étudiées dans le souci de durabilité. La phase de conception est fortement impactée par les deux dernières phases. En effet, la gestion de la phase de fin de vie nécessite d'avoir pensé dès la conception du produit aux possibilités de cette phase que sont : le recyclage des matériaux issus du démantèlement des systèmes, la réutilisation éventuelle de certains composants du système ou la valorisation énergétique par exemple d'autres composants [38]. Depuis la phase de conception, la contribution de la phase d'exploitation aux exigences de durabilité peut être pensée à travers le prolongement de la durée de vie du produit. Cette possibilité est intimement liée à l'aptitude du produit à être maintenu en conditions opérationnelles. Il ressort donc clairement que la fonction de maintenance est un maillon essentiel permettant au produit de répondre aux impératifs de durabilité.

Le travail entrepris dans cette thèse vise à équiper les produits de l'entreprise partenaire des possibilités permettant d'optimiser leur MCO (Maintien en Conditions Opérationnelles) à travers la mise en place d'un cadre de maintenance, en général, et celle préventive, en particulier, en s'appuyant sur le paradigme de « Prognostics and Health Management (PHM) », un paradigme qui est en train d'acquérir ses lettres de noblesse comme cadre privilégié de mise en œuvre de solutions de maintenance préventive. En effet, les possibilités technologiques en matière de miniaturisation des solutions de traitements informatiques, de stockage de don-

nées, et de communication, permettent d'envisager des mises en œuvre embarquées que nous dénommons « PHFM », approche qui constitue l'objectif ultime de cette thèse.

L'entreprise partenaire de cette thèse est un constructeur de systèmes de télédiffusion et notamment des émetteurs FM (Frequency Modulation ou modulation de fréquence en français). Ainsi, ce premier chapitre a pour but de présenter le contexte général du travail et la problématique de recherche sur laquelle nous nous focaliserons ainsi qu'une vue d'ensemble de la procédure et des exigences pour le développement et le déploiement de l'approche PHM. Nous présenterons une vue générale de la problématique industrielle et scientifique ainsi qu'une méthodologie du PHM adaptée au système de télédiffusion et particulièrement les émetteurs FM. Le reste de ce chapitre consiste en deux parties : la première partie traite de l'importance de la maintenance dans l'optimisation du cycle de vie des produits industriels tandis que la seconde partie s'attache à établir les contours de l'approche PHM dans le domaine de la télédiffusion.

1.2 Importance de la maintenance

Au cours du dernier siècle, l'accélération des découvertes scientifiques, suite à l'évolution rapide de l'activité humaine, a permis la progression du savoir scientifique et technologique dans de nombreux secteurs, notamment dans la télécommunication, l'aviation, le ferroviaire, le médical, l'énergie, la défense, etc. Si le développement technologique introduit beaucoup d'avantages comme le confort de vie, l'amélioration des conditions sanitaires, la facilitation des rencontres, etc., il peut être également sources de nombreux inconvénients comme l'apparition de nouvelles menaces et l'accroissement de la sévérité des impacts d'accidents peu prévisibles. En effet, il est constaté une accidentologie qui accompagne ce développement à cause, entre autres, des méthodes d'analyse non abouties et le manque d'expertise, entraînant des accidents de plus en plus nombreux dans divers secteurs. Le Tableau 1.1 relate quelques-uns des accidents de grande ampleur constatés dans le monde.

A côté de cette difficulté à faire face aux nouvelles menaces issues des progrès technologiques, il faut noter aussi les exigences de plus en plus élevées des citoyens et des consommateurs qui acceptent de moins en moins la fatalité tout en attendant des produits et systèmes mis sur le marché une disponibilité toujours plus élevée des fonctions, et une grande qualité de services. Toujours grâce à ce progrès technologique, notamment en matière de communication, les consommateurs sont informés des problèmes et savent défendre leurs intérêts. Ils n'hésitent plus à changer de fournisseur et veulent des prix bas, mais avec des performances toujours plus élevées. Devant cette multitude d'exigences couplées à la complexité des systèmes actuels et les

Accident	**Impact**
EXPLOITATION MINIÈRE ET POUDRERIES	
Explosion poudre et munitions (1645)	30% de la ville de Boston détruite
Poudrerie de Grenelle (1794)	1000 morts
Coups de Grisou dans les mines (1865 et 1867)	117 Morts
ACTIVITÉS DE L'INDUSTRIE CHIMIQUE	
Brest (1947)	Explosion d'un Cargo chargé de Nitrate d'ammonium : 29 Morts
Seveso (1976)	Rejet de dioxine / Contamination (Directive SEVESO)
Bhopal (1984)	Fuite de gaz toxiques / Plusieurs milliers de morts
Usine AZF de Toulouse (2001)	30 morts / 2000 blessés /Dégâts
ENERGIE	
Three Mile Island (1979)	Rejets radioactifs et irradiation du personnel
Tchernobyl (1986)	35 morts / 135000 personnes évacuées
Plate-forme de forage Deep Horizon explose et coule dans le golfe du Mexique (2010)	11 morts et 17 blessés/ 780 millions de litres de pétrole répandus/ 400 espèces menacées
ACTIVITÉS MILITAIRES	
29 Juillet 1967 : Porte-avion USS FORESTALL	Une roquette ZUNI a pris feu accidentellement sur un avion prêt à partir en mission. 90 secondes après le départ de feu une bombe explose, tuant et blessant gravement la plupart des pompiers
Sous-marin russe Koursk (2000)	118 morts
Sous-marin russe Nerpa (2008)	Déclenchement intempestif système anti-incendie :20 morts et 22 blessés
TRANSPORT	
Car-Ferry Herald of free Enterprise (1987)	188 morts
Naufrage de l'Estonia (1994)	852 morts
Tunnel du Mont Blanc (1999)	40 morts
Concorde (2000)	113 morts
Naufrage du Joola (2002)	1953 morts
Erika (1999)	18000 tonnes de fioul lourd à la mer/ 250 000 tonnes de déchets/ 150 000 à 300 000 oiseaux morts
Concordia (13 Janvier 2012)	30 morts, 2 disparus, 64 blessés, 4252 personnes évacuées

Table 1.1 – Accidents dans divers secteurs et leur impact.

contraintes auxquelles les utilisateurs peuvent être confrontés, il est nécessaire d'établir une approche scientifiquement prouvée pour aborder la gestion en général et la maintenance en particulier des systèmes ou produits mis sur le marché. À cette fin, deux domaines de travail ont été identifiés sur lesquels des efforts importants doivent être faits :

- Réussir la mission ou le service dans des conditions satisfaisantes pour le client et la société.
- Maintenir le système dans des conditions satisfaisantes pour le client.

L'essence d'un service de maintenance est le maintien des équipements en conditions opérationnelles, la diminution des pannes et l'assurance de la sécurité pour les utilisateurs. En effet, la problématique de l'entreprise aujourd'hui est d'être capable de fournir à son marché, dans les meilleures conditions de coût et les délais les plus courts, des produits de qualité que recherchent des clientèles de plus en plus exigeantes [73]. En conséquence, afin d'éviter les défaillances et intervenir rapidement lorsqu'elles apparaissent, il faut tout mettre en œuvre pour augmenter la disponibilité des équipements.

Il ressort de la discussion qui précède que la maintenance est une fonction essentielle pour la maîtrise des risques au sens large des produits que les industriels mettent sur le marché. Dans les sections suivantes, cette fonction sera décrite un peu plus en détail en commençant par ses terminologies.

1.3 La maintenance et ses terminologies

Cette section est consacrée à la définition de la maintenance ainsi qu'à la présentation de ses objectifs, ses impacts sur les coûts du cycle de vie et ses différents types. Outre la définition de la maintenance, quelques définitions concernant les ensembles d'opérations de la maintenance seront données.

1.3.1 Définition de la maintenance

Selon la norme française NF EN [8] la maintenance peut être définie comme : « l'ensemble des activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement pour accomplir une fonction requise. Ces activités sont une combinaison de fonction techniques, administratives et de management ». La maintenance industrielle comprend ainsi un ensemble d'opérations comme celles données ci-dessous.

Réparation : « Action définitive et limitée de la maintenance à la suite d'une défaillance » [8].

Dépannage : « Action consécutive à la défaillance de bien, en vue de le rendre apte à accomplir une fonction requise, au moins provisoirement » [6].
Vérification : « Confirmation par examen et établissement des preuves que les exigences spécifiées ont été satisfaites » [7].
Contrôle : « Activité, tel que mesurer, examiner, essayer ou passer au calibre, une ou plusieurs caractéristiques d'une entité et comparer les résultats aux exigences spécifiées en vue de déterminer si la conformité est obtenue pour chacune de ces caractéristiques » [3].

1.3.2 Objectifs de la maintenance

La fonction maintenance poursuit des objectifs de sécurité, de qualité, de disponibilité et de coût déclinés comme suit.

- Sécurité totale : éliminer les défaillances pour préserver les humains et les matériels.
- Qualité requise : assurer une qualité de service qui satisfait les besoins du client.
- Disponibilité requise : assurer le rendement.
- Coût le plus bas : dégager des économies et drainer des gains.

1.3.3 Impact de la maintenance sur les coûts de cycle de vie

Le cycle de vie d'un produit représente la succession de plusieurs phases : développement, fabrication, distribution, exploitation, maintenance et mise en rebut. Il s'inscrit dans le cadre plus général de la courbe de vie d'un produit générique qui représente en quelque sorte l'ensemble des produits fabriqués suivant ce modèle [37].
Des coûts sont associés à chacune des phases du cycle de vie. La maintenance a un impact sur ces coûts de cycle de vie. Les graphiques ci-dessous (Figure 1.1) montrent que dans le cas des industries, quel que soit le secteur d'activités, les coûts de maintenance représentent une part importante du coût global du cycle de vie d'un produit.

Pour diminuer cet important impact de la maintenance, les chercheurs ont développé différentes formes de maintenance qui permettent la réduction des périodes d'immobilisation des équipements et l'augmentation du rendement de l'entreprise en respectant les exigences de sécurité, de qualité et surtout de coût. Dans la section suivante, nous allons présenter quelques politiques de maintenance et leurs spécificités.

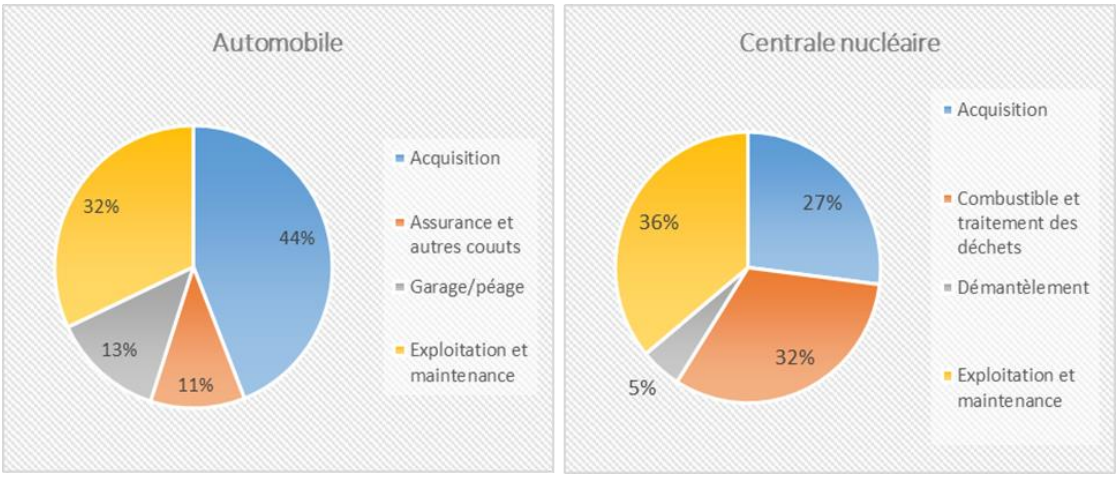


FIGURE 1.1 – Répartition du coût de cycle de vie dans deux industries adapté de [37].

1.3.4 Différents types de maintenance

Il existe deux types de maintenance généralement utilisés dans les entreprises, que l'on peut repérer sur le Tableau 1.2 [94] : la maintenance corrective et la maintenance préventive. La maintenance corrective est celle que le système subit lorsque la panne est déjà présente et qu'il faut réparer. La maintenance préventive est celle que l'on anticipe pour prévenir les défaillances. Une classification des stratégies de maintenance peut être trouvée dans [57].

	Maintenance				
	Maintenance corrective		Maintenance préventive		
Type de maintenance	Maintenance palliative	Maintenance curative	Maintenance systématique	Maintenance conditionnelle	Maintenance prévisionnelle (maintenance prédictive)
Événement déclencheur	Défaillance	Défaillance	Date/échéance	Franchissement limite ou seuil	Dérives, tendances
Actions de maintenance	Dépannage	Réparation	Remplacements systématiques	Remplacements sous condition	Interventions ciblées

TABLE 1.2 – Types de maintenance [94].

Maintenance corrective

Selon la norme NF EN 13306 (2018), la maintenance corrective est définie comme 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 » [8]. Ce type de maintenance regroupe l'ensemble

des activités réalisées après la détection et la localisation d'une défaillance sur un système. Elle peut être palliative ou curative.

- **La maintenance palliative**, appelée couramment dépannage, consiste en des actions de maintenance principalement constituées d'actions à caractère provisoire qui devront toutefois être suivies d'opérations curatives (réparations) [61]. Les opérations de dépannage sont souvent de courte durée et peuvent être nombreuses. Parce qu'elles ont lieu souvent, elles sont également très coûteuses [36].
- **La maintenance curative**, permet de remettre définitivement en état le système après l'apparition d'une défaillance et ainsi éviter toute nouvelle occurrence immédiate de défaillance [36]. Le résultat des activités réalisées doit présenter un caractère permanent [102]. Cette maintenance provoque donc une indisponibilité du système.

La maintenance corrective peut se révéler très coûteuse. En effet, l'arrêt d'un système peut engendrer un arrêt total des systèmes de production, par exemple, ce qui peut conduire à des pertes économiques importantes. Les actions non planifiées sont en général plus coûteuses que celles que l'on a planifiées à l'avance [20].

Maintenance préventive

Selon la norme NF EN 13306 (2018), la maintenance préventive est définie comme une « maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien » [8]. L'aspect préventif est important pour des raisons de sûreté de fonctionnement, mais aussi pour des raisons économiques, car ce type de maintenance permet d'améliorer la fiabilité et la disponibilité et de diminuer le coût de maintenance en limitant les arrêts de fonctionnement subis [36]. Il existe trois formes particulières de maintenance préventive : la maintenance systématique, la maintenance conditionnelle et la maintenance prévisionnelle (appelée également maintenance prédictive).

- **La maintenance systématique**, consiste à remplacer systématiquement un certain nombre de composants ou de sous-systèmes préalablement définis même si aucune panne n'est apparue. Elle assure une grande sécurité en fixant une périodicité de visite qui diminue le risque d'avoir une défaillance avant l'intervention, mais cette méthode systématique coûte assez cher, car elle peut conduire à un excès d'interventions inutiles [36].
- **La maintenance conditionnelle**, s'appuie sur la surveillance du fonctionnement du bien et sur l'analyse de données issues de capteurs. Elle est déclenchée lorsque les paramètres surveillés, caractéristiques des conditions de fonctionnement d'un procédé, dé-

passent des seuils prédéfinis, mais elle ne permet pas de dimensionner avec certitude la date d'occurrence de la défaillance qui reste incertaine [94].

- **La maintenance prévisionnelle**, également appelée maintenance prédictive, consiste à déterminer les causes à l'origine des défaillances et des usures précoces des équipements du système. Elle permet d'anticiper et de prévoir au mieux le moment où l'opération de maintenance devra être réalisée [94].

La maintenance préventive systématique peut entraîner des surcoûts liés à des interventions planifiées inutiles dans le temps, c'est pour ce dernier aspect que les maintenances conditionnelle et prévisionnelle ont été mises en place [20]. Aujourd'hui, ces maintenances permettent de faire des économies substantielles et tendent à s'affirmer comme la solution la plus performante pour répondre aux objectifs de MCO.

Dans le but de rendre la fonction maintenance toujours plus performante, un certain nombre d'architectures fonctionnelles des systèmes a été développé pour servir de base pour l'évaluation de la « santé » des systèmes ; la section suivante présente certaines de ces architectures.

1.3.5 Architectures pour l'évaluation de la santé des systèmes

Nous trouvons dans la littérature un ensemble d'architectures fonctionnelles des systèmes pour l'évaluation de leurs états de santé, afin de développer des systèmes de surveillance [111, 16, 63, 52, 77]. Parmi ces architectures on trouve : le standard OSA-CBM (Open System Architecture for Condition-Based Maintenance), et le PHM, souvent confondu avec la CBM (Condition-Based Maintenance) qui va constituer le paradigme principal de la suite de notre travail.

Architecture OSA-CBM

L'architecture OSA-CBM est un programme de recherche américain diffusé par l'association MIMOSA (Machinery Information Management Open Systems Alliance) qui réunit des chercheurs et des industriels dans le but de définir des standards, depuis la collecte des données à la recommandation d'actions de maintenance spécifiques [111]. Le but est de permettre le développement d'une architecture efficace et ouverte qui favorise le déploiement rapide et rentable des technologies connues d'acquisition, de traitement, de suivi, de diagnostic, de pronostic et d'aide à la décision [10].
Les travaux de recherche de [111, 64] sur le standard OSA-CBM ont permis d'établir un modèle d'architecture pour le développement de système de surveillance dans un cadre de maintenance

conditionnelle. Ce modèle repose sur sept couches fonctionnelles (Figure 1.2) implémentées sous forme de modules et permettant de mettre en place la maintenance conditionnelle d'un système. Ce modèle générique a donné lieu à une série de normes enregistrées sous le numéro ISO 13374 et à une implémentation de référence nommée OSA-CBM [62].

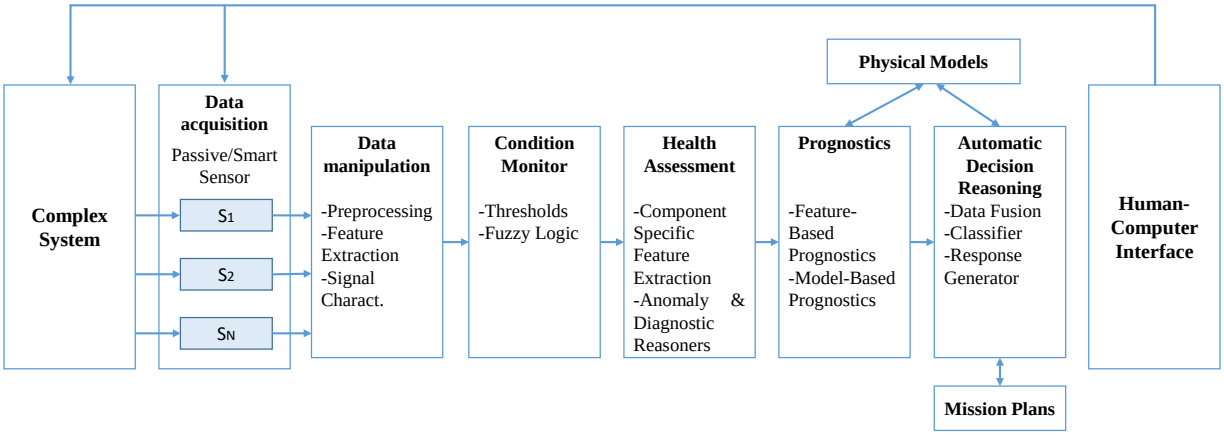


Figure 1.2 – Schéma conceptuel d'OSA-CBM [64].

Le paradigme du PHM repose sur les architectures existantes pour la mise en place de la CBM comme celle décrite dans ce paragraphe et se décline ainsi dans les sept étapes du programme de la maintenance conditionnelle OSA-CBM. Nous allons décrire dans la section qui suit ce paradigme de manière un peu plus détaillée étant donné que c'est sur ce concept que reposent les contributions de notre travail dans le domaine plus particulier des systèmes de télédiffusion.

Prognostics and Health Management (PHM)

Le PHM est une approche émergente qui étend la notion de maintenance prévisionnelle (ou prédictive) par l'optimisation de la maintenance et du soutien logistique afin d'accroitre la disponibilité opérationnelle des systèmes et réduire leur coût de cycle de vie [43]. La différence entre la CBM et le PHM n'est pas aisée à établir. Le PHM est défini selon le CALCE (Center for Advanced Life Cycle Engineering), l'un des groupes de recherche les plus actifs dans le domaine, comme une philosophie de gestion de la santé des systèmes techniques visant à prédire et protéger l'intégrité d'un équipement et de systèmes complexes et à éviter des problèmes opérationnels non anticipés menant au manque de performances de mission, à la dégradation, et aux effets fatals pour la sécurité. Autrement dit, le cadre applicatif du PHM ne se limite pas à la maintenance industrielle, mais les processus élémentaires auxquels il fait appel sont les

mêmes que ceux de la décomposition OSA-CBM [40]. La décomposition du standard OSA-CBM est également retenue pour décrire le processus de PHM (Figure 1.3), la seule différence réside dans la nature des décisions à prendre. Le PHM se veut plus général et pouvant être appliqué à tout type d'activité alors que le OSA-CBM est beaucoup plus orienté vers les systèmes électromécaniques [40].

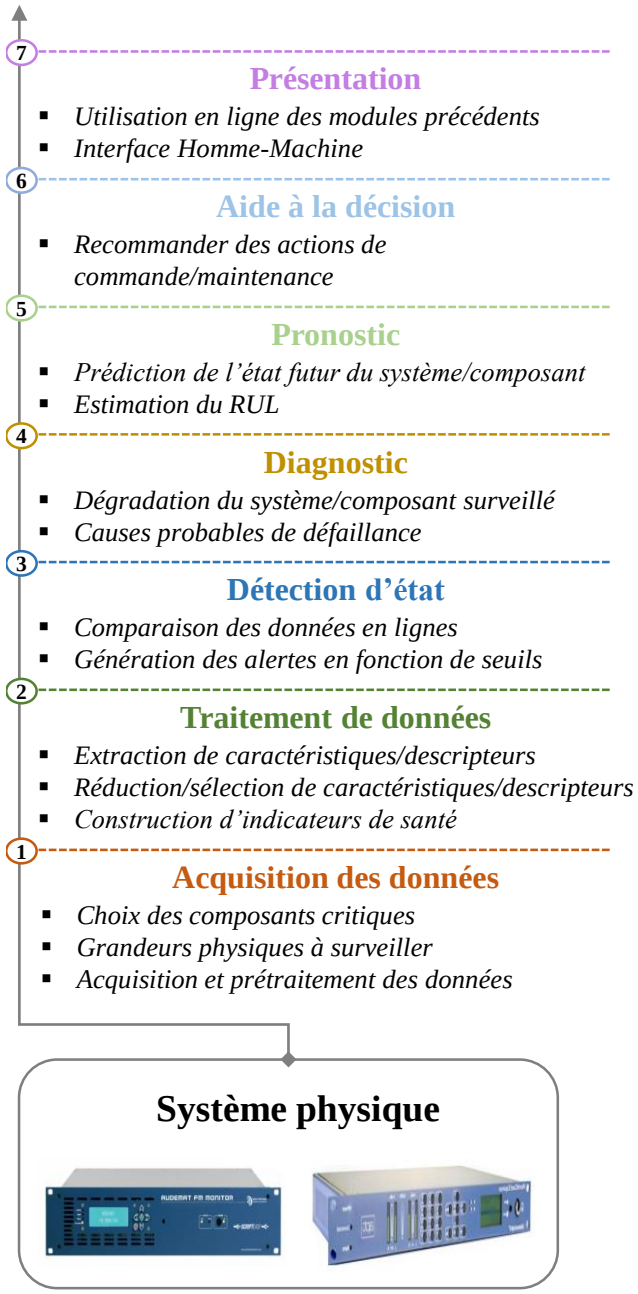


FIGURE 1.3 – Processus PHM.

De manière synthétique, l'émergence du PHM vient compléter les activités traditionnelles de maintenance, à expliciter les processus sous-jacents, à décrire les bénéfices pouvant être attendus de la mise en œuvre de solutions de PHM dans l'industrie, et enfin, à apporter quelques éléments de réflexion sur les problèmes majeurs et défis encore d'actualité [42].
Les principales phases du PHM correspondent aux fonctionnalités suivantes [40].
Acquisition des données : ce module est chargé de fournir au processus PHM des données numériques issues de capteurs ou de tout autre système de surveillance (acquisition, sauvegarde et sécurisation) installés sur le système.
Traitement de données : les données issues des capteurs ou collectées par des opérateurs sont traitées afin d'extraire des grandeurs représentatives de l'état de santé du système surveillé au cours du temps.
Détection d'état : le module de détection compare les données en ligne (descripteurs ou indicateurs extraits) avec certaines valeurs attendues ou connues ; il doit également être capable de générer des alertes en fonction de seuils préalablement fixés.
Diagnostic : sur la base de l'état détecté, ce module détermine si le système ou composant surveillé est dégradé ou non, et suggère les causes probables de défaillance.
Pronostic : ce module s'appuie sur les données issues des modules précédents afin de prédire l'état futur du système ou du composant surveillé, et de donner une estimation de la durée de fonctionnement avant défaillance ou durée de vie résiduelle (Remaining Useful Life - RUL). Il a pour objectif principal d'étudier l'évolution de dégradations et de projeter l'état de santé actuel du système ainsi que de ses composants dans le futur afin de prévoir les pannes à venir.
Aide à la décision : sa fonction principale est de recommander des actions de maintenance pour faire fonctionner le système jusqu'à l'accomplissement de sa mission. Cette phase est notamment basée sur les estimations de la RUL.
Présentation : ce module reçoit les informations de tous les modules précédents pour une utilisation en ligne ou hors ligne. Il peut être construit sous forme d'une IHM (Interface Homme-Machine) [40].

Dans ce travail de thèse, nous nous intéresserons à la partie surveillance, détection, diagnostic et pronostic du système. Cette partie peut être décomposée en deux fonctionnalités :

- la première englobe les modules d'acquisition de données (data acquisition) et de traitement des données (data processing) permettant d'extraire des indicateurs sur l'état de santé de l'équipement surveillé.
- la seconde concerne les modules de détection, de diagnostic et de pronostic, et permet le traitement des indicateurs de santé.

Dans ce qui suit, nous présenterons une vue générale de la problématique industrielle sous-tendant ce travail de thèse, à savoir le déploiement d'une approche PHM dans le cadre des systèmes de télédiffusion. Par la suite, nous contribuerons par une méthode générique de développement d'une démarche PHM et son application sur les systèmes de télédiffusion, plus particulièrement sur le cas des émetteurs FM. Nous commençons par une présentation du contexte et du système étudié.

1.4 PHM pour les systèmes radio/télédiffusion

1.4.1 Contexte industriel

Durant les dernières décennies, les industriels ont commencé à s'intéresser aux activités qui sont liées à la surveillance à distance, au diagnostic de pannes et plus largement à des solutions de maintenance prédictive. Cet intérêt est motivé par la volonté des opérateurs, de réduire les dépenses opérationnelles telles que les coûts d'exploitation, de révision et de maintenance. Dans ce contexte, des efforts sont déployés pour le développement de systèmes de surveillance, de diagnostic et des solutions d'aide à la décision basées sur le concept PHM.

Durant notre analyse de l'existant, nous avons trouvé différents travaux visant l'intégration de la maintenance prédictive dont certaines solutions existent déjà sur le marché. En 2006, ALSTOM a lancé un outil de maintenance préventive appelé TrainTracer qui recueille les données utiles sur le train provenant de plusieurs sources de capteurs et permettant ainsi de suivre en continu l'état de santé de divers composants [118]. Quelques années plus tard, la même entreprise a lancé un outil prédictif appelé HealthHub qui intègre TrainTracer et permet l'automatisation de certaines tâches telles que les alertes et l'anticipation des réparations [19]. Une autre solution pour la mise en œuvre de la maintenance prédictive, appelée Orbita, a été développée par Bombardier Transport. Cette solution allie les données provenant de matériels roulants et le savoir-faire de l'entreprise en matière d'ingénierie et ses connaissances du parc de véhicules. Elle permet d'améliorer la gestion active des véhicules ainsi que la maintenance, la performance et l'exploitation de l'infrastructure [30]. En 2015, la SNCF a mis également en place la maintenance prédictive sur ses trains et porte depuis une attention particulière à la pertinence des données collectées [115]. En 2017, dans le cadre du projet Connect, Air liquide crée un centre de pilotage à distance de toutes ses usines françaises dans le but de développer la maintenance prédictive, l'enregistrement et l'analyse des données et la mesure des écarts pouvant être le signe de défaillance de telle ou telle installation [2]. A la même année, Air

France présente lors du salon du Bourget 2017 sa gamme Prognos, composée de deux solutions de maintenance prédictive dédiées : Prognos for Engine (pour les moteurs), et Prognos for Aircraft (pour les avions). Cet outil d'analyse permet d'identifier et comprendre l'usure de divers éléments, programmer leur remplacement avant qu'ils ne tombent en panne et éviter les coûteuses opérations de maintenance [14]. Le Tableau 1.3 résume quelques entreprises qui ont utilisé des outils de maintenance prédictive, leurs secteurs d'activité et le nom de l'outil.

Entreprise	**Secteur**	**Solution de la maintenance prédictive**
Alstom	Ferroviaire	HealthHub
Bombardier	Ferroviaire	Orbita
Air Liquide	Gaz industriel	Un centre d'opération et d'optimisation à distance
Air France	Aérien	Prognos
General Electric	Energie	Equipment insight

Table 1.3 – Solutions de maintenance prédictive recensées.

Ces solutions innovantes montrent la volonté des différentes entreprises de répondre à l'évolution du marché et aux nouvelles exigences de leurs clients, d'une part, et à l'émergence de nouvelles technologies permettant un traitement et un stockage de données plus efficaces, d'autre part. Dans ce cadre, et au sein du groupe WorldCast Systems (entreprise partenaire de cette thèse), véritable acteur international offrant une multitude de lignes de produits pour le marché audiovisuel, les experts et ingénieurs ont créé un service proactif pour leurs produits. Ce service envoie à l'utilisateur des rapports réguliers sur l'état de paramètres clés tels que la température, le courant et la tension, ainsi que des informations sur les performances et la durée de vie des composants du système. En effet, le « monitoring » est un des métiers historiques de WorldCast Systems et de telles fonctions sont intégrées à quasiment tous les équipements des différentes gammes. En revanche, bien que ces derniers ont la connaissance du comportement physique des systèmes, ils rencontrent des difficultés pour exploiter ces connaissances et mettre en place la maintenance prédictive. Le contexte de ces travaux de thèse en découle. Il est le résultat d'une demande de WorldCast Systems d'appliquer et de déployer une démarche PHM sur les systèmes radio/télédiffusion de l'entreprise, en général, et sur les émetteurs FM, en particulier. A noter que dans la plupart de travaux rapportés dans la littérature scientifique, le PHM est appliqué à des composants spécifiques tels que les roulements, les batteries, etc. L'originalité de ce travail de thèse est d'appliquer le PHM à un système distribué géographiquement dans

le monde, soumis à des contextes et conditions d'utilisation différents et constitué de plusieurs composants.

1.4.2 Contexte scientifique

Cette partie a pour but principal de positionner la problématique industrielle dans un cadre scientifique plus général. Le travail de recherche qui sera mené dans cette thèse vise à développer une méthode de surveillance, de diagnostic et de pronostic de défaillances basée sur le traitement et l'analyse des données disponibles. L'objectif est de permettre la détection d'anomalies et l'anticipation des pannes en prenant en compte le contexte et les conditions d'utilisation. Ce travail de recherche s'inscrit dans la thématique du PHM où le système physique est l'émetteur surveillé par différents capteurs. Dans le domaine du PHM, on distingue trois approches : l'approche basée sur un modèle physique, l'approche guidée par des données et l'approche hybride combinant les deux. Dans ce travail de thèse, et vu la connaissance et les données disponibles, nous pensons que l'approche guidée par les données serait la plus adéquate à mettre en œuvre. En effet, vue la complexité du système étudié qui est localisé dans différents endroits dans le monde et soumis à des conditions et des contextes d'utilisation différents, il serait difficile d'opter pour l'approche basée sur un modèle physique qui est quasiment impossible à obtenir. Différents outils peuvent être utilisés par l'approche guidée par les données : outils statistiques, outils issus de l'intelligence artificielle, outils de machine learning, etc. Pour répondre à la problématique et aux questions posées précédemment, et vu la nature et la quantité de données ainsi que les différents facteurs mis en jeu, les outils issus du machine learning seront utilisés dans ce travail.

1.4.3 Maintenance des équipements radio/télédiffusion

Les équipements de la chaine de radio/télédiffusion, situés au sein même des centres d'émission, partagent tous les mêmes contraintes qui pourtant s'opposent. D'une part, la panne n'est pas tolérée du fait de l'obligation de service que le diffuseur a vis-à-vis de ses clients, alors même que l'accès au site est souvent difficile voire parfois presque impossible. D'autre part, les coûts d'équipements doivent être très réduits, car les coûts de diffusion sont très serrés afin que le diffuseur reste concurrentiel. Si la fiabilité intrinsèque des équipements peut être intégrée dès le développement, il n'en reste pas moins que la possibilité de défaillance persiste, d'autant plus que les exigences économiques obligent à choisir le juste nécessaire.

Généralement, les types de maintenance employés pour les équipements de la radiodiffusion

reposent sur des méthodes de maintenance préventives basées sur la planification de tâches de maintenance périodiques. Ces tâches peuvent consister en des inspections et des réparations effectuées manuellement, par exemple le changement des fusibles, parafoudre ou la batterie de la carte contrôle. Elles peuvent également être des actions de maintenance systématiques qui nécessitent des interventions sur des équipements dont la défaillance menacerait la sécurité des biens et des personnes, entraînerait des coûts élevés et des arrêts dont le redémarrage est long. Ces tâches de maintenance peuvent être utiles dans le cas des systèmes radio/télédiffusion vue la complexité des systèmes et le nombre de composants qui rend difficile la tâche de surveillance de chaque composant. Cependant, ces tâches peuvent entrainer plus de maintenance que ce qui est strictement nécessaire. De plus, la nécessité de réduire les coûts de maintenance et les exigences du client qui cherche à réduire les coûts de diffusion et l'arrivée de nouvelles technologies de stockage et de transmission de données ont conduit à un intérêt grandissant pour les tâches de maintenance prédictive. En effet, la surveillance des systèmes radio/télédiffusion permettrait de maximiser la durée de vie des équipements et de planifier les actions nécessaires d'une manière plus efficace [19].

Finalement, l'utilisation de la maintenance prédictive, permettrait de répondre aux besoins et à la qualité de services demandés car, une fois le produit bien conçu et bien fabriqué, sa surveillance permettrait d'anticiper ses défaillances. Ainsi, les données de surveillance des systèmes radio/télédiffusion seraient utilisées pour la mise en place d'une planification plus efficace des actions de maintenance prédictive et une meilleure prise en compte des contraintes liées aux contextes et conditions d'utilisation du produit. Cela permettrait également de réduire les coûts de maintenance en réduisant le nombre d'inspections grâce à une planification plus efficace [20].

Dans ce qui suit, nous ferons une présentation de l'entreprise WorldCast Systems, de ses services et de ses produits et particulièrement l'émetteur FM afin de comprendre le contexte et les conditions d'utilisation du produit avant de lui appliquer la démarche PHM.

1.4.4 Présentation de l'entreprise WorldCast Systems

Comme indiqué précédemment, le partenaire industriel des travaux de cette thèse est l'entreprise WorldCast Systems. Nous allons donc présenter dans cette section son historique ainsi que ses lignes de produits.

La société Auditem est créée à Mérignac en octobre 1980 par Daniel WERBROUCK, un passionné du monde de la radio et ancien directeur technique de RTL (Radiotélévision Luxem-

bourg) et RMC (Radio Monte-Carlo).

A ses débuts, Auditem, devenue Audemat, est une société spécialisée dans l'ingénierie du son, dont la principale activité consiste à vendre, à installer et à assurer la maintenance de matériel audio dans les stations radios de la région Bordelaise.

Suite au phénomène des « radios libres », la société trouve des débouchés intéressants en installant des émetteurs FM pour les grandes stations périphériques. Fort de cette réussite, son fondateur se lance en 1987 dans l'élaboration d'un « capteur-auditeur », appareil permettant de surveiller la bonne qualité de diffusion d'une radio. Le système est alors adopté par la majorité des diffuseurs français et principalement chez TDF (Télédiffusion de France).

Par la suite, de nombreux projets permettront à la société, rebaptisée Audemat, d'amplifier sa croissance en élargissant ses compétences et en proposant des produits et des services toujours plus complets. Audemat est lancée et, pendant plus de 10 ans, la société ne va pas cesser de croître grâce à son fer de lance qui se nomme « innovation ». Ses bénéfices lui ont permis d'investir et de racheter de nouvelles sociétés du monde de la diffusion pour aujourd'hui disposer de toutes les gammes d'équipements utilisés dans le domaine.

La crise économique de 2008 touche indirectement la société en 2009, qui va accumuler des pertes durant 3 ans pour atteindre à nouveau l'équilibre en 2012. Le 27 Novembre 2013, Audemat devient WorldCast Systems.

Le cœur de métier de WorldCast Systems est la conception et le développement de produits destinés au monde de la radiodiffusion. L'activité permet aujourd'hui de concevoir, de développer, d'industrialiser, de produire et de vendre un savoir-faire très spécialisé.

Cependant, dans un souci de flexibilité et afin de se concentrer sur la conception et le développement, une partie de la production est sous-traitée pour la réalisation de tâches répétitives telles que la fabrication de cartes électroniques. L'assemblage des produits et leurs tests sont par contre réalisés sur le site de Mérignac.

WorldCast Systems a pour objectif de regrouper les différentes entreprises qui composent le groupe en mettant en commun leurs compétences techniques, commerciales et humaines, afin d'offrir des solutions complètes aux clients. Le groupe permet également d'assurer une cohérence entre les différents produits proposés (Figure 1.4).

Cette intégration peut être illustrée par l'exemple de la diffusion de la radio analogique (FM) où les différentes entreprises interviennent de la manière décrite ci-dessous.

Les produits de la gamme APT propose des codecs audio très compétitifs pour le transport de contenu de haute qualité via satellite, cuivre ou IP (Internet Protocole). La technologie Surestream de APT, par exemple, permet d'acheminer le son d'un point à un autre via IP de



FIGURE 1.4 – Le groupe WorldCast Systems.

manière fiable, en dédoublant les lignes de transmission. Grâce aux produits APT utilisant cette technologie, une radio s'assure de délivrer le signal depuis le studio jusqu'au site d'émission en conservant toute sa qualité et sans risque de coupure. Une fois le signal acheminé, il faut alors le traiter (moduler en fréquence, ajouter le Radio Data System (RDS)) et l'amplifier (pour augmenter la portée de ce signal) avant de l'envoyer sur l'antenne d'émission (par exemple la Tour Eiffel à Paris ou l'antenne de Bouliac à proximité de Bordeaux). Il s'agit précisément du rôle des produits de la marque Ecreso qui conçoit une gamme d'émetteurs FM haute-performance. Une fois le signal est émis, il est nécessaire de s'assurer de sa bonne diffusion (puissance, qualité, zone de couverture). Les produits de la gamme Audemat conçoit dans ce but des produits de surveillance et de mesure pour la radio et la télévision ainsi que des solutions de gestion de site et de contrôle à distance (Figure 1.5).

Le Broadcast (diffusion radio et télévision) comprend toutes les activités de la sortie du studio d'enregistrement jusqu'au contrôle de la diffusion. Les produits WorldCast Systems sont des outils qui s'intègrent dans cette chaîne de diffusion et qui permettent d'assurer une qualité et une continuité de service, principalement au niveau des sites de diffusion. Les équipements de l'entreprise, sont des appareils électroniques installés sur des sites d'émission ou en périphérie. Cette thèse s'intéresse à la conception et au développement du processus de collecte de données et de mise en place de processus de détection, diagnostic et pronostic. Dans un premier temps, le développement s'appuiera sur les émetteurs FM (les produits de la gamme Ecreso) comme

produits supports du déploiement de l'approche PHM qui va être développée. Nous allons donc décrire dans la section qui suit l'émetteur FM.



FIGURE 1.5 – Du studio au site de l'émetteur.

1.4.5 Émetteur FM

L'émetteur FM est un système complexe composé de différents sous-systèmes (Figure 1.6), chacun assurant un ensemble de fonctions élémentaires concourant à la réalisation de la fonction principale de l'émetteur qui est d'assurer l'émission d'un programme radio FM. Ces éléments traitent le signal acheminé (modulation en fréquence) et l'amplifient (pour augmenter sa portée) avant de l'envoyer sur l'antenne.

Le rôle des émetteurs FM est d'émettre des signaux FM sur une zone géographique définie. La demande pour ce type de produit est très variée, allant de l'émetteur avec des fonctionnalités simples et nécessaires, aux équipements haut de gamme proposant des performances accrues ainsi que des fonctionnalités de contrôle et de surveillance poussées. Le contexte et les conditions

d'utilisation d'un émetteur FM ayant un impact important sur sa fiabilité et sa disponibilité, la sous-section suivante va passer en revue les paramètres du contexte et/ou des conditions d'utilisation influençant fortement le fonctionnement d'un émetteur FM.

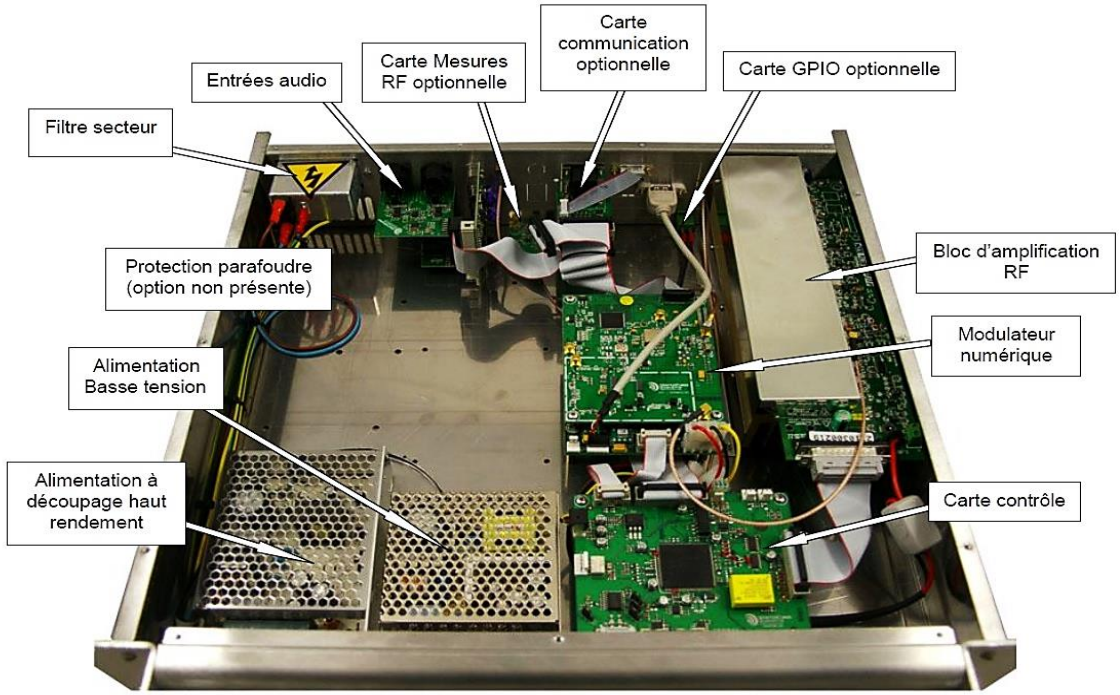


Figure 1.6 – Émetteur FM.

1.4.6 Contextes et conditions d'utilisation des émetteurs FM

Les émetteurs FM sont la dernière partie active permettant d'assurer l'émission d'un programme radio FM. Ils sont installés en général dans des stations dédiées de diffusion.
Les stations de diffusion FM sont situées dans des endroits stratégiques permettant d'assurer la diffusion d'un programme à un bassin de population : en général, une agglomération, mais cela peut être aussi une route, une autoroute, etc.
Le point optimal de diffusion est :

- à proximité du bassin de population.
- sur un point haut : bâtiment haut (type tour) ou plateau/montagne.
- accessible de préférence pour faciliter les opérations de maintenance.

Les émetteurs sont destinés et prévus pour fonctionner$24h/24h$ et $7j/7j$. Certains clients choisissent, pour économiser de l'énergie, de les arrêter ou de baisser la puissance RF (Radio-

fréquence), par exemple la nuit (lorsqu'il y a moins d'auditeurs).
Le Tableau 1.4 ci-dessous présente un exemple de conditions nominales d'utilisation d'un émetteur FM.

Environnement	
Température de fonctionnement	$5^{\circ}C$ à $45^{\circ}C$
Température max d'utilisation	$0^{\circ}C$ à $50^{\circ}C$
Température de stockage	$-20^{\circ}C$ à $+70^{\circ}C$
Humidité	$5 - 95\%$ humidité relative non-condensée
Durée de stockage	< 10 ans
Ventilation	1 ventilateur : $\sim 30I/s$ (pour émetteur FM 1000W)
Alimentation	
Tension ECRESO FM	100 VAC to 254 VAC
Fréquence	47 Hz - 63 Hz
Consommation max	1550 W (pour émetteur FM 1000W)
Facteur de puissance	$> 0,9$
Fusibles ECRESO FM	10 AT
Section RF	
Plage de fréquences	87,5 à 108 MHz
Rapport d'ondes stationnaires (ROS)	Performance optimale : $< 1,1$

TABLE 1.4 – Exemple de conditions nominales d'utilisation d'émetteur.

Ces spécifications données représentent des performances typiques. La conformité de l'équipement est contingente à la conformité de son environnement.
Quelques paramètres influençant le fonctionnement de l'émetteur sont décrits dans les paragraphes suivants.

Température

Dans les spécifications imposées par le client, la température ne devrait pas sortir de la plage de variation $-5/50^{\circ}$ C recommandée. Les températures basses sont un problème pour le démarrage. Quand il fait froid, les émetteurs fonctionnant $24h/24h$ se chauffent eux-mêmes. Une fois la température stabilisée, on constate que la différence de température entre la température ambiante, la température à l'intérieur de l'équipement et la température du radiateur/MOSFET (acronyme anglais de Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor qui se traduit par transistor à effet de champ à structure métal-oxyde-semi-conducteur) est toujours constante. La température affecte la durée de vie des composants, c'est pourquoi il est conseillé aux clients d'utiliser des lieux où la température est régulée (utilisations de climatiseurs, évacuation de l'air

chaud, etc.).

Pression et humidité

La pression joue un rôle important pour le bon fonctionnement de l'émetteur FM, plus on monte en altitude moins la pression atmosphérique sera forte. Cependant, plus on monte en altitude, moins il fait chaud (on perd pour rappel 1 ° C tous les 160 m environ, et près de 6 ° C à 1000 m), ce qui est plutôt favorable aux émetteurs. Mais si l'émetteur est mis dans une boite de conservation exposée au soleil, il monte très vite en température et on peut vite perdre cet avantage.

Concernant l'impact de l'humidité, le problème que les émetteurs FM peuvent rencontrer est la condensation. C'est pour cette raison qu'il est précisé dans les spécifications techniques de les faire fonctionner entre 5 et 95 % d'humidité relative non condensée.

Alimentation électrique

Du fait de la situation souvent isolée des sites d'émission, le réseau électrique est quelquefois de très mauvaise qualité. C'est l'alimentation AC/DC de puissance qui en souffrira le plus, vu qu'elle est en amont de tout. Il existe des alimentations auxiliaires, mais celles-ci tombent rarement en panne.

En électronique, le déclassement (ou derating) est le fonctionnement d'un dispositif à un niveau inférieur à sa capacité maximale nominale afin de prolonger sa durée de vie. On peut citer comme exemples typiques le fonctionnement en dessous du maximum de puissance nominale, de courant nominal ou de tension nominale.

Dépendant du module émetteur, le comportement de l'alimentation sera le suivant :

- Coupure de la RF si sortie de la plage (mise en protection).
- Les spécifications de déclassement (derating) sont basées sur la réduction de la puissance nominale de l'alimentation pendant l'utilisation à haute température ou à tension basse d'entrée pour atténuer l'augmentation excessive de la température sur les composants et pour s'assurer que les composants d'isolement de sécurité n'excèdent pas leurs limites thermiques [28].

Au-delà de la foudre et des variations lentes, on peut avoir des phénomènes de microcoupure pouvant provoquer :

- des morts subites de l'alimentation de puissance au démarrage ;
- des plantages d'équipement. La solution préconisée est alors de sécuriser les alimentations par l'utilisation de :
- parafoudre (obligatoire) ;
- régulateur automatique de tension (AVR) ;

- onduleur (UPS).

Propreté du lieu d'utilisation

La poussière et les insectes sont aussi des ennemis de la vie d'un émetteur. Un émetteur ayant besoin de réguler sa température, les insectes et la poussière peuvent obstruer le système de ventilation qui va de plus en plus peiner ou endommager les ventilateurs. Ce problème est récurrent sur les sites isolés et rarement accessibles (voir Figure 1.7 pour une illustration de ce problème de propreté).



FIGURE 1.7 – Exemple d'un émetteur installé en haut d'un château d'eau.

Fabrication de l'émetteur

Une mauvaise fabrication de l'émetteur est aussi susceptible d'altérer son espérance de vie par :

- des dommages causés par les effets des décharges électrostatiques (ESD) ;
- des problèmes de soudure sèche ;
- des problèmes de la graisse thermique.

La graisse thermique est une pâte qu'on met sur la semelle masse du MOSFET en contact avec le radiateur. L'enjeu est qu'il faut en mettre suffisamment pour que le contact thermique se fasse bien mais pas trop parce que, la pâte étant un isolant électrique, le MOSFET pourrait ne pas être reliée électriquement à la masse. Pas assez ou trop de graisse thermique peut ainsi altérer le MOSFET à court ou moyen terme.

La qualité de la soudure est aussi importante. Les MOSFET de dernière génération :

- sont plus sensibles aux ESD ;
- sortent plus de puissance donc la soudure doit être d'autant plus propre et faite avec de la soudure haute température, ce qui nécessite des fers qui chauffent plus et donc plus de précautions au montage.

Synthèse

Les émetteurs FM sont situés à différents endroits géographiques dans le monde (Figure 1.8) et sont confrontés à une variété de conditions et de contextes d'utilisation. La contribution de la thèse est de faire face à un système pour lequel il n'existe pratiquement pas de travaux de recherche pour comprendre son fonctionnement, ses composants critiques afin de faciliter la détection, le diagnostic et le pronostic de ses pannes. C'est l'objet de la section suivante qui s'intéresse brièvement (les développements importants feront l'objet des chapitres suivants) à l'étude du développement d'une approche PHM pour les émetteurs FM en prenant en compte le contexte et les conditions d'utilisation.



Figure 1.8 – Quelques emplacements géographiques des émetteurs FM de WorldCast Systems.

1.5 Approche PHM pour les émetteurs FM

1.5.1 État de l'art des approches d'implémentation de PHM

Le développement d'une démarche PHM s'intéresse à la mise en place des différentes étapes du PHM décrites dans la Figure 1.3.

Dans la littérature, plusieurs approches ont été proposées pour le développement d'une solution de PHM. Ces approches sont utilisées en fonction des données et des connaissances disponibles, mais aussi selon l'étendue du domaine d'application et de la complexité du système étudié. Le niveau de connaissance disponible est caractérisé par la présence de capteurs sur le système [20]. Le travail entrepris dans la publication [113] est parmi les premiers travaux à avoir identifié la nécessité de mettre en place une méthodologie standard pour le développement du PHM. Les auteurs proposent des éléments d'une démarche générique pour l'implémentation d'une démarche PHM. Dans le domaine des produits électroniques, [59] propose une méthodologie basée sur une approche hybride de pronostic. Cette approche s'appuie sur la sélection des principaux modes de défaillance à partir d'une étude AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité). Une autre approche proposée par [65], appelée processus de développement 5S qui repose sur cinq étapes : 1) l'identification des composants critiques du système surveillé et la hiérarchisation des données de surveillance. 2) l'extraction des caractéristiques utiles pour évaluer l'état de santé du système. 3) La mise en œuvre d'un outil de décision en fonction des indicateurs de santé construits. 4) la normalisation des analyses. 5) la mise à jour du système PHM. Dans le même sens, un modèle en cycle en V pour le développement du PHM est proposé dans [24]. Dans cette contribution, les auteurs ont spécifié les mesures de performances des algorithmes de pronostic ainsi que les exigences de conception que le système PHM devrait avoir. Ensuite, un sous-ensemble de modes de défaillance est identifié afin d'implémenter le PHM pour les composants cibles. Plus récemment, une approche générique appelée ADEPS (Assisted Design for Engineering Prognostic Systems) a été proposée dans [9] pour la mise en œuvre systématique d'une solution de pronostic. Cette approche permet la vérification et la validation des exigences de conception, mais aussi l'évaluation de l'impact du pronostic basée sur la conception et la fiabilité du système. Cette dernière approche est la seule à proposer une méthodologie générique assez complète, elle ne s'intéresse en revanche qu'au cas d'une approche basée sur un modèle physique [19].

Pour le développement d'une démarche PHM, les différentes approches proposées partagent des étapes similaires. La première étape est la définition des objectifs et des besoins industriels, l'identification des composants critiques et des paramètres à surveiller et enfin, le développement

et la validation des algorithmes développés.

1.5.2 Développement d'une démarche PHM pour les émetteurs

L'étude et l'analyse de l'émetteur FM nous a conduit à proposer une démarche PHM complète en se basant sur la mise en œuvre des étapes du processus de PHM et en y intégrant d'autres étapes pour prendre en compte les spécificités et les contraintes du système. La démarche proposée est matérialisée par le schéma de la Figure 1.9.

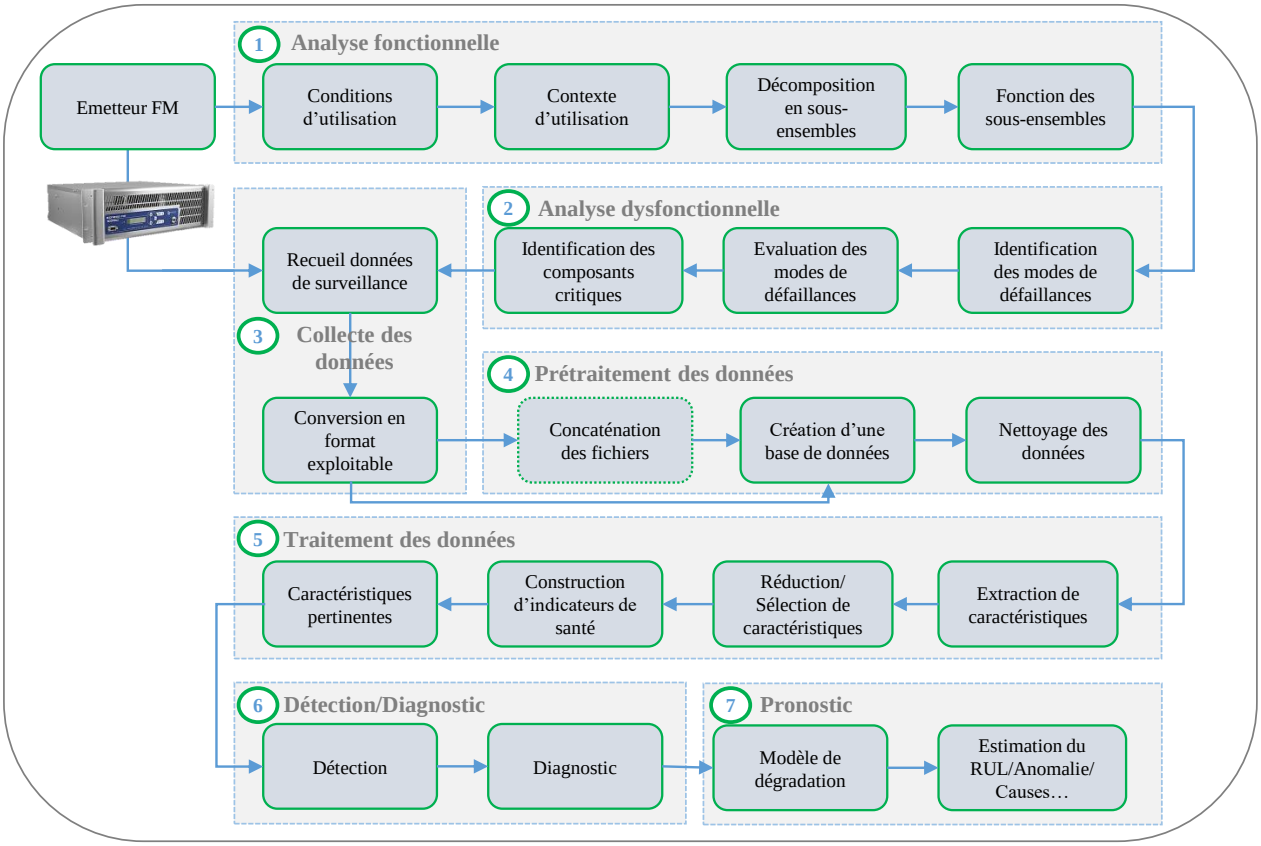


Figure 1.9 – Démarche PHM proposée pour les émetteurs FM.

Dans notre cas d'étude, le développement d'une démarche PHM s'effectuera en 7 étapes permettant d'intégrer les différents types de données de surveillance utilisés. Ces étapes, brièvement décrites ci-dessous, seront détaillées dans les chapitres suivants.

1. Compréhension du système et étude du contexte et des conditions d'utilisation : cette étape découle souvent d'une analyse fonctionnelle permettant de représenter, sans am-

biguïté, les données essentielles et les relations avec le milieu extérieur ainsi que la décomposition en sous-systèmes du système étudié. Il s'agit à ce niveau de recenser les principaux composants de chaque sous-ensemble et d'identifier les fonctionnalités auxquelles ils contribuent.

2. Analyse dysfonctionnelle : cette étape vise à recenser les sous-systèmes à surveiller et identifier les composants les plus critiques par l'utilisation de méthodes appropriées (comme celles de la sûreté de fonctionnement et maitrise des risques, par exemple).
3. Collecte des données : cette étape permet de fournir des données liées aux grandeurs physiques à surveiller et les stocker dans un format exploitable par les algorithmes développés dans les étapes suivantes.
4. Prétraitement des données : cette étape consiste à remplacer les valeurs manquantes, filtrer les données pour enlever le bruit ou les ré-échantillonner pour diminuer leur taille et garantir des données fiables et exploitables par les algorithmes de PHM.
5. Traitement des données : cette étape est consacrée au traitement des données pour révéler leur contenu et permettre d'estimer à tout instant l'état de santé du composant ou du système.
6. Développement des algorithmes de détection et de diagnostic : cette étape vise à déterminer si le système surveillé est dans son état nominal ou pas, et à suggérer les causes probables de défaillances.
7. Développement des algorithmes de pronostic : cette étape consiste à prédire l'état futur du système surveillé et de donner une estimation de la durée de fonctionnement avant défaillance (appelée RUL : Remaining Useful Life).

1.6 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons traité la question de maintenance comme fonction importante pour la réalisation des objectifs aussi bien économiques que socio-environnementaux par les entreprises. Nous avons abordé cette question en présentant l'importance de la maintenance conditionnelle et prédictive dans la compétitivité des entreprises, ainsi que son rôle dans la réduction des coûts de maintenance, en particulier, et du cycle de vie des produits industriels, en général.

Le travail de cette thèse ayant pour partenaire industriel une entreprise fabriquant et commercialisant des produits de télédiffusion (ou broadcast), nous avons décrit, par la suite, la nécessité

de la mise en place d'une politique de maintenance prédictive pour ce secteur et notamment pour la surveillance des émetteurs FM qui constituent un chaînon important d'une chaine de broadcast constituée de plusieurs composants potentiellement répartis sur plusieurs endroits du monde. La solution de surveillance préconisée repose sur le paradigme PHM dont le déploiement pour ce type de système nécessite une approche spécifique. Nous avons donc étudié d'abord les différentes approches de développement d'un système PHM existant dans la littérature pour aboutir après synthèse à un processus générique en 7 étapes résumant les différentes approches proposées dans la littérature.

A cet effet, la description d'une démarche générique permettant d'obtenir des données de surveillance représentatives des phénomènes de dégradations des composants critiques sera présentée dans le chapitre 2.

Chapitre 2

Surveillance des émetteurs FM

Sommaire

2.1 Introduction 49

2.2 Identification des composants critiques 50

2.2.1 Méthodes d'identification des composants critiques 51

2.2.2 Méthode proposée pour l'identification des composants critiques . . . 55

2.2.3 Application de l'approche d'identification des composants critiques à un émetteur FM 59

2.3 Prétraitement des données pour la surveillance d'un émetteur FM 67

2.3.1 Collecte des données 70

2.3.2 Prétraitement des données 70

2.3.3 Application de la méthode proposée pour le prétraitement des données 71

2.4 Conclusion 77

2.1 Introduction

L'objectif principal de ce chapitre, en réponse à ce qui a été soulevé dans le chapitre précédent, est de présenter les premières étapes pour le développement d'une démarche PHM orientée données et son application aux produits, en l'occurrence les émetteurs FM, de l'entreprise partenaire WorldCast Systems. Étant basée sur les données, l'efficacité de l'implémentation de cette démarche dépend fortement de la qualité de ces données fournies par des systèmes de surveillance existants ou à prévoir. Extraire ces données d'un équipement industriel est souvent une étape difficile à appréhender en raison de la complexité accrue des systèmes (constitués

d'un grand nombre de composants en interaction et de natures hétérogènes) qui peut conduire à des erreurs de mesure ou à des imperfections dans les données collectées. Dans la pratique, un système industriel est construit autour de nombreux composants dont la défaillance de certains d'entre eux peut conduire à la défaillance du système. L'identification de ces composants critiques constitue donc un enjeu important. Cette identification peut être réalisée au moyen de méthodes appropriées telles que celles utilisées en sûreté de fonctionnement et/ou en retour d'expérience. Ces dernières sont de plus en plus utilisées du fait, entre autres, que de nombreuses entreprises disposent aujourd'hui de quantités de données opérationnelles significatives de leurs systèmes et qui peuvent être exploitées pour mettre en place une démarche PHM. L'obtention des composants critiques permet ensuite de recenser les modes de défaillances et leurs mécanismes, d'identifier les paramètres à surveiller et de compléter éventuellement le système de surveillance par des capteurs manquants. Les étapes nécessaires à ce processus correspondent aux étapes (2), (3) et (4) du processus générique de développement d'une démarche PHM (voir Figure 1.9 présentée à la section 1.5.1 du chapitre précédent). Le choix des capteurs nécessaires fait appel souvent aux experts des systèmes ciblés pour tenir compte de leurs contraintes opérationnelles (encombrement, accessibilité, compatibilité électromagnétique, poids, etc.). Les données collectées passent, en général, par une étape de prétraitement pour s'assurer de leur intégrité avant de les injecter dans les algorithmes de détection, de diagnostic et de pronostic du processus PHM.

Dans ce chapitre, nous présenterons quelques approches utilisées pour l'identification des composants critiques, et nous proposerons une approche applicable aux émetteurs FM. Ensuite, nous aborderons les différentes approches de prétraitement nécessaires pour améliorer la qualité des données (suppression des données aberrantes, traitement des données manquantes, etc.) pour aboutir à une approche spécifique de prétraitement des données dédiée aux émetteurs FM.

2.2 Identification des composants critiques

La défaillance du système global peut être due à la défaillance d'un ou de plusieurs de ses composants critiques [74]. Il est alors important d'identifier ces composants critiques afin de les surveiller en permanence, estimer leur état de santé et prendre des décisions appropriées permettant d'augmenter leur disponibilité et celle de l'équipement qui les contient. Cette tâche nécessite une compréhension approfondie du système et l'utilisation de méthodes et d'outils adéquats [40]. L'identification de ces composants critiques se fait sur la base des résultats issus

de différentes méthodes que nous présenterons dans la suite de ce chapitre.

Dans l'objectif de mettre en place une démarche PHM, l'identification des modes et des mécanismes de défaillances ne suffit pas pour répondre aux contraintes de surveillance et aux objectifs du PHM. Dans ce cadre, nous proposons dans cette section la présentation des différentes approches de sûreté de fonctionnement et de retour d'expérience permettant d'identifier les composants les plus critiques sur lesquels sera appliquée la démarche PHM.

2.2.1 Méthodes d'identification des composants critiques

Il existe plusieurs méthodes d'identification des composants critiques. Parmi ces méthodes, nous pouvons citer l'analyse Préliminaire des Risques (APR) [27, 78], l'analyse des Modes de Défaillances de leurs Effets et de leurs Criticités (AMDEC) [60, 44], les arbres de défaillances [66, 34], les arbres de causes [79], les arbres d'événements [79] et le Retour d'Expérience (REX) [15]. Le Tableau 2.1 présente une synthèse de ces méthodes, avec leurs objectifs, et leurs types d'analyse. Nous présenterons succinctement les méthodes APR, AMDEC, arbres de défaillances et retour d'expérience en raison de leur efficacité avérée et leur utilisation répandue dans la littérature et dans la pratique.

Méthodes	**Objectifs**	**Type d'analyse**
REX	Recueillir des connaissances sur le système	Déductive/Quantitative
APR	Identifier les scénarios d'accidents en présence de dangers	Inductive/Qualitative
AMDEC	Identifier les effets des modes de défaillances des composants sur le système	Inductive/Quantitative
Arbres de causes	Organiser l'enchaînement des événements conduisant à un accident (défaillance)	Déductive/Qualitative
Arbres d'événements	Décrire les scénarios d'accident à partir d'un événement initiateur	Inductive/Quantitative
Arbres de défaillance	Evaluer la vraisemblance de la survenue de l'événement étudié à partir des combinaisons d'événements élémentaires qui peuvent le produire	Déductive/Quantitative

Table 2.1 – Principales méthodes pour identifier les composants critiques.

AMDEC

La méthode AMDEC est une approche largement répandue aussi bien dans les entreprises industrielles que de services. Elle vise à identifier les modes potentiels de défaillances d'un système industriel, ou d'un processus, afin d'apporter des solutions permettant de les éliminer ou de minimiser les risques associés. Dans le cas d'un système industriel, comme celui qui nous concerne dans cette thèse, l'AMDEC consiste à considérer systématiquement, l'un après l'autre, chacun des composants du système étudié et analyser les causes et les effets de sa défaillance potentielle. Chaque défaillance mise en évidence est ensuite analysée pour déterminer sa fréquence (F), sa gravité (G) et sa détectabilité (D) et calculer un indice de criticité en multipliant ces trois grandeurs (F*G*D) [82]. Le résultat d'une analyse AMDEC se présente sous forme d'un tableau (voir Tableau 2.2) composé des éléments suivants : le nom du système analysé, le nom de la fonction ou du composant, le mode de défaillance, ses causes, ses effets, ainsi que son indice de criticité. Il faut noter que le nombre de colonnes de ce tableau n'est pas figé et, suivant les objectifs visés, l'analyste peut ajouter ou réduire le nombre de colonnes.

Système	**Fonction**	**Mode de défaillance**	**Causes**	**Effets**	**Criticité**

Table 2.2 – Exemple de tableau AMDEC.

Analyse Préliminaire des Risques (APR)

L'APR est une méthode liée au produit et aux opérations des procédés, contrairement à AMDEC qui concerne essentiellement le système. Elle a été développée pour la première fois dans les années 60 pour l'analyse de sécurité des missiles à propergol liquide. Elle a ensuite été généralisée à de nombreuses industries (chimique, nucléaire, aéronautique) [116]. L'APR permet d'identifier les différents éléments dangereux présents dans un procédé ou système. Elle permet également d'évaluer le potentiel de chacun à engendrer un accident plus ou moins grave. Les résultats de l'analyse se présentent sous forme d'un tableau (voir Tableau 2.3) regroupant les éléments du danger et ses conséquences, ainsi que l'évaluation de sa gravité, et les mesures correctives nécessaires. Cette analyse est effectuée à l'aide de la liste-guide des entités et des situations dangereuses relatives au système analysé [82].

Système	**Élément** dangereux	**Évènement** contact	**Situation** dangereuse	Situation amorce	**Accident**

Table 2.3 – Exemple de tableau APR.

Arbres de défaillance (Fault tree analysis : FTA)

Cette méthode vise à déterminer les différentes combinaisons d'événements élémentaires qui peuvent mener à une situation indésirable. La représentation que propose la méthode des arbres de défaillances permet non seulement d'effectuer une évaluation quantitative de la probabilité d'occurrence de l'événement indésirable à partir des probabilités d'occurrence des événements causes, des facteurs d'importance des événements élémentaires, mais aussi de trouver des coupes minimales permettant d'identifier les composants d'un système à améliorer pour réduire le plus possible l'avènement de l'événement indésirable [82]. C'est une approche top-down en ce sens que la création d'un arbre de défaillance débute par la définition de l'événement indésirable dont il faut trouver la probabilité d'occurrence. On procède ensuite par une analyse descendante en identifiant les événements intermédiaires dont la combinaison conduit à l'événement indésirable de proche en proche jusqu'aux événements élémentaires (événements qui correspondent souvent aux modes de défaillance identifiés lors d'une analyse AMDEC) pour lesquels on connaît la loi de défaillance par exemple. La Figure 2.1 montre un exemple d'arbre de défaillance où les cercles (feuilles de l'arbre) représentent les événements élémentaires (ici 8) et les rectangles les événements intermédiaires.

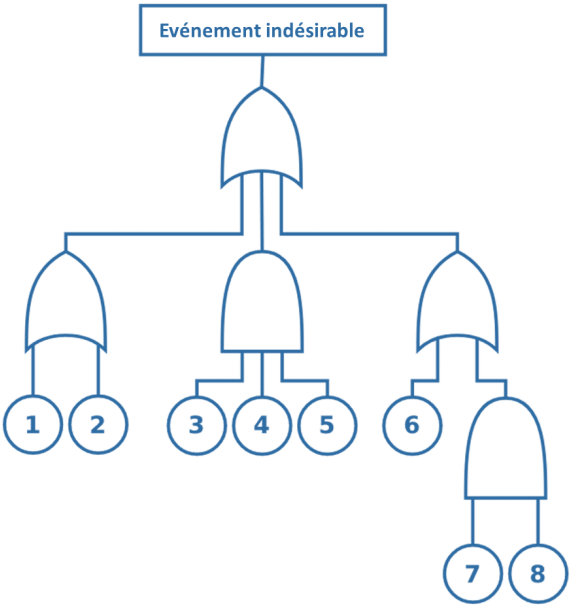


FIGURE 2.1 – Exemple d'arbre de défaillances.

Les relations sont représentées par des liens logiques, dont la plupart sont des « ou » et « et » ; on emploie généralement le terme de « porte OU » et de « porte ET » [48]. L'algèbre

de Boole permet alors une analyse qualitative dont le résultat est la détermination des coupes minimales définies comme un sous ensemble minimal d'événements élémentaires dont la survenance simultanée conduit à la survenance de l'évènement indésirable quel que soit l'état des autres événements. La théorie de calcul des probabilités permet alors de déduire à partir de ces coupes minimales la probabilité d'occurrence de l'événement indésirable en fonction des probabilités d'occurrence des événements élémentaires ainsi que leurs facteurs d'importance.

La mise en place des approches présentées précédemment nécessite souvent de disposer des connaissances préalables du fonctionnement du système à surveiller et l'existence d'un retour d'expérience, présenté dans le paragraphe suivant, constitue un avantage.

Retour d'expérience (REX)

Le retour d'expérience est une approche structurée pour la capitalisation, le traitement et l'exploitation des connaissances issues de l'analyse d'événements positifs et/ou négatifs du fonctionnement d'un système ou d'un processus [72]. Il a pour but d'améliorer la sécurité en détectant les défaillances, les faiblesses, les erreurs, les problèmes sur un lieu d'activité et en mettant en lumière les points positifs et les bonnes pratiques.
Selon [114], le principe du retour d'expérience est d'améliorer la connaissance d'un système par l'observation, le recueil, l'analyse et le traitement des informations relatives au fonctionnement réel du système et de son impact sur son environnement. Le retour d'expérience est ainsi une démarche consistant à apprendre de ce qui s'est passé et de ce qui se passe pour améliorer le système. La démarche du retour d'expérience peut être résumée en 4 étapes essentielles :

- choix du produit pour lequel le processus sera mis en œuvre ;
- recueil et analyse des informations ;
- analyse de tout évènement ;
- exploitation des données.

Les données brutes de fonctionnement du système peuvent être collectées à travers :

1. des retours client si on s'intéresse à la maintenance de matériels vendus par l'entreprise qui sont des données recueillies par le service après-vente ;
2. des fiches d'intervention du service de maintenance et devant contenir impérativement les informations suivantes :
   - le début, la fin et la durée de l'intervention ;
   - le nom de l'intervenant ;
   - la nature de l'intervention : mécanique, électrique, pneumatique, etc. ;
   - le type et l'organe en panne ;

- les pièces ou éléments remplacés ;
- un bref compte rendu technique de l'intervention ;
- indication des essais qui ont été éventuellement effectués.

3. les documents internes de l'entreprise où on peut trouver des informations complémentaires.

D'une manière générale, le choix d'une méthode d'identification des composants critiques appropriée n'est pas une tâche facile et utilise souvent des résultats issus de l'expérience des ingénieurs et des experts. Le principal avantage des approches qualitatives (APR, arbres de causes) est qu'elles fournissent des analyses rapides et moins coûteuses que les approches quantitatives (REX, AMDEC, arbres d'événements, arbres de défaillance). D'autre part, lorsque de plus amples informations se présentent, des analyses quantitatives peuvent être menées pour les évènements à haut risque afin d'acquérir des connaissances plus précises. Dans notre cas d'application, nous avons choisi d'utiliser le retour d'expérience complété par une AMDEC. Ce choix est motivé par le fait que la plupart des entreprises disposent, de nos jours, d'une quantité importante de données pouvant être exploitées pour extraire des informations et des connaissances pertinentes pour l'identification des composants critiques nécessaires à la démarche PHM et à la maintenance prédictive.

Au cours de nos travaux, et en rapport avec les objectifs industriels visés, nous avons proposé une méthodologie d'identification des composants critiques que nous présenterons dans la section suivante.

2.2.2 Méthode proposée pour l'identification des composants critiques

Le développement d'une démarche PHM peut permettre d'atteindre des objectifs tels que l'augmentation de la fiabilité du service ou d'un système, l'augmentation de la disponibilité et la diminution des coûts de maintenance [18]. Les méthodologies présentées au paragraphe précédent permettent d'identifier les composants critiques d'un système selon des critères spécifiques définis selon des objectifs visés.

Dans ce travail de thèse, l'approche que nous proposons permet l'identification des composants critiques en utilisant le retour d'expérience par l'exploitation des données de l'entreprise sur les émetteurs FM pour extraire des informations et des connaissances pertinentes. Ces informations permettent d'alimenter la connaissance du système, de détecter les points faibles, d'identifier des modes de défaillance et d'alimenter les algorithmes de détection, de diagnostic et

de pronostic. La méthodologie repose sur cinq étapes illustrées par la Figure 2.2 et est détaillée dans ce qui suit.

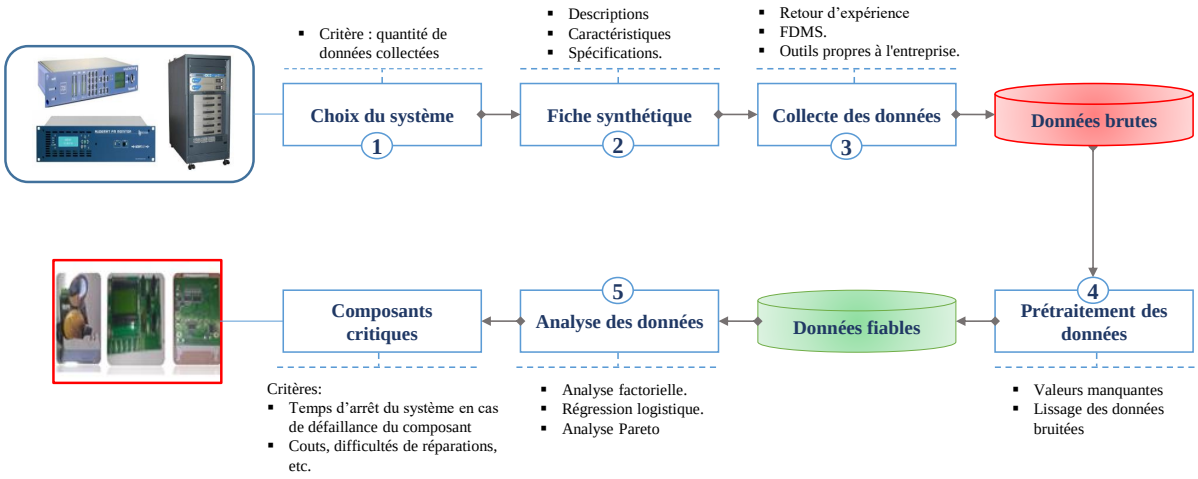


FIGURE 2.2 – Étapes de la méthode proposée pour identifier les composants critiques.

Etape 1 - Choix du système(s) à étudier

La première étape consiste à choisir le système à étudier. Ce choix est effectué en tenant compte de la disponibilité de données représentatives de l'évolution de l'état de santé du système, et de préférence sur une période assez longue.

Etape 2 - Fiche synthétique du système

La deuxième étape consiste à faire une fiche synthétique pour chaque gamme de produit (quand il existe un ensemble de produits de même catégorie) pour analyser et identifier les caractéristiques et les fonctionnalités auxquelles le système choisi contribue. La Figure 2.3 illustre cette étape qui sera détaillée dans la sous-section 2.2.3.

Une fois que l'analyse est faite après la création des fiches synthétiques, on peut procéder à la collecte des données, étape que nous décrivons ci-dessous.

Etape 3 - Bilan des données disponibles ou pouvant être collectées

L'objectif de cette étape est de collecter les données disponibles du système choisi pour l'extraction d'informations pertinentes et l'identification des modes de défaillances. Dans cette étape, les données sont collectées sur un équipement identique dans les mêmes conditions de conception. Pour cela, plusieurs méthodes mentionnées au paragraphe 2.2.1 et combinées à d'autres outils spécifiques à l'entreprise sont utilisées (Figure 2.4).

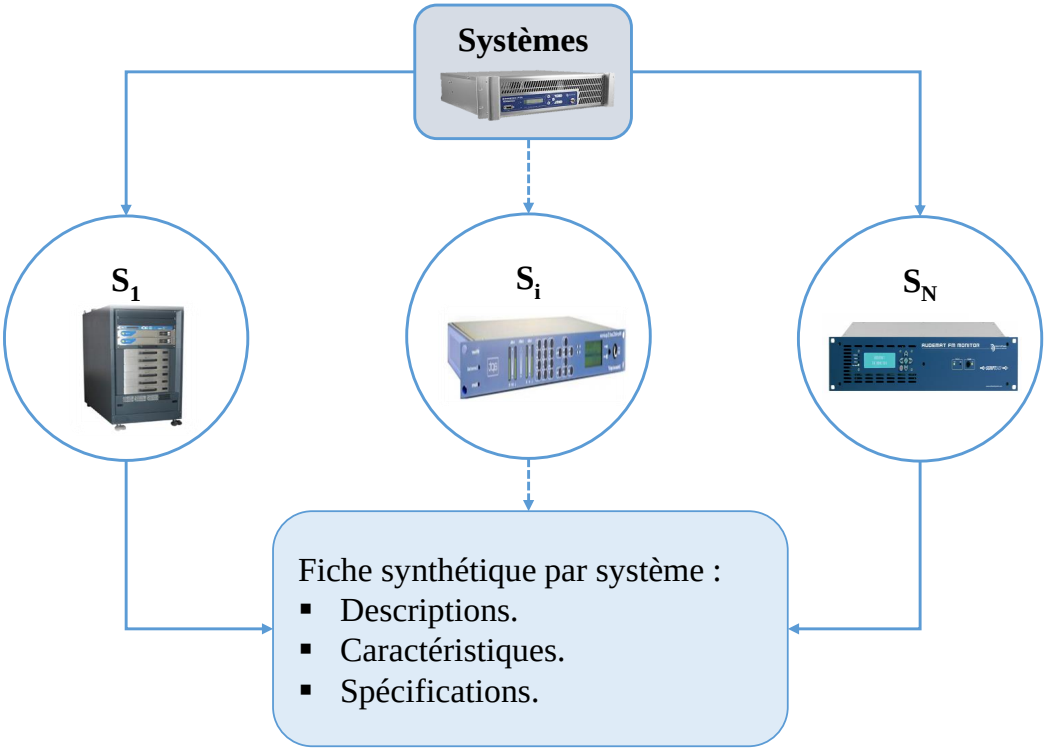


FIGURE 2.3 – Fiche synthétique par système.

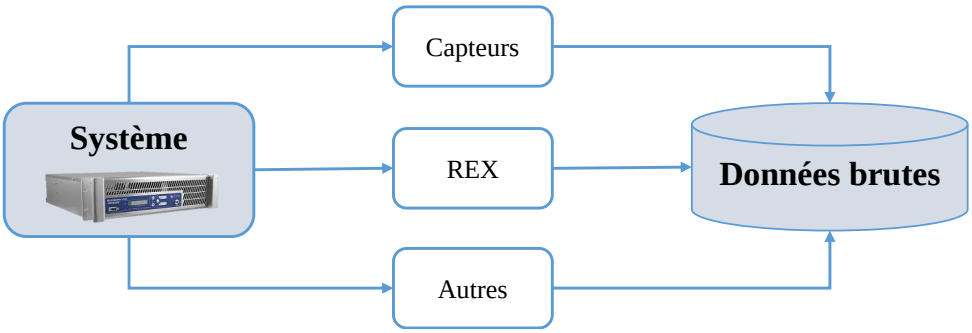


FIGURE 2.4 – Bilan des données brutes collectées.

Parmi ces outils, le retour d'expérience, qui fait l'objet de l'approche proposée, attire de plus en plus l'attention en raison de la possibilité de collecter et de stocker une quantité importante et représentative de données. Ces dernières peuvent être collectées comme décrit dans la Figure 2.5.

Etape 4 - Prétraitement des données

En général, les données brutes récupérées ne sont pas directement exploitables, une phase de prétraitement est alors nécessaire (Figure 2.6). Cette étape consiste à faire un prétraitement des

données brutes afin d'extraire des informations pertinentes révélant l'état de santé du système surveillé. Les tâches de prétraitement peuvent concerner la recherche des valeurs manquantes et leur remplacement par des valeurs jugées pertinentes, le filtrage des bruits de mesure, la suppression des données aberrantes, le ré-échantillonnage ou toute autre action permettant de rendre les données fiables et exploitables.

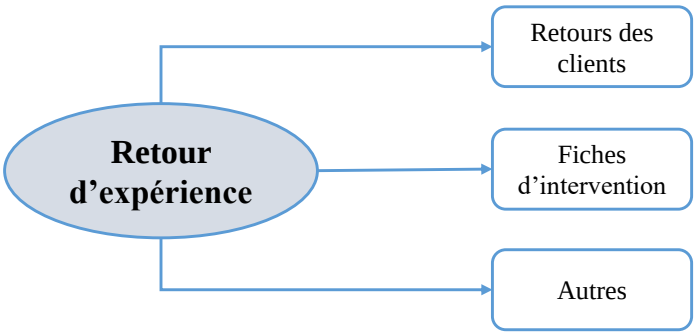


FIGURE 2.5 – Données brutes issues des retours d'expérience.

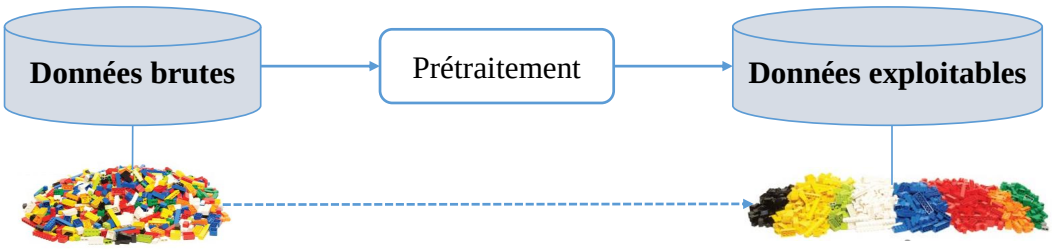


FIGURE 2.6 – Prétraitement des données.

Etape 5 - Analyse des données

Cette étape consiste à analyser les données prétraitées afin d'extraire des informations utiles permettant l'identification des composants critiques, la compréhension des modes de défaillances, l'évaluation et la prédiction de l'état de santé du système.

Dans un premier temps, les composants critiques identifiés sont classés au regard de quelques indicateurs définis pour l'ensemble du système (criticité, coût, difficulté de réparation, temps d'arrêt du système en cas de défaillance, etc.). Par la suite, les modes et les mécanismes de défaillance des principaux composants critiques sont identifiés par une analyse AMDEC pour sélectionner des précurseurs ou des paramètres qui permettent d'interpréter l'état de santé du système ou du composant. Ces informations seront utilisées pour définir les moyens adéquats pour la mesure, la surveillance et l'acquisition de paramètres physiques permettant de mettre

en place l'approche PHM (détection, diagnostic et pronostic) et la maintenance prédictive. Cette démarche sera appliquée dans la sous-section suivante aux émetteurs FM, qui constituent un élément important de la chaîne de radiodiffusion de l'entreprise partenaire.

2.2.3 Application de l'approche d'identification des composants critiques à un émetteur FM

La démarche décrite précédemment a été appliquée sur différentes gammes du système dans le domaine de radio/télédiffusion. Afin d'illustrer la démarche, nous considérons comme cas d'étude un émetteur FM qui est un cas réel pris de l'entreprise WorldCast Systems.

Choix du système(s) à étudier

Le système est décrit dans la section 1.4.5 du chapitre 1. Afin de structurer et d'organiser le travail de recherche des informations pertinentes, un fichier informatique contenant une fiche synthétique par gamme de produit a été créé.

Fiche synthétique

Pour chaque gamme de produits : faible puissance (100 W et 300 W), moyenne puissance (750 W, 1000 W, 1500 W et 2000 W) et forte puissance (2 kW, 3 kW, 3.5 kW, 5 kW et 10 kW), un fichier avec une fiche récapitulative a été créé. Cette dernière contient essentiellement les informations illustrées dans le Tableau 2.4.

Nom du produit	Figure	Description	Caractéristiques	Prix	Synoptique

TABLE 2.4 – Fiche récapitulative.

Les fiches récapitulatives regroupent toutes les informations concernant le système étudié et forment une base de connaissances (Figure 2.7 et Figure 2.8).

Recueil et analyse des informations

Les données collectées à partir des fiches d'intervention du service de maintenance, du retour d'expérience client et des outils propres à l'entreprise sont enregistrées dans un document Excel contenant les informations nécessaires à la recherche des composants critiques. Ce document est créé dans le but de répondre aux questions des utilisateurs mais aussi de structurer la base de données, d'organiser et de préparer la collecte des données.

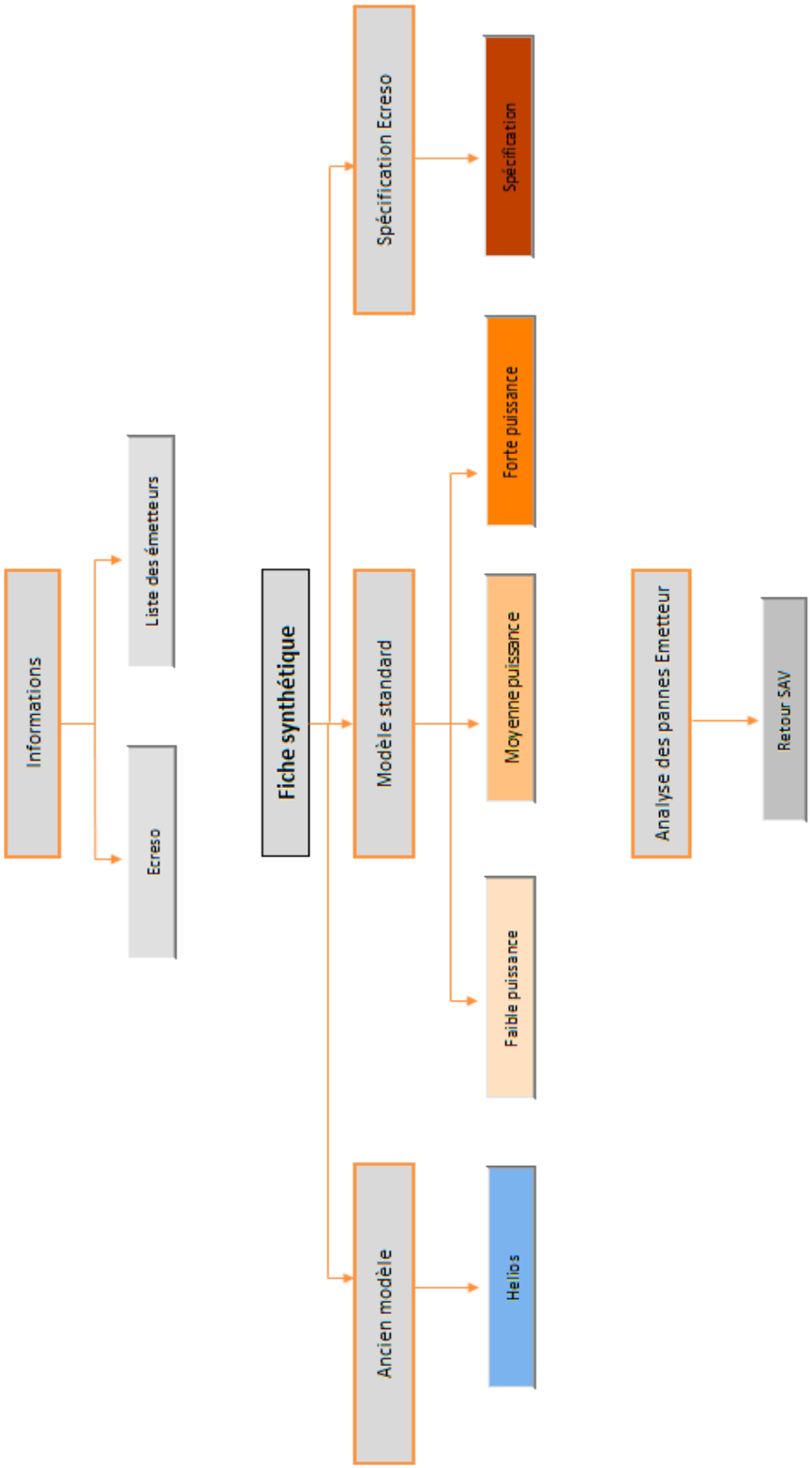


Figure 2.7 – Le document créé sur Excel pour chaque gamme de produit.

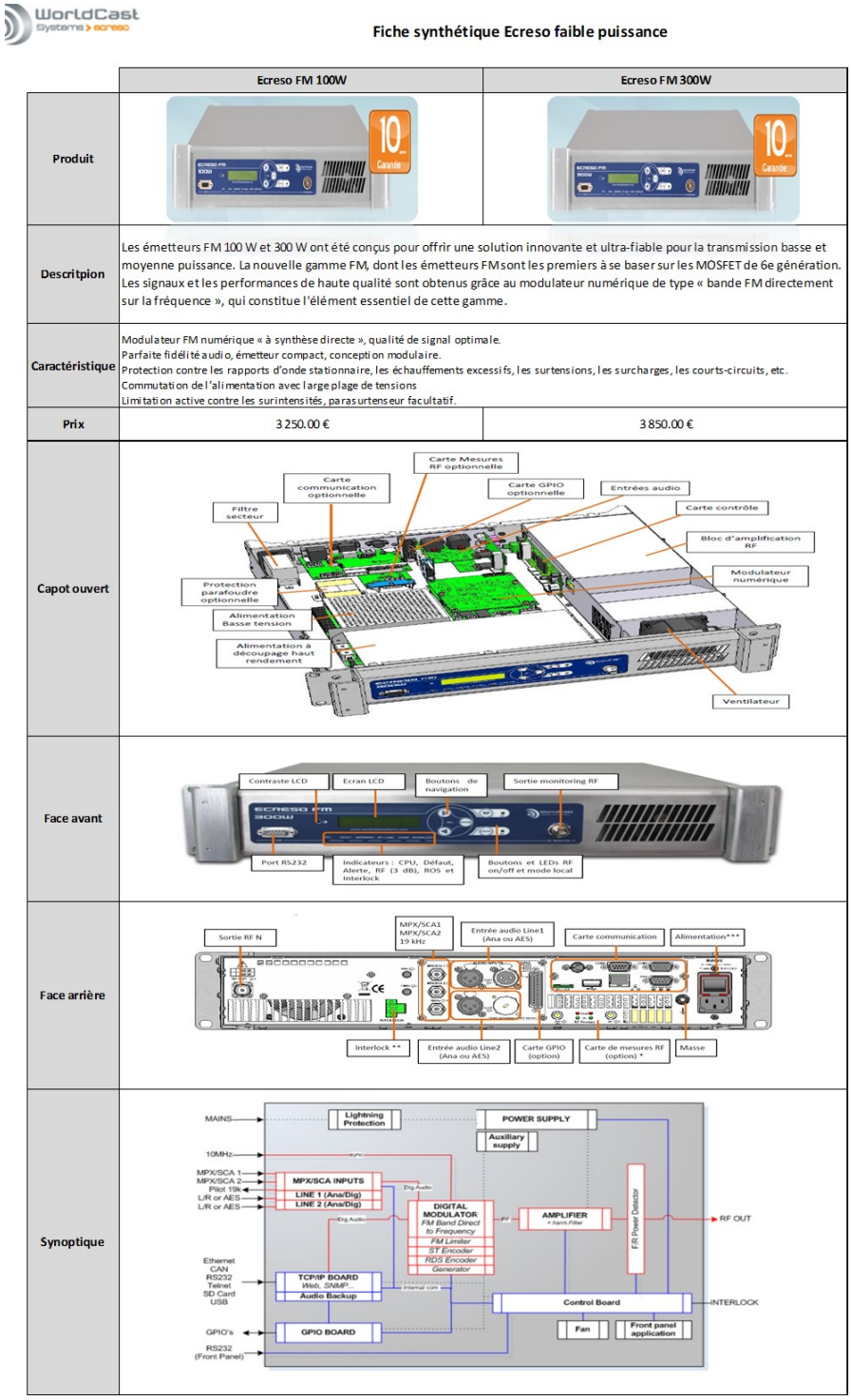


FIGURE 2.8 – Exemple de la fiche synthétique de la gamme faible puissance des émetteurs FM.

Dans le cas d'étude choisi, la collecte des données va de 2011 à 2016, car l'entreprise dispose d'une base importante de retour d'expérience durant cette période. Cette base de données contient l'historique des défaillances, les dégradations survenues et les opérations de maintenance. Un exemple de certains champs utiles des données collectées pour identifier les composants critiques est illustré sur le tableau 2.5 où on peut remarquer les attributs importants comme :

— le nombre de retours d'un produit : si un produit est souvent retourné en raison d'une défaillance d'un même composant, l'étude de sa fiabilité devient nécessaire ;

— les dates de vente et de retour du produit : elles permettent d'identifier si la panne est due au vieillissement ou à une défaillance antérieure. Elles servent également à détecter la criticité des composants (une défaillance rare peut entraîner l'indisponibilité du système pour une longue période de temps, tandis qu'une défaillance récurrente peut être facilement et rapidement réparable).

Pour des raisons de confidentialité, d'autres paramètres ne sont pas affichés dans le tableau.

Nom	**Nbre de retour**	**Date de Vente**	**Date de Retour**	**Composant défaillant**
Gamme 1	2	17/04/2013	10/07/2013	Composant 1
Gamme 1	2	17/04/2013	02/01/2014	Composant 1
Gamme 1	2	17/10/2011	08/11/2011	Composant 2
Gamme 2	2	05/10/2011	13/01/2012	Composant 3
Gamme 3	1	09/12/2011	16/01/2012	Composant 1
Gamme 3	2	13/12/2011	16/01/2012	Composant 3
Gamme 3	4	13/12/2011	16/01/2012	Composant 1

Table 2.5 – Présentation des données collectées.

Prétraitement des données

Dans le domaine du retour d'expérience, la qualité de données est primordiale car elle a un impact direct sur la fiabilité et l'interprétation des résultats. Lors du prétraitement, certaines anomalies peuvent être détectées. On peut notamment citer : des données manquantes (voir Tableau 2.6 pour une illustration), des informations erronées (enregistrement d'une date non cohérente sur le Tableau 2.7) ou encore des nomenclatures non identiques comme illustrées par le Tableau 2.8. Ces erreurs doivent être détectées et corrigées à ce stade afin de ne pas déformer les résultats des étapes suivantes. Pour l'étude de cas considérée dans ce chapitre, une analyse a été faite pour évaluer, corriger, vérifier et valider les données collectées par un expert de l'entreprise avant de les utiliser. Pour identifier les composants critiques, un processus de filtrage a été effectué pour ignorer les composants qui n'ont aucun impact sur le système, tels

que ceux pour lesquels aucune défaillance n'a été enregistrée (Tableau 2.9) et où le problème concernait en réalité une utilisation anormale du produit par le client.

Nom	Nbre de retours	Date de Vente	Date de Retour	Composant défaillant
Gamme 3	1		10/07/2013	Composant 5

TABLE 2.6 – Données manquantes.

Nom	Nbre de retours	Date de Vente	Date de Retour	Composant défaillant
Gamme 2	3	00/01/1900	10/07/2013	Composant 1

TABLE 2.7 – Informations incorrectes ou impossibles.

Nom	Nbre de retours	Date de Vente	Date de Retour	Composant défaillant
Gamme 2	4	11/03/2014	24/06/2014	Composant 1
Gamme 2	2	21/09/2012	23/06/2014	composant 1
Gamme 2	3	17/10/2011	16/01/2012	Comp 1
Gamme 1	4	02/10/12	26/06/14	component 2
Gamme 1	1	19/12/2011	30/06/2013	Comp 2

TABLE 2.8 – Structure non identique.

Nom	Nbre de retours	Date de Vente	Date de Retour	Composant défaillant
Gamme 1	1	22/12/2011	16/01/2014	Pas de défaut

TABLE 2.9 – Retour du produit sans défaillance.

Les données collectées, prétraitées et corrigées sont ensuite analysées dans l'étape suivante.

Analyse des données

L'analyse des données est un domaine scientifique bien établi avec une pléthore d'outils mathématiques dont le choix dépend de nombreux critères tels que la nature des données (numériques, qualitatives ou mixtes) et le but de l'analyse (classification, estimation, partitionnement, etc.). Le résultat de cette analyse sert d'aide à la décision pour l'entreprise.

Parmi les outils d'analyse de données existants on peut citer : l'analyse factorielle (AF) qui est une méthode statistique utilisée pour décrire la variabilité dans les données observées [17], la régression logistique (RO) qui étudie l'association entre une variable dépendante catégorielle et un ensemble de variables indépendantes [26], pour n'en nommer que quelques-unes. Parmi ces outils, l'analyse de Pareto qui permet de déduire des lois telles que la défaillance d'un faible pourcentage (en général 20%) de composants conduira à un pourcentage important de la

criticité (par exemple 80 % de temps d'arrêt) [56] constitue un moyen intéressant d'identification de composants critiques, c'est-à-dire les 20% de composants qui causent 80% de criticité et auxquels il faudra porter une attention particulière.

Dans ce travail, l'analyse de Pareto est appliquée aux données prétraitées collectées de l'étude de cas considérée pour obtenir les résultats présentés dans le Tableau 2.10 et sur la Figure 2.9. Dans ce tableau, le nombre de défaillances par composant est utilisé comme indicateur de criticité.

Composant défaillant	**Nombre de défaillances**	%	**% Cumulé**
Composant 1	90	32,03	32,03
Composant 2	85	30,25	62,28
Composant 3	50	17,79	80,07
Composant 4	23	8,19	88,26
Composant 5	9	3,20	91,46
Composant 6	7	2,49	93,95
Composant 7	5	1,78	95,73
Composant 8	5	1,78	97,51
Composant 9	5	1,78	99,29
Composant 10	1	0,36	99,64
Composant 11	1	0,36	100,00
Somme	281		

Table 2.10 – Analyse Pareto du cas d'étude.

Les barres bleues de la Figure 2.9 et la courbe orange représentent respectivement le nombre de pannes et le pourcentage cumulé de pannes. De cette Figure on peut voir que 3 composants sur 11 (soit 27% des composants) sont responsables de 80% des pannes de la gamme de produits. Il s'agit de l'alimentation, du ventilateur et du transistor. Au sein de l'entreprise, ces mêmes composants critiques ont été identifiés dans la plupart des gammes de produits, ce qui valide la méthodologie proposée. A noter que cette analyse est reproduite pour chaque gamme de produit.

Pour certaines plages de puissance des émetteurs FM, d'autres composants critiques que ceux identifiés ont été trouvés. En effet, les contextes et les conditions dans lesquels les produits sont utilisés (comme décrit précédemment dans la section 1.2.5) peuvent jouer un rôle crucial dans l'apparition des défaillances. Parmi ces conditions, on peut citer les facteurs environnementaux tels que la température, la pression, l'humidité, la poussière et la propreté du lieu (l'obstruction des zones vides du produit par les insectes, par exemple, empêche son aération) [96].

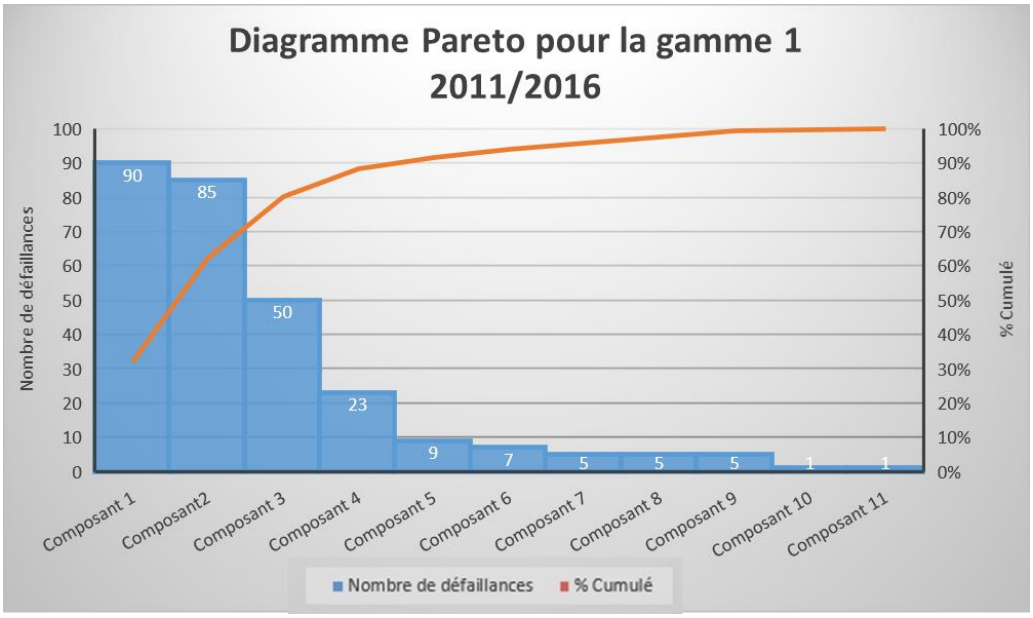


FIGURE 2.9 – Diagramme Pareto.

Afin de compléter l'analyse précédente d'identification des composants critiques, une méthode AMDEC est appliquée dans la partie suivante. Elle permet d'analyser les différentes défaillances de ces composants critiques et de déterminer les modes de défaillance possibles et leur criticité.

AMDEC

De manière synthétique, l'AMDEC constitue un outil efficace pour l'analyse des systèmes qui, combinée avec un retour d'expérience, peut servir à identifier les modes de défaillance les plus fréquents et les plus critiques [74]. L'AMDEC fait l'objet d'une norme internationale dans laquelle une procédure rigoureuse de mise en œuvre est proposée [5]. Dans notre cas, nous avons proposé à l'entreprise 6 étapes pour l'application de l'AMDEC que nous rappelons ci-après.

1. Définition du système et des objectifs à atteindre : cette étape a pour but de valider le besoin et limiter l'étude aux émetteurs FM.

2. Constitution du groupe de travail : un groupe composé d'un ingénieur d'application, d'un responsable qualité, d'un responsable produit, d'une animatrice, d'un réfèrent technique, d'un ingénieur test et d'un ingénieur support technique a été mis en place. Ce groupe a travaillé pendant 5 réunions à raison de 2 heures par réunion.

3. Mise au point des supports de l'étude : elle permet de définir le niveau de détail de l'analyse, d'établir et de valider le tableau d'analyse.

4. Découpage et analyse fonctionnelle : cette étape permet de préciser jusqu'à quel niveau d'éléments va porter l'étude et identifier la fonction de chaque élément étudié pour prévoir les modes de défaillance possibles (Tableau 2.11).

Fonction	**Sous fonction**	**Description fonctionnelle**
Palette amplificateur	Transistor MOS-FET	Amplifier le signal RF
	Condensateur de liaison	Assurer le découplage de la tension DC
	Transfo RF	Assurer l'adaptation de l'impédance
	Carte ampli	Interfaçage et acheminement des signaux et tensions
Filtre	Filtre	Bloquer les harmoniques
	Duplexeur	Absorber les harmoniques

TABLE 2.11 – Un exemple d'analyse fonctionnelle d'un émetteur FM.

WorldCast Systems

AMDEC

Fonction (Niveau 1)	Sous fonction (Niveau 2)	Description fonctionnelle	Mode de défaillance	Causes de la défaillances	Fréquence	Effets de la défaillance	Gravité	Détection de la défaillance	Detection	Criticité
Ventilation	Ventilateur	Générer un flux d'air , recevoir une commande de vitesse et retourne une mesure de la vitesse de rotation	Il s'arrête	Poussière et insectes, l'oxydation des fils d'alimentation,rupture de bobinage, alimentation principale HS	2	Alarme Fan 1 ou 2 (Émetteur fonctionne) -> Émetteurs chauffe -> Alarme températures -> Coupure RF de protection, Casse transistor	3	Visuel	2	12
			Il ralentit	Poussière et insectes, vieillissement, alimentation trop faible,	3	Alarme Fan 1 ou 2 (Émetteur fonctionne) -> Émetteurs chauffe -> Alarme températures -> Coupure RF de protection, Casse transistor	3	Visuel	2	18
			Mesure ou commande de vitesse dégradée	Oxydation des fils, défaut capteur du ventilateur (analyse)	1	Alarme Fan 1 ou 2 (Émetteur fonctionne)	3	Visuel	3	9

FIGURE 2.10 – AMDEC de l'émetteur FM pour un composant.

5. Classement des défaillances : elle vise à classer les composants par niveau de criticité.

6. Évaluation de la criticité : elle a pour but d'analyser les mécanismes de défaillance potentiels (modes de défaillance, causes, effets, détection) et de calculer la criticité (Gravité x Fréquence x Détection) (Figure 2.10).

En conclusion, la conjonction des méthodes présentées précédemment permet d'identifier les modes de défaillances, leurs effets, les causes possibles pour chacun d'eux et les composants physiques qui y sont associés et qui peuvent donc être considérés comme critiques.
L'étape suivante concerne la collecte et le prétraitement des données issues des capteurs afin d'extraire des informations pertinentes pour les algorithmes de PHM.

2.3 Prétraitement des données pour la surveillance d'un émetteur FM

La présente section traite de la description d'une approche générale de la collecte et du prétraitement des données en vue d'extraire des informations utiles pour la surveillance des mécanismes de dégradation critiques, la détection, le diagnostic et le pronostic de défaillances. Pour ce faire, deux grandes étapes sont réalisées, à savoir la collecte des données et le prétraitement.
Collecte de données. Cette étape consiste à spécifier les caractéristiques techniques du système d'acquisition et à définir le format de stockage à utiliser par les algorithmes PHM.
Prétraitement des données. Dans cette étape, il s'agit de supprimer les bruits présents dans les données brutes et d'extraire des informations utiles pour les algorithmes PHM.
Ces étapes nécessitent des compétences pluridisciplinaires et une collaboration étroite avec les experts du système (le fabricant et/ou l'exploitant) qui disposent d'informations précieuses. La plupart du temps, les données brutes recueillies ne sont pas directement exploitables et nécessitent un certain nombre d'étapes de prétraitement. La Figure 2.11 montre le cadre proposé pour passer des données brutes aux données exploitables orientées PHM.

Le but de l'acquisition des données est de recueillir des données de surveillance sur les composants critiques du système. Les données collectées doivent permettre de suivre l'évaluation de l'état de santé du système et de comprendre les phénomènes de dégradation de celui-ci. Les données peuvent provenir de différents capteurs installés sur des composants critiques ou d'inspections effectuées par des opérateurs travaillant sur le système. Le choix des capteurs dépend du composant à surveiller et du type de données à récupérer [103]. Dans l'entreprise partenaire, ces données sont récupérées via des cartes d'acquisition ou des fichiers d'enregistre-

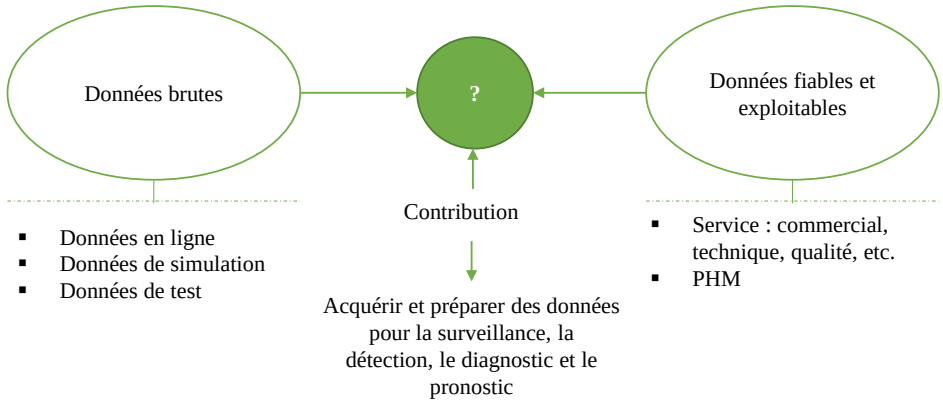


FIGURE 2.11 – Le cadre de passage des données brutes aux données exploitables orientées PHM.

ment dédiés et stockés dans une base de données sécurisée. Les données sont ensuite prétraitées pour s'assurer qu'elles sont complètes, fiables et prêtes à être traitées.

Pour plus d'efficacité, il est nécessaire de sauvegarder les données dans des formats facilement accessibles par des algorithmes de traitement. En effet, dans un rapport publié par Forbes [92] il est rapporté que la préparation des données représente environ 80% du rôle d'un « data scientist », 60% de ce temps étant consacré au nettoyage et à l'organisation de ces données à des fins d'analyse (Figure 2.12).

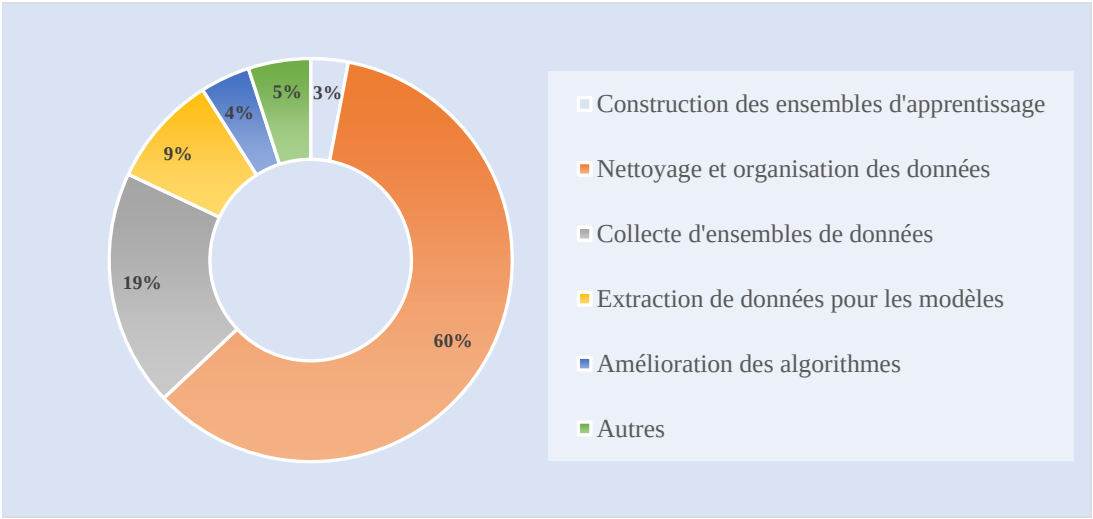


FIGURE 2.12 – Ce que les data scientists consacrent le plus de temps à faire adapté de Forbes [92].

Dans notre cas, la méthode proposée pour le prétraitement des données est résumée schématiquement par la Figure 2.13.

Les détails des étapes mentionnées précédemment seront donnés dans les sous-sections suivantes.

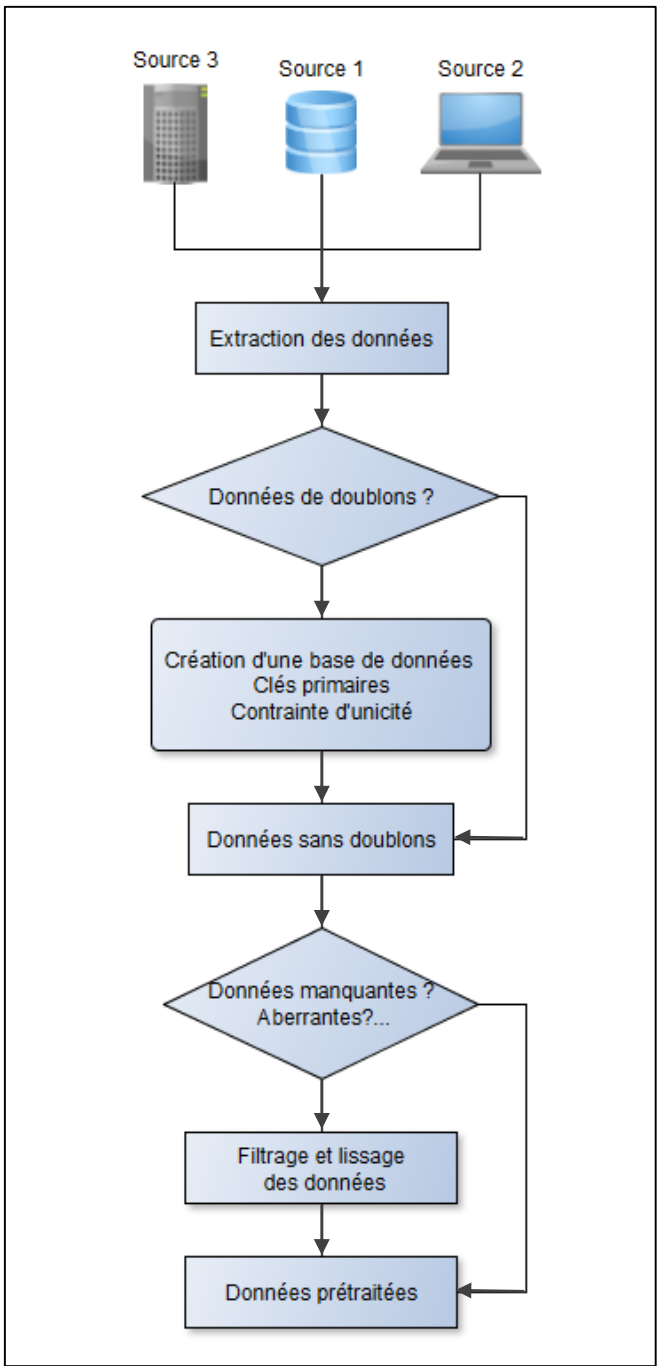


FIGURE 2.13 – Organigramme de la méthode de collecte et de prétraitement des données proposé pour WorldCast Systems.

2.3.1 Collecte des données

La première étape consiste à choisir le système à analyser. Un critère possible pour ce faire est de procéder par la quantité et la représentativité de données disponibles. Le choix se fera alors en fonction du produit qui dispose d'un maximum de données représentatives sur une longue période. Dans la pratique, il arrive que l'entreprise puisse avoir plusieurs sources de données : des données de déverminage qui fournissent de l'information sur les défauts de jeunesse, des données en ligne du client et des données stockées sur une carte SD embarquée dans l'émetteur qui fournissent des informations sur l'état de santé du système (Figure 2.14). La première solution que nous avons proposée est de créer une base de données unique pour regrouper les informations présentes sur les différentes bases, les organiser et les stocker dans le même format pour faciliter leur traitement ultérieur et aider dans la prise de décision au sein de l'entreprise.

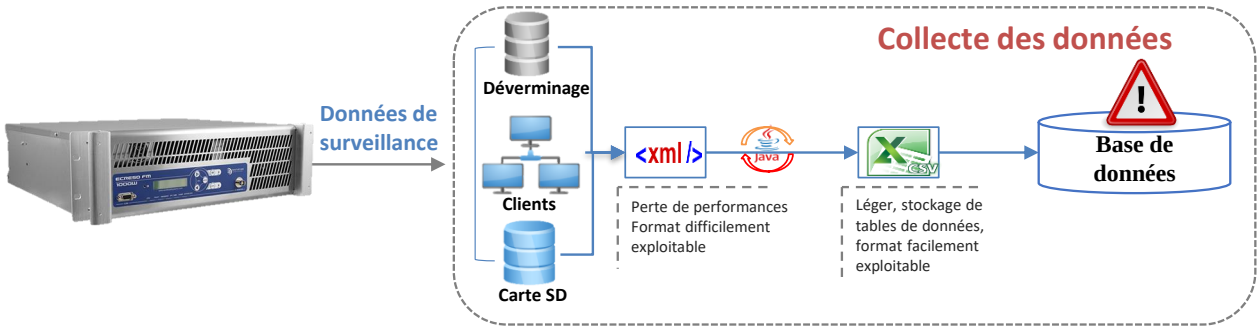


FIGURE 2.14 – Collecte de données.

2.3.2 Prétraitement des données

Le prétraitement des données est une technique utilisée pour convertir les données brutes en un ensemble de données propres, fiables et exploitables dans une application PHM ou toute autre application. En d'autres termes, lorsque les données sont recueillies auprès de différentes sources, elles sont brutes, ce qui ne convient pas à l'analyse. Les données du monde réel sont souvent incomplètes, incohérentes et dépourvues de certains comportements ou tendances et sont susceptibles de contenir de nombreuses erreurs. Le prétraitement est une technique éprouvée pour résoudre de tels problèmes. Il prépare les données brutes pour un traitement ultérieur [12]. La procédure globale de prétraitement des données mise en place dans le cadre de ce travail est présentée sur la Figure 2.15.

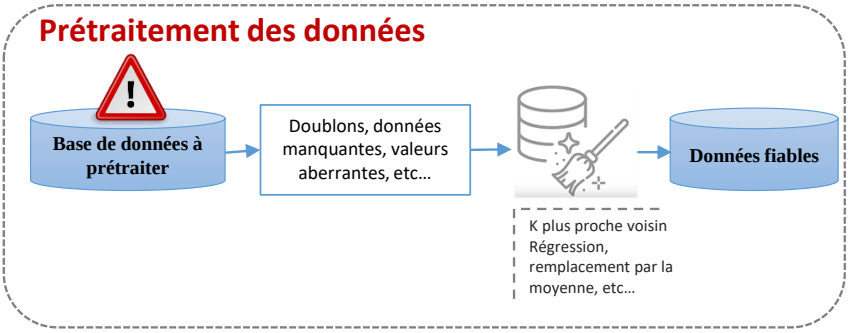
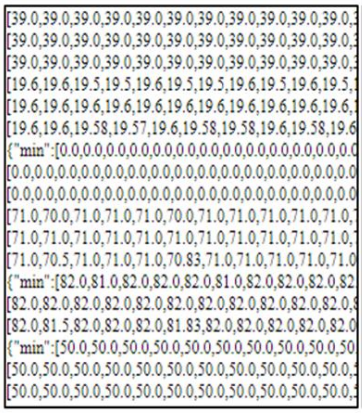


FIGURE 2.15 – Prétraitement des données.

2.3.3 Application de la méthode proposée pour le prétraitement des données

Les données de surveillance collectées par différents capteurs à partir de plusieurs sources sont d'abord sauvegardées sous forme de fichiers de données dans différents formats (généralement .txt, .csv ou .tdms). Dans notre cas, les données initiales étaient au format XML sous forme de vecteur de nombres pour chaque enregistrement. Le format CSV (valeurs séparées par des virgules) semble bien adapté à ce besoin : données tabulaires et fonctionnement simple (facilité de compréhension des données à travers un fichier CSV, possibilité d'extraction des caractéristiques comme le maximum, le minimum, la moyenne, l'écart type, l'étendu, le coefficient de variation, etc. ainsi que la facilité de représentation graphique permettant une analyse visuelle des données). Nous avons alors développé un programme sous Java pour convertir le format XML au format CSV. Un exemple de résultats issus de ce programme est présenté sur la Figure 2.16.


[39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,
[39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,
[39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,39.0,
[19.6,19.6,19.5,19.5,19.6,19.5,19.5,19.6,19.5,19.6,19.5,
[19.6,19.6,19.6,19.6,19.6,19.6,19.6,19.6,19.6,19.6,19.6,
[19.6,19.6,19.58,19.57,19.6,19.58,19.58,19.6,19.58,19.6
{"min":[0.0,0.0,0.0,

Afin de pouvoir gérer toutes les données de l'entreprise collectées sur les émetteurs FM surveillés et de ne garder qu'une seule source de données, nous avons créé une base de données unique en utilisant mySQL Workbench. Le langage SQL utilisé organise une base de données en un ensemble de tableaux. La base de données créée est illustrée sur la Figure 2.17.

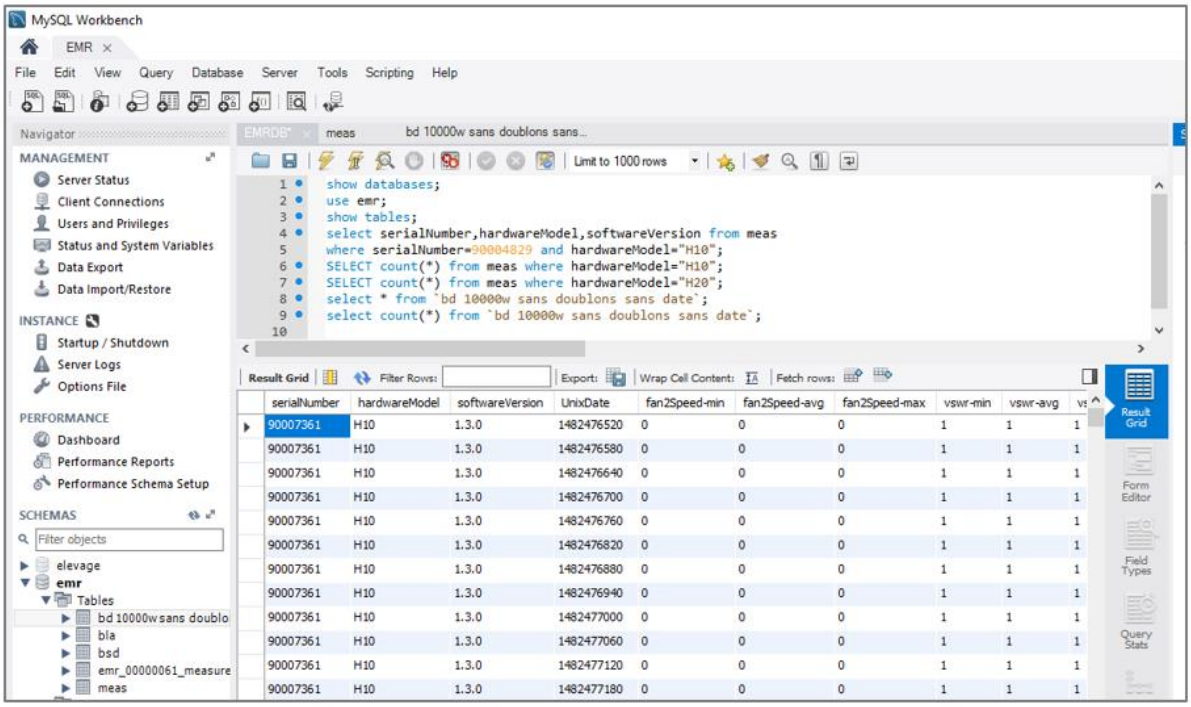


FIGURE 2.17 – Extrait de base de données créée par MySQL Workbench.

Numéro de série	Date	Tension
722	2013-04-14 06 :13 :00	45.33
722	2013-04-14 06 :13 :00	45.2
722	2013-04-14 06 :14 :00	45.2
722	2013-04-14 06 :15 :00	40.57
722	2013-04-14 06 :16 :00	41.88
722	2013-04-14 06 :17 :00	47.7

TABLE 2.12 – Exemple de données brutes extraites

Chaque ligne de la table correspond à un enregistrement. L'un des principaux objectifs d'une base de données est d'éviter la redondance. En d'autres termes, il ne doit pas y avoir de répétitions ou de doublons. Pour pallier ce problème, nous avons introduit une clé primaire (primary key définie sur un champ d'enregistrement) comme identificateur unique pour chaque

ligne. Le Tableau 2.12 illustre un exemple de la base où le champ [numéro de série du produit + date d'enregistrement] est une clé primaire qui sert d'identifiant unique pour un enregistrement de données produit. Ainsi, deux enregistrements différents ne peuvent pas avoir le même numéro de série + date ; ce choix doit être fait très soigneusement en fonction du contexte.

Date	**Tension**	**PIN**	**T ambiante**	**T ambiante**	**Vitesse du ventilateur**	**Courant**
2017-09-30 18 :56 :00+00	49.93	4.31	26.5	26.5	4340.33	25.28
2017-09-30 18 :57 :00+00	49.95	4.31	26.67	26.67	4350	25.22
2017-09-30 18 :58 :00+00	49.98	4.32	26.83	26.83	4354.83	25.3
2017-09-30 18 :59 :00+00	49.93	4.34	26.5	26.5	4364.5	25.3
2017-09-30 19 :00 :00+00	49.92		#VALEUR !	26	4345.17	2500
2017-09-30 19 :01 :00+00	49.92		26.67	26.67	4350	25.38
2017-09-30 19 :02 :00+00	#VALEUR !		26	26	4335.5	25.32
2017-09-30 19 :03 :00+00	49.9		26.67	26.67	4359.67	25.37
2017-09-30 19 :04 :00+00	49.95		26.83	26.83	4350	25.3
2017-09-30 19 :05 :00+00	49.93	4.34	27	27	4335.5	25.35
2017-09-30 19 :06 :00+00	49.95	4.35	26.83	26.83	4345.17	25.25
2017-09-30 19 :07 :00+00	49.93	4.38	26.5	26.5	4345.17	25.27
2017-09-30 19 :08 :00+00	49.9	4.3	26	26	4345.17	25.35
2017-09-30 19 :09 :00+00	49.9	4.38	26	26	4345.17	25.32
2017-09-30 19 :10 :00+00	49.92	4.37	26	26	4350	25.27

Table 2.13 – Exemple de données brutes extraites.

Une fois les données collectées et importées sans doublons dans la base de données, la tâche

suivante du prétraitement consiste à extraire ces données pour les prétraiter et obtenir des données exploitables par le PHM comme on peut le voir sur la Tableau 2.13.

Le processus de nettoyage des données importées est ensuite utilisé pour obtenir des données exploitables. Dans notre cas, il s'agit de détecter et de supprimer les erreurs induites par la chaine d'acquisition, de compléter les informations manquantes, de supprimer les redondances et de corriger les entrées invalides. A titre d'exemple, en cas de données manquantes, nous avons utilisé des techniques telles que le remplacement par des valeurs de données antérieures non manquantes, la valeur moyenne ou encore l'omission de ces données. La Figure 2.18 montre des résultats issus de ces prétraitements sur le paramètre vitesse du ventilateur.

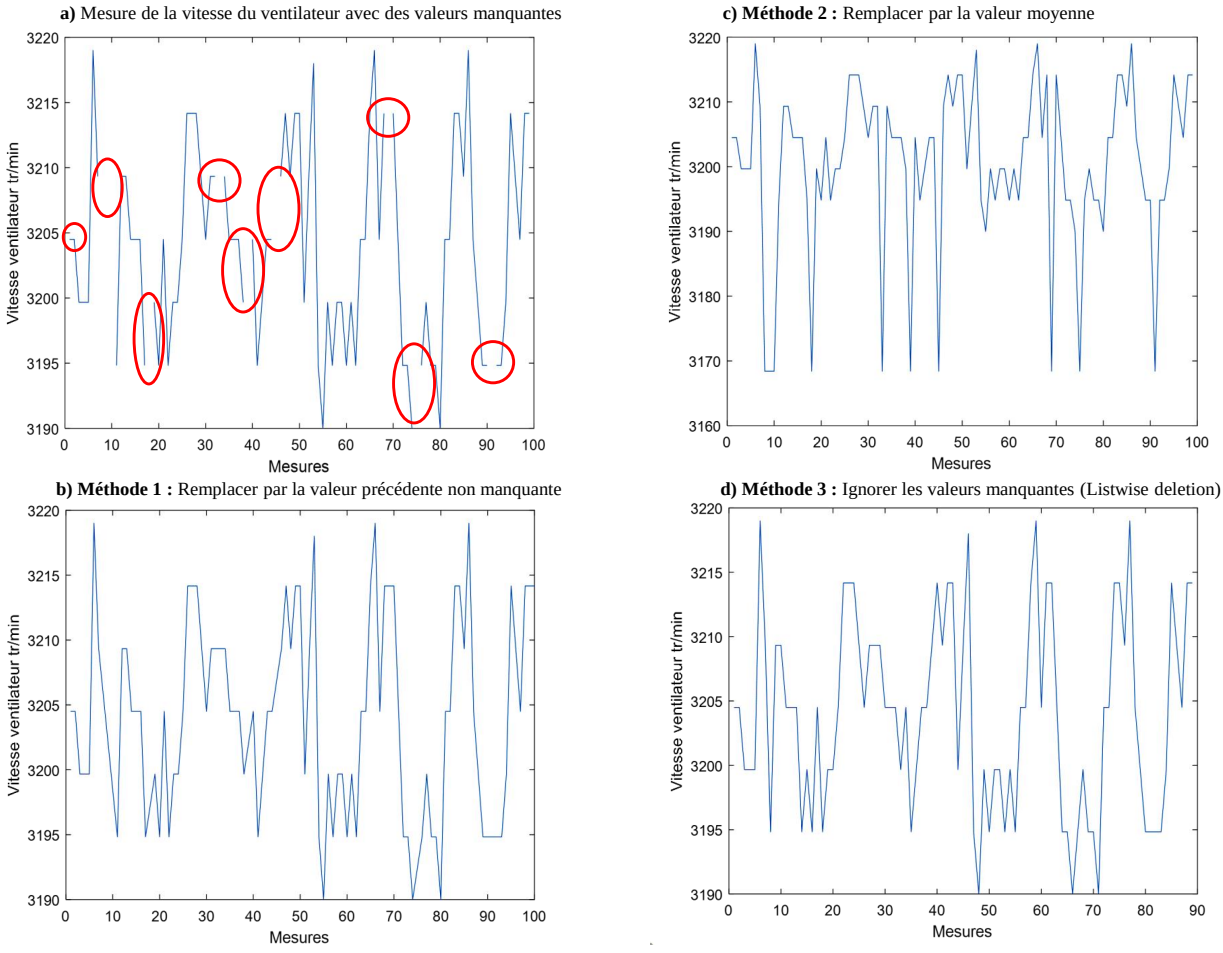


FIGURE 2.18 – Techniques de remplacements des données manquantes.

Comme le type de données manquantes est arbitraire, avec un faible pourcentage ($< 15\%$), il est facile de déduire la mesure de la valeur précédente. En outre, sachant que les données

sont chronologiques, la technique la plus appropriée pour notre cas est le remplacement par la valeur précédente non manquante.

Filtrage et de lissage des données

Une fois que l'on dispose de la base unique des données, il peut s'avérer nécessaire d'utiliser des outils informatiques relativement sophistiqués pour certaines tâches de traitement. Dans notre cas, nous avons utilisé l'outil MATLAB. Pour ce faire, certaines étapes sont nécessaires, notamment l'importation des données de la base créée précédemment dans MATLAB ainsi que leur nettoyage.

- Importation et exploration des données

L'exemple de l'entreprise WorldCast systems correspond à un fichier CSV avec des mesures chaque minute. L'approche typique pour travailler avec des données réparties sur plusieurs fichiers et plusieurs sources consiste à créer une base de données, à l'explorer pour identifier les valeurs à analyser, puis à importer l'ensemble de ces valeurs. Pour cela, nous avons créé un outil d'importation sous MATLAB. Cet outil permet de sélectionner des colonnes dans le fichier CSV et d'importer les données sélectionnées dans diverses structures (vecteurs, matrices, tableaux, etc.). Une fois les données importées, on peut les afficher et procéder à une première analyse exploratoire (identifier les tendances, effectuer des conversions, etc.).

- Nettoyage des données

Dans la pratique, les données collectées contiennent des valeurs manquantes ou erronées et sont souvent entachées de bruits d'amplitudes plus au moins importantes (valeurs aberrantes). Un filtrage ou lissage de ces bruits devient alors nécessaire avant de passer au traitement. Un exemple de mesures présentant du bruit est donné par la Figure 2.19. On y constate des pics (valeurs aberrantes) en dehors des fluctuations cycliques normales (Figure 2.20). Un agrandissement d'une zone de données est présenté sur la même figure. Le lissage de ces pics conduit au résultat donné sur la Figure 2.20. Sur cette dernière, on remarque que le lissage par une moyenne glissante a permis de remplacer chaque observation manquante par la moyenne des observations voisines.

La mise en œuvre des étapes décrites dans ce chapitre permet de disposer de données fiables et exploitables stockées dans des bases structurées d'où l'on peut les extraire pour plus de traitement et d'analyse [98].

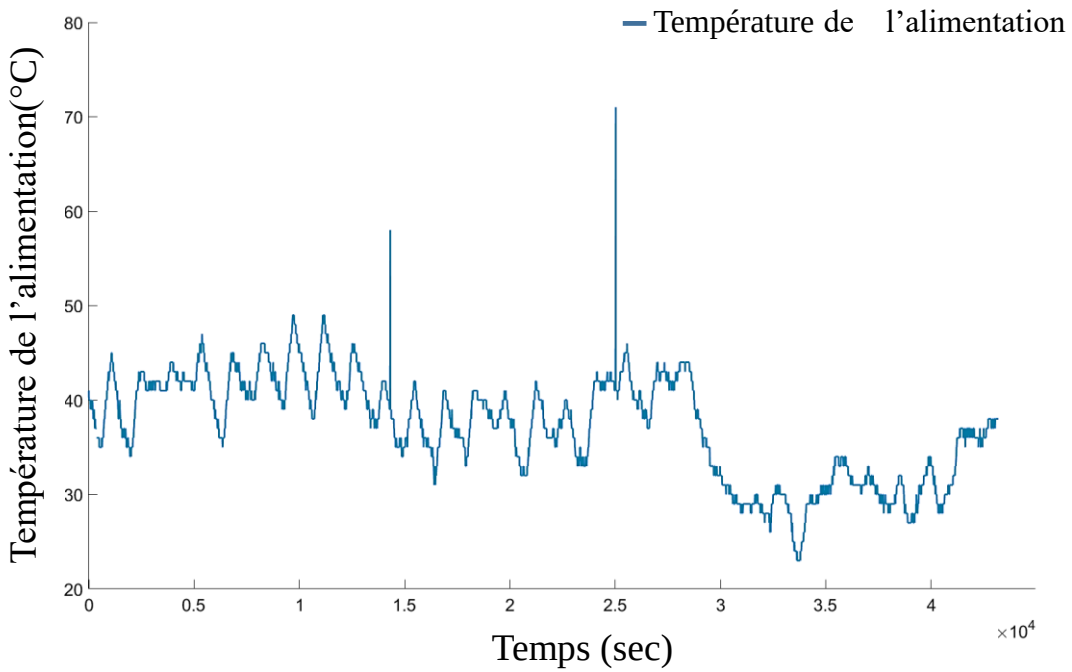


FIGURE 2.19 – Représentation graphique de la mesure « Température de l'alimentation ».

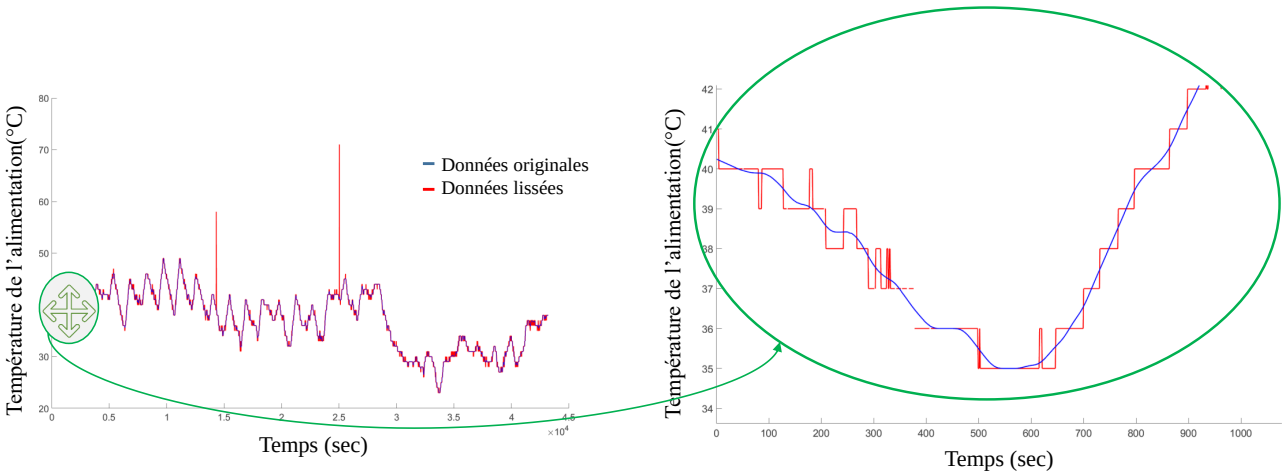


FIGURE 2.20 – Remplacement des valeurs manquantes en utilisant une fonction de lissage ainsi que son agrandissement.

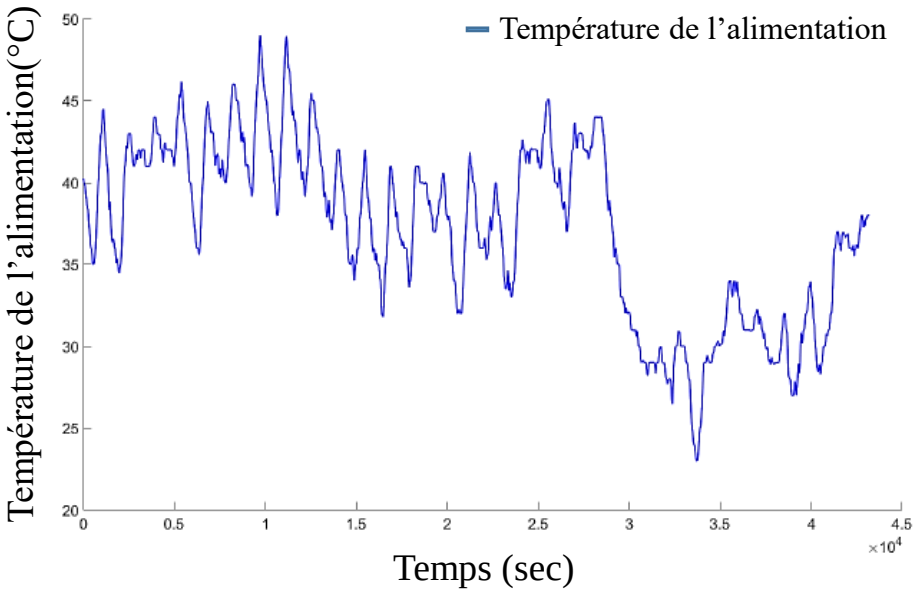


FIGURE 2.21 – Données sans valeurs aberrantes et sans valeurs manquantes.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les étapes nécessaires pour extraire des données de surveillance fiables et exploitables pour une application PHM. Après avoir effectué une revue des méthodes utilisées pour l'identification des composants critiques en utilisant des méthodes issues de la sûreté de fonctionnement, nous avons proposé une méthode basée sur le retour d'expérience. Cette méthode a permis de trouver, pour le problème du partenaire industriel, les composants critiques. Il s'agit notamment, pour l'émetteur FM, de l'alimentation, du ventilateur et du transistor. Ces composants présentent un nombre de pannes trop important traduisant un signe d'une anomalie récurrente qu'il faut identifier et résoudre. Pour affiner cette analyse et pour aboutir à un bon diagnostic des pannes, nous avons appliqué la méthode AMDEC qui permet d'analyser les différentes défaillances de ces pannes critiques et d'inventorier les possibles modes de défaillance et leur criticité. Cette procédure assez générique peut être appliquée sur d'autres types de systèmes où un déploiement de l'approche PHM s'avère nécessaire, car les composants critiques sont identifiés sur la base de différents objectifs (adaptables suivants les systèmes considérés et les buts visés). De plus, la méthode peut être étendue en intégrant d'autres indicateurs comme le coût (coût de cycle de vie du système, coût d'indisponibilité du système surveillé, etc.).

Enfin, les différentes stratégies de prétraitement des données brutes ont été présentées. Les résultats des données collectées à partir du composant surveillé ne sont généralement pas exploitables en l'état (valeurs manquantes, bruits, valeurs aberrantes, etc.). Pour cela, nous avons appliqué des techniques de prétraitement permettant d'aboutir à des données fiables et exploitables stockées dans des bases de données structurées. Ces bases constituent les entrées des étapes suivantes du processus de déploiement d'une approche PHM, notamment l'étape de traitement des données qui fera l'objet du prochain chapitre.

Chapitre 3

Détection et diagnostic des émetteurs FM

Sommaire

3.1 Introduction 79

3.2 Approches de détection et de diagnostic 80

3.2.1 Approches de détection 81

3.2.2 Approches de diagnostic dans la littérature 82

3.3 Données de surveillance pour la détection et le diagnostic 83

3.3.1 Données de test pour un émetteur FM 83

3.3.2 Données clients en ligne 83

3.3.3 Données de déverminage 84

3.4 Proposition d'une approche de détection et de diagnostic guidée par les données 85

3.4.1 Approche proposée 85

3.4.2 Application de l'approche de détection et diagnostic 90

3.5 Conclusion 103

3.1 Introduction

Nous avons présenté dans le chapitre 1 la problématique des travaux entrepris dans cette thèse à savoir la définition du cadre d'une approche PHM pour la surveillance et la maintenance prédictive des systèmes de radiodiffusion. Il en est ressorti de l'analyse des différentes méthodes

de PHM, et compte tenu du fait que l'entreprise partenaire a à sa disposition un nombre important de données de retour d'expérience, que l'approche PHM guidée par les données est la plus adaptée pour nos travaux. Ainsi, dans le chapitre 2 nous avons présenté une approche qui permet de collecter et prétraiter les données pour les rendre exploitables par les différents modules du PHM, notamment la détection et le diagnostic des pannes.
Plusieurs méthodes de détection et de diagnostic des pannes, allant de l'analyse statistique à l'apprentissage automatique, plus connue sous le vocable de machine learning, ont été proposées dans la littérature scientifique [49, 25, 71, 95, 120, 11]. Dans ce chapitre nous proposons deux approches de détection et de diagnostic guidées par les données appliquées aux émetteurs FM. La première approche repose sur l'utilisation des cercles de corrélation de la méthode « Analyse en Composantes principales (ACP) » et la deuxième approche est basée sur l'apprentissage automatique.
Comme nous l'avons décrit au Chapitre 1, le développement de l'approche de détection et de diagnostic de la démarche PHM s'effectuera selon le processus proposé dans l'étape 6. Ainsi, la première section de ce chapitre a pour but de présenter un état de l'art des différentes approches de détection et de diagnostic proposée dans la littérature. Par la suite, pour valider les approches de détection et diagnostic que nous avons proposées, et comme les données récupérées ne contenaient que peu de cas de pannes, nous présenteront différents moyens de génération de données de surveillance pour les états nominaux et les états d'anomalies. La validation de l'approche proposée s'effectuera sur des données réelles issues des capteurs installés sur des émetteurs FM.

3.2 Approches de détection et de diagnostic

La surveillance et la maintenance industrielle font appel à différents processus métiers dont la finalité est de maintenir le système en conditions opérationnelles à moindre coût. La définition de la détection et du diagnostic peut être expliquée comme suit [41] :

- la détection vise à identifier le mode de fonctionnement du système ou son état ;
- lorsqu'une défaillance est apparue, le diagnostic permet d'isoler et d'identifier le ou les composants qui a ou ont cessé de fonctionner.

Dans cette section, nous présentons une revue de la littérature sur les approches, guidées par les données, de détection et de diagnostic d'une manière générale. Cette revue a pour but de positionner le travail par rapport aux différentes approches existantes.

3.2.1 Approches de détection

La détection est le processus permettant de conclure si un système donné est dans son état nominal ou non [80]. Cette section est consacrée aux travaux de recherche effectués dans le domaine de la détection par une approche guidée par les données.

Dans les travaux de [35], un algorithme de détection pour la surveillance continue en temps réel de l'état d'une machine et la prédiction de ses défauts potentiels a été proposé. Le cœur de l'algorithme repose sur un modèle générique évolutif qui ne dépend pas de paramètres spécifiques mesurés déterminant l'état de santé du système étudié. Deux stratégies alternatives sont introduites afin de prédire les changements brusques et progressifs. L'algorithme définit différents modes de fonctionnement ou clusters à partir de N observations. Tout changement sur le nombre de clusters ou le comportement des nouvelles données dans un cluster déjà défini est considéré comme un comportement suspect. La méthode proposée est divisée en deux parties principales : l'initialisation et la surveillance. Pour l'initialisation, des caractéristiques ont été extraites. Ensuite, la normalisation des données a été effectuée en appliquant la variance unitaire et le centrage moyen. L'analyse en composantes principales (ACP) est utilisée pour réduire la dimensionnalité des données. Ainsi, la méthode estime les modes de fonctionnement en utilisant un algorithme de partitionnement (clustering). Ensuite, elle met à jour les clusters correspondant aux modes de fonctionnement en utilisant la mesure de distance de Mahalanobis. Enfin, ces modes sont suivis dans le temps au moyen d'un modèle évolutif Takagi-Sugeno afin de prédire la dynamique des données au sein de chaque cluster.

Dans d'autres travaux, la méthode ACP est utilisée comme outil pour construire un modèle de référence pour la détection des défauts [109]. La méthode proposée repose sur l'application de deux méthodes statistiques multivariées, à savoir l'ACP et la régression des moindres carrées partiels (PLS), a été proposée pour la détection de défauts par extraction d'informations à partir de données historiques sur un procédé continu d'incinérateur à grille mobile de déchets solides municipaux. Le modèle ACP est conçu pour la surveillance du procédé et capable de détecter des situations anormales. La dimension initiale du procédé qui était de 16 variables est réduite à 8, les 4 premières pouvant à elles seules capter 86% de la variation totale. Le modèle PLS est quant à lui utilisé pour prédire le débit de vapeur surchauffée générée, ce qui permet de contrôler les points de consigne. La méthodologie proposée est démontrée par l'application de ces méthodes statistiques multivariées qui traitent les données en continu dans un incinérateur réel. Les deux modèles ont fait preuve d'une très bonne performance en matière de détection et d'isolation des défauts.

Enfin, une méthode non supervisée (issue de l'apprentissage automatique) est utilisée dans [91] pour la surveillance et la détection des changements de l'état de santé des moteurs Diesel. La méthode est basée sur la construction d'un modèle à l'aide de l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI). Un algorithme probabiliste de détection des valeurs aberrantes a également été proposé pour la détection des anomalies.

3.2.2 Approches de diagnostic dans la littérature

En général, les modèles de diagnostic sont conçus pour identifier différents types de défauts pour le composant surveillé. Il est donc important de choisir des caractéristiques discriminantes pour représenter chaque défaut [80].

Une approche de diagnostic multidimensionnel pour les systèmes mécaniques a été présentée dans [22]. Dans ce travail, des signaux de vibrations ont été acquis sur un moteur diesel et sur un ventilateur pour valider l'approche. Les auteurs ont d'abord procédé à une normalisation des signaux. Puis, ils ont réduit l'ensemble des données à une dimension inférieure à l'aide de la décomposition en valeurs singulières (SVD). Enfin, ils ont identifié les différents états de santé et défauts en choisissant les indices SVD les plus informatifs. Les mêmes auteurs ont également proposé dans [22] d'utiliser l'ACP au lieu de la SVD pour son efficacité de calcul.

De même, une méthode pour le diagnostic des défauts d'engrenages basée sur les réseaux de neurones artificiels (Artificial Neural Networks : ANN) et les machines à vecteurs de support (Support Vector Machines : SVM) est présentée dans [121]. La méthode proposée est basée sur des caractéristiques pertinentes sélectionnées à partir d'un ensemble de caractéristiques brutes. Le processus de sélection montre une précision de classification accrue. Les auteurs ont utilisé des ensembles de données pour 9 classes différentes de défauts d'engrenages. Pour chaque classe, 40 mesures ont été enregistrées. Les résultats obtenus montrent que les performances du SVM sont meilleures que celles de l'ANN.

Enfin, Une méthode de diagnostic basée sur la construction d'un classifieur Bayésien naïf est présentée dans [117]. Dans cet article, les auteurs proposent une méthode non supervisée de sélection d'éléments pour décider du niveau optimal de décomposition en paquets d'ondelettes (WPD). Les résultats de ce travail montrent que l'utilisation de la sélection de caractéristiques conduit à un modèle d'aussi bonne précision qu'un modèle construit en utilisant un niveau de décomposition beaucoup plus profond. En effet, la sélection d'un plus petit ensemble de caractéristiques d'apprentissage augmente l'efficacité des modèles de diagnostic.

L'étude et l'analyse de l'état de l'art a montré que différents systèmes (moteur, ventilateur,

machines tournantes, roulements, etc.) ont été étudiés dans la littérature scientifique dans le but d'évaluer leur état de santé et de diagnostiquer les causes de leurs défaillances. Différentes techniques (statistiques, traitement du signal, apprentissage automatique, etc.) ont alors été utilisées. Toutefois, nous n'avons pas trouvé de travaux traitant de la mise en œuvre des approches de PHM, en général, et de la détection et du diagnostic, en particulier, pour les émetteurs FM. Ce vide sera comblé dans la suite de ce chapitre, avec la proposition d'une approche de détection et de diagnostic basée sur l'utilisation de techniques de réduction de données et d'apprentissage automatique appliquées à ces systèmes.

3.3 Données de surveillance pour la détection et le diagnostic

Les données de surveillance sont d'une importance capitale pour l'élaboration d'une approche de détection et de diagnostic. Ces données doivent être représentatives de l'état nominal du système ainsi que de l'état dégradé (ou défaillant), ce qui n'est pas souvent le cas dans la pratique [20]. Par conséquent, l'utilisation de donnés de déverminage, collectées en ligne et/ou de test, est parfois privilégiée. Dans notre cas, les données de surveillance utilisées pour la détection et le diagnostic d'un émetteur FM sont des mesures de température, de courant, de tension, de puissance et de vitesse.

3.3.1 Données de test pour un émetteur FM

Les données de test sont généralement issues de l'utilisation d'un banc d'essais qui permet de mettre un produit en conditions d'utilisation paramétrables et contrôlées afin d'observer et mesurer son comportement [122]. Ces données permettent de reproduire plusieurs configurations de fonctionnement et de récupérer des données. Dans le cadre d'un émetteur FM, l'utilisation d'un banc de tests dédié à une application PHM ne peut pas être envisagée à cause notamment des coûts élevés que cela pourrait engendrer. Pour contourner cette difficulté, d'autres sources peuvent être exploitées.

3.3.2 Données clients en ligne

La mise en place d'un système de mesure assurant une surveillance continue permet de récupérer une quantité importante de données.

Pour les émetteurs FM de notre partenaire industriel, les mesures sont acquises en continu pour des clients qui ont souscrit au service « Export Maintenance Report (EMR) ». EMR est un service proactif fourni par l'entreprise à ses clients et permet à ses derniers de recevoir des rapports réguliers sur le statut de paramètres clés tels que les températures, les courants, les tensions, etc. Grâce à un protocole web compatible avec les pare-feux du marché, ce service fonctionne de manière sécurisée avec une connexion internet standard (ADSL, 3G, ...), même lorsque la bande passante est limitée. Il s'appuie sur un Cloud de données entièrement géré et sécurisé par des experts en informatique dédiés. Une fois l'accès au service accordé, un identifiant de compte unique permet à l'utilisateur de connecter ses émetteurs au service en quelques secondes seulement. Les émetteurs vont alors automatiquement et régulièrement communiquer avec l'EMR qui centralisera les données, les traitera et enverra des notifications automatiques aux exploitants. Grâce à des historiques détaillés et des analyses de tendance effectuées sur les données collectées, EMR permet d'identifier des problèmes sous-jacents et de prévenir des pannes afin que des actions correctives nécessaires puissent être prises. Toutes les informations telles que l'affichage cartographique des statuts, les rapports ergonomiques ou encore les graphiques, peuvent être consultées à tout moment sur la page utilisateur de l'EMR [106].

L'utilisation de ces données en ligne sera privilégiée dans le cadre de nos recherches en raison de leur disponibilité et de leur abondance.

3.3.3 Données de déverminage

Un processus de déverminage est une séquence de contraintes thermiques, climatiques, électriques et/ou mécaniques appliquée à un composant ou une carte électronique en production. L'intérêt du déverminage est d'éliminer les défauts de jeunesse d'un composant ou d'une carte électronique (intrinsèque aux constituants ou aux conséquences du procédé de production) en faisant apparaître les pannes en usine plutôt qu'en exploitation. Il en découle une amélioration de 20% à 90% du taux de panne en début d'exploitation [110].

Pour les produits de l'entreprise WorldCast Systems, tous les émetteurs ayant pour fonction de produire de la puissance (les modulateurs, les amplificateurs, les coupleurs, etc.), subissent un cycle de rodage sur 48 heures et passent par une « recette » appropriée sous une température d'environ 35 °C. L'objectif est d'accélérer l'échelle de temps pour faire vieillir le produit et éliminer ses faiblesses.

En s'appuyant sur les différentes sources de données présentées ci-dessus et au vu de leur disponibilité, nous utiliserons celles issue du terrain pour le développement de l'approche de

détection et de diagnostic. Ces données sont représentatives des conditions réelles d'exploitation et offrent une opportunité pour les transformer en informations et connaissances exploitables.

3.4 Proposition d'une approche de détection et de diagnostic guidée par les données

Cette section présente l'approche proposée pour une application PHM sur un système de radiodiffusion distribué sur différents sites dans le monde ainsi que les principales étapes qui la composent.

3.4.1 Approche proposée

La Figure 3.1 donne un aperçu global de l'approche proposée. Après l'étape de prétraitement présentée dans le chapitre précédent, on obtient une quantité significative de données exploitables. Ces dernières peuvent contenir des variables redondantes ou corrélées, ce qui augmente le temps de calcul. Pour y remédier, l'une des solutions consiste à utiliser des méthodes de réduction. Le but est de représenter les données dans un espace plus réduit pour une analyse plus rapide et plus efficace. Les données réduites sont ensuite injectées dans divers algorithmes d'apprentissage automatique (K-plus proches voisins ou KNN, arbres de décision, SVM, régression linéaire, etc.) pour identifier les états de santé de l'émetteur et diagnostiquer les causes probables en cas d'anomalies. Une comparaison de ces algorithmes, avec leurs avantages et leurs inconvénients, est présentée dans le tableau 3.2. On en déduit que le SVM s'avère le plus efficace en termes de rapidité et de précision, ce qui nous a amenés à le choisir pour la suite de l'étude où deux propositions pour la détection et le diagnostic sont mises en œuvre (Figure 3.2). Ces propositions seront décrites plus en détail dans les sections 3.5.1 et 3.5.2, après avoir introduit la réduction et l'apprentissage.

Méthodes de réduction des données

L'analyse d'une grande quantité de données peut engendrer des résultats redondants. Dans ce cas, le recours à des méthodes de réduction est envisageable. Ces dernières ont pour objectif la transformation des données, représentées dans un espace de grande dimension, dans un espace de dimension plus réduite en essayant de conserver le plus d'information possible en vue d'améliorer la visibilité et l'analyse. La taille réduite des données comparativement aux

Algorithmes	**Avantages**	**Inconvénients**
Régression linéaire	• Facilité et simplicité de mise en œuvre. • Apprentissage rapide.	• Applicable uniquement si les relations entre variables sont linéaires. • L'algorithme suppose que les résidus d'entrée (erreur) sont distribués suivant la loi normale, ce qui n'est pas toujours le cas. • L'algorithme suppose que les caractéristiques d'entrée sont mutuellement indépendantes (pas de colinéarité).
Arbre de décision	• Aucun prétraitement n'est nécessaire sur les données. • Aucune hypothèse sur la distribution des données. • Les arbres de décision peuvent fournir une explication compréhensible de la prédiction.	• Nécessité de données expérimentales représentatives des mécanismes de dégradation. • Variabilité des données expérimentales pour le même type de composant testé dans les mêmes conditions.
K plus proches voisins	• Facilité et simplicité du modèle d'apprentissage automatique. • Peu d'hyper-paramètres à configurer.	• K doit être soigneusement choisi (donc se pose le problème des critères pour ce choix). • Coûts de calcul élevés pendant l'exécution si la taille de l'échantillon est importante. • Une mise à l'échelle appropriée doit être prévue pour assurer un traitement équitable entre les caractéristiques.
Support Vector Machine	• Grande précision de prédiction • Bon fonctionnement sur de plus petits ensembles de données.	• Le temps d'apprentissage peut être long pour les jeux de données plus volumineux. • Moins efficace sur les jeux de données contenant du bruit et beaucoup de valeurs aberrantes.

Table 3.1 – Avantages et inconvénients de quelques algorithmes de classification.

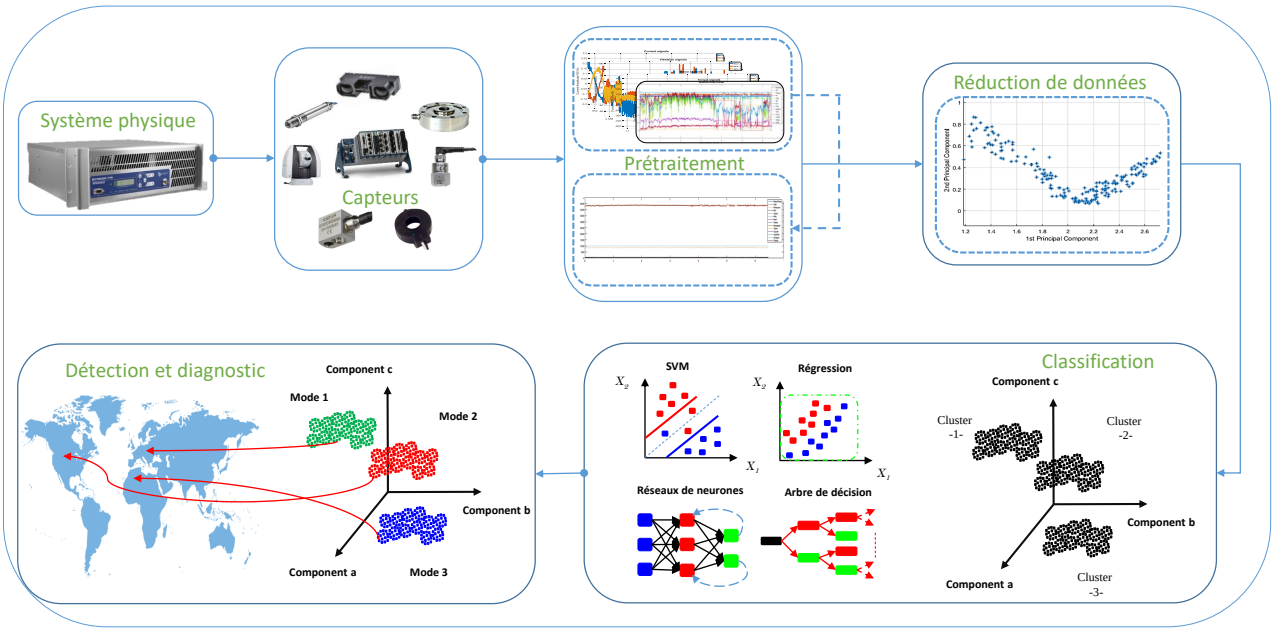


FIGURE 3.1 – Schéma représentant une vue globale de la méthode de détection et de diagnostic Proposée.

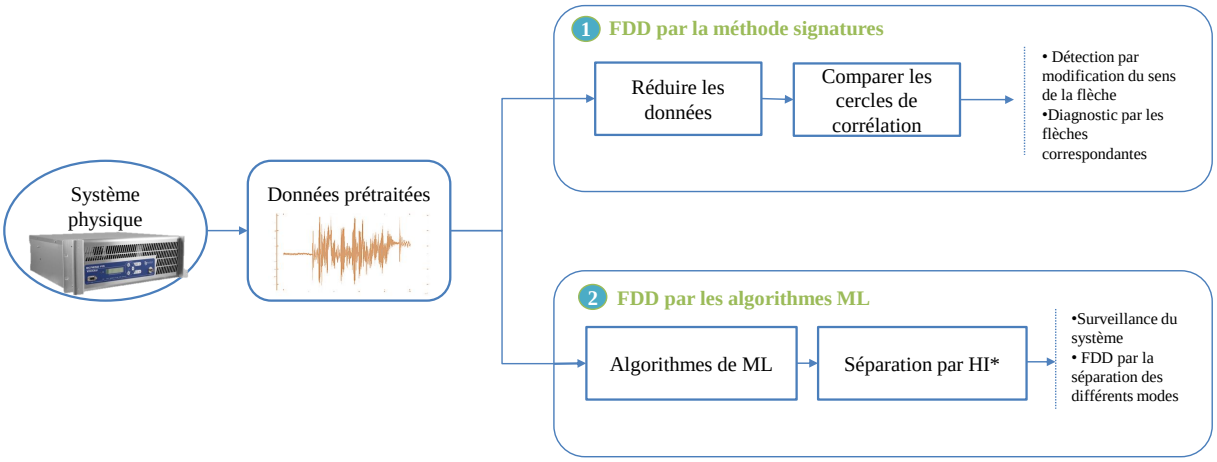


FIGURE 3.2 – Les deux approches proposées pour la détection et le diagnostic des émetteurs FM.

originales permet d'augmenter l'efficacité du stockage tout en réduisant les coûts de traitement et d'interprétation. Ces méthodes réduisent les données d'entrée selon certains critères statistiques ou théoriques de l'information. D'une manière ou d'une autre, les méthodes fondées sur la théorie de l'information peuvent être considérées comme une généralisation de celles guidées par les statistiques en ce sens qu'elles peuvent saisir des relations non linéaires entre variables,

traiter simultanément celles d'intervalle et celles catégorielles, et beaucoup d'entre elles sont invariables aux transformations monotones des variables d'entrée.
Différentes méthodes de réduction existent dans la littérature. On peut citer l'Analyse Discriminante Linéaire (ADL), cartes auto-organisatrices (Self-Organizing Maps) et l'ACP [53, 55, 67]. Au vu de sa simplicité d'utilisation et d'implémentation, cette dernière a été choisie dans notre cas d'étude. Elle permet de trouver les signatures des défaillances des composants critiques de l'émetteur FM.
L'ACP est une technique statistique qui utilise une transformation orthogonale pour convertir un ensemble d'observations de variables éventuellement corrélées en un ensemble de valeurs de variables linéairement non corrélées appelées composantes principales. Cette transformation est définie de telle sorte que la première composante principale présente la plus grande variance possible (c'est-à-dire qu'elle tient compte de la variabilité des données dans la mesure du possible) et que chaque composante suivante, en retour, contienne la plus grande variance possible sous la contrainte orthogonale aux composantes précédentes [69]. Les vecteurs résultants (chacun étant une combinaison linéaire de variables originales) constituent un ensemble de bases orthogonales non corrélées [81].

Algorithmes d'apprentissage automatique

L'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique, principalement à des fins de classification, est une autre possibilité de détection et de diagnostic de défauts. Les approches guidées par les données ou celles statistiques fondées uniquement sur les données historiques sont considérées comme les approches les plus rentables pour la détection des défaillances dans les systèmes complexes. Les algorithmes d'apprentissage automatique peuvent être classés en deux catégories : apprentissage supervisé (les classes sont définies a priori) ou apprentissage non supervisé (il s'agit dans ce cas de regrouper des données en classes ayant une certaine homogénéité). Dans l'apprentissage supervisé, l'objectif est de prédire une réponse Y basée sur les caractéristiques d'entrée X. Il existe plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique dans la littérature. Parmi ces algorithmes, on peut citer les K-plus proches voisins, les arbres de décision ou encore les SVM. Plus de détails sur ces algorithmes sont donnés dans [13, 93, 123] . L'algorithme SVM (brièvement décrit ci-dessous) s'est avéré plus adapté à notre problème car c'est celui qui a donné la plus grande précision durant les tests effectués.

Le SVM est un algorithme d'apprentissage supervisé qui peut être utilisé pour la classification ou la régression binaire. Les SVM sont populaires dans des applications telles que le traitement du langage naturel, la reconnaissance de la voix et des images, ou la vision par

ordinateur. Le SVM construit un hyperplan optimal comme surface de décision de sorte que la marge de séparation entre les deux classes dans les données soit maximisée. Les SVM font partie d'une classe d'algorithmes d'apprentissage automatique appelés méthodes par noyaux et sont également connus sous l'appellation de machines à noyaux. Dans cet algorithme, l'apprentissage comporte deux phases : transformation des prédicteurs (données d'entrée) en espace de caractéristiques de haute dimension et résolution d'un problème d'optimisation quadratique pour ajuster un hyperplan optimal afin de séparer les caractéristiques transformées en deux classes [13].

Dans ce qui suit, nous présentons comment les approches proposées, et utilisant l'ACP et l'apprentissage automatique, peuvent être exploitées pour la détection des défauts et le diagnostic des causes sur les émetteurs FM.

Détection et diagnostic par ACP

L'ACP, initialement proposée par Pearson [85] puis étendue par Hotteling [47], permet de réduire le volume de données par projection dans un espace réduit tout en conservant les informations principales. C'est une méthode exploratoire (c'est-à-dire descriptive) multivariée (avec plusieurs variables dépendantes) de réduction dimensionnelle. Lorsque les données sont composées de n individus décrits par $p > 3$ variables numériques, il devient impossible d'effectuer une représentation graphique. Il est alors nécessaire de réduire les dimensions de ces p variables. Souvent, ces dernières sont fortement corrélées, c'est-à-dire qu'il y a un degré élevé de redondance dans l'information qu'elles fournissent. Il n'est donc pas nécessaire de disposer d'un espace p-dimensionnel pour reproduire toutes les informations, sachant que la plupart des dimensions fournissent plus ou moins la même information. Une ACP consiste à transformer les p variables originales, qui sont fortement liées les unes aux autres, en de nouvelles variables non corrélées les unes aux autres par construction. Ainsi, chaque variable nouvellement créée fournit toujours des informations complètement nouvelles par rapport aux variables précédentes. Ces nouvelles variables sont appelées composantes principales, ou dimensions, ou encore plus simplement axes. La création d'un petit nombre (idéalement deux ou trois) de composantes principales épuise généralement presque toute l'information (la variance) fournie initialement par les p variables initialement corrélées. Cependant, en effectuant une ACP, on accepte de perdre un petit pourcentage d'information, ce qui n'est en général pas gênant : la structure principale des données est conservée tandis que le bruit est éliminé. Enfin, l'ACP permet de reproduire en deux ou trois dimensions la structure et les proximités observées dans le nuage de points original avec une déformation la plus faible possible [4].

Les cercles de corrélation, donnée par l'application de la méthode ACP, place sur un cercle les variables considérées. La carte factorielle des variables permet de regrouper ces variables dans différentes classes en fonction de leur position sur ce cercle, ce qui permet de discriminer les classes ou de donner des signatures qui peuvent être utilisées pour faire la détection et le diagnostic.

Détection et diagnostic par les algorithmes d'apprentissage automatique

Dans le cas des émetteurs FM, et après le prétraitement des données, la réduction par la méthode ACP a permis une meilleure représentation des observations et une bonne distinction entre les différentes classes représentant les états de santé et les défaillances du système. L'application des algorithmes d'apprentissage automatique dans l'espace de dimension réduite a conduit à des résultats d'une précision allant jusqu'à 92 % (le cas du SVM). Cette précision peut être augmentée en utilisant des indicateurs de santé (ou Health Indicators : HI) pertinents construits à partir des données réduites. Dans notre cas, nous avons utilisé celui proposé dans [105] et qui est exprimé par le rapport entre la valeur moyenne quadratique et l'écart-type.
La section suivante présente une application des deux approches proposées sur notre cas d'étude réel.

3.4.2 Application de l'approche de détection et diagnostic

Description du système considéré

Le système étudié est l'émetteur FM décrit dans la section 1.4.5 du chapitre 1.
Comme l'illustre le Tableau 3.2 ci-dessous, les données utilisées décrivent les mesures des capteurs d'un émetteur FM 1000 W dans son état normal pendant une journée (01/01/2019). Chaque minute, une donnée est enregistrée, ce qui conduit à 1440 observations pour 14 paramètres physiques (la description de chaque paramètre est donnée sur le Tableau 3.3).
Les colonnes 2 à 15 du tableau 3.2 présentent un extrait des valeurs moyennes de ces paramètres sur une journée (01/01/2019) avec l'horodatage correspondant. Le format de stockage des données, qui est en CSV, est décrit dans [98]. La surveillance et l'évaluation de l'état de santé des composants sont effectuées en analysant les valeurs prises par ces 14 paramètres. Le choix de ces derniers est donc vital.

Timestamp	EffTr	Volt	Press	PIN	TAmb	PFWD	PREF	TmoduFanSp	Tsupp	Tcont	Curre	EFSys	Theat
01/01/2019 00 :00	79	49.2	865.17	4.3	22	1001.1	0.5	39 4292	33	35	25.83	69.5	37
01/01/2019 00 :01	78.83	49.2	865	4.3	22	1000.8	0.5	39 4282.3	33	35	25.87	69.5	37
01/01/2019 00 :02	78.83	49.2	865.5	4.3	22	1001.8	0.5	39 4282.3	33	35	25.85	69.5	37
01/01/2019 00 :03	79	49.2	865.83	4.3	22	1003.1	1	39 4287.1	33	35	25.88	69.67	37
01/01/2019 00 :04	79	49.22	865.5	4.3	22	1003	0.83	39 4282.3	33	35	25.83	69.83	37
...	...	...	...	...	...	...	...	... ...	...	...	...	...	...
01/01/2019 23 :56	78.67	49.22	865.17	4.3	21	1000	0	38 4282.3	32	34.67	25.85	69.33	36
01/01/2019 23 :57	78.83	49.2	865.5	4.3	21	1001.6	0.33	38 4282.3	32	34.5	25.88	69.67	36
01/01/2019 23 :58	79	49.22	866	4.3	21	1003.6	0.5	38 4287.1	32	34.83	25.85	69.67	36.5
01/01/2019 23 :59	78.83	49.2	865	4.3	21	1000	0.33	38 4287.17	32	35	25.85	69.5	37

TABLE 3.2 – Un échantillon des données d'un émetteur FM dans un état normal

Un choix non judicieux peut conduire soit à une non-détection, soit à de fausses alarmes, ce qui peut avoir des conséquences catastrophiques ou coûteuses. Dans notre cas, cela a été fait en étroite collaboration avec les experts de l'entreprise WorldCast Systems. Cette tâche exige une expertise multidisciplinaire et un retour d'expérience, en raison de la diversité des phénomènes physiques présents dans l'émetteur et ses composants critiques.

Variables physiques	**Description**
EffTr	Rendement des transistors (%)
Volt	Tension d'alimentation (V)
Press	Pression atmosphérique (hPa)
PIN	Puissance d'entrée (W)
TAmb	Température ambiante ($^{\circ}C$)
PFWD	Puissance directe (W)
PREF	Puissance réfléchie (W)
Tmodu	Température de la carte du modulateur ($^{\circ}C$)
FanSp	Vitesse du ventilateur (tr/min)
Tsupp	Température de l'alimentation ($^{\circ}C$)
Tcont	Température de la carte de contrôle ($^{\circ}C$)
Curre	Courant d'alimentation (A)
EFSys	Rendement de l'émetteur FM (%)
Theat	Température de chauffage ($^{\circ}C$)

Table 3.3 – Variables physiques mesurées de l'émetteur FM et leur signification.

Dans ce qui suit, les données provenant d'un émetteur FM de 1 kW situé en Espagne ont été choisies avec 3 états de fonctionnement :

— état normal ;
— arrêt du ventilateur ;
— ralentissement du ventilateur.

Les données utilisées couvrent une période d'un an et trois mois, du 19 février 2017 au 19 mai 2018 soit 454 jours, ce qui donne une matrice de 653760 observations (1440 x 454).

Détection et diagnostic par signatures ACP

La mise en œuvre de l'étape de prétraitement des données, décrite dans [98], a donné lieu à une grande quantité de données qui peuvent produire des résultats redondants. Afin de résoudre ces problèmes, nous avons utilisé l'ACP pour la réduction [97]. Cette dernière a permis de représenter des échantillons de données dans un espace de dimensions inférieures pour une analyse rapide et plus efficace. En ACP, l'inertie des premières dimensions permet de

montrer s'il existe de fortes relations entre les variables et suggérer le nombre de dimensions à étudier. Dans cette application, les deux premières dimensions représentent à elles seules 78 % de l'inertie totale de l'ensemble de données, ce pourcentage atteint 91 % de l'inertie totale lorsqu'on considère les trois premières dimensions (Tableau 3.4). Ainsi, le nombre de variables (paramètres) est réduit de 14 dimensions à 2 ou 3 seulement. Dans la pratique, il n'existe pas de méthode objective pour décider du nombre de composantes principales (ou d'axes) qui sont suffisantes ; ce choix dépend bien souvent du domaine d'application spécifique et de l'ensemble des données considérées. Cependant, on a tendance à examiner les premiers axes principaux afin de trouver des profils intéressants dans les données. Une autre méthode utilisée consiste à examiner le graphique des valeurs propres (appelé critère de coude montré sur la Figure 3.3). Le nombre de composantes est alors déterminé par le point au-delà duquel les valeurs propres restantes sont toutes relativement petites et de taille comparable.

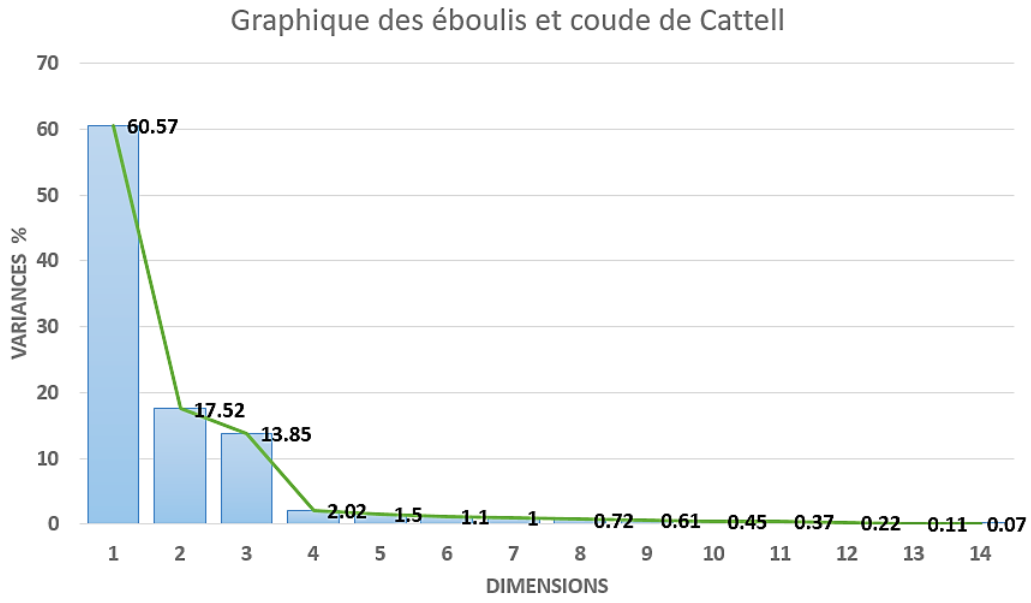


FIGURE 3.3 – Graphique des valeurs propres « critère de coude ».

Le Tableau 3.4 montre que le premier axe concentre à lui seul 60,57% de l'inertie (ou variance) et constitue par conséquent la première composante principale. La variabilité le long du deuxième axe principal est la plus grande parmi tous les choix restants possibles (17,52 % de l'inertie). Enfin, le troisième axe principal présente la troisième plus grande variabilité (13,85 %), ce qui est nettement inférieur à la variabilité du deuxième axe.

	Vecteurs propres													
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	C13	C14
EffTr	0.238	-0.413	0.306	-0.036	-0.054	0.091	-0.284	0.694	-0.218	0.110	-0.188	-0.091	-0.002	0.000
Volt	0.119	0.587	0.268	0.081	0.060	-0.344	0.046	0.194	-0.026	-0.272	-0.509	0.257	0.029	-0.014
Press	-0.027	0.201	0.105	-0.350	0.909	0.138	0.109	0.058	-0.008	-0.030	0.051	-0.010	-0.013	0.031
PIN	-0.312	-0.073	0.213	0.023	-0.138	0.162	0.337	0.297	-0.074	-0.352	0.439	0.529	0.037	-0.041
TAmb	0.489	0.029	-0.129	0.026	0.003	0.160	0.122	-0.090	-0.321	-0.203	0.035	-0.006	-0.558	-0.570
PFWD	0.004	-0.081	0.176	0.851	0.330	0.075	-0.290	-0.128	0.021	-0.082	0.118	0.054	0.003	-0.001
PREF	0.009	0.626	0.491	-0.006	-0.158	0.701	0.120	-0.142	0.081	0.264	-0.107	-0.120	-0.011	0.021
Tmodu	0.471	-0.026	-0.231	0.011	0.064	0.097	-0.008	-0.052	0.005	0.513	-0.051	0.695	0.199	-0.052
FanSp	0.166	0.424	0.099	0.091	0.023	-0.316	0.109	0.255	-0.168	0.410	0.588	-0.233	-0.013	0.011
Tsupp	0.432	0.019	-0.135	0.043	-0.030	0.126	0.114	-0.030	-0.196	-0.182	0.040	0.053	-0.318	0.813
Tcont	0.478	0.033	-0.139	0.044	-0.007	0.180	0.165	-0.036	-0.243	-0.341	0.062	-0.230	0.733	-0.069
Curre	-0.283	-0.210	-0.396	0.355	0.091	0.126	0.556	0.330	-0.081	0.227	-0.330	-0.163	-0.034	-0.006
EFSys	0.248	-0.426	0.459	0.067	-0.007	-0.351	0.558	-0.272	0.114	0.103	-0.081	-0.044	0.000	0.005
Theat	0.446	0.043	-0.146	0.047	-0.003	0.098	0.075	0.301	0.831	-0.168	0.121	-0.077	-0.079	-0.053
Valeurs propres	0.17	0.07	0.05	0.02	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Inertie(%)	0.57	17.52	13.85	2.02	1.50	1.10	1.00	0.72	0.61	0.45	0.37	0.22	0.11	0.07

Table 3.4 – Tableau d'ACP

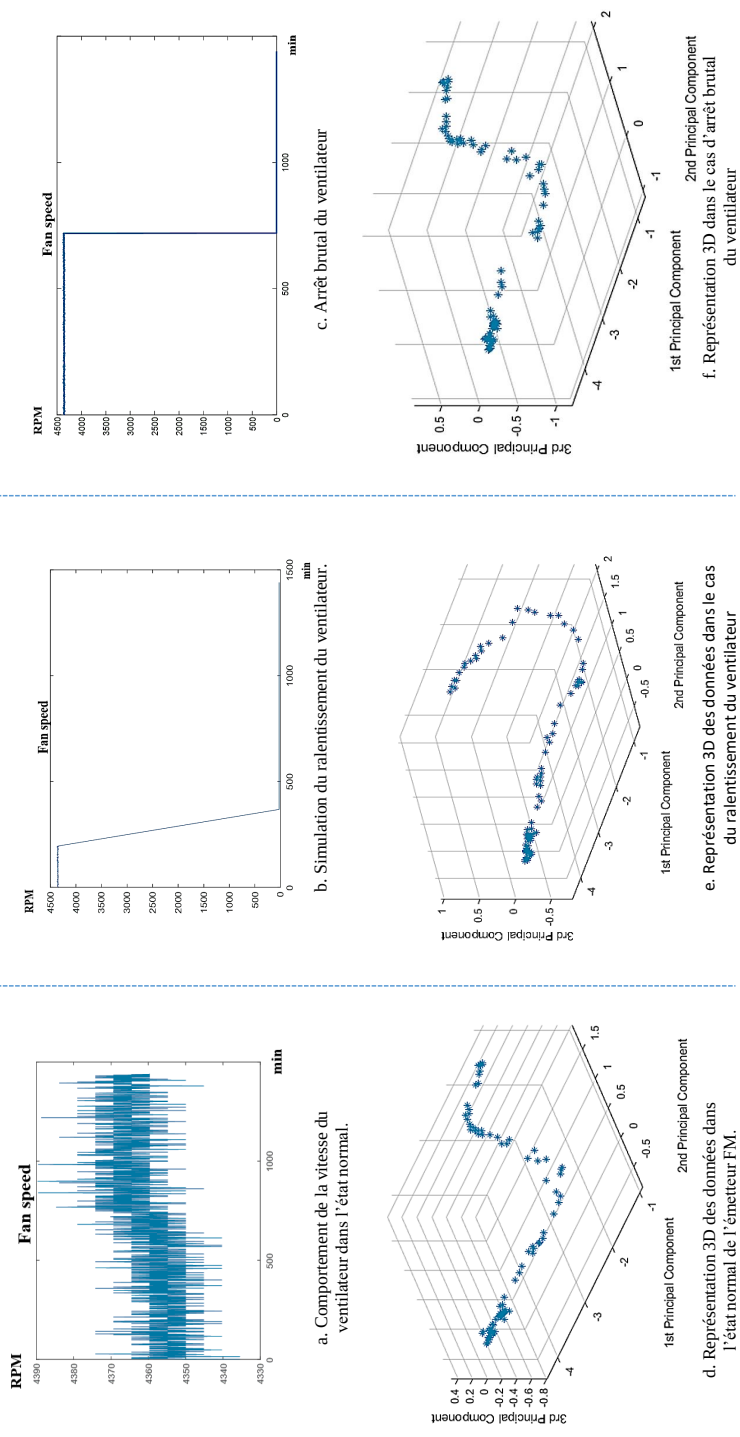


FIGURE 3.4 – Résultats de l'ACP obtenus sur 3 modes (état normal, arrêt et décélération du ventilateur).

Pour la Figure 3.3, sur l'éboulis des valeurs propres, on observe un décrochement (coude) suivi d'une décroissance régulière. On sélectionne alors les axes avant le décrochement (1, 2 et 3).
En ce qui concerne la contribution des signatures, les résultats de l'ACP obtenus sur l'application considérée pour les 3 modes (état normal, arrêt et décélération du ventilateur) sont présentés sur la Figure 3.4.
L'idée des signatures nous est venue en remarquant la différence des nuages de points d'un mode à l'autre. Les cercles de corrélation de la méthode ACP ont ensuite été comparés (Figure 3.5).

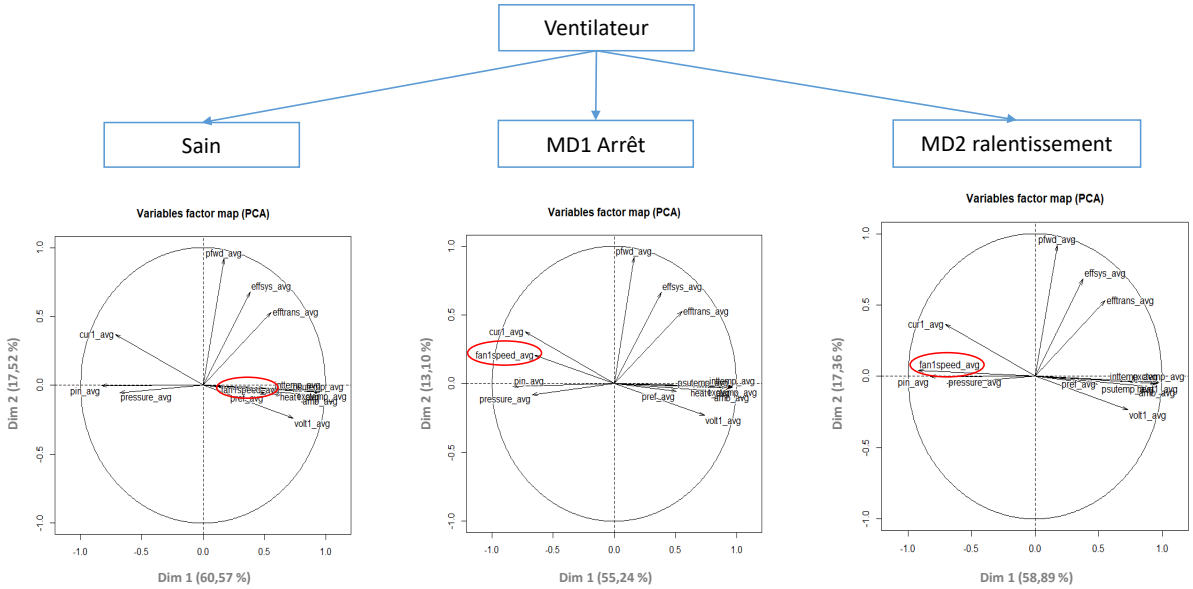


FIGURE 3.5 – a. Cercle de corrélation pour l'état normal d'un émetteur FM ; b. Cercle de corrélation pour l'état d'arrêt du ventilateur d'un émetteur FM ; c. Cercle de corrélation pour le ralentissement du ventilateur d'un émetteur FM.

Ces cercles donnent l'emplacement des 14 paramètres physiques de l'émetteur représentés par des flèches dans le plan formé par les deux premières composantes principales. Leur interprétation peut être comme suit :

1. plus une flèche est longue (la mesure donnée par le capteur est proche du cercle), plus la variable est représentée dans l'analyse : cela signifie que cette variable participe fortement à une ou aux deux dimensions ;
2. plus une variable est proche d'une dimension (d'un axe), plus elle s'explique par cette dimension. Ainsi, si une flèche est longue et proche d'un axe, la variable représentée

s'explique uniquement par cette dimension, et non par l'autre dimension ;

3. plus les flèches sont parallèles entre elles, plus elles sont corrélées (corrélation positive si les flèches vont dans la même direction, négative sinon) ;
4. si deux flèches sont perpendiculaires, alors les variables correspondantes sont indépendantes.

A titre d'exemple, sur la Figure 3.5, on constate que les mesures de la vitesse du ventilateur ont changé de direction sur les cercles de corrélation (b) et (c) par rapport à (a). En effet, sur le premier cercle (a), la vitesse du ventilateur est placée à droite (état normal de l'émetteur FM) alors que dans le second (b) et dans le troisième (c) elle est placée à gauche. De ce changement, on peut conclure qu'une panne est survenue (détection d'un défaut par un changement de direction de la flèche) et qu'elle est liée au ventilateur (le défaut est diagnostiqué par sa signature).

L'importance de cette analyse est que les techniciens de l'entreprise ont parfois des difficultés à identifier la cause d'un problème lorsque le produit est retourné par un client. Avec cette contribution, et en utilisant la méthode des signatures, les techniciens gagneront du temps en comparant les cercles de corrélation et aussi en évitant de passer par des données brutes contrôlées qui représentent parfois plusieurs années de fonctionnement d'équipements et des millions de lignes de données.

Sur la base des résultats de l'analyse ACP, des algorithmes d'apprentissage automatique sont utilisés par la suite pour affiner le processus de classification afin de détecter non seulement l'émetteur défaillant dans un pays donné, mais aussi sa localisation géographique (le lieu au sein du pays).

Détection et diagnostic par apprentissage automatique

La démarche d'application de la méthode de détection et de diagnostic est résumé sur le schéma de la Figure 3.6.

La représentation des données relatives aux 3 modes de fonctionnement de l'émetteur FM considéré (mode normal, arrêt et ralentissement du ventilateur) fait apparaître des zones de chevauchement (Figure 3.7), ce qui réduit la précision des algorithmes de classification. Ceci est confirmé par les résultats issus de l'application de plusieurs méthodes de classification (Tableau 3.5) où la meilleure précision obtenue est de 92,6%.

Comme la précision de classification est inférieure à 100%, en raison du chevauchement des points, une extraction de caractéristiques a été effectuée dans le but de se rapprocher

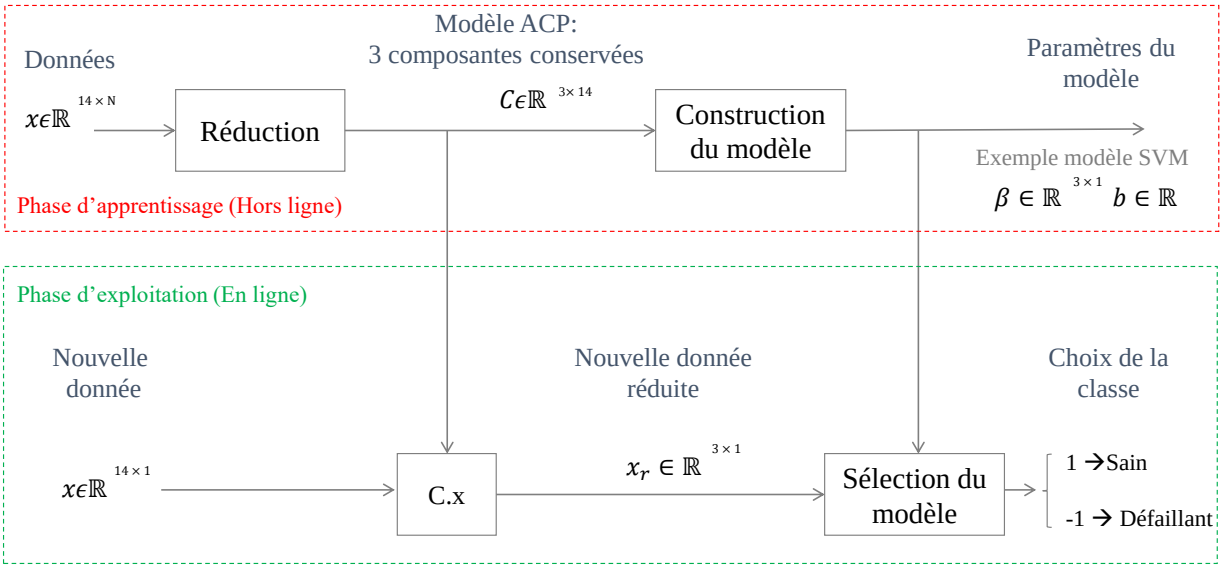


FIGURE 3.6 – Phases d'application de la démarche de détection et de diagnostic.

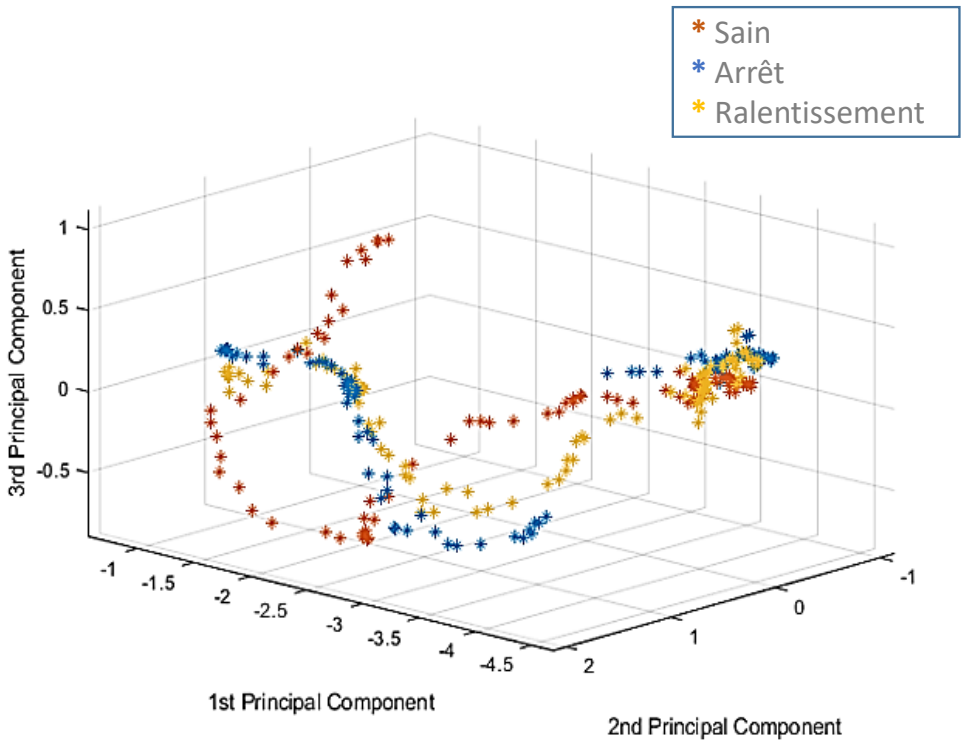


FIGURE 3.7 – Représentation des modes de fonctionnement d'un émetteur FM.

de 100%. Ainsi, différentes caractéristiques temporelles ont été testées pour déterminer si le chevauchement peut être supprimé ou atténué. Parmi les caractéristiques extraites, on peut citer :

— l'écart-type, qui correspond au degré de dispersion d'un ensemble de valeurs ;
— la moyenne quadratique, qui correspond à l'énergie moyenne d'un signal ;
— et le kurtosis, qui caractérise le comportement impulsif d'un signal.

Méthodes de classification	**Précision**
Tree (Fine Tree)	82,4%
Tree (Medium Tree)	82,4%
Tree (Coarse Tree)	55,1%
Linear Discriminant	44 %
Quadratic Discriminant	58,%
SVM (Linear SVM)	46,3%
SVM (Quadratic SVM)	74,1%
SVM (cubic SVM)	88,4%
SVM (Fine Gaussian SVM)	92,6%
SVM (Medium Gaussian SVM)	81,9%
SVM (Coarse Gaussian SVM)	47.2%
KNN (Fine KNN)	72,5%
KNN (Medium KNN)	63,4%
KNN (Coarse KNN)	32,7%

TABLE 3.5 – Les méthodes de classification et les précisions correspondantes.

L'application de l'algorithme SVM sur ces caractéristiques conduit aux résultats montrés sur la Figure 3.8. On peut y voir que les courbes sont encore collées et se chevauchent. Leur utilisation n'est donc pas suffisante pour détecter et diagnostiquer les défaillances.

Pour y remédier, un nouvel indicateur de santé développé dans [105] a été utilisé (Figure 3.9). Cet indicateur a été proposé à l'origine pour la détection et le diagnostic de défauts dans des roulements et engrenages. Pour notre cas d'application, après l'acquisition et la réduction des données en 3 dimensions, les signaux correspondants aux 3 composantes principales, sont divisés en plusieurs segments de longueur l donnée par l'équation (3.1), où :

$$l = \frac{L}{N} \tag{3.1}$$

L représente la taille du signal global et N le nombre d'échantillons final à obtenir. Pour l'étape de traitement de données (étape 4 de la Figure 3.11), chaque segment de signal est désigné par y_{in} où i représente le numéro de la composante ($i \in [C1; C2; C3]$) et n caractérise

le numéro du segment ($n \in [1; ...; N]$). Cette étape vise à réduire la taille des données pour le traitement du signal et ne prend que les caractéristiques pertinentes, telles que l'enveloppe du signal et les valeurs maximales d'amplitude des observations.

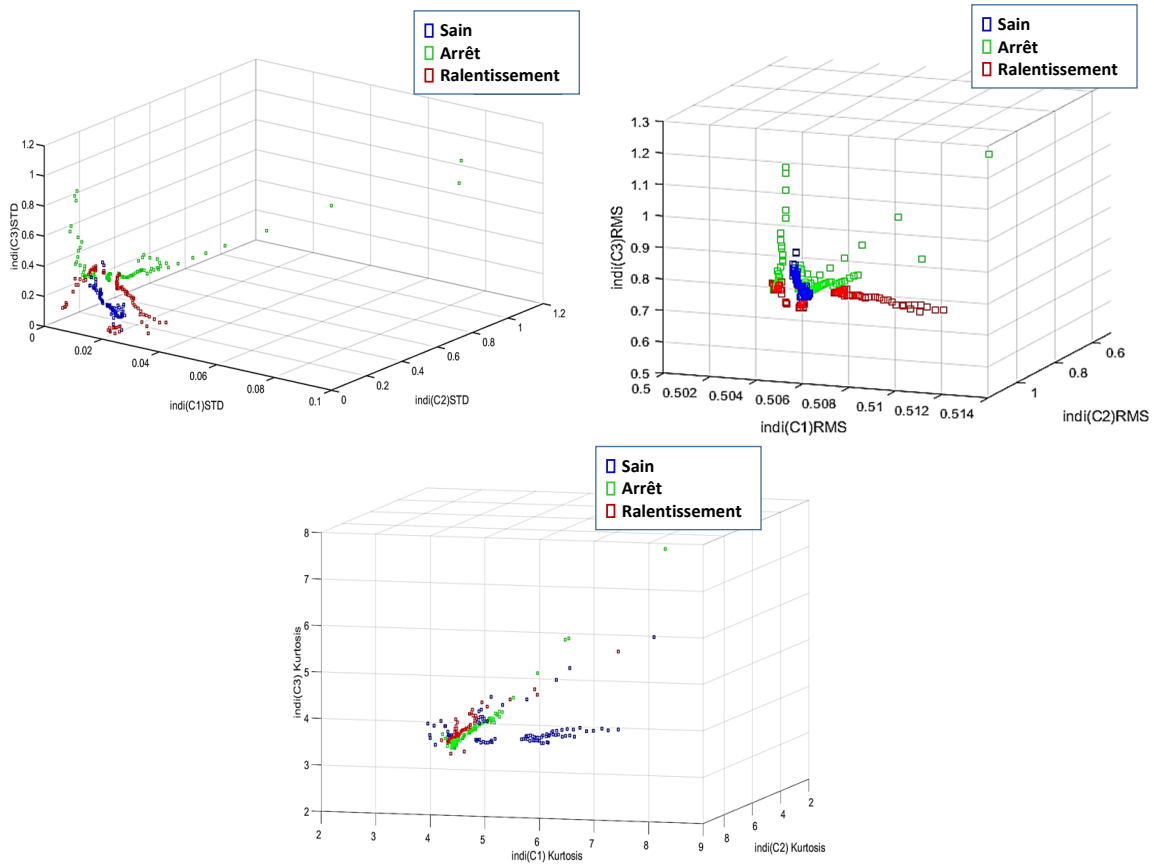


FIGURE 3.8 – Construction d'indicateurs de santé à partir des valeurs de l'écart-type, quadratique moyennes et le kurtosis

Pour l'extraction de caractéristiques à partir des observations de chaque segment y_{ih}, en pratique, le système est exposé à des variations dans les conditions d'opérations. Ces variations causent des fluctuations dans le signal induisant une grande dispersion dans les observations des indicateurs de santé. Pour remédier à ce problème, il est nécessaire de calculer le rapport entre les valeurs de l'enveloppe de chaque signal (Peak-to-peak$((y_{ih}))$ segmenté dans le domaine temporel (y_{ih}) et la valeur crête de l'analyse spectrale $(MAX(FFT(y_{ih}))$. Ce rapport, présenté dans l'équation (3.2), permet de normaliser les observations par rapport aux bruits induits par les variations dans les conditions d'opérations (vitesse du ventilateur, température, etc.).

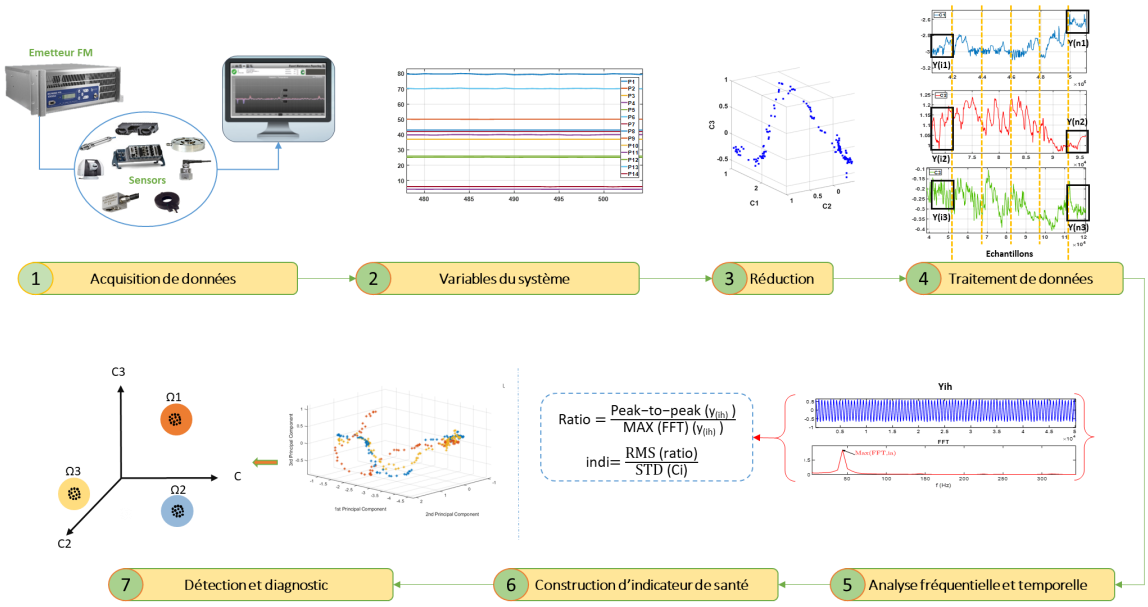


FIGURE 3.9 – Détection/diagnostic de défaillances de l'émetteur FM par l'utilisation d'un indicateur de santé.

$$Ratio = \frac{Peak - to - peak(y_{ih}))}{MAX(FFT(y_{ih})} \tag{3.2}$$

Pour l'étape de construction d'indicateurs de santé, l'indicateur ($indi$) exprime le rapport entre la valeur efficace de chaque segment normalisé y_{ih} et l'écart type du signal global de la composante, il est calculé par l'équation (3.3).

$$indi = \frac{RMS(ratio))}{STD(C_i)} \tag{3.3}$$

La valeur RMS mesure l'énergie moyenne du signal, chaque dégradation fait varier les valeurs RMS. D'autre part, la valeur STD permet de limiter la dispersion entre les indicateurs des différents états de santé.

La Figure 3.10 montre le résultat de la classification obtenu à l'aide de l'indicateur de santé (moyenne quadratique/écart-type), avec une précision de 100%.

L'application de l'algorithme SVM dans l'espace de dimension réduite a conduit à des résultats d'une précision allant jusqu'à 92%. Cette précision est ramenée à 100% en utilisant l'indicateur de santé construit à partir des données réduites et en utilisant le rapport entre la valeur moyenne quadratique et l'écart-type comme indicateur de santé.

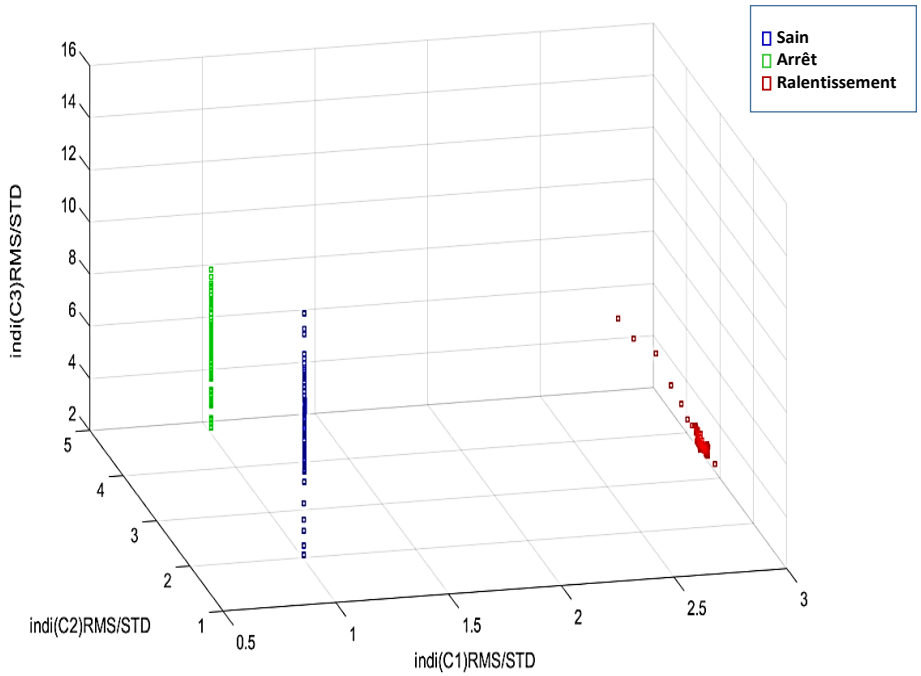


FIGURE 3.10 – Résultats de classification obtenus à l'aide de l'indicateur de santé RMS/STD.

Afin de prendre en compte le contexte et les conditions d'utilisation des émetteurs FM, on a pris deux émetteurs à l'état sain dans 2 pays différents : Espagne et France (Figure 3.11).

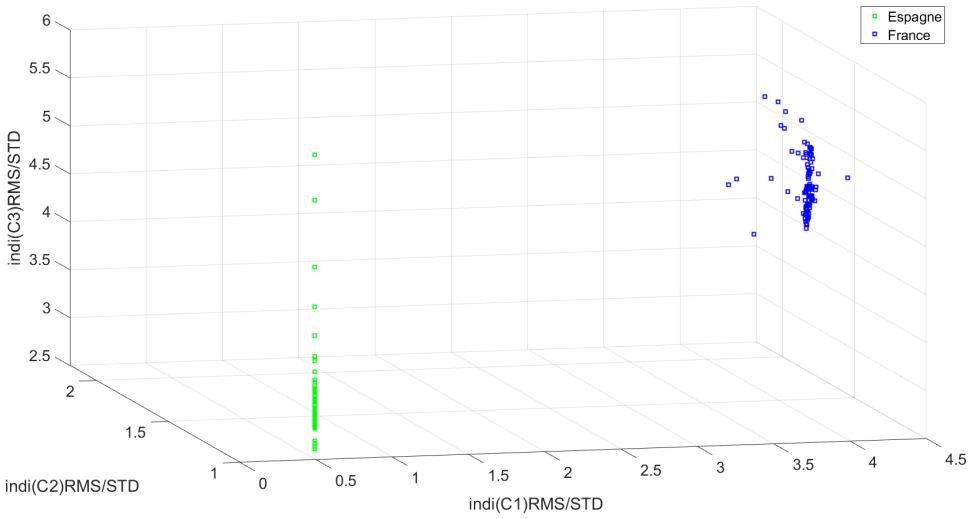


FIGURE 3.11 – Classification d'un émetteur à l'état sain situé en Espagne et un autre situé en France.

L'objectif de cette classification, est de montrer que l'utilisation de l'émetteur dans le cas normal en Espagne est différente de celle en France à cause des conditions d'utilisation (climat, humidité, entretien du site, respect des consignes, etc.). L'entreprise peut aller plus loin, en testant un émetteur dans ces conditions nominales et mettre un seuil pour le cas sain qui va être proche de l'utilisation nominale. Pour les clients qui ont beaucoup de retour de produits, l'entreprise peut faire cette classification afin de comparer leur utilisation dans le cas sain si elle est loin du seuil. La Figure 3.12 schématise cette idée de classification par pays en ajoutant un seuil.

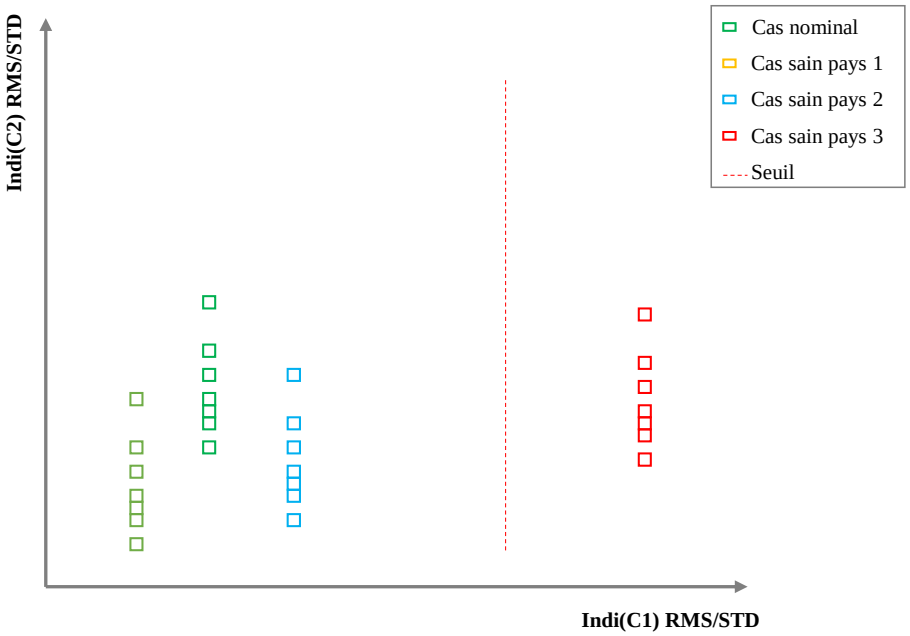


FIGURE 3.12 – Idée de classification par pays dans le cas sain en ajoutant un seuil.

3.5 Conclusion

Le problème de la formulation d'une approche pour la détection et le diagnostic des pannes, spécifiquement dédiée aux émetteurs FM en tant qu'équipement dans les chaînes de radiodiffusion, a été considéré dans ce chapitre. En effet, si le problème de la détection et du diagnostic des défaillances de nombreux systèmes industriels a été largement abordé dans la littérature, peu de travaux ont été réalisés sur les systèmes de radiodiffusion en général et les émetteurs FM

en particulier en considérant leurs caractéristiques spécifiques en termes de conditions d'utilisation et de situation géographique. À cette fin, ce chapitre a proposé un cadre d'analyse et de diagnostic des dysfonctionnements de ces émetteurs à l'aide de données provenant de différents capteurs embarqués qui mesurent des variables telles que la température, la vitesse du ventilateur, la pression, la tension, etc. Au total, 14 variables ont été mesurées pour l'application considérée. A partir des enregistrements de ces variables sur une longue période de temps, des techniques d'analyse des données, notamment l'analyse en composantes principales, ont été utilisées à des fins de traitement. Cette technique a permis de réduire la taille de l'espace d'analyse et s'est en même temps révélée opportune car elle a permis de discriminer entre le mode de fonctionnement et le mode hors fonctionnement de l'émetteur en exploitant le positionnement de la vitesse du ventilateur dans l'espace formé par les deux premières composantes principales. Différents algorithmes d'apprentissage automatique testés sur ces données ont permis d'établir des critères de classification à la fois pour le mode de fonctionnement (défaillance / non défaillance) et pour la localisation géographique de l'équipement. Ces résultats sont actuellement mis en œuvre dans de nouveaux produits par l'entreprise partenaire de ce travail.

Chapitre 4

Pronostic de défaillances des émetteurs FM

Sommaire

4.1 Introduction 105

4.2 Pronostic de défaillances : définitions, état de l'art et approches 106

4.2.1 Définitions 106

4.2.2 Approches de pronostic 107

4.2.3 Taxonomie de classifieurs et applicabilité au PHM 113

4.3 Méthode de pronostic pour les émetteurs FM 114

4.3.1 Données de surveillance pour l'approche du pronostic 114

4.3.2 Architecture de l'approche de pronostic proposée 117

4.4 Application et discussion 123

4.5 Conclusion 128

4.1 Introduction

Dans ce chapitre nous proposons une méthode de pronostic pour la prédiction de la dégradation des émetteurs FM. Son développement s'effectuera selon le processus générique de la démarche PHM décrite dans le chapitre 1 (7ème étape de la Figure 1.9 du Chapitre 1). Ce chapitre est organisé en deux principales parties.

— Dans la première partie nous présentons la définition ainsi que l'état de l'art du pronostic notamment les trois principales approches utilisées dans la littérature. Cette étape se terminera par le choix de l'approche que nous allons utiliser pour développer le processus de pronostic que nous proposons pour les émetteurs FM.
— La deuxième partie sera consacrée à la description de l'architecture et des étapes de l'approche que nous proposons.

Une conclusion terminera le chapitre.

4.2 Pronostic de défaillances : définitions, état de l'art et approches

4.2.1 Définitions

Depuis l'émergence de la thématique du PHM, plusieurs définitions de pronostic de défaillances sont proposées dans la littérature scientifique par des équipes de recherche aussi bien industrielles qu'académiques [86, 46, 39, 33, 45, 46, 50, 70, 101, 119, 124]. Ces définitions montrent d'une part l'intérêt croissant accordé par la communauté scientifique au pronostic et d'autre part au fait que la perception de ce concept est dépendante du domaine applicatif. Nous présentons dans les points suivants les définitions plus saillantes du fait qu'elles émanent pour certaines des organismes de certification, ce qui a un intérêt étant donné le caractère industriel de cette thèse.

ISO [1] : pour l'organisme de certification ISO, le pronostic consiste en une « analyse des symptômes des défauts dans l'intention de prédire l'état futur du système et sa survie en fonction des paramètres de conception. Le résultat du pronostic est l'estimation de la durée de bon fonctionnement avant défaillance (appelée en anglais Remaining Useful Life (RUL) ou encore Time To Failure (TTF)) ».

Jardine [50] : ici le pronostic est considéré comme un processus permettant de « prédire la durée de bon fonctionnement avant l'apparition d'une défaillance (ou plusieurs), en prenant en compte l'état actuel du système et de son profil de fonctionnement passé ».

Smith [104] : pour cet auteur, le pronostic est « la capacité d'assurer la détection et la localisation précoces d'un début de défaillance d'un composant ou d'un sous-élément, et de disposer de la technologie et des moyens nécessaires pour gérer et prévoir la progression de cette défaillance jusqu'à la défaillance du composant ».

Le pronostic est considéré comme l'un des piliers du PHM en raison des bénéfices qu'il pourrait

engendrer pour les entreprises par l'anticipation des pannes et des actions de maintenance. En général, les méthodes de pronostic peuvent être classées en trois catégories : les méthodes basées sur un modèle physique, les méthodes guidées par les données et les méthodes hybrides combinant les deux précédentes.

4.2.2 Approches de pronostic

Le pronostic de défaillances peut être réalisé selon différentes méthodes utilisant différents outils de traitement, de modélisation et d'analyse. De nombreux outils et méthodes de pronostic de défaillances ont été proposés dans la littérature, voir [45, 101, 124, 50, 63, 89, 107, 108, 112] pour une classification de ces approches. De l'analyse de ces propositions, nous relevons que les méthodes de pronostic diffèrent généralement par le type d'application considérée, la nature des données, les connaissances disponibles et les outils de formalisation utilisés.
Dans ce travail de thèse nous avons choisi de suivre la classification proposée par la communauté PHM qui tend de plus en plus vers une classification unifiée entre les différentes propositions publiées dans la littérature [74]. Cette classification propose trois approches (Figure 4.1) :

- approche guidée par les données ;
- approche basée sur un modèle physique ;
- approche hybride.

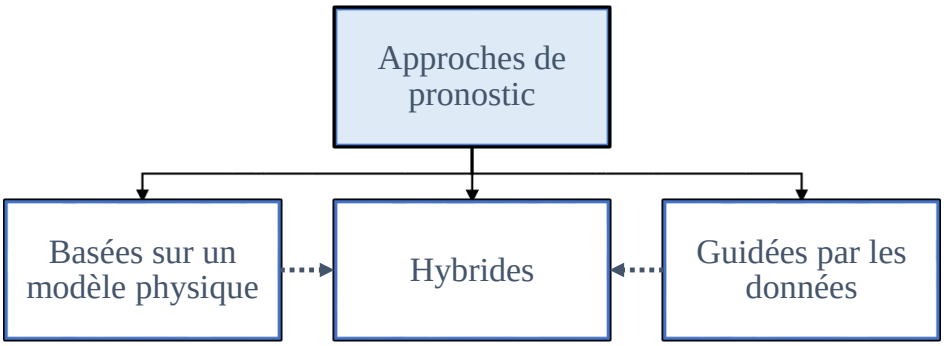


FIGURE 4.1 – Taxonomie des approches de pronostic.

Approche basée sur un modèle physique

La mise en œuvre d'une approche basée sur un modèle physique repose sur l'utilisation de modèles mathématiques représentant le comportement du système étudié et intégrant sa

dégradation. L'estimation de la RUL dans ce cas est réalisée à partir de la connaissance disponible des processus affectant le fonctionnement du système surveillé et pouvant engendrer une défaillance. Il est supposé que les défaillances sont engendrées par des processus physiques fondamentaux (chimiques, électriques, thermiques, radiation, etc.) [87]. Les différentes méthodes communément utilisées sont basées pour la plupart sur des modèles de propagation de fissures, de cassure par fatigue, d'usure et de corrosion [45], [101], [87] et [113]. Afin d'identifier le mécanisme potentiel de défaillance, ces modèles utilisent des données d'entrée telles que les conditions de chargement, de conception ou les propriétés des matériaux. En d'autres termes, des critères de défaillance sont mis en place en utilisant l'étude des défaillances ou « Physics of Failure (PoF) » en anglais.
La Figure 4.2 résume le principe du pronostic basé sur un modèle physique. Une fois que le modèle mathématique est disponible, l'approche consiste souvent à comparer les données fournies par le modèle du système surveillé aux données fournies par les capteurs installés sur ce dernier afin de générer des résidus. Ces résidus sont par la suite utilisés pour effectuer des simulations qui permettront de pronostiquer la défaillance du système. En l'absence de défaut, les résidus sont statistiquement nuls. En présence d'un défaut, les résidus dépassent des seuils de détection de défauts [89].

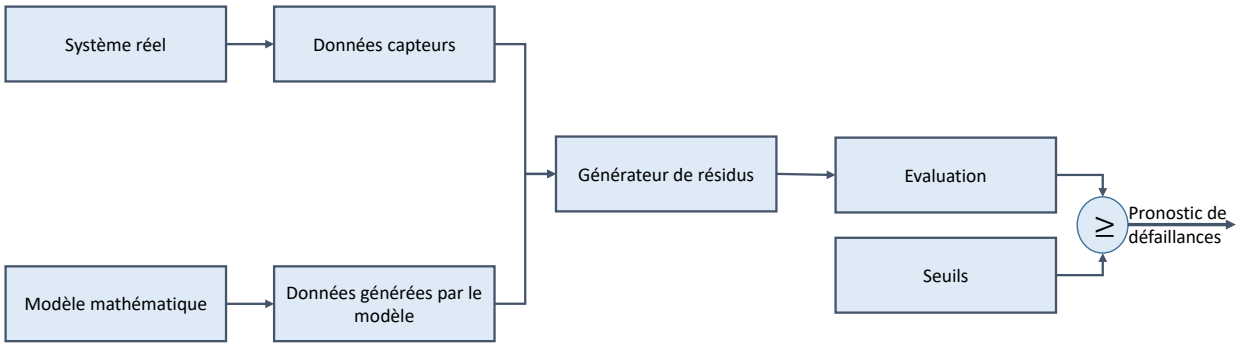


Figure 4.2 – Principe du pronostic basé sur un modèle physique [103].

Le pronostic à base de modèle physique est généralement spécifique à l'application. L'hypothèse pour la mise en place de ce type d'approche est que le comportement du système peut être décrit analytiquement avec une grande précision. Autrement dit, ce type d'approche est adapté aux situations dans lesquelles un modèle précis du comportement du système est disponible et prenant en compte tous les paramètres influents [9].

Approche guidée par les données

Le pronostic guidé par les données peut être perçu comme une approche utilisant des données d'exploitation, des données de surveillance (vitesse, puissance, pression, température, courant, tension, etc.) et des données externes (données de l'environnement du système). Ces données sont par la suite transformées en informations pertinentes pour comprendre le comportement du système et l'évolution de sa dégradation.

Dans la littérature, il existe plusieurs propositions de méthodes de pronostic guidé par les données [99], [29], [89] et [100]. Dans cette thèse, nous utiliseront essentiellement les approches basées sur l'apprentissage automatique (Machine Learning) et les approches statistiques.

L'apprentissage automatique est un des champs d'étude de l'intelligence artificielle dérivé des études de reconnaissance de formes (Pattern recognition) et de l'intelligence computationnelle (computational learning theory). L'apprentissage automatique explore l'étude et la construction d'algorithmes permettant d'établir des modèles de comportement ou prédictifs à partir de données. Par conséquent, ces approches peuvent être très utiles lorsqu'un modèle simulant le comportement du système surveillé n'est pas disponible.

L'estimation de la RUL par les approches statistiques est basée sur l'ajustement d'un modèle probabiliste aux données recueillies et l'extrapolation de ce modèle jusqu'aux limites de défaillance définies. Tout comme pour les méthodes basées sur l'apprentissage automatique, ce type d'approches nécessite une quantité importante de données de surveillance pour la réalisation du pronostic de la dégradation du composant ou de sous-systèmes surveillés sous peine d'erreurs importantes dans le cas de données incomplètes. La nature des données a donc son importance dans cette catégorie. De plus, des hypothèses statistiques sur les données doivent être vérifiées. Dans [100], les auteurs proposent un état de l'art des différentes approches statistiques existantes pour l'estimation de la RUL. Ces approches sont classées en fonction du type d'indicateurs de santé utilisés pour l'estimation de la RUL. On distingue le cas où la RUL est estimée d'une mesure directe du cas où la RUL est estimée à partir d'un indicateur de santé indirect construit à partir des données de mesure.

D'une manière générale, nous retrouvons les deux types d'approches, basée sur l'intelligence artificielle ou sur des modèles statistiques, dans le domaine du pronostic industriel basé sur les données. Les méthodologies les plus répandues sont les réseaux de neurones et leurs variantes [32], [51] en ce qui concerne les méthodes d'apprentissage automatique alors que les méthodes statistiques lient des modélisations probabilistes, l'analyse de tendance et les régressions [83].

Les approches de pronostic guidées par les données sont réalisées généralement autour de

deux phases [103] : une première phase « hors ligne » pour apprendre le comportement de la dégradation et une deuxième phase « en ligne » pour prédire l'état de santé du système et estimer sa RUL (Figure 4.3).

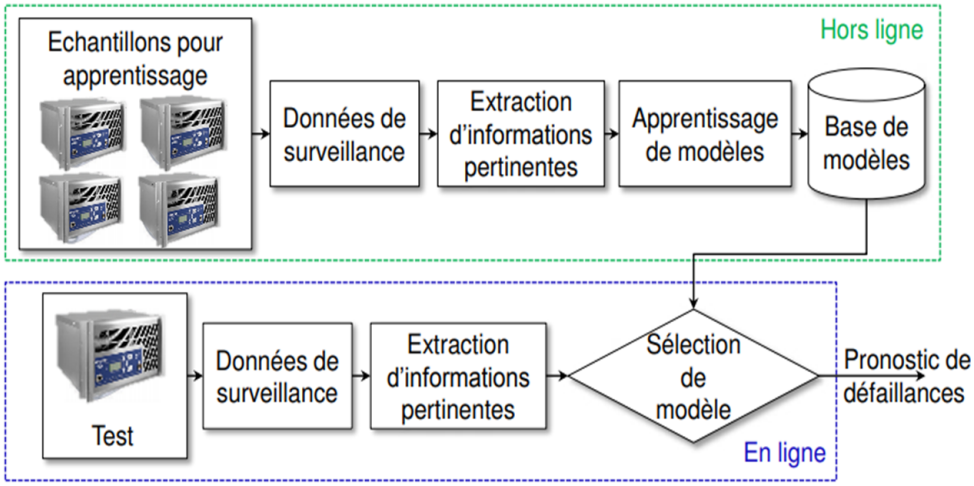


FIGURE 4.3 – Principe du pronostic guidé par les données [103].

Ces approches ne requièrent pas la construction d'un modèle analytique du comportement du système et de sa dégradation, et sont donc relativement simples à mettre en œuvre [51], [88] du moment où l'on dispose d'assez de données de fonctionnement du système.

Approche hybride

Cette approche fait appel aux modèles physiques et aux données de surveillance pour estimer l'état courant du système et prédire sa durée de fonctionnement avant défaillance. Elle bénéficie ainsi des avantages des deux approches précédentes, mais aussi de leurs inconvénients. Cependant, son avantage majeur réside dans sa capacité à combiner des outils utilisés dans les approches physiques et les approches guidées par les données en fonction du système étudié, de ses conditions de fonctionnement et de son contexte d'utilisation. C'est une approche pragmatique, applicable aussi bien au niveau composant qu'au niveau système et qui mérite d'être davantage développée. Dans la littérature scientifique, on trouve peu de travaux utilisant l'approche hybride [75]. Cela est dû principalement à la spécialisation des chercheurs qui ont tendance à orienter leurs travaux exclusivement vers une seule approche, basée soit sur un modèle ou soit guidée par les données.
Dans la littérature, on rencontre des classifications des différentes approches hybrides. Ainsi,

les travaux entrepris dans [68] proposent une classification en fonction de la combinaison des modèles basés sur l'expérience, des modèles physiques et des modèles basés sur les données. En réalité, les modèles basés sur l'expérience peuvent être considérés comme des approches basées sur les données, ce qui nous permet de regrouper les différentes approches en deux grands groupes définis par [90] :

— les approches de pronostic hybride en série : dans cette approche, on combine l'approche guidée par les données pour estimer les paramètres non observables d'un modèle physique préalablement établi. Ce type d'approche a été appliqué, par exemple, dans le cas du calcul de la RUL des piles à combustibles [54] ou du pronostic de propagation de fissures [84] ;

— les approches de pronostic hybrides en parallèle ou fusion : cette approche consiste à combiner la sortie du modèle physique avec celle d'un outil orienté données pour prédire les phénomènes non expliqués par le modèle. À titre d'exemple, nous pouvons citer les travaux menés par [23] et par [59] qui utilisent ce type de modèle.

Le Tableau 4.1 donne un résumé sur le principe, les avantages, les inconvénients et les techniques utilisées de chaque approche, qui peut servir d'outil d'aide à la décision de l'approche appropriée à utiliser quand l'on est confronté à un problème particulier comme l'application industrielle considérée dans cette thèse.

Le caractère multi-physique et la complexité des phénomènes physiques caractérisant les émetteurs FM et le coût relativement élevé des moyens expérimentaux nécessaires à la génération de modèles de dégradation (si tant est que cela soit matériellement possible) rendent difficile la mise en œuvre d'une approche basée sur un modèle physique pour le développement d'un cadre PHM les concernant. Ainsi, la difficulté de construire des modèles facilement exploitables, le coût relativement élevé et la faible applicabilité de l'approche basée sur un modèle nous ont conduit à choisir l'approche guidée par les données. Ce choix a été motivé par la simplicité de mise en œuvre de l'approche sur des systèmes industriels, son faible coût et ses résultats acceptables et qui s'améliorent de plus en plus grâce au développement croissant des capacités et des performances des calculateurs [74] d'une part et surtout la possibilité pour le partenaire industriel de disposer des données en quantité significative et représentative.

L'efficacité des approches de pronostic guidée par les données dépend des informations issues des capteurs. Pour générer des informations pertinentes, il est nécessaire de mesurer des données de surveillance représentatives des phénomènes de dégradation et exploitables en PHM en général et en pronostic en particulier [103]. Ensuite, ces données sont prétraitées afin d'extraire et de sélectionner des descripteurs permettant de caractériser la dégradation. Pour

	Approches basées sur un modèle physique	**Approches guidées par les données**	**Approches hybrides**
Principe	Description mathématique du comportement du système et du mécanisme de dégradation	Exploitation et transformation de données de surveillance en informations pertinentes sur la dégradation du système	Combinaison de modèles physiques et de données de surveillance
Avantages	• Flexibilité • Interopérabilité • Résultats précis	• Simple à déployer • Exploitation des données • Facilité de la mise en œuvre	• Bonnes performances d'estimation et de prédiction • Bonne modélisation des incertitudes
Inconvénients	• Développement des modèles couteux • Difficulté de construction du modèle sous forme analytique pour les systèmes complexes • Nécessité de connaitre les mécanismes de dégradation	• Besoin de données expérimentales représentatives des mécanismes de dégradation • Variabilité des données expérimentales même pour un même type de composant testé dans les mêmes conditions • Absence de causalité physique entre les données des tests et l'évolution des dégradations	• Grande complexité de mise en œuvre • Nécessité d'avoir à la fois les données évènementielles et d'observations
Techniques et outils	• Espace de parité • Observateurs (filtre de Kalman) • Estimation paramétrique • Modèles de défaillance (fatigue, corrosion, fissure...)	• Méthodes de l'intelligence artificielle (réseaux de neurones, neuro-flous, etc.) • Méthodes statistiques (modèles de régression, auto-régression, etc.)	Les techniques et les outils de l'approche guidée par les données et ceux de l'approche basée sur un modèle physiques.

TABLE 4.1 – Résumé sur le principe, les avantages, les inconvénients et les techniques utilisées par chaque approche de pronostic.

cela, il faut pouvoir discriminer entre les différents modes de fonctionnement du système, c'est la phase de classification permettant de déterminer l'état de santé du système surveillé à tout instant. Les différentes méthodes de cette phase sont discutées dans la sous-section suivante.

4.2.3 Taxonomie de classifieurs et applicabilité au PHM

Trois types de méthodes de classification sont généralement distingués (Figure 4.4) dans la littérature et que nous présentons brièvement dans les points suivants.

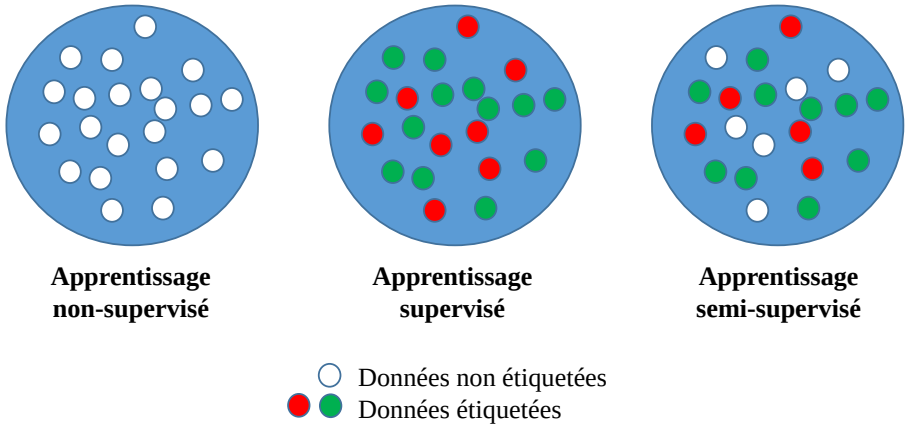


FIGURE 4.4 – Méthodes de classification (adapté de [40]).

Classification non supervisée [31] : dans ce cas, les données d'apprentissage ne possèdent pas d'étiquettes. Plus exactement, l'algorithme d'apprentissage ne reçoit aucune information de l'environnement lui indiquant quelles devraient être ses sorties ou même si celles-ci sont correctes. L'algorithme doit donc découvrir par lui-même les corrélations existant entre les données. On cherche à dégager un certain degré d'organisation. L'objectif est de regrouper les données, par exemple, de générer une taxonomie des données sans connaissances préalables (groupage, clustering, etc.).

Classification supervisée [58] : c'est une technique d'apprentissage automatique où l'on cherche à produire automatiquement des règles à partir d'une base de données d'apprentissage contenant des exemples de cas déjà étiquetés. Plus précisément, la base de données d'apprentissage est un ensemble de couples entrée-sortie, que l'on considère être tiré selon une loi inconnue. Le but de la méthode d'apprentissage supervisé est alors d'utiliser cette base d'apprentissage afin de déterminer une représentation compacte utilisable pour étiqueter des entrées dont les sorties sont inconnues. Les étiquettes peuvent provenir de données du passé ou pourvues par des experts. On distingue généralement deux types de problèmes que l'on cherche à résoudre avec

une méthode d'apprentissage automatique supervisée : (1) lorsque la sortie que l'on cherche à associer à une entrée est une valeur dans un ensemble continu de réels, on parle de problème de régression ; (2) lorsque l'ensemble des valeurs de sortie est fini, on parle de problème de classification car le but est en fait d'attribuer une étiquette à une entrée.

Classification semi-supervisé [40] : la classification semi-supervisée est un hybride des deux méthodes de classification précédentes. Dans ce cas, certaines données portent un label, ce qui facilite la construction de classes, ou tout au moins de celles portant le plus d'intérêt. Ce peut être le cas dans les applications de PHM lorsque seuls les états "nominal" et "défaillant" sont identifiés de manière non ambigües. Cependant, il est à noter que l'utilisation de ce type de classifieurs repose implicitement sur une hypothèse forte : les états de défaillance peuvent être considérés comme homogènes (situées dans la même région de l'espace des données) ; ce n'est pas nécessairement le cas.

Nous présentons dans ce qui suit la méthode proposée de pronostic guidée par les données en se basant sur une classification supervisée.

4.3 Méthode de pronostic pour les émetteurs FM

Nous abordons dans cette section la dernière étape (étape 7) de la démarche PHM comme le décrit la Figure 4.5. Cette étape a pour but de proposer une approche de pronostic selon les moyens à disposition sur le type et la quantité de données et la synthèse effectuée par l'état de l'art sur le choix de la méthode appropriée. Cette section est organisée autour de trois grandes parties, à savoir le processus autour des données de surveillance, l'architecture de l'approche proposée, et une application illustrative.

4.3.1 Données de surveillance pour l'approche du pronostic

Nous avons vu dans l'état de l'art que l'étude de la dégradation est une étape primordiale pour le pronostic et essentielle pour apprendre aux algorithmes à reconnaitre les signes avant-coureurs permettant de déclencher des opérations de maintenance, des alertes et des alarmes. Dans notre cas d'application, les données de dégradation n'existe pas étant donné que la durée de vie du produit est de 10 ans et qu'actuellement la quantité de données disponible ne couvre que 3 ans et quelques mois (depuis la mise en œuvre d'un outil de sauvegarde de données en 2016). En effet, les données enregistrées ne couvrent que la période de fonctionnement normal pour les émetteurs FM. Le taux de défaillance dans cette période se stabilise et atteint sa pleine

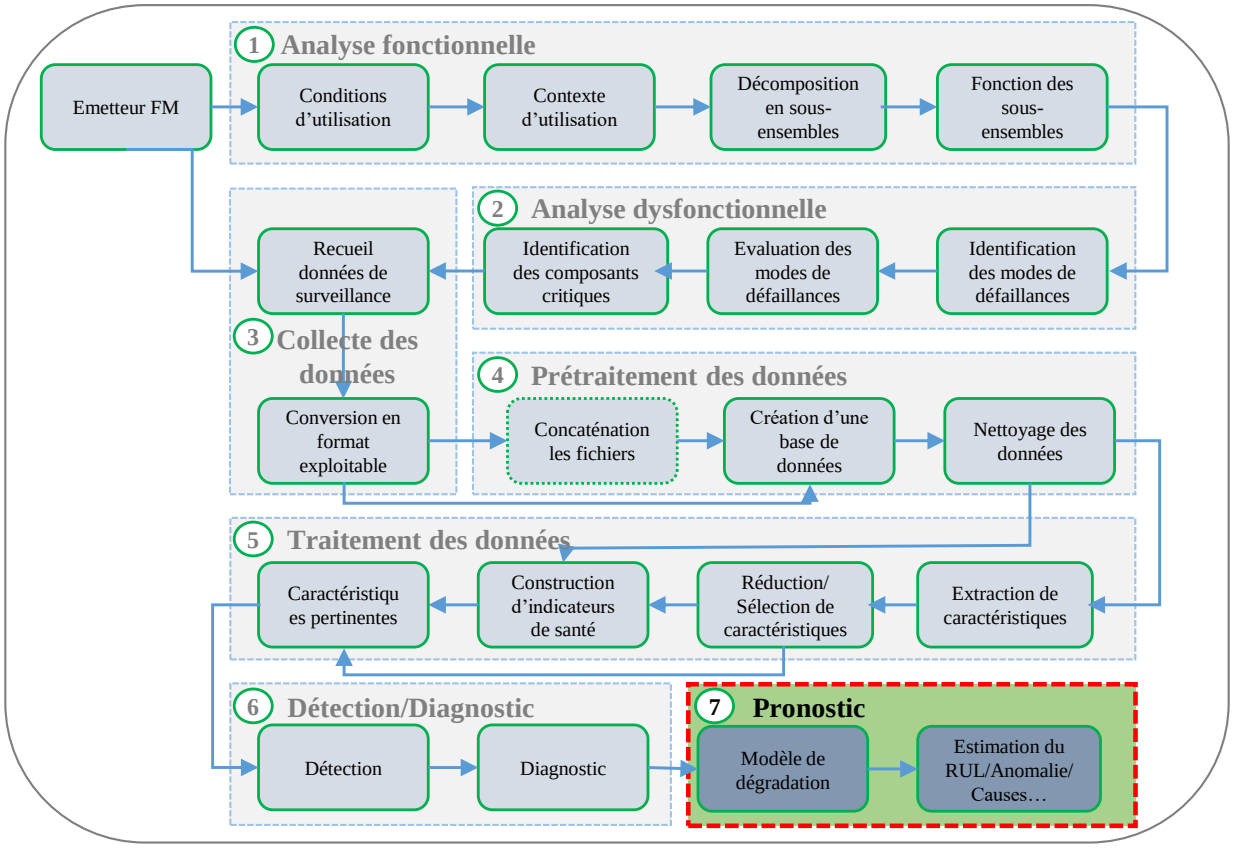


FIGURE 4.5 – Dernière étape de la démarche PHM : pronostic.

maturité et ces défaillances sont la conséquence d'une mauvaise utilisation ou d'incidents (fusion du fusible, coupure RF, baisse de puissance, etc) ; comme représenté dans la phase 2 du modèle de la courbe en baignoire (Figure 4.6) qui représente la variation du taux de défaillance en fonction du temps de fonctionnement.

Pour l'entreprise WorldCast Systems, le type de données de pannes disponible est celui d'une défaillance brusque ou soudaine (Figure 4.7). L'entreprise ne dispose pas des données de dégradation du fonctionnement du système comme celui illustré par la Figure 4.8.

Pour le pronostic, on a besoin des données de dégradation d'un composant ou d'un système afin de prédire l'évolution future de ses performances. Avec les données disponibles sur les émetteurs FM, on peut utiliser des méthodes de classification afin d'identifier leurs modes de fonctionnement notamment les modes sains et les modes défaillants. Cela revient ainsi à construire un séparateur (une courbe ou un hyperplan dans l'espace des composantes principales retenues (voir chapitre 3)). Comme les enregistrements des données des capteurs se font chaque minute, nous proposons de calculer une vitesse de progression vers le séparateur des deux

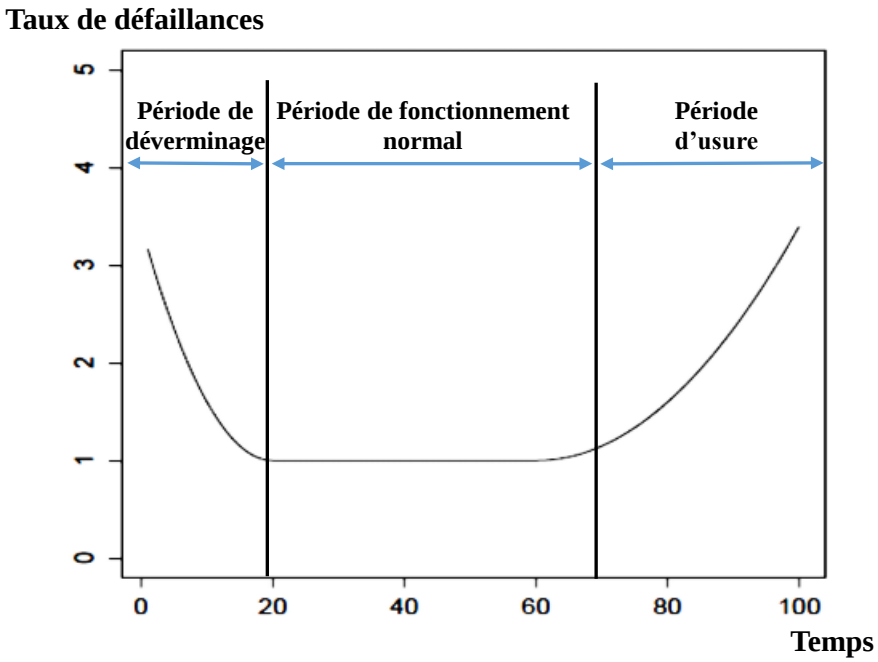


FIGURE 4.6 – Courbe en baignoire.

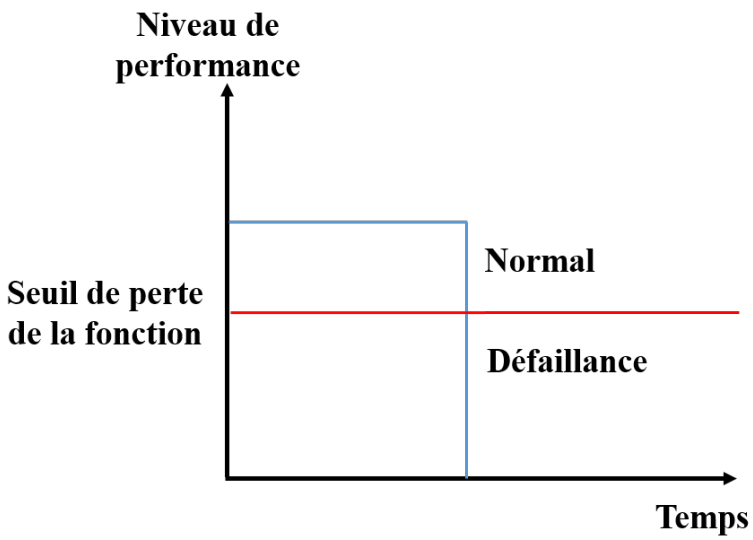


FIGURE 4.7 – Défaillance soudaine.

modes qui constitue ainsi un indicateur de dégradation de la santé du système utilisable pour déclencher une action de maintenance. La sous-section suivante détaille ce concept.

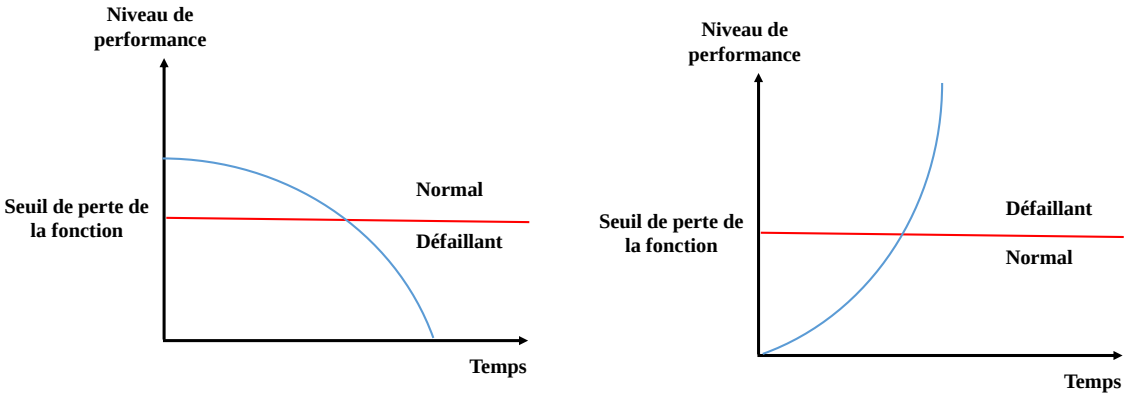


FIGURE 4.8 – Défaillance progressive (dégradation).

4.3.2 Architecture de l'approche de pronostic proposée

L'approche que nous proposons dans cette thèse est une approche de pronostic guidée par les données (Figure 4.9). Elle se fonde sur les principales hypothèses suivantes :

- nous nous intéressons aux données du système et pas d'un composant spécifique ;
- les données utilisées sont continues et à valeurs réelles ;
- l'état de santé de l'équipement peut être décrit par une ou plusieurs composantes principales (selon le pourcentage de variance de l'ACP) construites sur la base des données capteurs ;
- les données utilisées sont des données réelles d'un émetteur FM qui a subi une défaillance ; la dégradation a été simulée sous Matlab afin de tester en ligne notre approche du pronostic.

Notre approche repose sur deux phases : une phase hors-ligne où les données enregistrées sur le fonctionnement des émetteurs FM sont utilisées pour construire des modes (essentiellement deux modes : le mode sain et le mode défaillant) de fonctionnement comme des régions compactes dans l'espace des indicateurs retenus (les composantes principales issues de l'analyse ACP) et une phase en ligne où un indicateur de progression des enregistrements séquentiels du mode saint vers le mode défaillant (processus de dégradation) est construit pour être utilisé comme déclencheur d'alerte en fonction d'un certain seuil.
La Figure 4.9 illustre les deux phase de l'approche proposée.

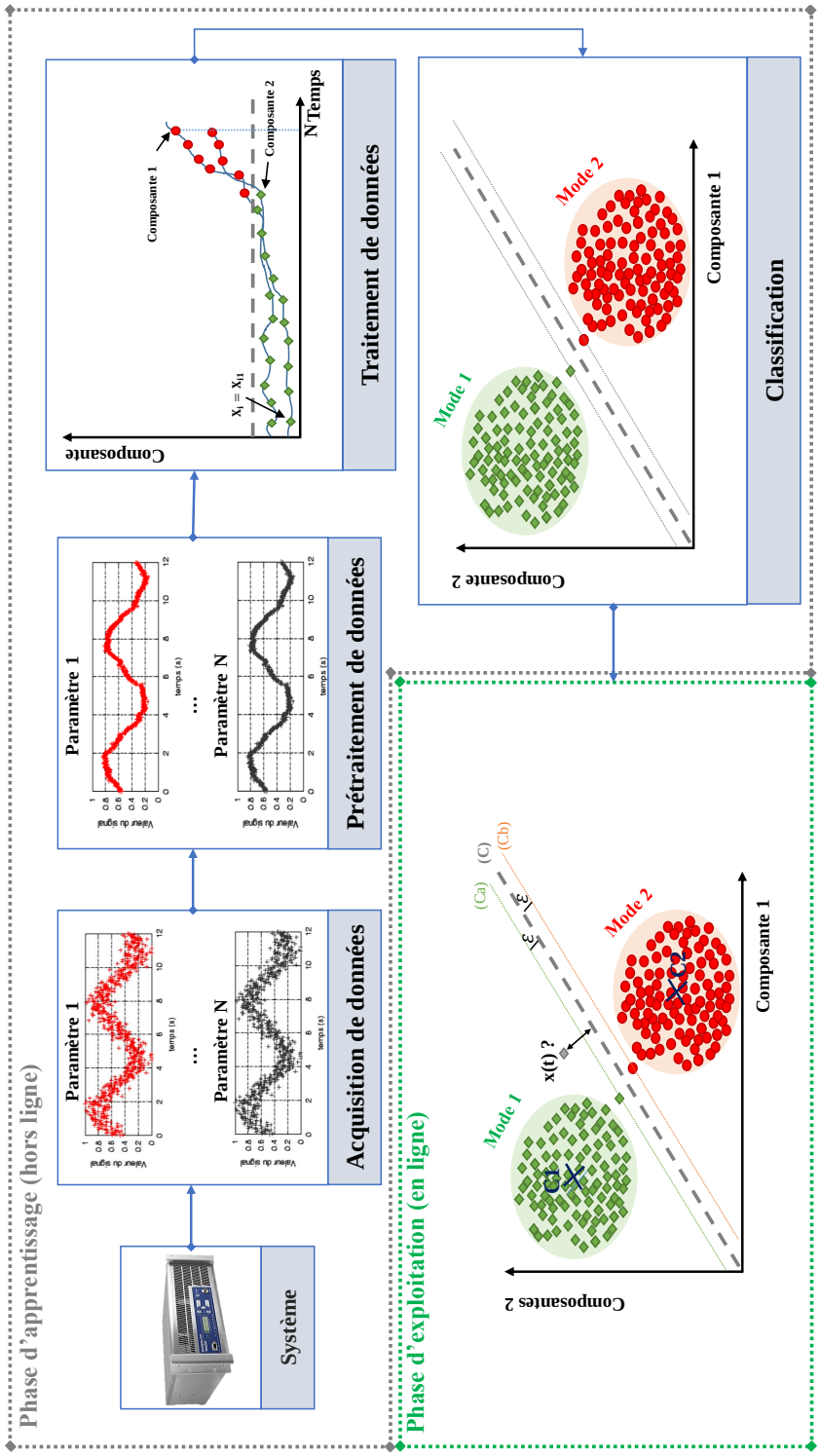


FIGURE 4.9 – Description de l'approche proposée pour le pronostic des émetteurs FM.

Phase d'apprentissage hors ligne

La phase d'apprentissage hors ligne est requise afin de construire le modèle des modes de fonctionnement à partir d'historiques complets de données. Dans cette phase, on fait l'acquisition, le prétraitement et le traitement des données des émetteurs FM (discutés dans les chapitres 2 et 3), afin d'extraire et de sélectionner des composantes permettant de caractériser la dégradation.

Dans le chapitre 3, une description des méthodes de réduction de dimension a été donnée. La réduction de caractéristiques par la méthode ACP vise à ne conserver que les composantes portant l'essentiel de l'information. Cette réduction dimensionnelle consiste ainsi à projeter les caractéristiques dans un espace de dimension réduite (étape de traitement des données de la Figure 4.5).

Enfin, nous avons utilisé le SVM (qui a donné la précision la plus élevée dans le chapitre 3), comme classifieur bi-classes sur des données normales et des données d'un cas défaillant.

Avant de procéder à la classification par un SVM, on transforme l'ensemble des composantes de santé du système (nombre de composantes principales retenues par l'ACP) en une matrice de données composée de M colonnes (représentant M composantes) et N lignes (représentant N observations). Les données contenues dans cette matrice, dans laquelle la variable temps n'apparaît pas, sont ensuite représentées dans un espace multidimensionnel (Figure 4.10).

Le but du SVM est de trouver une fonction de classification $f(x)$ à partir de données d'apprentissage [74] (voir plus de détails dans le chapitre 3).
Pour résoudre le problème de classification, on suppose que les deux classes (-1 et +1) sont séparables par un hyperplan. Cet hyperplan est donné sous forme d'une fonction linéaire $f(x)$ exprimé par l'équation (4.1).

$$f(x) = \omega^T x + b \tag{4.1}$$

où ω est le vecteur orthogonal à l'hyperplan et b est le biais qui représente le déplacement par rapport à l'origine.
Pour juger de la qualité d'un hyperplan en tant que séparateur, on utilise la distance entre les exemples d'apprentissage et ce séparateur [76]. Plus précisément, la « marge » d'un problème d'apprentissage est définie comme la distance entre le plus proche exemple d'apprentissage et l'hyperplan de séparation [76]. Pour un hyperplan H, la marge est calculé par l'équation (4.2).

$$Marge(H) = min_{xi} d(x_i, H) \tag{4.2}$$

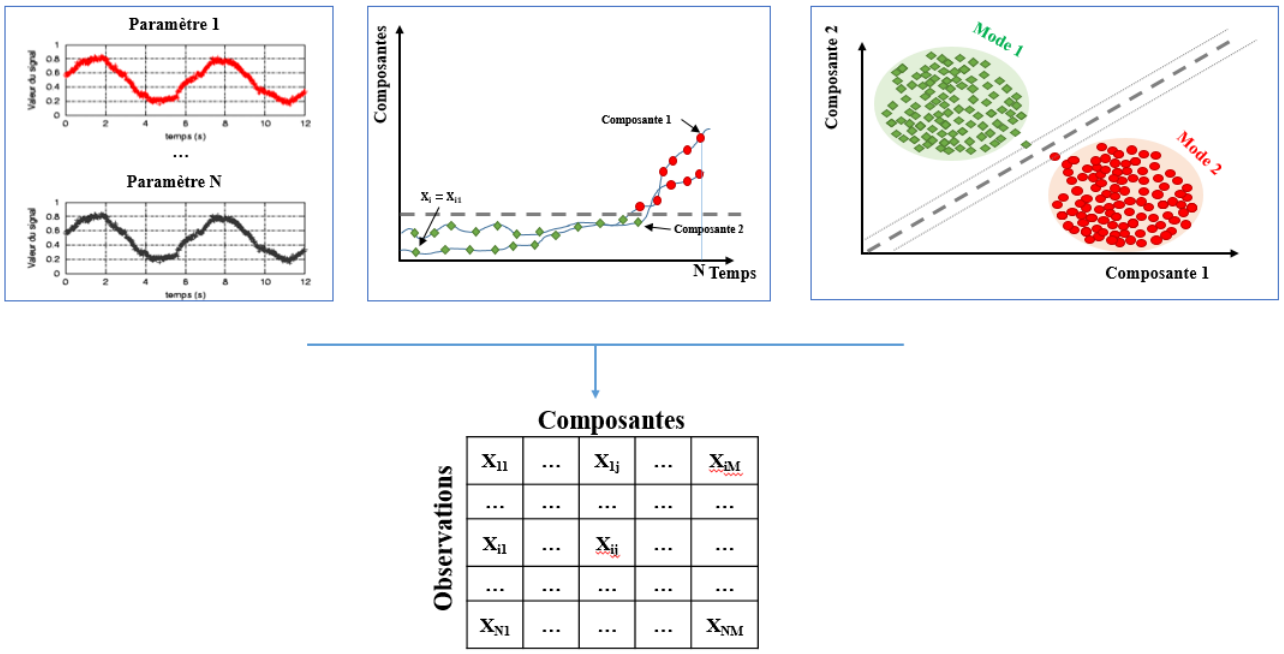


FIGURE 4.10 – Représentation multidimensionnelle et matricielle des indicateurs de santé.

Les SVM linéaires cherchent le séparateur (l'hyperplan de séparation) qui maximise la marge. On appelle cela « séparateur à vaste marge ». Les éléments de la classe 1 les plus proches de ce séparateur se trouvent à la même distance du séparateur que les éléments les plus proches de la classe -1 (cette distance est égale à la marge). Ces éléments, soit d'une classe soit de l'autre, s'appellent « vecteurs de support » [76] (Figure 4.11).

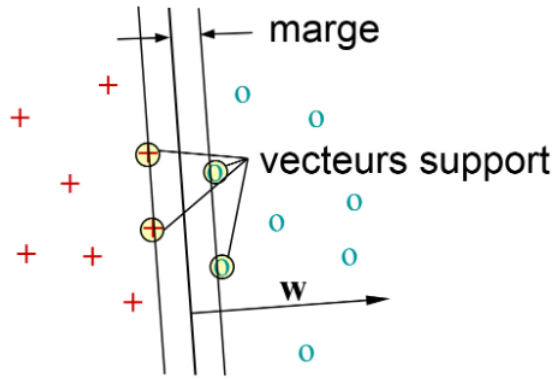


FIGURE 4.11 – Principe du SVM [44].

Pour trouver les paramètres ω et b, on utilise une base de données d'apprentissage composée de N vecteurs $X_1, ..., X_N$ avec des classes labellisées correspondantes $C_1, ..., C_M$, $C \in [-1, 1]$ et

$N < M$.
Dans la méthode de pronostic proposée, le seuil de défaillance est équivalent au séparateur du SVM. Dans ce cas, l'hyperplan présente un seuil optimisé entre deux classes (ou plus).

Phase d'exploitation en ligne

Pour décider du déclenchement d'une alarme (l'objectif ultime du pronostic), il faut disposer d'un indicateur de santé de système évoluant dans le temps et dont le comportement doit rester relativement stable (constant) dans le cas de non dégradation et monotone (croissant ou décroissant) en cas de dérive. C'est ce comportement monotone qui constitue un signe de dégradation du fonctionnement du système. Tout le challenge revient donc à la construction de cet indicateur. Or comme nous l'avons évoqué précédemment, les données disponibles ne permettent pas de mettre en évidence le processus de dégradation à cause de l'indisponibilité de données représentatives remontées par le système de surveillance. Pour contourner cette situation, nous proposons d'exploiter la régionalisation compacte dans l'espace des composantes (retenues) de la phase d'apprentissage. En effet dans le fonctionnement normal, les enregistrements se retrouvent dans la région représentant le mode sain. Ainsi, si la distance séparant les points représentant les enregistrements acquis en ligne par rapport à la courbe (ou hyperplan) de séparation du SVM venait à diminuer de manière monotone, cela signifierait une possible dégradation du fonctionnement.

Soit $x(t)$ le point représentant l'enregistrement à l'instant t dans l'espace des composantes retenues et C la courbe (l'hyperplan) séparant les régions compactes (mode sain/mode défaillant) et $I_s(t)$ l'indicateur de santé du système à l'instant t. Cet indicateur est donc donné par l'équation (4.3) suivante :

$$I_s(t) = d(x(t), C) \tag{4.3}$$

Dans le cas où C est un hyperplan d'équation (4.4) :

$$C : \omega^T x + b = 0 \tag{4.4}$$

Comme dans le cas du SVM, cet indicateur a une formule explicite donnée par l'équation (4.5) :

$$I_s(t) = d(x(t), C) = \frac{|\omega^T x(t) + b|}{\|\omega\|} \tag{4.5}$$

Ainsi, en traçant $I_s(t)$ en fonction de t, on va pouvoir mettre en évidence le processus de dégradation comme illustré par la Figure 4.12.

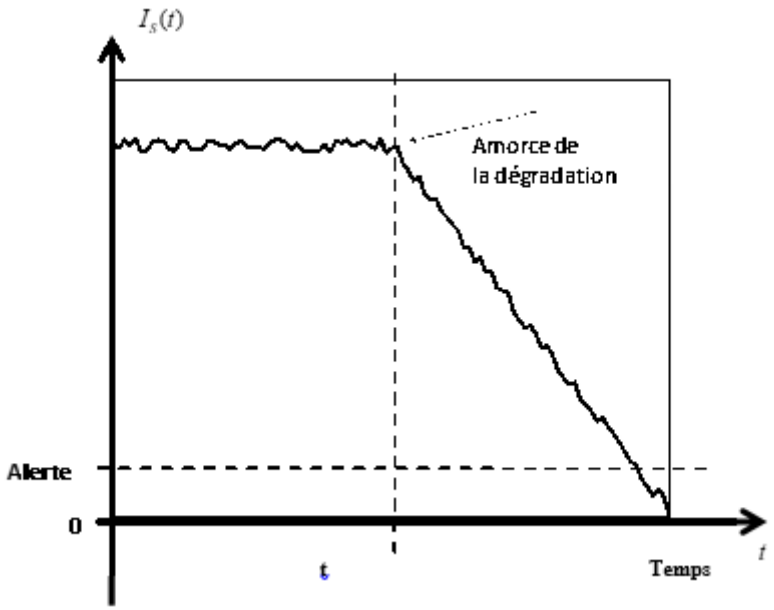


FIGURE 4.12 – Indicateur de santé du système en fonction du temps.

On peut adjoindre à cet indicateur un deuxième indicateur qui mesurerait la vitesse de progression vers l'état défaillant dans le cas où $I_s(t)$ amorce un comportement décroissant monotone. Cette vitesse $v(t_k)$ de progression peut être estimée par :

$$v(t_k) = |\frac{I_s(t_k) - I_s t_{k-1}}{t_k - t_{k-1}}| \tag{4.6}$$

où t_k est l'instant actuel et t_{k-1} l'instant de l'enregistrement précédent.

Le processus de pronostic suit ainsi les étapes suivantes :

— observer l'amorce de la dégradation ;
— estimer la vitesse de progression de la dégradation ;
— déclencher l'alerte (le seuil d'alerte peut être l'atteinte de la bande de sécurité (voir Figure 4.13)).

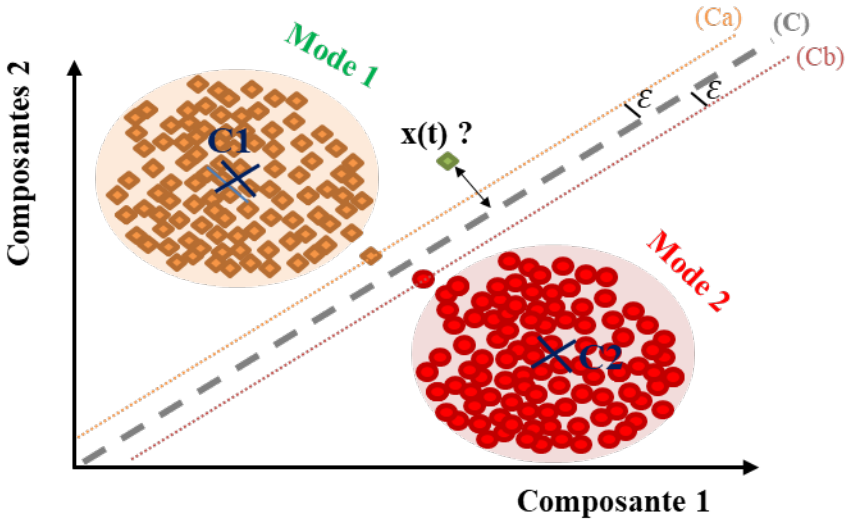


FIGURE 4.13 – Principe de l'approche proposée du pronostic.

4.4 Application et discussion

La méthode de pronostic proposée est appliquée dans cette section sur un émetteur FM pour montrer son efficacité.

Données de tests

Afin d'illustrer l'intérêt de la méthode de pronostic basée sur les données, nous considérons à nouveau un émetteur FM situé en Espagne. La plupart des données utilisées, et comme souligné dans la première section, représentent des données saines. Afin de faire une classification et définir le seuil par le SVM, un cas d'un émetteur défaillant a été trouvé parmi plusieurs fichiers de données. Après une expertise par les techniciens de l'entreprise, le mode de défaillance était la casse du transistor. La cause de ce problème vient de la surchauffe du préamplificateur (défaut due à une mauvaise ventilation, elle-même due à l'accumulation de la poussière). Les données ont été acquises à une période de 1 minute. L'historique complet des données correspond à 1304640 minutes, ce qui équivalant à 906 jours de fonctionnement (2 ans, 5 mois et 23 jours), du 19/02/2017 au 14/08/2019, pour 14 paramètres physiques (voir Tableau 3.3 dans Chapitre 3).

Un tableau de dimension 1304640*14 a été utilisé afin de réduire les dimensions et extraire et sélectionner les composantes après prétraitement. Afin de construire le classifieur permettant de regrouper les données par modes de fonctionnement, nous allons d'abord choisir le nombre de composantes principales à retenir. La Figure 4.14 illustre les 4 premières composantes obtenues

par la réduction ACP. La partie bleue correspond à l'état normal et la partie rouge correspond à l'état défaillant.

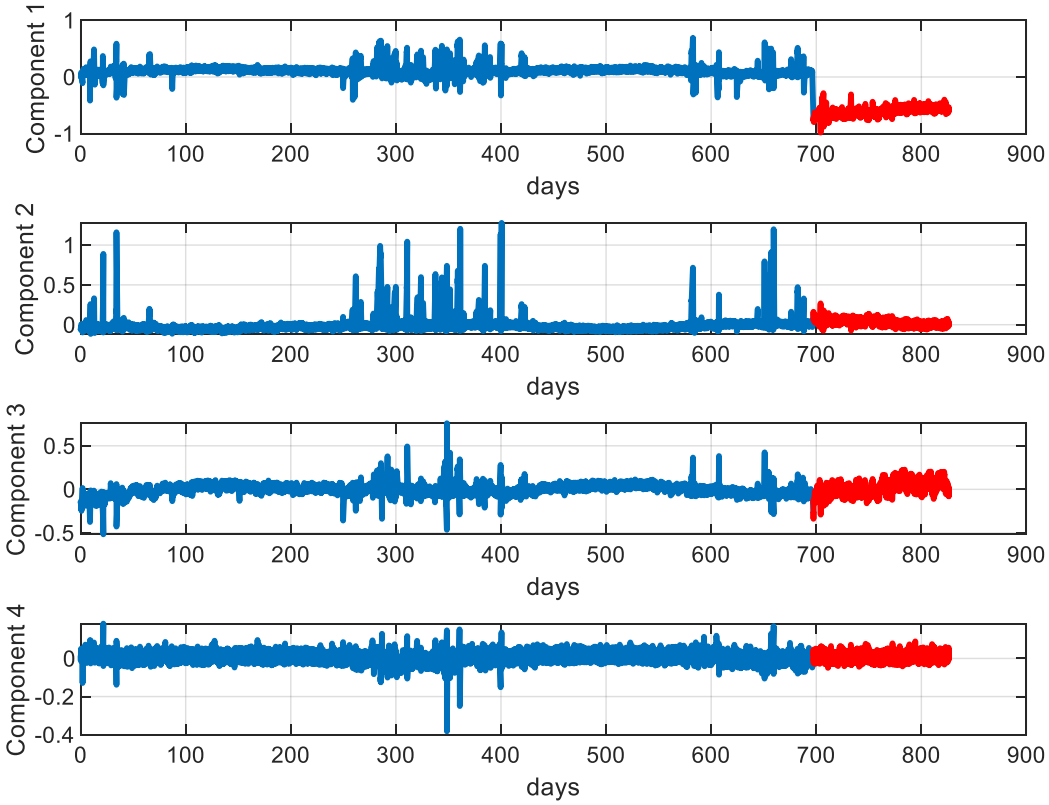


FIGURE 4.14 – Composantes obtenus par la réduction ACP.

En utilisant l'ACP, on a obtenu les pourcentages de variance indiqué sur le tableau 3 pour les 4 premières composantes. Pour notre modèle, de 14 variables, 2 composantes ont été retenues (avec une variance cumulée de 95%).

Avant de procéder à l'apprentissage du modèle SVM, nous avons réalisé un partitionnement (clustering) des données afin de distinguer les deux modes. La Figure 4.15 montre le résultat des deux clusters obtenus en utilisant l'algorithme k-means. Le cluster 1 représente l'état défaillant et le cluster 2 représente l'état normal

Sur la Figure 4.15, on peut constater un certain bruit autour de la classe du mode sain, ce bruit est filtré avant de procéder à l'apprentissage du SVM.

Estimation de l'état courant

Lors de la phase d'apprentissage, les modèles appris sont divisés en deux groupes. Le premier

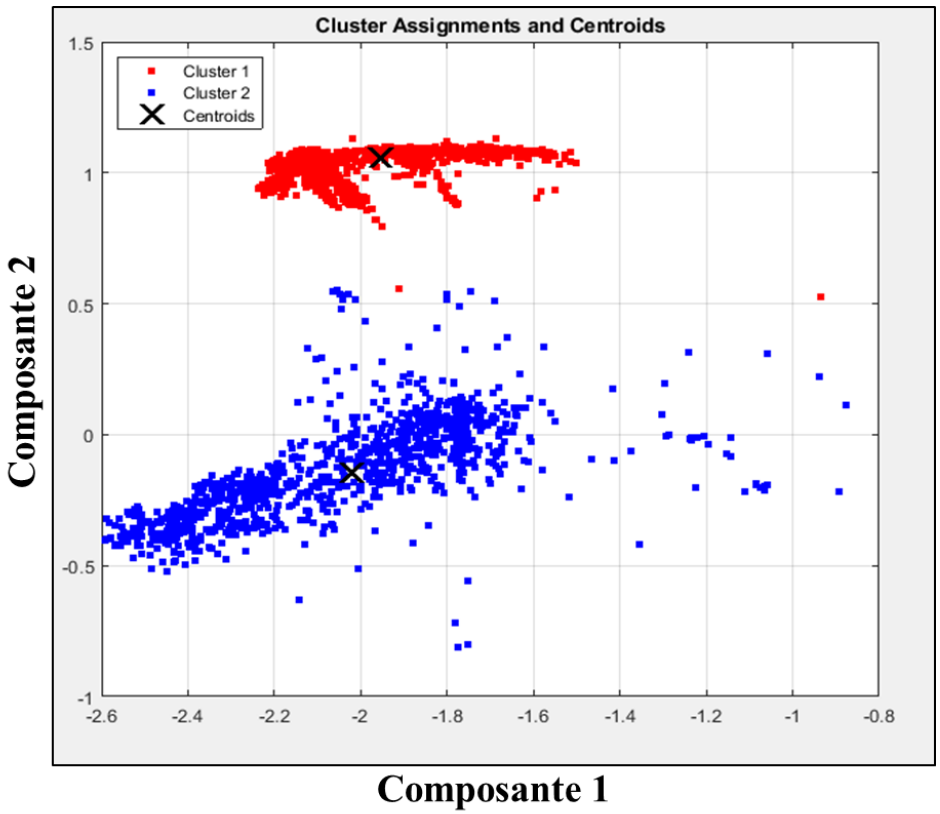


FIGURE 4.15 – Partitionnement des états de l'émetteur FM.

Coefficients	Valeurs
w	$[0.0246, 4.015]$
b	-2.475

TABLE 4.2 – Coefficients de l'équation de l'hyperplan (ici une droite) séparateur du SVM.

groupe contient les données saines (1) et le deuxième groupe contient des données défaillantes (-1). En utilisant le SVM, la droite de séparation peut être établie (ses valeurs sont données dans Tableau 4.2), ce qui permet de classer de nouvelles observations (Figure 4.16).

Sur la Figure 4.16, la frontière (ou l'hyperplan séparateur) est la droite noir, les vecteurs de support sont les points entourés sur les droites en pointillés les plus proches de la frontière et la marge est la distance entre la frontière et les deux droites en pointillés.

Ainsi, la droite séparatrice (C) a pour équation :

$$C : 0.0246x_1 + 4.015x_2 - 2.475 = 0 \tag{4.7}$$

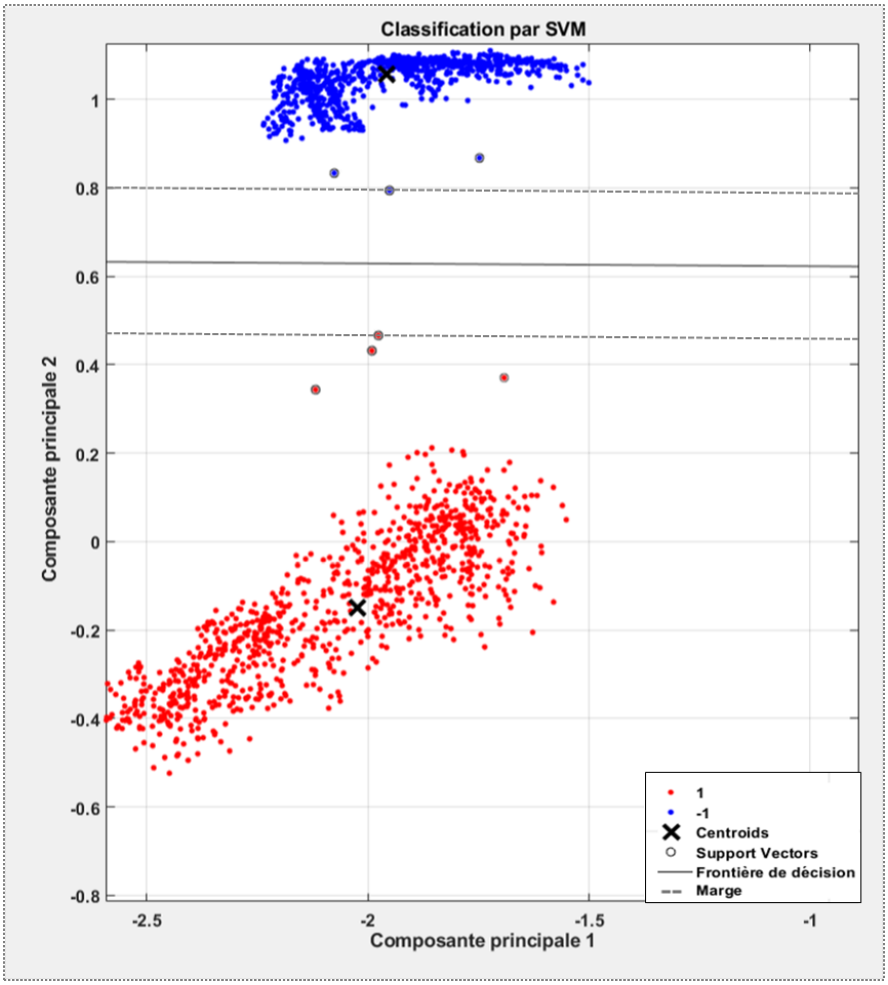


FIGURE 4.16 – Classification des données réelles d'un émetteurs FM par SVM.

Afin d'estimer l'état courant, nous avons utilisé le modèle construit et nous l'avons testé sur des données réelles et des données simulées. Le Tableau 4.3 présente un exemple de prédiction sur quelques observations. L'analyse était faite sur 1500 observations et le SVM a donné une précision de 100% selon la formule suivante :

$$\begin{cases} y_i = 1 & si \quad f(x_i) > 0 \\ y_i = -1 & si \quad f(x_i) < 0 \end{cases} \tag{4.8}$$

L'indicateur de dégradation $I_s(t)$ est alors donné par l'expression ci-dessous où $x_1(t)$ et $x_2(t)$ sont les composantes 1 et 2 de l'enregistrement à l'instant t :

Observation	f(x)	Y	prédiction
1	-2.33	-1	-1
2	1.64	1	1
3	1.32	1	1
4	-3.52	-1	-1

TABLE 4.3 – Un échantillon d'estimation de l'état courant en utilisant de nouvelles observations d'un émetteur FM.

$$I_s(t) = \frac{|0.0246x_1(t) + 4.015x_2(t) - 2.475|}{\sqrt{(0.024^2) + (4.015)^2}} \tag{4.9}$$

En simulant la progression vers la droite séparatrice de $x_1(t)$ et $x_2(t)$, on peut construire l'indicateur de dégradation. Ainsi, nous avons généré 1000 points, 500 points du comportement normal (répartition aléatoire autour du centre de la classe normale) et 500 points du comportement dégradé (éloignement du centre de la classe normale vers la classe de défaillance)(Figure 4.17).

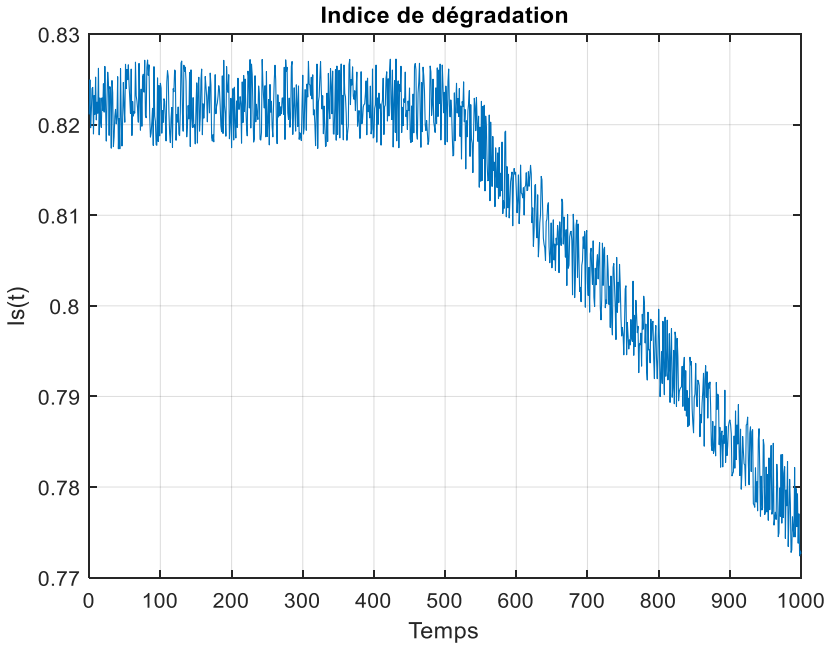


FIGURE 4.17 – Indice de dégradation en fonction du temps.

Sur cette figure, on constate que la distance I_s est pratiquement constante pour les données du mode sain (0-500). Pour le fonctionnement dégradé (500-1000), la distance séparant les

points représentant les enregistrements successifs par rapport à la droite séparatrice diminue de manière monotone. Dans la pratique, et pour l'entreprise, une courbe similaire à celle de la Figure 4.17 sera générée à chaque fois que de nouvelles données seront acquises.
La Figure 4.18 présente la mesure de la vitesse de progression vers l'état défaillant dans le cas où I_s amorce un comportement décroissant monotone.

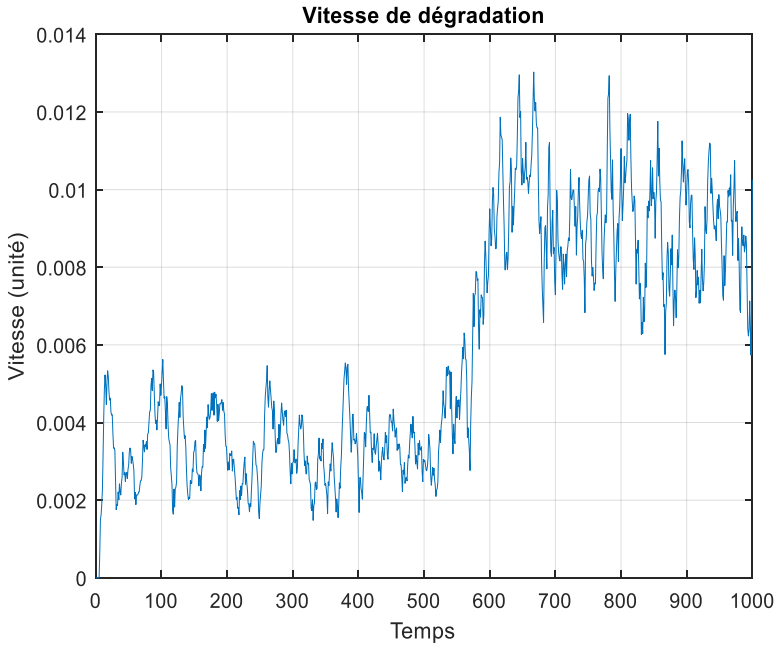


Figure 4.18 – La vitesse de dégradation vers l'état défaillant.

A noter que le temps de calcul de la méthode proposée pour l'apprentissage et le test est de 2 min et 53 sec (pour un HP Zbook i7 processeur x64). Cette performance est particulièrement remarquable et en cohérence avec les exigences d'implémentation d'une application industrielle.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une méthode pour le pronostic de défaillances des émetteurs FM. Cette méthode est basée sur une approche guidée par les données. Ainsi, deux étapes sont nécessaires pour sa mise en place.

La première étape, dite hors ligne, consiste à établir une phase d'apprentissage de modèles de modes à partir d'historiques complets de données des émetteurs FM, en utilisant la classification par SVM. La seconde étape est celle réalisée en ligne ; c'est une phase d'utilisation des

modèles appris pour estimer l'état courant du système et prédire l'évolution des composantes. Cette étape a nécessité la construction d'un indicateur de progression du processus qui n'est autre que la distance de l'enregistrement actuel par rapport à la droite séparatrice des modes (sain/défaillant). L'utilisation de cet indicateur comme déclencheur d'alerte est aussi enrichie par un deuxième indicateur qui est la vitesse de dégradation vers la droite séparatrice. La validation de la méthode proposée est vérifiée en utilisant des données réelles d'un émetteur FM collectées sur une période de 2 ans et 6 mois et validée en la testant sur des données de simulation.

L'émetteur FM représente un système clé d'une chaine de radiodiffusion, c'est celui qui se vend le plus pour l'entreprise WorldCast Systems et aussi celui qui possède le taux de pannes le plus élevé par rapport à ses autres produits. L'estimation de sa dégradation et la prédiction de sa RUL constituent alors une aide à la décision précieuse pour la planification des interventions de maintenance. La méthode proposée dans ce chapitre, qui reste à perfectionner, permet de prédire potentiellement l'évolution de la dégradation et donc d'anticiper les pannes éventuelles. Le peu de traitement (stockage et calcul) nécessité par l'indicateur de dégradation proposé rend plus simple la mise en œuvre industrielle de la méthode.

Conclusion générale

Au cours de cette thèse, nous avons proposé une démarche PHM pour les équipements de radio/télédiffusion en général et les émetteurs FM en particulier afin d'optimiser la maintenance de ces derniers, leur performance et leur maintien en condition opérationnelle pour permettre à l'entreprise de rester concurrentielle et innovante. L'utilisation de nouvelles solutions d'exploitation des données permet d'effectuer des analyses plus précises sur l'état de santé des émetteurs FM. Dans ce cadre, le paradigme PHM apparaît comme une solution privilégiée pour répondre aux différents défis de la maintenance des systèmes industriels.

Dans le premier chapitre, nous avons traité la question de la maintenance comme fonction importante pour la réalisation des objectifs aussi bien économiques que socio-environnementaux par les entreprises. Nous avons abordé cette question en présentant l'importance de la maintenance conditionnelle et prédictive dans la compétitivité des entreprises, ainsi que leur rôle dans la réduction des coûts de maintenance, en particulier, et du cycle de vie des produits industriels, en général. Nous avons décrit, par la suite, la nécessité de la mise en place d'une politique de maintenance prédictive pour le secteur de radio/diffusion et notamment pour la surveillance des émetteurs FM qui constituent un chaînon important d'une chaine de broadcast constituée de plusieurs composants potentiellement répartis sur plusieurs endroits du monde. La solution de surveillance préconisée repose sur le paradigme PHM dont le déploiement pour ce type de système nécessite une approche spécifique. Nous avons donc étudié d'abord les différentes approches de développement d'un système PHM existant dans la littérature pour aboutir après synthèse à un processus générique en 7 étapes résumant les différentes approches proposées dans la littérature.
Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté les étapes nécessaires pour extraire des données de surveillance fiables et exploitables pour une application PHM. Après avoir effectué une revue des méthodes utilisées pour l'identification des composants critiques issues de la sûreté de fonctionnement, nous avons proposé une méthode basée sur le retour d'expérience. Cette

méthode a permis de trouver, pour le problème du partenaire industriel, les composants critiques. Il s'agit notamment de l'alimentation, du ventilateur et du transistor. Ces composants présentent un nombre de pannes trop important traduisant un signe d'une anomalie récurrente qu'il faut identifier et solutionner. Pour affiner cette analyse et pour aboutir à un bon diagnostic des pannes, nous avons appliqué la méthode AMDEC qui permet d'analyser les différentes défaillances de ces pannes critiques et d'inventorier les possibles modes de défaillance et leur criticité. Cette procédure assez générique peut être appliquée sur d'autres types de systèmes où un déploiement de l'approche PHM s'avère nécessaire, car les composants critiques sont identifiés sur la base de différents objectifs (adaptables suivants les systèmes considérés et les buts visés). De plus, la méthodologie peut être étendue en intégrant d'autres indicateurs comme le coût (coût de cycle de vie du système, coût d'indisponibilité du système surveillé, etc.). Enfin, les différentes stratégies de prétraitement des données brutes ont été présentées. Les résultats des données collectées à partir du composant surveillé ne sont généralement pas exploitables en l'état (valeurs manquantes, bruits, valeurs aberrantes, etc.). Pour cela, nous avons appliqué des techniques de prétraitement permettant d'aboutir à des données fiables et exploitables stockées dans des bases de données structurées.

Le troisième chapitre a proposé un cadre d'analyse et de diagnostic des dysfonctionnements de ces émetteurs à l'aide de données provenant de différents capteurs embarqués qui mesurent des variables telles que la température, la vitesse du ventilateur, la pression, la tension, etc. Au total, 14 variables ont été mesurées pour l'application considérée. A partir des enregistrements de ces variables sur une longue période de temps, des techniques d'analyse des données, notamment l'analyse en composantes principales, ont été utilisées à des fins de traitement. Cette technique a permis de réduire la taille de l'espace d'analyse et s'est en même temps révélée opportune car elle a permis de discriminer entre le mode de fonctionnement et le mode hors fonctionnement de l'émetteur en exploitant le positionnement de la vitesse du ventilateur dans l'espace formé par les deux premières composantes principales. Différents algorithmes d'apprentissage automatique testés sur ces données ont permis d'établir des critères de classification à la fois pour le mode de fonctionnement (défaillance / non défaillance) et pour la localisation géographique de l'équipement. Ces résultats sont actuellement mis en œuvre dans de nouveaux produits par l'entreprise partenaire de ce travail.

Dans le dernier chapitre, nous avons présenté une méthode pour le pronostic de défaillances des émetteurs FM. Cette méthode est basée sur une approche guidée par les données. Ainsi, deux étapes sont nécessaires pour sa mise en place. La première étape, dite hors ligne, consiste à établir une phase d'apprentissage de modèles de modes à partir d'historiques complets de données

des émetteurs FM, en utilisant la classification par SVM. La seconde étape est celle réalisée en ligne ; c'est une phase d'utilisation des modèles appris pour estimer l'état courant du système et prédire l'évolution de son état de santé dans le temps. Cette étape a nécessité la construction d'un indicateur de progression du processus de dégradation qui n'est autre que la distance de l'observation actuelle par rapport à la droite séparatrice du SVM des modes (sain/défaillant). L'utilisation de cet indicateur comme déclencheur d'alerte est aussi enrichie par un deuxième indicateur qui est la vitesse de dégradation vers la droite séparatrice. La méthode proposée a été testée sur des données réelles d'un émetteur FM collectées sur une période de 2 ans et quelques mois mais également sur des données de simulation.
L'émetteur FM représente un système clé d'une chaine de radiodiffusion, c'est celui qui se vend le plus pour l'entreprise WorldCast Systems et aussi celui qui possède le taux de pannes le plus élevé par rapport aux autres produits de l'entreprise. L'estimation de sa dégradation et la prédiction de son état de santé constituent alors une aide à la décision précieuse pour la planification des interventions de maintenance. La méthode proposée dans ce chapitre, qui reste à perfectionner, permet de prédire potentiellement l'évolution de la dégradation et donc d'anticiper les pannes éventuelles. Le peu de traitement (stockage et calcul) nécessité par l'indicateur de dégradation proposé rend plus simple la mise en œuvre industrielle de la méthode.

Perspectives

Les travaux développés dans cette thèse représentent une étape primordiale vers le déploiement industriel d'une démarche PHM pour les émetteurs FM. De nombreuses perspectives aussi bien scientifiques qu'industrielles peuvent être formulées par rapport à ces travaux.

En ce qui concerne les perspectives scientifiques, les points suivants nous semblent nécessaires.

— Pour l'étape du pronostic présentée dans le chapitre 4, elle repose en grande partie sur l'obtention d'un bon indicateur de santé du système, ce qui est un véritable challenge en pratique surtout dans le cas de l'approche « PHM orienté données ». A ce propos, l'indicateur de santé proposé dans le chapitre 4, qui repose sur le positionnement des enregistrements séquentiels des variables mesurées du système par rapport à une frontière séparant l'état sain de l'état défaillant du système, mériterait un approfondissement en termes de : formalisation générique, généralisation par rapport une frontière quelconque plutôt qu'un plan comme nous l'avons présenté. Plus généralement, la complexité des

systèmes auxquels font face les ingénieurs aujourd'hui et dans le futur commande à passer d'un indicateur de santé ou un seul critère d'arrêt de type RUL à plusieurs indicateurs de santé et plusieurs critères de décision c'est-à-dire à des problèmes de type « décision multicritères/multi-objectifs ».

— Dans notre démarche nous avons considéré l'émetteur FM comme une boite noire ; or, l'émetteur est constitué de plusieurs composants. Comme perspectives, une démarche de modélisation en boite grise-blanche peut être proposée afin d'implémenter une approche au niveau système du pronostic qui prend en compte les mécanismes de dégradation de chaque composant et d'éventuelles interactions entre les composants.

— Trouver une méthode permettant de séparer les points qui se chevauchent pour notre cas d'application réel ou trouver une correspondance physique. Une des hypothèses qui pourrait être émise pour expliquer ce chevauchement est l'existence d'un état intermédiaire entre l'état sain et l'état défaillant.

— Appliquer la méthode de pronostic proposée (diminution de la distance par rapport l'hyperplan en fonction de la progression de la dégradation) sur plus de données réelles pour la validation.

— Prendre en compte l'incertitude dans la méthode du pronostic proposée.

Pour les perspectives industrielles qui peuvent être considérées par rapport au travail présenté dans cette thèse, elles sont essentiellement relatives aux points suivants.

— De nombreux travaux de recherches ont proposé différents critères pour la sélection des données de surveillance qui se basent sur une analyse visuelle des ensembles de données. Il pourrait être intéressant d'étudier une méthode unifiée de sélection des données des capteurs afin de construire des modèles pour le PHM.

— L'entreprise reçoit plusieurs retours des équipements en panne pour une réparation. Le produit a une carte SD qui enregistre la période d'utilisation jusqu'à la défaillance. Il serait intéressant d'enregistrer plusieurs modes de défaillance de chaque composant afin de construire un bon modèle pour la détection et le diagnostic.

— Test de l'émetteur dans le cas nominal afin d'établir une classification de l'utilisation du client dans le cas sain et une comparaison avec un seuil qui sépare la zone d'utilisation acceptable et la zone non acceptable.

— Le déploiement d'un prototype PHM pour les émetteurs FM : la procédure de détection et de diagnostic proposée dans le chapitre 3 permet de détecter, de localiser et d'identifier les pannes de l'émetteur FM. L'approche proposée a été validée sur des données réelles. On a mis en place un schéma qui facilite la compréhension du cahier des charges

de l'application du prototype PHM (Figure 4.19). Ce schéma vise le développement et la réalisation d'un prototype de PHM pour les équipements de radio/télédiffusion et plus particulièrement les émetteurs FM. Il résulte de l'implémentation de la démarche PHM et des algorithmes développés dans le cadre de la thèse pour la partie détection/diagnostic. L'entreprise Worldcast Systems a souhaité intégrer la démarche proposé et les algorithmes développés pendant la thèse dans un processus industriel.
L'implémentation du prototype est divisée en 4 parties (Figure 4.19) afin de simplifier la démarche pour les développeurs et d'autres personnes qui seront appelées à participer à la réalisation du projet :

1. PHM : ce sont les algorithmes développés lors de la thèse. Chaque algorithme est la sortie ou l'entrée d'une tâche.
2. Embarqué : les développeurs travaillant dans le domaine de l'embarqué doivent réaliser les tâches décrites dans le schéma et modifier le code suivant les règles de codage définies pour les émetteurs en tenant compte des contraintes de tailles mémoires et du temps d'exécution.
3. IHM (Reporting) : les développeurs d'IHM réaliseront l'interface homme-machine qui permettra d'afficher sous différentes formes les informations reçues pour une utilisation en ligne ou ultérieure.
4. Marketing : les chargées de communication et marketing communiquerons les nouveautés sur les produits dans leur stratégie de communication et créeront les publicités et les médias.

Toutefois, afin de garantir le bon déploiement du prototype, il faut respecter les consignes suivantes.
Pour la collecte des données :
— identifier les sources de données au sein de Worldcast Systems ;
— identifier les personnes responsables de ces données ;
— mettre en place une démarche efficace pour récupérer ces données.
Pour la définition de l'architecture générique de l'émetteur FM :
— définir les différents modules ;
— spécifier les données d'entrée (type, caractéristiques, quantité, qualité, précisions, incertitudes, etc.) ;
— spécifier les performances attendues.
Pour les algorithmes développés :

— tester les algorithmes développés dans la thèse ;
— actualiser les algorithmes développés pour répondre aux exigences et les performances attendues ;
— construire des bases d'apprentissage ;
— capitaliser sur l'approche développée.

Pour la partie industrialisation :

— développer l'environnement informatique en vue d'une pré-industrialisation ;
— développer l'interface en tenant compte de l'interopérabilité avec les systèmes pré-existants ;
— développer les modules complémentaires ;
— tester et valider les fonctionnalités du logiciel développé.

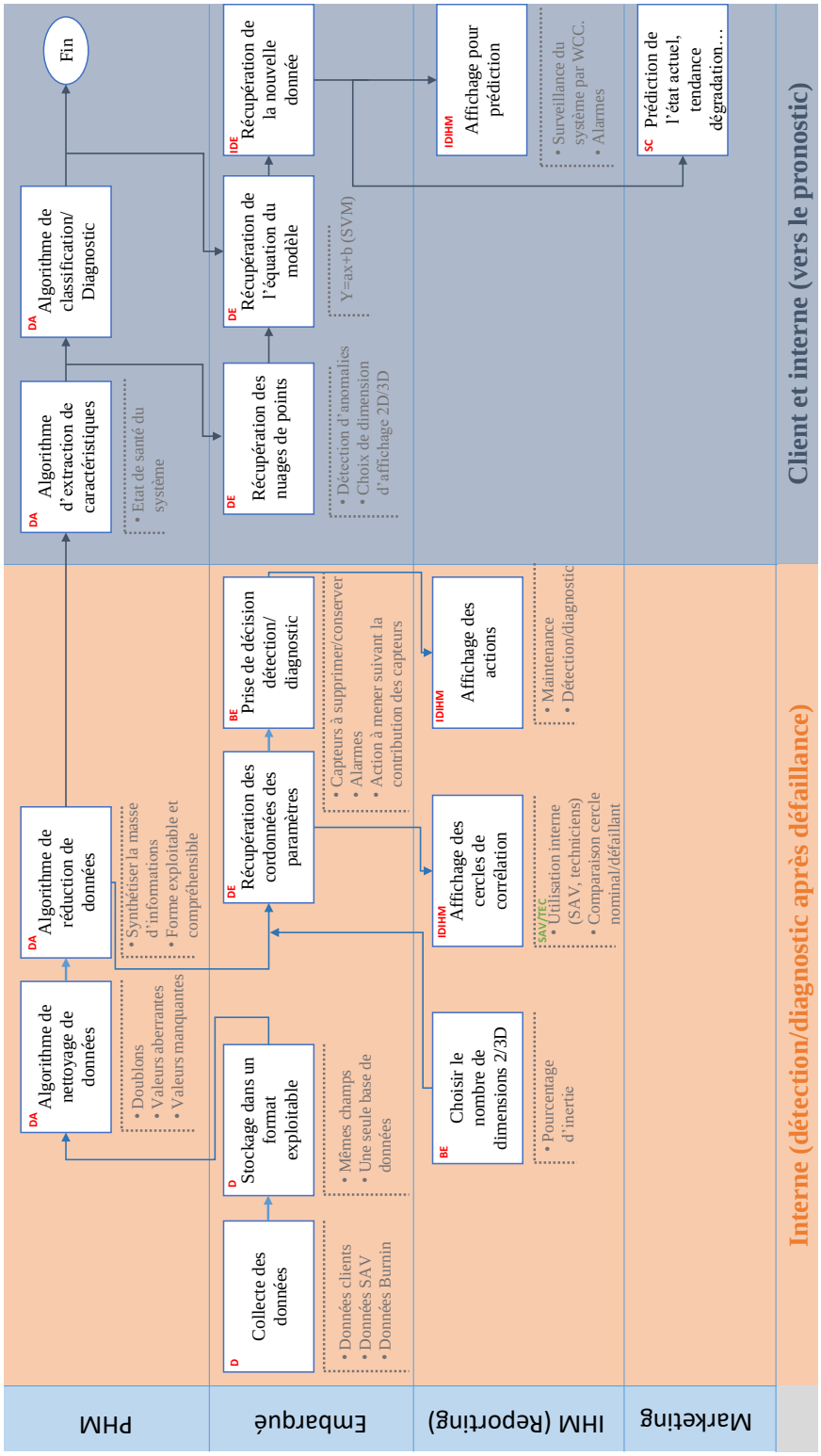


FIGURE 4.19 – Schéma du déploiement du prototype PHM pour les émetteurs FM.

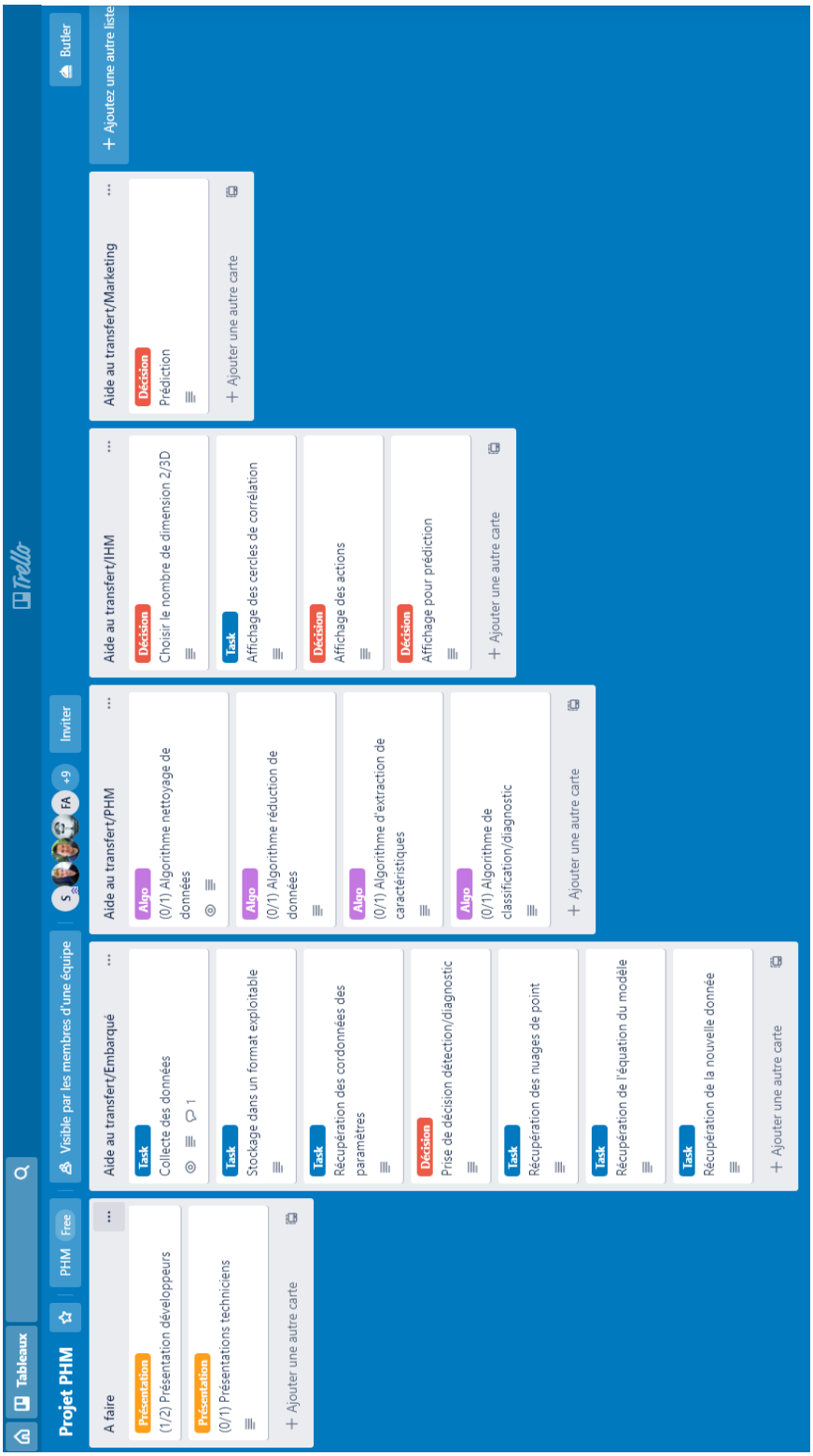


FIGURE 4.20 – Schéma du suivi d'aide au transfert à l'entreprise par l'outil de gestion de projet Trello.

Bibliographie

[1] Diagnostics of machines-prognostics part 1 : General guidelines. *ISO13381-1 : 2004 (e). vol. ISO/IEC Directives Part 2, IO f. S*, page 14, 2004.

[2] Transformation numérique. https ://www.airliquide.com/sites/airliquide.com/files/2017/01/27/transformation-numerique-dossier-presse.pdf, 27 Janvier 2017.

[3] Systèmes de management de la qualité — principes essentiels et vocabulaire. *9000 :2015*, Septembre 2015.

[4] H. Abdi and L. J. Williams. Principal component analysis. *Wiley interdisciplinary reviews : computational statistics*, 2(4) :433–459, 2010.

[5] AFNOR. Analyse des modes de défaillance et de leurs effets (amde et amdec). *NF EN IEC 60812*, 2018-10-12.

[6] AFNOR. Maintenance - concepts et définitions des activités de maintenance. *X60-010*, Décembre 1994.

[7] AFNOR. Métrologie - essais - métrologie dans l'entreprise - constat de vérification des moyens de mesure. *X07-011*, Décembre 1994.

[8] AFNOR. Maintenance - terminologie de la maintenance. *NF EN 13306*, Janvier 2018.

[9] J. I. Aizpurua and V. M. Catterson. Adeps : a methodology for designing prognostic applications. 2016.

[10] M. R. J. Alves, C. de Oliveira Bizarria, and R. K. H. Galvão. Trend analysis for prognostics and health monitoring. In *Brazilian Symposium on Aerospace Eng. & Applications*, 2009.

[11] R. Arunthavanathan, F. Khan, S. Ahmed, S. Imtiaz, and R. Rusli. Fault detection and diagnosis in process system using artificial intelligence-based cognitive technique. *Computers & Chemical Engineering*, 134 :106697, 2020.

[12] V. Atamuradov, K. Medjaher, P. Dersin, B. Lamoureux, and N. Zerhouni. Prognostics and health management for maintenance practitioners-review, implementation and tools evaluation. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 8(060) :1–31, 2017.

[13] L. Auria and R. A. Moro. Support vector machines (svm) as a technique for solvency analysis. 2008.

[14] L. Barnier. Afi klm e&m mise sur la maintenance prédictive avec prognos. https ://www.journal-aviation.com/actualites/37488-mro-afi-klm-e-m-mise-sur-la-maintenance-predictive-avec-prognos, 13 Juillet 2017.

[15] C. Beler. *Modélisation générique d'un retour d'expérience cognitif. Application à la prévention des risques*. PhD thesis, 2008.

[16] M. Bengtsson. Condition based maintenance system technology–where is development heading. *Condition Based Maintenance Systems–An Investigation of Technical Constituents and Organizational Aspects*, 55, 2004.

[17] V. Billat. *VO2 max à l'épreuve du temps : Pour une nouvelle vision de l'entrainement*. De Boeck Superieur, 2013.

[18] M. Brahimi, K. Medjaher, M. Leouatni, and N. Zerhouni. Critical components selection for a prognostics and health management system design : an application to an overhead contact system. 2016.

[19] M. Brahimi, K. Medjaher, M. Leouatni, and N. Zerhouni. Development of a prognostics and health management system for the railway infrastructure—review and methodology. In *2016 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chengdu)*, pages 1–8. IEEE, 2016.

[20] M. Brahimi, K. Medjaher, M. Leouatni, and N. Zerhouni. Prognostics and health management for an overhead contact line system-a review. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 8, 2017.

[21] G. H. Brundtland. Rapport brundtland. *Ministère des Affaires étrangères et du Développement international. L'Odyssée du développement durable. http ://www. diplomatie. gouv. fr/fr/sites/odyssee-developpementdurable/files/5/rapport_brundtland. pdf (Page consultée le 31 mai 2014)*, 1987.

[22] C. Cempel. Multidimensional condition monitoring of mechanical systems in operation. *Mechanical systems and signal processing*, 17(6) :1291–1303, 2003.

[23] S. Cheng and M. Pecht. A fusion prognostics method for remaining useful life prediction of electronic products. In *2009 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*, pages 102–107. IEEE, 2009.

[24] P. Cocheteux, A. Voisin, E. Levrat, and B. Iung. Prognostic design : requirements and tools. 2009.

[25] X. Dai and Z. Gao. From model, signal to knowledge : A data-driven perspective of fault detection and diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 9(4) :2226–2238, 2013.

[26] J. Desjardins. L'analyse de régression logistique. *Tutorial in quantitative methods for psychology*, 1(1) :35–41, 2005.

[27] A. Desroches, D. Baudrin, and M. Dadoun. *L'analyse préliminaire des risques : principes et pratiques.* Hermes science publications, 2009.

[28] S. Dodson. Le " de rating " en pratique. ECI ELectronique Composants and Instrumentation, 13 Novembre 2015.

[29] O. E. Dragomir, R. Gouriveau, F. Dragomir, E. Minca, and N. Zerhouni. Review of prognostic problem in condition-based maintenance. In *2009 European Control Conference (ECC)*, pages 1587–1592. IEEE, 2009.

[30] E. Dubé. Bombardier orbita predictive asset management. In *Bombardier Transportation, AusRAIL PLUS 2007*, 2007.

[31] R. Duda, P. Hart, D. Stork, and A. Ionescu. Pattern classification, chapter nonparametric techniques, 2001.

[32] M. El Koujok. *Contribution au pronostic industriel : intégration de la confiance à un modèle prédictif neuro-flou.* PhD thesis, 2010.

[33] S. J. Engel, B. J. Gilmartin, K. Bongort, and A. Hess. Prognostics, the real issues involved with predicting life remaining. In *2000 ieee aerospace conference. proceedings (cat. no. 00th8484)*, volume 6, pages 457–469. IEEE, 2000.

[34] C. A. Ericson and C. Ll. Fault tree analysis. In *System Safety Conference, Orlando, Florida*, volume 1, pages 1–9, 1999.

[35] D. P. Filev and F. Tseng. Novelty detection based machine health prognostics. In *2006 International Symposium on Evolving Fuzzy Systems*, pages 193–199. IEEE, 2006.

[36] K. Gerard. *Amélioration de la Maintenance du réseau de transmission fibre optique d'un opérateur télécom : cas de MTN Côte d'Ivoire.* PhD thesis, Publié le 22 avril 2013 sur youscribe.

[37] M. Glade. *Modélisation des coûts de cycle de vie : prévision des coûts de maintenance et de la fiabilité : Application à l'aéronautique.* PhD thesis, Ecully, Ecole centrale de Lyon, 2005.

[38] M. Godichaud. *Outils d'aide à la décision pour la sélection des filières de valorisation des produits de la déconstruction des systèmes en fin de vie : application au domaine aéronautique.* PhD thesis, 2009.

[39] K. Goebel, B. Saha, A. Saxena, J. R. Celaya, and J. P. Christophersen. Prognostics in battery health management. *IEEE instrumentation & measurement magazine*, 11(4) :33–40, 2008.

[40] R. Gouriveau. *Contribution à l'optimisation des processus de prédiction et de classification pour le Prognostics and Health Management.* PhD thesis, 2015.

[41] R. Gouriveau and K. Medjaher. Prognostics. part : Industrial prognostic-an overview., 2011.

[42] R. Gouriveau, K. Medjaher, E. Ramasso, and N. Zerhouni. Phm-prognostics and health management-de la surveillance au pronostic de défaillances de systèmes complexes. *Techniques de l'ingénieur*, 2013.

[43] R. Gouriveau, K. Medjaher, and N. Zerhouni. *Du concept de PHM à la maintenance prédictive 1 : Surveillance et pronostic*, volume 3. ISTE Group, 2017.

[44] G. Gupta and R. P. Mishra. Comparative analysis of traditional and fuzzy fmeca approach for criticality analysis of conventional lathe machine. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, pages 1–8, 2020.

[45] A. Heng, A. C. Tan, J. Mathew, N. Montgomery, D. Banjevic, and A. K. Jardine. Intelligent condition-based prediction of machinery reliability. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23(5) :1600–1614, 2009.

[46] A. Hess, G. Calvello, P. Frith, S. Engel, and D. Hoitsma. Challenges, issues, and lessons learned chasing the "big p" : real predictive prognostics part 2. In *2006 IEEE Aerospace Conference*, pages 1–19. IEEE, 2006.

[47] H. Hotteling. Multivariate quality control, illustrated by the air testing of sample bombsights. *Selected Techniques of Statistical Analysis (Ed MWHC Eisenhart, and WA Wallis). New York, NY, USA : Mc-Graw-Hill*, 1947.

[48] E. H. Ibtissam. Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels–fiabilité et facteurs humains. *slideshare*, 8 Janvier 2015.

[49] F. Jaramillo, M. Orchard, C. Muñoz, C. Antileo, D. Sáez, and P. Espinoza. On-line estimation of the aerobic phase length for partial nitrification processes in sbr based on features extraction and svm classification. *Chemical Engineering Journal*, 331 :114–123, 2018.

[50] A. K. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical systems and signal processing*, 20(7) :1483–1510, 2006.

[51] K. Javed, R. Gouriveau, and N. Zerhouni. Sw-elm : A summation wavelet extreme learning machine algorithm with a priori parameter initialization. *Neurocomputing*, 123 :299–307, 2014.

[52] L. C. Jaw and W. Merrill. Cbm+ research environment-facilitating technology development, experimentation, and maturation. In *2008 IEEE Aerospace Conference*, pages 1–6. IEEE, 2008.

[53] M. L. Jockers and D. M. Witten. A comparative study of machine learning methods for authorship attribution. *Literary and Linguistic Computing*, 25(2) :215–223, 2010.

[54] M. Jouin, R. Gouriveau, D. Hissel, M.-C. Péra, and N. Zerhouni. Prognostics of pem fuel cell in a particle filtering framework. *International Journal of Hydrogen Energy*, 39(1) :481–494, 2014.

[55] S. Karamizadeh, S. M. Abdullah, M. Halimi, J. Shayan, and M. javad Rajabi. Advantage and drawback of support vector machine functionality. In *2014 international conference on computer, communications, and control technology (I4CT)*, pages 63–65. IEEE, 2014.

[56] G. Karuppusami and R. Gandhinathan. Pareto analysis of critical success factors of total quality management. *The TQM magazine*, 2006.

[57] R. Kothamasu, S. H. Huang, and W. H. VerDuin. System health monitoring and prognostics—a review of current paradigms and practices. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 28(9-10) :1012–1024, 2006.

[58] S. B. Kotsiantis, I. Zaharakis, and P. Pintelas. Supervised machine learning : A review of classification techniques. *Emerging artificial intelligence applications in computer engineering*, 160 :3–24, 2007.

[59] S. Kumar, M. Torres, Y. Chan, and M. Pecht. A hybrid prognostics methodology for electronic products. In *2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, pages 3479–3485. IEEE, 2008.

[60] G. Landy. *AMDEC : Guide pratique*. Afnor, 2011.

[61] B. B. G. Lavignon and Souris. Processus de maintenance dans l'industrie pharmaceutique. *STP PHARMA PRATIQUES*, 18(2), mars-avril 2008.

[62] A. Le Mortellec. *Proposition d'une architecture de surveillance" active" à base d'agents intelligents pour l'aide à la maintenance de systèmes mobiles-Application au domaine ferroviaire*. PhD thesis, 2014.

[63] M. Lebold, K. Reichard, C. S. Byington, and R. Orsagh. Osa-cbm architecture development with emphasis on xml implementations. In *Maintenance and Reliability Conference (MARCON)*, pages 6–8, 2002.

[64] M. Lebold, K. M. Reichard, and D. Boylan. Utilizing dcom in an open system architecture framework for machinery monitoring and diagnostics. In *2003 IEEE aerospace conference*, pages 1227–1236, 2003.

[65] J. Lee, F. Wu, W. Zhao, M. Ghaffari, L. Liao, and D. Siegel. Prognostics and health management design for rotary machinery systems—reviews, methodology and applications. *Mechanical systems and signal processing*, 42(1-2) :314–334, 2014.

[66] W.-S. Lee, D. L. Grosh, F. A. Tillman, and C. H. Lie. Fault tree analysis, methods, and applications - a review. *IEEE transactions on reliability*, 34(3) :194–203, 1985.

[67] D. Li and S. Liu. *Water Quality Monitoring and Management : Basis, Technology and Case Studies*. Academic Press, 2018.

[68] L. Liao and F. Köttig. Review of hybrid prognostics approaches for remaining useful life prediction of engineered systems, and an application to battery life prediction. *IEEE Transactions on Reliability*, 63(1) :191–207, 2014.

[69] G. Luo, G. Chen, L. Tian, K. Qin, and S.-E. Qian. Minimum noise fraction versus principal component analysis as a preprocessing step for hyperspectral imagery denoising. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 42(2) :106–116, 2016.

[70] J. Luo, K. R. Pattipati, L. Qiao, and S. Chigusa. Model-based prognostic techniques applied to a suspension system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A : Systems and Humans*, 38(5) :1156–1168, 2008.

[71] S. Mahadevan and S. L. Shah. Fault detection and diagnosis in process data using one-class support vector machines. *Journal of process control*, 19(10) :1627–1639, 2009.

[72] N. Matta, Y. Vandenboomgaerde, and J. Arlat. *Supervision, surveillance et sûreté de fonctionnement des grands systèmes*. Lavoisier, 2012.

[73] B. MECHIN. *Maintenance : préface*. Ed. Techniques Ingénieur, 2004.

[74] K. Medjaher. *Contribution au pronostic de défaillances guidé par des données*. PhD thesis, 2014.

[75] K. Medjaher and N. Zerhouni. Hybrid prognostic method applied to mechatronic systems. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 69(1-4) :823–834, 2013.

[76] N. T. Michel Crucianu, Marin Ferecatu. Svm lineaires. *CNAM*, 2016.

[77] R. C. Millar. A different approach to implementing phm based rcm. In *2010 IEEE Aerospace Conference*, pages 1–7. IEEE, 2010.

[78] Y. MORTUREUX. Analyse préliminaire de risques. 2002.

[79] Y. Mortureux. Arbres de défaillance, des causes et d'événement. 2002.

[80] A. Mosallam. *Remaining useful life estimation of critical components based on Bayesian Approaches.* PhD thesis, 2014.

[81] A. Najafi, A. Joudaki, and E. Fatemizadeh. Nonlinear dimensionality reduction via path-based isometric mapping. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 38(7) :1452–1464, 2015.

[82] K. Negrichi. *Approche intégrée pour l'analyse de risques et l'évaluation des performances : application aux services de stérilisation hospitalière*. PhD thesis, 2015.

[83] G. Niu and B.-S. Yang. Dempster–shafer regression for multi-step-ahead time-series prediction towards data-driven machinery prognosis. *Mechanical systems and signal processing*, 23(3) :740–751, 2009.

[84] M. Orchard, B. Wu, and G. Vachtsevanos. A particle filtering framework for failure prognosis. In *World tribology congress III*, pages 883–884. American Society of Mechanical Engineers Digital Collection, 2005.

[85] K. Pearson. Liii. on lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 2(11) :559–572, 1901.

[86] M. Pecht. Prognostics and health management of electronics. *Encyclopedia of structural health monitoring*, 2009.

[87] M. Pecht and J. Gu. Physics-of-failure-based prognostics for electronic products. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 31(3-4) :309–322, 2009.

[88] M. G. Pecht. A prognostics and health management roadmap for information and electronics-rich systems. *IEICE ESS Fundamentals Review*, 3(4) :4_25–4_32, 2010.

[89] Y. Peng, M. Dong, and M. J. Zuo. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance : a review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 50(1-4) :297–313, 2010.

[90] R. Penha, J. Hines, and B. Upadhyaya. Application of hybrid modeling for monitoring heat exchangers. In *Proceedings of the 3rd Meeting of the Americas-America's Nuclear Energy Symposium*, pages 411–418, 2002.

[91] N. H. Pontoppidan and J. Larsen. Unsupervised condition change detection in large diesel engines. In *2003 IEEE XIII Workshop on Neural Networks for Signal Processing (IEEE Cat. No. 03TH8718)*, pages 565–574. IEEE, 2003.

[92] G. Press. Cleaning big data : Most time-consuming, least enjoyable data science task, survey says. *FORBES*, Mar 23, 2016.

[93] R. Rakotomalala. Arbres de décision. *Revue Modulad*, 33 :163–187, 2005.

[94] P. Ribot. *Vers l'intégration diagnostic/pronostic pour la maintenance des systèmes complexes*. PhD thesis, 2009.

[95] K. Salahshoor, M. Kordestani, and M. S. Khoshro. Fault detection and diagnosis of an industrial steam turbine using fusion of svm (support vector machine) and anfis (adaptive neuro-fuzzy inference system) classifiers. *Energy*, 35(12) :5472–5482, 2010.

[96] H. Sarih, A. Tchangani, K. Medjaher, and E. Péré. Critical components identification based on experience feedback data in the framework of phm. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11) :429–434, 2018.

[97] H. Sarih, A. Tchangani, K. Medjaher, and E. Péré. Data reduction of a distributed broadcast system subject to different operating contexts and conditions. In *Proc. Asia–Pac. Conf. Prognostics Health Manag. Soc*, pages 208–216, 2019.

[98] H. Sarih, A. P. Tchangani, K. Medjaher, and E. Péré. Data preparation and preprocessing for broadcast systems monitoring in phm framework. In *2019 6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, pages 1444–1449. IEEE, 2019.

[99] M. Schwabacher and K. Goebel. A survey of artificial intelligence for prognostics. In *AAAI Fall Symposium : Artificial Intelligence for Prognostics*, pages 108–115, 2007.

[100] X.-S. Si, W. Wang, C.-H. Hu, and D.-H. Zhou. Remaining useful life estimation–a review on the statistical data driven approaches. *European journal of operational research*, 213(1) :1–14, 2011.

[101] J. Sikorska, M. Hodkiewicz, and L. Ma. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry. *Mechanical systems and signal processing*, 25(5) :1803–1836, 2011.

[102] F. B. Sitayeb. *Contribution à l'étude de la performance et de la robustesse des ordonnancements conjoints Production/Maintenance-Cas du Flowshop.* PhD thesis, 2005.

[103] H. Skima. *Pronostic et algorithmes distribués de décision post-pronostic dans les systèmes à base de MEMS.* PhD thesis, 2016.

[104] A. E. Smith, D. W. Coit, and Y.-C. Liang. A neural network approach to condition based maintenance : case study of airport ground transportation vehicles. *IMA Journal of Management Mathematics on Maintenance, Replacement and Reliability*, 2003.

[105] M. Soualhi, K. T. Nguyen, A. Soualhi, K. Medjaher, and K. E. Hemsas. Health monitoring of bearing and gear faults by using a new health indicator extracted from current signals. *Measurement*, 141 :37–51, 2019.

[106] W. Systems. Rapports de maintenance experts., 2017.

[107] F. Tamssaouet, K. T. Nguyen, and K. Medjaher. System-level prognostics under mission profile effects using inoperability input-output model. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, 2019.

[108] F. Tamssaouet, T. K. Nguyen, K. Medjaher, and M. E. Orchard. Uncertainty quantification in system-level prognostics : Application to tennessee eastman process. In *2019 6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, pages 1243–1248. IEEE, 2019.

[109] G. Tavares, Z. Zsigraiová, V. Semiao, and M. da Graca Carvalho. Monitoring, fault detection and operation prediction of msw incinerators using multivariate statistical methods. *Waste management*, 31(7) :1635–1644, 2011.

[110] A. TECHNOLOGY. Déverminage., Consulté le 12/08/2019.

[111] M. Thurston and M. Lebold. Open standards for condition-based maintenance and prognostic systems,"marcon, 2001".

[112] D. A. Tobon-Mejia, K. Medjaher, N. Zerhouni, and G. Tripot. A data-driven failure prognostics method based on mixture of gaussians hidden markov models. *IEEE Transactions on reliability*, 61(2) :491–503, 2012.

[113] S. Uckun, K. Goebel, and P. J. Lucas. Standardizing research methods for prognostics. In *2008 International Conference on Prognostics and Health Management*, pages 1–10. IEEE, 2008.

[114] Y. Vérot. Retour d'expérience dans les industries de procédé. *Techniques de l'ingénieur. L'Entreprise industrielle*, 2(AG4610) :1–4, 2001.

[115] V. Versailles. Digitalization in maintenance at sncf. no.5. https ://bunken.rtri.or.jp/PDF/cdroms1/0048/2018/0048000039.pdf, Novembre2018.

[116] A. Villemeur. Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels–fiabilité et facteurs humains. *informatisation, Eyrolles, Paris*, 1988.

[117] R. Wald, T. M. Khoshgoftaar, and J. C. Sloan. Using feature selection to determine optimal depth for wavelet packet decomposition of vibration signals for ocean system reliability. In *2011 IEEE 13th International Symposium on High-Assurance Systems Engineering*, pages 236–243. IEEE, 2011.

[118] A. Worth and B. Escartin-Claveria. Alstom's approach to railway condition monitoring. 2014.

[119] W. Wu, J. Hu, and J. Zhang. Prognostics of machine health condition using an improved arima-based prediction method. In *2007 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, pages 1062–1067. Ieee, 2007.

[120] K. Yan, J. Huang, W. Shen, and Z. Ji. Unsupervised learning for fault detection and diagnosis of air handling units. *Energy and Buildings*, 210 :109689, 2020.

[121] Z. Yang, J. Zhong, and S. Wong. Machine learning method with compensation distance technique for gear fault detection. In *2011 9th World Congress on Intelligent Control and Automation*, pages 632–637. IEEE, 2011.

[122] N. Yoboue. *Etude technologique pour l'amélioration des performances d'un capteur à gaz à oxyde métallique : développement d'une plateforme chauffante haute température et intégration de couche sensible nanostructurée*. PhD thesis, Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier, 2010.

[123] M.-L. Zhang and Z.-H. Zhou. Ml-knn : A lazy learning approach to multi-label learning. *Pattern recognition*, 40(7) :2038–2048, 2007.

[124] E. Zio and F. Di Maio. A data-driven fuzzy approach for predicting the remaining useful life in dynamic failure scenarios of a nuclear system. *Reliability Engineering & System Safety*, 95(1) :49–57, 2010.